

小型断路器柔性装配中视觉识别系统的设计与应用

闫俊涛, 吴自然, 陈宪帅, 吴桂初, 舒亮

(温州大学, 浙江温州 325000)

摘要: 现代制造业对小型断路器(MCB)生产过程的效率和精度要求都在不断提高,传统的人工装配效率低且装配质量参差不齐,而传统基于振动盘上料的自动装配技术限制了制造的柔性化水平;针对上述问题以及未来的市场需求,提出了一种基于机器视觉的小型断路器柔性装配系统,该系统搭建专用的视觉识别模块,通过VGG-16架构的深度学习分类器和特征模板匹配方法,对小型断路器零件的种类、位置坐标、当前姿态进行识别,并将识别结果发送给工业机器人控制器,指导工业机器人对不同型号产品的不同零件类型通过机器人夹爪的灵活切换来完成不同的装配任务;实验表明,该系统对零件种类识别准确率为99.8%,坐标偏差在 ± 0.3 mm以内,旋转角度偏差在 $\pm 0.8^\circ$ 以内,达到了MCB装配的精度要求,符合柔性化制造的需求。

关键词: 机器视觉;深度学习;姿态识别;柔性装配

Research and Application of Visual Recognition System in Flexible Assembly of Miniature Circuit Breakers

Yan Juntao, Wu Ziran, Chen Xianshuai, Wu Guichu, Shu Liang

(Wenzhou University, Wenzhou 325000, China)

Abstract: High efficiency and precision are the key requirements of modern miniature circuit breaker (MCB) manufacturing. Traditional manual assembly is inefficient and the quality is uneven. Conventional automatic assembling techniques with vibrating plate loading limit the flexibility in manufacturing. To solve the problems above and to meet future market demand, a flexible system using machine vision for miniature circuit breaker assembly is proposed. The system builds a visual recognition module that identifies the category, position and posture of an MCB component by the VGG-16 deep learning classifier and feature-template matching, and sends the recognition result to the industrial robot, which is guided to flexibly switch the corresponding robot jaw and perform different assembly motions. The experimental result shows that the visual system has an accuracy rate of 99.8% for category recognition, the coordinate deviation is within ± 0.3 mm, and the rotation angle deviation is within $\pm 0.8^\circ$, which meets the precision requirement of flexible MCB assembly.

Keywords: machine vision; deep learning; posture recognition; flexible assembly

0 引言

随着制造行业不断发展,众多企业已经实现了“机器换人”的自动化改造,正在向智能化迈进。传统的自动化装配都是通过振动盘来上料保证零件姿态和位置的一致性,然后通过示教或离线编程的方式使工业机器人从固定的位置夹取零件至固定的安装位置,之后重复固定的轨

迹、执行固定的任务^[1]。这种传统的自动化装配虽然在一定程度上提高了产品的质量和生产效率,但是也存在一些问题:1)某些零部件无法通过振动盘机构调整姿态和位置,需要通过特定复杂机构完成调整;2)按照传统的方案一台工业机器人通常只执行一项固定的安装任务,为了完成所有的安装步骤就需要配置大量的工业机器人,这样会增加设备的投入,也造成了工业机器人资源的浪费;3)最重要的是,这种传统装配方案是根据装配零件的形状特征来设计振动盘、导轨、工业机器人夹爪等配套设备,在产线的灵活度方面存在很大的缺陷,一旦产品升级或者其中某一个零件有轻微改动,则整个配套设施都需要重新设计和改造。

随着机器视觉技术迅速发展,将机器视觉引入自动装配中可以根据视觉识别结果来调整抓取点坐标及姿态对零件进行抓取,然后将夹起的零件进行相应的平移、旋转操作以达到标准的安装位置和姿态^[2]。一些基于机器视觉的自动化装配的方案也相继被提出。郭瑞,刘振国等人^[3]提

