

基于BP神经网络的包装分拣机器人视觉标定算法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2019.04.011

章晓峰 李光 肖帆
杨家超 马祺杰

湖南工业大学
机械工程学院
湖南 株洲 412007

摘要:手眼标定确定了机器人基座坐标系和摄像机坐标系之间的非线性映射关系,在视觉伺服中起着重要作用。针对视觉伺服控制系统中的手眼标定问题,基于机器人工具箱和神经网络工具箱,在MATLAB/Simulink环境下,使用误差反向传播(BP)神经网络算法和径向基(RBF)神经网络算法进行仿真,拟合了6自由度分拣机器人和单目摄像机之间的映射关系,通过仿真结果分析了两种算法的精度。此外,在同一实验条件下使用BP神经网络与张氏法对机械臂进行手眼标定,通过在机械臂实际工作空间内抓取同一组随机取样本点进行实验,并对比随机样本点的抓取精度。仿真和实验结果表明BP神经网络在标定精度上优于RBF神经网络算法和张氏标定法,能够在实际应用中提高手眼标定的精确度,具有一定的工程意义。

关键词:BP神经网络;RBF神经网络;手眼标定;视觉伺服;机械臂

中图分类号:TP242.2

文献标志码:A

文章编号:1674-7100(2019)04-0074-08

引文格式:章晓峰,李光,肖帆,等.基于BP神经网络的包装分拣机器人视觉标定算法[J].包装学报,2019,11(4):74-81.

1 研究背景

包装机械在包装产业占据着重要地位,包装机械水平决定了包装产业的整体水平^[1]。为了提高包装流水线的工作效率,担任多种任务的智能机器人的研究越来越热门。自动化流水线机械臂的发展正朝着高柔性、高处理能力及高可靠性的方向发展^[2]。分拣工作对于包装生产线十分重要,利用基于智能算法视觉伺服控制的机器人能够更加精准、快速地完成包装生产线上的分拣工作。智能分拣的主要工作过程是:首先由视觉传感器获取传送带上目标的信息,包括形状、质心位置等信息,并将其反馈给机器人系统,由机器人逆运动学解出关节角的值,然后控制机械臂末端抓取目标物,再进行包装、码垛等流程。在此过

程中,手眼标定的精度对分拣机械臂抓取工作起着至关重要的作用。

机器人视觉伺服系统是指通过摄像机获取目标物体图像的反馈信息,通过机器人逆运动学完成对机器人系统的控制。视觉伺服就是利用视觉信息构成机器人末端的位置闭环控制,以实现机器人的控制为目的而进行图像的自动获取和分析。视觉伺服涉及的研究领域众多,主要有计算机视觉、图像处理、机器人动力学、机器人运动学、控制理论、实时计算等多个相关领域,它和主动视觉(active vision)有很多相似之处^[3]。在包装生产的过程中分拣任务必定会涉及抓取,因此,手眼标定是影响抓取精度最关键的因素。

传统机器人视觉伺服系统是基于机器人手眼标

收稿日期:2019-06-12

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2018YFD0400T05),湖南省自然科学基金资助项目(2018JJ4079),湖南工业大学研究生校级创新基金资助项目(CX1908)

作者简介:章晓峰(1995-),男,安徽滁州人,湖南工业大学硕士生,主要研究方向为机器人视觉控制,

E-mail: 1593654757@qq.com

定的, 即通过计算得出摄像机内外参数, 具体包括机器人标定、摄像机内外参数矩阵标定、手眼关系标定等方面。但其具有一定的局限性, 比如机器人系统的非线性以及不确定性、摄像机镜头畸变等。因此, 从 20 世纪 90 年代初, 在机器人视觉伺服中无标定方法逐渐成为了众多学者的研究热点。

早在 20 世纪 90 年代, K. Hosoda 和 M. Jagersand 等^[4-5] 针对静止目标, 提出了 Broyden 秩一校正法, 得到了图像雅可比 (Jacobian) 矩阵的递推估计, 但是对于动态目标, 其收敛性无法得到保证。J. A. Piepmeier 等针对运动目标, 提出了目标预测法, 在一定程度上提高了图像雅可比矩阵的精度, 但是在出现噪声时, 跟踪能力会下降。国内学者对动态 BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, BFGS) 方法进行改进, 在一定程度上提高了该方法的有效性^[6], 但是在运动中的精确度不高的问题依然没有得到较好解决。

由于估计雅可比矩阵方法会出现奇异图像雅可比矩阵以及必须在线估计, 而且在机器人高速运动中收敛性会变差等问题, 研究人员逐渐将智能算法运用到视觉伺服中。神经网络具有良好的非线性逼近特性和自适应、自学习能力, 因而神经网络拟合手眼关系的方法成为现在视觉伺服研究的热点。彭西^[7] 使用神经网络对机械臂进行手眼标定, 但是并未考虑机器人初始位姿的标定绝对误差的问题。