收稿日期:2019-11-25; 修回日期:2020-01-13。

基金项目:浙江省重点研发计划项目(2017C01008);温州市重大科技专项项目(2018ZG020)。

作者简介:闫俊涛(1991-),男,湖北枣阳人,硕士研究生,主要从事电器智能化、机器视觉方向的研究。

通讯作者:吴自然(1984-),男,浙江温州人,硕士生导师,博士,副研究员,主要从事智能制造、机器视觉等方向的研究。

吴桂初(1957-),男,浙江温州人,硕士生导师,教授,主要从事智能电器和智能制造等方向的研究。

舒亮(1982-),男,湖北武汉人,硕士生导师,副研究员,主要从事智能机电系统设计与仿真方向的研究。

出了通过视觉系统对机器人精确定位的智能引导方法,相机采用移动式安装,固定在机器人手爪上跟随手爪移动使机器人可以根据工件的实际位置动态调整抓取点,实现装配机器人精确定位和智能抓取。刘泉晶,沈俊杰^[4]提出了利用机器视觉技术结合 CV-X100 Series Ver3.4 图像处理软件进行边缘位置和边缘宽度检测,得到零件的外形尺寸,提高产品的装配质量的方法,并且在汽车发电机部件自动装配上得到应用。张明建,曾伟明^[5]提出了以德国 MVTec Software GmbH 公司开发的 MERLIC 图像处理软件为支撑的机器人视觉控制平台,构建了小型电机目标装配零件与装配位置自动识别的单目视觉机器人智能抓取系统。徐远,宋爱国等人^[6]针对工业生产中自动装配技术装配精度不高的问题,提出了一种基于机器视觉和六维力传感器的自动装配控制方法,该方法采用两个摄像头对装配物体和装配孔两次定位,通过六维力传感器实现装配过程中的力位控制,完成精密装配作业。由以上可知机器视觉技术在自动装配领域具有很好的应用前景。然而现有的方案只是针对单一的对象进行识别和抓取,如果在待识别区域有多种零件,并且每一种零件都需要进行类别、坐标、姿态的识别,同时需要根据识别的结果来切换工业机器人末端的气缸及夹爪,现有的方案无法满足上述需求。

针对上述问题,本文提出了一种基于机器视觉的柔性装配方案,该方案是通过深度学习在相机视野中先进行多种零件种类的识别,再结合图像处理算法程序完成多个零件的种类、坐标以及姿态的识别,可根据不同产品的特征进行灵活优化,达到最佳的识别效果,通过该视觉识别模块可以对零件种类以及实际的位置坐标和姿态进行识别,然后将识别结果发送给工业机器人,指导工业机器人进行夹爪的切换和抓取点的位置调整,最后将夹起的零件进行旋转和平移达到标准的安装位置和姿态,从而实现了一机多用的柔性装配。该系统已经在小型断路器装配生产线上得到了应用。

1 需求分析及系统总体方案设计

1.1 零件装配需求分析

如图 1 所示是标准托盘及零件安装姿态图,其中零件 0、1、2、3、4、5 是在相机视野中小型断路器的装配零件通过视觉识别和工业机器人系统进行分类和姿态调整后的标准状态。

实际工程应用中为了使系统具有一定的容错能力,在设计标准零件托盘的时候采用倒角及滑轨的形式,使零件在一定的角度和坐标偏差的情况下依然可以放置到正确的位置,根据多次实验证明,旋转角度的容错偏差范围为 $\pm 0.8^\circ$,坐标的容错偏差范围为 $\pm 0.3 \text{ mm}$ 。

如图 2 所示是级联分类器的零件分类图,其中包含了小型断路器中可采用自动装配的内部零件图以及所有可能的放置状态,其中包含 6 大类零件,零件名称分别为 0、1、

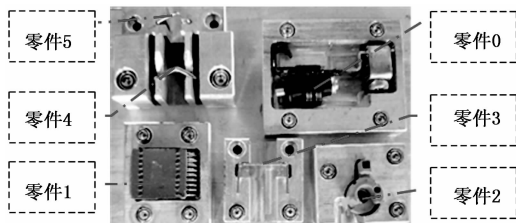


图 1 标准托盘及零件安装姿态图

2、3、4、5,另外,由图 2 中可知其中有些放置状态无论旋转多少角度都无法达到如图 1 所示的标准的安装姿态,还需要借助翻转才能达到标准姿态,因此,对于同一零件的不同放置状态进一步细分,采用二级命名的形式“(零件种类) - (放置状态)”,如“0-0”表示如图 2 所示中第一个零件的第一种状态,其它零件的命名以此类推。这种命名方式可以根据第二级名称——放置状态来确定零件是否需要在旋转平移的基础上再进行翻转操作才能达到标准姿态,其中翻转的方式也会根据二级分类器识别出的结果调出提前设定的翻转程序。由此,任意零件的任意姿态和位置都能通过视觉系统的识别结果指导工业机器人进行夹取、旋转、平移、翻转操作后以标准的姿态放入标准托盘中,之后进入组装程序进行最后的组装操作。

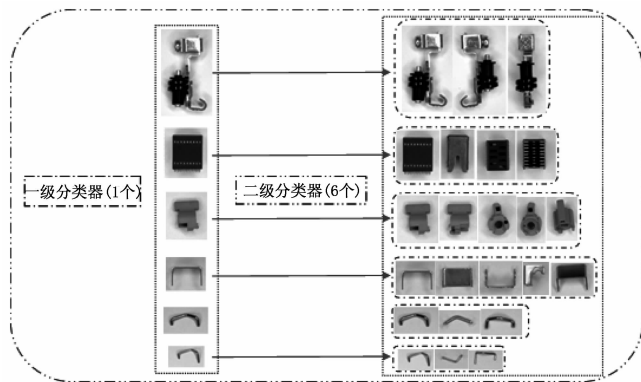


图 2 级联分类器

1.2 系统总体方案设计

如图 3 所示是基于机器视觉的小型断路器柔性装配系统的整体架构框图,该系统主要由视觉识别和运动控制两个子系统构成,其中视觉识别子系统是核心的组成部分,它包括图像采集、图像处理、相机标定以及通信模块,该子系统可以获取相机视野中每个待装配零件的种类、夹取点坐标以及姿态信息,其中夹取点坐标再经过相机标定转换到工业机器人坐标系下,然后将上述信息通过 Socket 通信^[7]发送给机器人控制器。此时运动控制子系统工业机器人就能够通过这些信息切换夹爪来夹取和调整零件的位置和姿态,以达到标准的安装状态。

基于机器视觉的柔性装配系统硬件部分由视觉识别部分和机器人运动控制部分构成。如图 4 所示为系统硬件实物图,其中视觉识别包含相机支架、工业相机及镜头、光

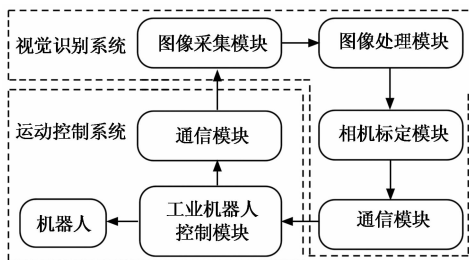


图 3 系统整体架构框图

源、底座、待识别零件，机器人运动控制部分包含工业机器人、伸缩气缸、夹爪、中间过渡组件、标准托盘，另外有些特殊的零件姿态不能直接通过旋转平移得到，因此需要中间过渡组件进行中转调整，得到零件标准的安装姿态后放入到标准托盘中，标准托盘中的零件传送到下一工序直接进行装配。

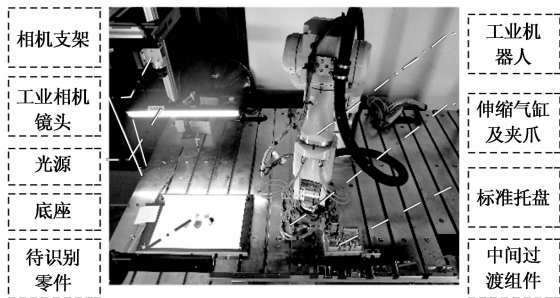


图 4 系统硬件实物图

2 视觉识别系统方案设计

视觉识别部分包含 3 个重要的内容：一个是单个零件种类的识别，包括零件的不同种类以及同一零件的不同放置状态；另一个是零件的姿态（角度）识别，再有一个是零件位置坐标的确定。如图 5 所示为视觉识别系统程序设计流程图，该流程图展示了从接收工业机器人的图片采集信号到最终将获取到的信息发送给工业机器人的过程为一个处理周期。其中包括用 Python + OpenCV^[8]调用相机获取图片，然后将图片经过预处理分割成多个独立的零件图，这些零件图一方面经过深度学习模型来进行类别预测，进而根据预测类别找到对应的零件模板，通过与模板进行特征提取与匹配得到单应性矩阵，通过单应性矩阵分解可以得到旋转矩阵，通过旋转矩阵就可以得到当前零件相对于该零件模板的旋转角度，另一方面，也可以通过模板中定义的夹取点坐标来找到当前零件图片对应点的坐标，然后再根据之前该零件图片切割点的位置坐标求出夹取点在图片像素坐标系中的位置，该像素坐标点再经过相机标定和坐标转换就可以得到夹取点相对于机器人坐标系的位置坐标。结合零件类别、旋转角度、夹取点坐标就可以确定出该零件需要的夹爪类型，零件夹取点位置坐标，以及将零件进行旋转平移特定角度之后放置到对应的安装托盘上，

以供后续的装配机器人进行装配。

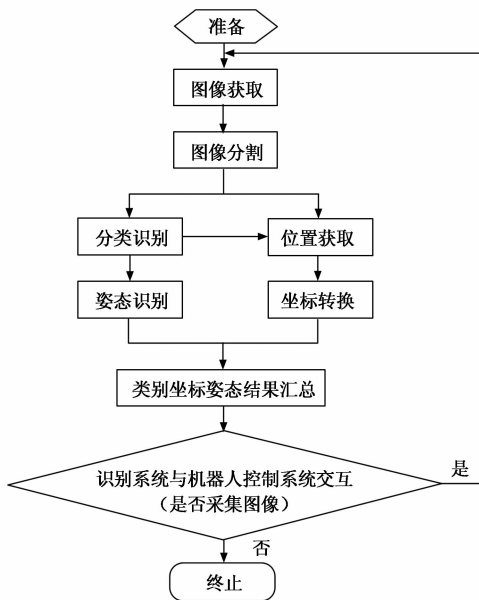


图 5 视觉识别系统程序设计流程图

3 方案实现

3.1 图像获取及分割

如图 6 所示为图像预处理过程框图，其中包括 Sobel 算子^[9]提取零件的边缘信息，高频滤波及二值化以及形态学腐蚀与膨胀，完成上述预处理后对图像中的零件进行分割。