本文视觉伺服是单目视觉眼固定 (eye to hand) 构型, 机器人系统采用的是 6 自由度的工业机器人。该机器人的初始位姿的标定存在绝对精度误差, 所以该机器人系统标定存在一定的误差。针对这一点本文通过误差反向传播 (back propagation, BP) 神经网络和径向基 (radial basis function, RBF) 神经网络直接拟合机器人系统中关节角和抓取目标在像平面下, 像素坐标之间的映射关系, 并比较 2 种神经网络仿真结果, 以消除机器人系统本身标定精度的影响。

2 单目机器人视觉伺服系统总体结构

包装分拣流水线主要由传送带、6 自由度机械臂、摄像机等部件构成。通过传送带输送物料, 摄像机获取物料图像信息反馈给机器人系统完成分拣工作。以下将分别介绍机器人系统以及机械臂和摄像机坐

标关系。

2.1 机器人系统

6R 机械臂一共有 6 个关节, 第 j 个关节的 DH (Diffie-Hellman, DH) 参数记为 $(\theta_j, d_j, a_j, \alpha_j)$, 从连杆坐标系 $j-1$ 到下一连杆坐标系 j 的坐标转换, 定义为基本旋转和平移, 具体形式为

$${}^{j-1}A_j(\theta_j, d_j, a_j, \alpha_j) = T_{RZ}(\theta_j)T_Z(d_j)T_X(a_j)T_{RX}(\alpha_j), \quad (1)$$

式中: ${}^{j-1}A_j$ 为第 $j-1$ 个到第 j 个坐标系的坐标变化矩阵;

T_{RZ} 、 T_{RX} 分别为绕 Z 轴和 X 轴旋转矩阵;

T_Z 、 T_X 分别为沿 Z 轴和 X 轴平移矩阵;

θ_j 为关节角;

d_j 为连杆偏移;

a_j 为连杆长度;

α_j 为连杆扭转角。

式 (1) 中 ${}^{j-1}A_j$ 矩阵可以展开为

$${}^{j-1}A_j = \begin{bmatrix} \cos\theta_j & -\sin\theta_j\cos\alpha_j & \sin\theta_j\sin\alpha_j & a_j\cos\theta_j \\ \sin\theta_j & \cos\alpha_j\cos\theta_j & -\cos\theta_j\sin\alpha_j & a_j\sin\theta_j \\ 0 & \sin\alpha_j & \cos\alpha_j & d_j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

机械臂的基座坐标系 0 到末端执行器坐标系 6 的转换矩阵关系为

$$T_6^0(q) = {}^0A_1(q_1) {}^1A_2(q_2) \cdots {}^5A_6(q_6) = A(q_1, q_2, \cdots, q_6). \quad (3)$$

式 (3) 为 6R 机械臂正运动学方程, 若已知末端执行器相对于基座坐标系的位姿, 根据机械臂的 DH 参数可以求解各关节的角度。机械臂的逆运动学方程可表示为

$$\theta(q_1, q_2, \cdots, q_6) = A^{-1}(T). \quad (4)$$

传统视觉伺服系统中, 根据机械臂正、逆运动学解, 在得到视觉传感器反馈的信息之后, 可以计算出机械臂末端抓取的位置。

2.2 eye to hand 视觉坐标关系

本文以单目视觉眼固定结构的单目机械臂视觉伺服系统为研究对象, 其系统模型及视觉伺服系统模型中, 各个坐标系之间的对应关系如图 1 所示。图中的参数说明如下: 机械臂的基座坐标系为 $\{O\}$ 、末端执行器坐标系为 $\{E\}$ 、视觉传感器的坐标系为 $\{C\}$ 、视觉传感器的成像平面坐标系为 $\{I\}$ 、目标物体的坐标系为 $\{W\}$, 末端执行器的坐标系相对于基座坐标系的齐

次变换关系为 0T_E 、视觉传感器的坐标系相对于末端执行器的坐标系的齐次变换关系为 ${}^E T_C$ 、视觉传感器成像平面的坐标系相对于视觉传感器的坐标系的齐次变换关系为 ${}^C T_I$ 、目标物体的坐标系相对于视觉传感器的坐标系的齐次变换关系为 ${}^C T_W$ 、目标物体的坐标系相对于机械臂的基座坐标系的齐次变换关系为 ${}^0 T_W$ 。

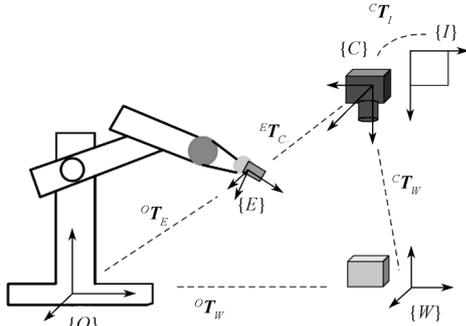


图1 基于 eye to hand 单目视觉伺服系统模型及其坐标关系

Fig. 1 Model of monocular visual servo system based on eye to hand and its coordinate relationship