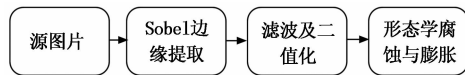


图 6 图像预处理过程框图

由工业相机获取相机视野中如图 7 所示的图片，之后进行如图 8 所示 Sobel 算子计算 x 、 y 方向的梯度然后梯度做差，如图 9 所示低通滤波器平滑图像高频噪声然后模糊二值化，如图 10 所示图像形态学腐蚀与膨胀，一系列图像预处理操作后得到如图 11 所示的零件的最小矩形框，然后按照最小矩形框的 4 个角的坐标计算出零件的垂直切割点，从而得到如图 12 所示的单个零件的切分图。

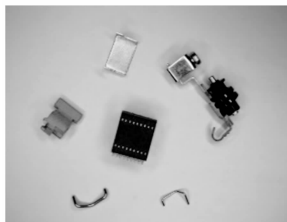


图 7 图片获取



图 8 Sobel 算子

3.2 零件种类识别

零件种类识别是基于深度学习搭建的分类器模型经过



图 9 滤波及二值化



图 10 形态学腐蚀与膨胀

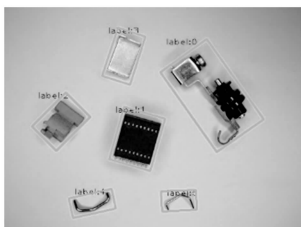


图 11 画最小矩形框

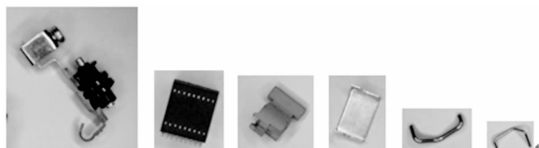


图 12 零件切分

大量训练样本训练, 最终得到专注于对这部分零件进行分类的特定分类器。另外, 由于在实际的识别任务中不仅要识别零件种类还要识别该零件的放置状态, 因为同一零件的不同放置状态在后期机器人抓取的情况处理的方法也有所不同, 因此也归属于不同的类别。对于这种特殊的分类情况, 本文采用了级联分类器来做分类, 如图 2 所示, 其原理是第一级分类器做零件的种类识别, 本文为 6 大类, 第二级分类器是接在每一个一级分类器之后的, 作用是在确定了该零件类别的情况下再做这个零件不同放置状态的识别, 即识别哪一面朝上, 其中零件 0 有 3 种放置状态、零件 1 有 4 种、零件 2 有 5 种、零件 3 有 5 种、零件 4 有 3 种、零件 5 有 3 种, 一共有 23 类; 采用两级分类器来识别的目的是为了提高识别的准确率, 如果用常规的分类器一次做 23 种分类, 则分类错误率会较高, 而这种级联的方式第一级只做 6 分类, 第二级最多做 5 分类, 这样错误的概率就会得到有效的降低。整个分类器需要根据训练样本得到 7 个模型参数, 以实现 7 个分类器的功能, 其中 1 个一级分类器, 6 个二级分类器。

在图像分类识别领域, 卷积神经网络以其模型简单且识别准确率高而普遍应用, 其中以 LeNet5 经典网络模型为开端, LeNet5 模型简单但是识别精度不够高, 而在 LeNet5 上发展而来的 VGG-Net 架构^[10]采用了更深的网络架构、更小的卷积核以及用 ReLU 作为激活函数, 在一定程度上

提高了识别的准确率。虽然到目前为止已经有更深更复杂的模型在大型的识别任务比赛中比 VGG-Net 表现更好, 但是针对本文的分类任务 (一级分类器 6 类、二级分类器最多 5 类), VGG-Net 在保证模型和参数简单的情况下足以达到预期的识别准确率。本文在实现分类器模型设计时, 从卷积神经网络模型的识别准确率和模型的复杂程度来综合考虑, 参考的是经典的 CNN (卷积神经网络) 结构模型 VGG-Net 架构, 在该架构的基础上根据实际零件的特征和分类需求进行了深度和卷积核参数以及输出参数的调整, 得到如图 13 所示的基于卷积神经网络的分类器模型, 根据本文的两级分类需求, 一级分类器是识别零件的大类, 各个零件的特征区别较大, 因此采用 5×5 的卷积核以及较大的步幅就能达到分类效果, 同时, 一级分类器是 6 分类, 因此最后输出的 Softmax 参数设置为 6。而二级分类器是对同一零件的不同放置状态分类, 特征相似度较高, 因此采用 3×3 的卷积核以及较小的步幅, 以获取更多的细节特征, 由于二级分类器是对不同放置状态进行分类, 而每种零件可能的放置状态不一样, 因此每一个二级分类器的最后输出的 Softmax 参数都是取决于该零件有几种放置状态。

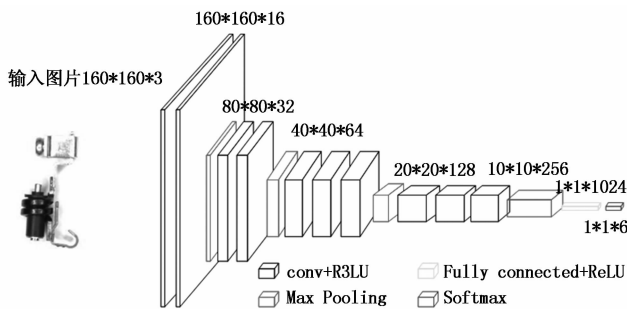


图 13 基于卷积神经网络的分类器模型

3.3 夹取点坐标及姿态获取

对于零件姿态的识别, 根据零件特征点是否明显采用了两种处理方案。方案一: 特征匹配法, 其原理是找出模板与实际零件图片的对应特征点对, 然后根据这些特征点对求出单应性矩阵, 根据单应性矩阵可以求出旋转矩阵, 再根据旋转矩阵求出对应的旋转角度。单应性矩阵 H 与模板中的夹取点坐标相乘可以得到实际的夹取点坐标。

假设两张图像中的对应点对齐次坐标为 $(x', y', 1)$ 和 $(x, y, 1)$, 单应矩阵 H 定义为:

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

则有如下对应关系式:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

上式经过矩阵运算可得到如下对应的表达式：

$$x' = \frac{h_{11}x + h_{12}y + h_{13}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}} \quad (3)$$

$$y' = \frac{h_{21}x + h_{22}y + h_{23}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}} \quad (4)$$

虽然单应性矩阵 \mathbf{H} 包含 9 个参数，但是这里使用的是齐次坐标系，可以进行任意尺度的缩放，因此添加 $\|\mathbf{H}\|=1$ 的约束，所以 \mathbf{H} 只有 8 个自由度，8 自由度的 \mathbf{H} 至少需要 4 对对应的点才能计算出单应矩阵^[11]。将 \mathbf{H} 矩阵模设定为 1，表达式 (5) 作为 \mathbf{H} 的约束条件：

$$h_{11}^2 + h_{12}^2 + h_{13}^2 + h_{21}^2 + h_{22}^2 + h_{23}^2 + h_{31}^2 + h_{32}^2 + h_{33}^2 = 1 \quad (5)$$

理论上的一组对应点坐标可以带入表达式 (3) (4) 中可以得到 2 个求解方程式，则四组对应点坐标就可以得到 8 个求解方程式，另外再结合 \mathbf{H} 的约束条件 (5) 就可以得到个数为 9 的方程组，因此可以解出单应性矩阵 \mathbf{H} 中的 9 个未知量，最终得到单应性矩阵 \mathbf{H} ^[11]。

在真实的应用场景中，计算的点对中都会包含噪声。比如点的位置偏差几个像素，甚至出现特征点对误匹配的现象，如果仅仅使用 4 个点来对计算单应矩阵，会出现较大的误差^[11]。因此，为了使得计算更精确，一般都会使用远大于 4 个点来对计算单应矩阵。另外直接采用线性解法通常很难得到最优解，所以实际使用中一般会用其它优化方法，如奇异值分解。由单应性矩阵 \mathbf{H} 分解可以得到旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 t ，旋转矩阵 $\mathbf{R}\mathbf{H}$ 定义如式 (6) 所示：

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式 (6) 旋转矩阵 \mathbf{R} 可以分别得到绕 x , y , z 轴旋转的如式 (7) (8) (9) 所示的欧拉角 θ_x , θ_y , θ_z ：

$$\theta_x = \text{atan2}(r_{32}, r_{33}) \quad (7)$$

$$\theta_y = \text{atan2}(-r_{31}, \sqrt{r_{11}^2 + r_{21}^2}) \quad (8)$$

$$\theta_z = \text{atan}(r_{21}, r_{11}) \quad (9)$$

这种方案的优点是操作简单且效率高，但缺点是只能准确的得到特征区分比较明显的零件的旋转角度，对于零件本身特征相似度比较高的零件，由于匹配点不准确导致最终求得的旋转角度出现偏差。因此对于零件本身特征相似度较高的零件本文采用了第二种方案：归一化互相关法 (NCC)^[6,12]，其算法如式 (10) 所示，其中，设模板图像为 T ，大小为 $m * n$ ，源图像为 s ，式中 $s^{i,j}(m, n)$ 表示在源图像 s 中以 (i, j) 为左上角点图像大小为 $m * n$ 的图像子块， \bar{T} 表示 $T(m, n)$ 图像区域的灰度均值， $\bar{s}^{i,j}(m, n)$ 表示 $s^{i,j}(m, n)$ 图像区域的灰度均值；该方法的原理是用模板在整张照片上移动找到此次相关系数值最大的区域，然后将模板图片旋转某一角度之后重复上述操作，共旋转一周后，得到总体最大相关系数的区域以及此时的旋转角度，此时的角度即为图片的旋转角度，同时还可以计算出对应夹取

点的坐标。

$$NCC(i, j) = \frac{\sum [(s^{i,j}(m, n) - \bar{s}^{i,j}) \cdot (T(m, n) - \bar{T})]}{\sqrt{\sum (s^{i,j}(m, n) - \bar{s}^{i,j})^2} \cdot \sqrt{\sum (T(m, n) - \bar{T})^2}} \quad (10)$$

这种方案的优点是对零件图片特征的明显程度要求不高，能够应用于众多零件，而且准确率有保证；但是其缺点就是计算量会随着识别精度提高而增大；对于这个缺点本文采用了如下方法来提高效率：1) 提前将模板按照一定间隔旋转一周，保存下来，这样做可以避免在程序运行过程中进行旋转，用内存换效率；2) 先以较大间隔旋转一周找到相关系数较高的旋转角度范围，即可以将第一次得到的相关系数进行排序，找出最大的几个值，然后在这个范围中进行小间隔旋转，最终确定出最大相关系数对应的旋转角度；3) 在程序设计上由于 C++ 的运行效率远远高于 python，因此为了程序的高效运行，这一部分程序采用 C++ 来实现，然后生成 dll 动态链接库文件，用 python 来扩展调用该动态链接库文件。

3.4 相机标定及坐标转换

前面对于图片的处理都是基于图片的像素坐标系，与机器人坐标系不一致，因此还需要进行坐标系转化，将像素坐标通过相机标定和坐标转换转变成机器人的坐标系，视觉系统的处理结果经过坐标转换之后才能指导机器人控制系统进行相应的操作。

坐标转换是指将获取的像素坐标转换为机器人坐标。过程中涉及如图 14 所示 5 个坐标系的转换，分别为像素坐标系、图像坐标系、相机坐标系、世界坐标系及机器人坐标系^[13-14]。

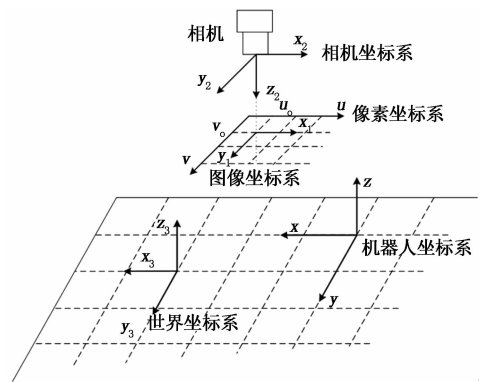


图 14 坐标系示意图

设像素坐标系中一点 $P(u, v)$ ，对应机器人坐标系下的点为 $P(x, y, z)$ ，其变换经如图 15 所示的流程实现。

其中， \mathbf{M}_1 、 \mathbf{M}_2 分别为相机的内外参矩阵，由相机标定获得，方法选用张正友教授的棋盘标定法^[15]。将棋盘格第一个内角点作为世界坐标系原点， (x_0, y_0, z_0) 为世界坐标系与机器人坐标系原点坐标的偏移值，把机器人末端移

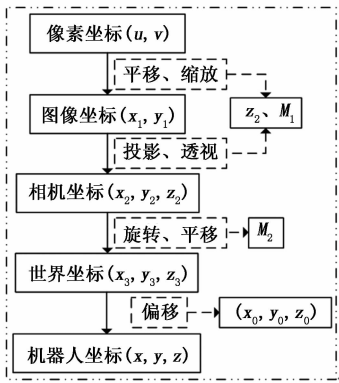


图 15 坐标系转换流程图

动到世界坐标原点位置, 记录此时机器人的坐标即为两者间的偏移量^[16]。经上述变换, 得到机器人坐标与像素坐标的转换关系如公式 (11) 所示:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = z_2 M_2^{-1} M_1^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中: 由于实际中世界坐标系与机器人坐标系的 x 轴正方向相反, 而图 14 所示坐标系示意图为便于公式描述, 取世界坐标系的 x 轴正方向与机器人坐标系方向一致。因此, 实际计算时, 需将计算出的世界坐标的 x 值取负。

3.5 视觉识别系统与工业机器人通信

视觉识别系统在完成识别任务之后需要通过 Socket 通信与机器人控制系统建立通信连接, 机器人控制系统发送指令给视觉系统开始采集图像, 之后视觉系统将识别的零件种类、位置坐标和旋转角度发送给机器人控制系统, 机器人控制系统根据接收到的识别结果切换并控制机械手来抓取对应零件同时对零件进行旋转和平移达到指定位置和姿态。

4 实验结果

在分类器模型选择方面, 选择 500 个测试样本, 分别用训练好的 LeNet 网络和 VGG-Net 网络进行测试, 识别的准确率及测试样本所用时间如表 1 所示, 结构简单的 LeNet5 的识别率与 VGG-Net 相比明显偏低, 不能满足要求; VGG-Net 模型, 识别精度可以满足要求, 且测试 500 个样本所用的时间只比 LeNet5 模型多 0.4 秒, 对整个识别效率的影响不是很大; 因此, 从识别准确率和识别效率上综合考虑, 选择 VGG-Net 作为分类器的模型结构。

表 1 LeNet5 与 VGG-Net 对比

模型	测试样本(个)	识别准确率	测试 500 个样本总用时(秒)
LeNet5	500	96.2%	1.2
VGG-Net	500	99.8%	1.6

在夹取点坐标和姿态获取方面, 如表 2 是特征匹配法与归一化互相关法在识别精度和识别效率上的性能对比, 归一化互相关法对每个零件的坐标和姿态的识别精度都可以满足系统设计的容错范围 0.3 mm, 但是识别单个零件用时平均为 0.96 秒, 用时与特征匹配法相比较长, 识别效率偏低; 特征匹配法识别单个零件的坐标和姿态用时平均为 0.1 秒, 识别效率较高, 但是在识别特征相似度较高的零件 1 时, 识别误差为 1.86 mm 超过了系统设计的容错范围 0.3 mm。因此, 从识别效率和准确度两方面综合考虑, 零件 0、零件 2、零件 3、零件 4、零件 5 采用特征匹配法获取零件的坐标和姿态, 表 2 中用灰色标记的零件 1 采用归一化互相关法获取零件的坐标和姿态。

表 2 特征匹配与归一化互相关性能对比

零件类别	测试样本/个	坐标识别误差绝对值的平均值/mm		平均单个样本用时/s	
		特征匹配	归一化互相关	特征匹配	归一化互相关
0	50	0.12	0.15	0.08	0.83
1	50	1.86	0.24	0.11	0.92
2	50	0.19	0.17	0.10	1.03
3	50	0.25	0.22	0.09	0.91
4	50	0.21	0.25	0.12	1.08
5	50	0.26	0.23	0.11	0.97

如表 3 所示是采用最优方案后的零件类别、旋转角度、夹取点 x, y 坐标数据的标准值与实际值, 其中零件类别的标准值是通过对照图 2 来获取, 旋转角度和夹取点坐标的标准值是通过手动操作工业机器人将零件放置在待识别区域, 记录下此时控制系统中夹爪的坐标和旋转角度, 重复上述步骤得到多个零件的坐标和角度的标准值后将机器人复位, 移出相机视野, 此时启动视觉识别系统进行类别、角度以及坐标的测试值的获取, 通过测试值和标准值得到偏差值。根据表中的结果可以得出本次待识别的 6 个零件中, 类别的识别准确率为 100%, 旋转角度偏差的最大值为 0.62° , 夹取点坐标 x 的偏差最大值为 -0.23 mm, y 的偏差最大值为 -0.26 mm, 偏差结果满足需求分析中标准托盘旋转角度的容错偏差范围 $\pm 0.8^\circ$ 以及坐标的容错偏差范围 ± 0.3 mm。

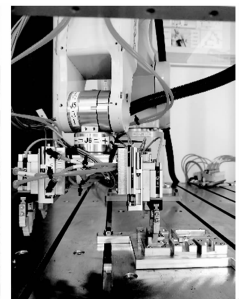


图 16 零件夹取

图 17 零件放置

表 3 零件识别信息表

零件类别		旋转角度(单位:°,顺时针为正、逆时针为负)			夹取点坐标 x, y (单位:mm)		
标准	测试值	标准	测试值	偏差	标准	测试值	偏差
0-1	0-1	-128.06	-128.52	0.46	(455.52,409.23)	(455.35,409.02)	(0.17,0.21)
1-0	1-0	108.26	108.15	0.11	(488.82,426.15)	(489.05,426.40)	(-0.23,-0.25)
2-1	2-1	43.35	43.00	0.35	(534.26,432.76)	(534.08,433.02)	(0.18,-0.26)
3-1	3-1	-63.48	-62.95	-0.53	(507.11,386.25)	(507.25,386.05)	(-0.14,0.20)
4-0	4-0	161.05	161.63	-0.58	(515.13,469.52)	(514.96,469.71)	(0.17,-0.19)
5-0	5-0	-2.16	-2.78	0.62	(465.96,458.33)	(465.83,458.08)	(0.13,0.25)

通过视觉识别系统与工业机器人通信将上述表 1 中的测试数据发送给工业机器人控制器,如图 16 所示工业机器人根据接收到的夹取点坐标和姿态夹取底座上的零件,经过旋转和平移后如图 17 所示放置到标准的零件托盘中供后续装配使用。

5 结束语

本文设计并实现的基于机器视觉的小型断路器柔性装配方案不仅解决了人工装配效率低和一致性差的问题,同时也解决了基于振动盘自动装配噪音大和灵活差的问题。从而实现了一条生产线就能高效率、高质量、高灵活性地完成多种型号的小型断路器的生产任务,满足了市场对产品小批量、个性化的需求。另外,由于该方案采用的是模块化设计,因此只需进行部分模块的修改就可以将该系统应用到其它的柔性装配领域,降低了企业的设备投入,也降低了后期设备升级的难度。

参考文献:

[1] Kyle Krajewski. Torque Control for Automated Assembly [J]. Assembly, 2019, 62 (10): 56-58.

[2] John Sproveri. Automated Assembly System Roundup [J]. Assembly, 2019, 62 (11): 66-69.

[3] 郭 瑞, 刘振国, 曹云翔, 等. 基于视觉的装配机器人精确定位研究 [J]. 制造业自动化, 2014, 36 (5): 154-156.

[4] 刘泉晶, 沈俊杰. 机器视觉技术在汽车发电机部件自动装配线上的应用 [J]. 工业控制计算机, 2017, 30 (4): 32-33.

[5] 张明建, 曾伟明. 基于机器视觉的小型电机自动装配研究 (上接第 191 页)

[2] 张 楠, 马雪明, 唐路扬. 南开大学实验室安全信息化管理的探索与效果 [J]. 实验技术与管理, 2017, 34 (12): 164-167.

[3] 李明娟, 李海龙. 单片机和 RFID 技术的智能门禁系统设计 [J]. 实验室研究与探索, 2016, 35 (11): 123-126.

[4] 范永胜, 桂 垣, 杜春晖, 等. 真皮层指纹传感器 MBF310 在仓储门禁系统中的应用 [J]. 传感器与微系统, 2010, 29 (6): 128-130.

[5] 高福友. 低功耗指纹锁无钥匙门禁系统设计及协议制定 [J]. 计算机工程与设计, 2011, 32 (3): 887-891.

[6] 刘新朋, 郎利影. 基于 ARM 的人脸识别门禁系统设计 [J]. 工矿自动化, 2013, 39 (9): 12-15.

[J]. 制造技术与机床, 2017, 42 (6): 124-128.

[6] 徐 远, 宋爱国, 李会军. 基于机器视觉和力反馈的自动装配技术研究 [J]. 测控技术, 2019, 38 (4): 11-16.

[7] Lina Gao. Design of Instant Communication Software based on Socket [A]. International Conference on Management [C], 2016 (9).

[8] Howse, Joseph. Training detectors and recognizers in Python and OpenCV [Z]. IEEE, 2014.

[9] Zhou Rigui, Liu Daqian. Quantum Image Edge Extraction Based on Improved Sobel Operator [J]. International Journal of Theoretical Physics, 2019, 58 (9): 2969-2985.

[10] 张学典, 顾璋琦, 秦晓飞. 基于 VGG16 模型的快速闭环检测算法 [J]. 光学仪器, 2019, 41 (3): 20-26.

[11] Zhang Xuebo, Fang Yongchun, Ma Bojun, et al. A fast homography decomposition technique for visual servo of mobile robots [Z]. IEEE, 2008.

[12] 杨通钰, 彭国华. 基于 NCC 的图像匹配快速算法 [J]. 现代电子技术, 2010, 33 (22): 107-109.

[13] 蒋 萌. 基于双目视觉的目标识别定位及机器人抓取研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.

[14] 曾劲松, 薛文凯, 徐博凡, 等. 双目视觉引导机器人定位抓取技术的研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019, 35 (1): 131-133.

[15] 唐 洪. 基于深度学习和双目视觉的工业机器人抓取方法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2018.

[16] 周逸祥. 基于深度相机的场景物体定位与抓取研究 [D]. 南京: 南京大学, 2017.

[7] 田 华. 基于正交小波变换的三维人脸门禁系统设计 [J]. 科技通报, 2012, 28 (6): 75-77.

[8] 孙 恒. 基于 NFC 技术和云服务的新型门禁系统设计与实现 [J]. 实验室研究与探索, 2016, 35 (1): 114-120.

[9] 邱胜海, 江伟盛, 杜文俊, 等. 融合移动互联网与云服务平台的应用系统设计 [J]. 计算机技术与发展, 2015, 25 (12): 216-220.

[10] 赵 钧. 构建基于云计算的物联网运营平台 [J]. 电信科学, 2010, 25 (6): 48-52.

[11] 方 毅, 舒 奎. 基于 ARM 的小区安防人脸识别系统 [J]. 大连工业大学学报, 2017, 36 (6): 464-468.

[12] 马 黎. 云平台 and 分布式处理系统的船舶图像分类 [J]. 舰船科学技术, 2018, 41 (2A): 163-165.