假定视觉传感器的成像模型为理想的针孔模型，不存在畸变，如图2所示。其中， f 为摄像机焦距， C 点为摄像机坐标系中心， Z_C 为摄像机光轴， q 点所在平面为像平面坐标系，像平面坐标系平行于摄像机坐标系的 XOY 平面， u 轴、 v 轴分布平行于 X_C 轴、 Y_C 轴，在此平面内图像特征的坐标为 (u, v) ，单位为像素(pixel)。

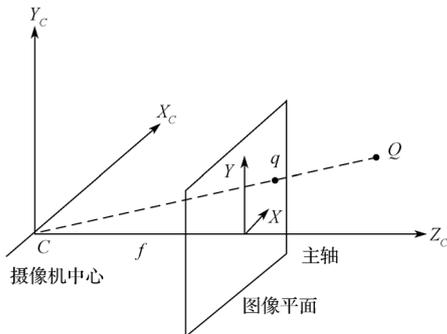


图2 相机针孔模型

Fig. 2 Camera pinhole model

设在机械臂末端工作空间内的目标物体的图像特征的像素坐标为 (u_0, v_0) ，在机器人坐标系下的坐标为 (X_0, Y_0, Z_0) 。则两者间的转化关系为

$$\begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{H} = {}^0T_E {}^E T_C {}^C T_I$ 为像平面坐标系与机器人坐标系

之间的映射关系矩阵。

传统视觉手眼标定的方法一般是先构建出 \mathbf{H} 矩阵的模型，再通过算法拟合 \mathbf{H} 矩阵，其效果很大程度上依靠 ${}^C T_I$ 、 ${}^0 T_E$ 转换矩阵中的参数的绝对精度。然而在实际应用中，由于制造、标定等因素造成机器人绝对精度不高，摄像机由于镜头畸变等原因也会造成误差。

BP神经网络具有很强地拟合非线性映射的能力，能够很大程度上消除参数误差的影响。因此，本文以摄像机获取的棋盘格角点信息作为输入，以每个角点对应的机械臂关节角作为输出，使用BP神经网络直接拟合了 \mathbf{H} 矩阵，消除了机械臂参数精度不高、标定绝对误差以及摄像机参数不准确可知等因素的影响。

3 BP神经网络及其MATLAB实现

BP神经网络具有多层结构，分别是输入层，一层或多层隐含层，输出层。各层神经元之间是全连接的，层内无连接。隐含层各神经元节点采用 Sigmoid 函数作为激励函数。如图3所示的是一个三层的BP神经网络，其中阈值未画出。

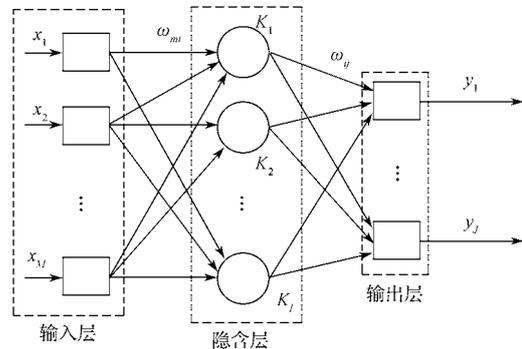


图3 三层BP神经网络

Fig. 3 Three-layer BP neural network

图3中，输入层有 M 个神经元，输入向量 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ ；隐含层有 I 个神经元；输出层有 J 个神经元，输出向量 $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_J]^T$ 。 ω_{mi} 是输入层与隐含层之间的权值， ω_{ij} 是隐含层与输出层之间的权值。隐含层各神经元阈值为 $a_i(i=1, 2, \dots, I)$ ，输出层各神经元阈值为 $b_j(j=1, 2, \dots, J)$ 。

根据图3可以得到网络的输出：

$$y_j = \sum_{i=1}^I \omega_{ij} f \left(\sum_{m=1}^M \omega_{mi} x_m - a_i \right) - b_j \quad (j=1, 2, \dots, J),$$

(6)

式中 f^* 为隐含层的激励函数。

利用 MATLAB 神经网络工具箱可以方便地完成 BP 神经网络的创建工作, 可以参考以下步骤^[8]:

1) 创建向前神经网络

`net=feedforwardnet(hiddenSizes,trainFcn)`; 其中 `hiddenSizes` 表示隐含层的规模, 列数表示层数, 每列的数值表示各层神经元的个数; `trainFcn` 是训练权值的算法, 默认为“trainlm”, 即 LM (Levenberg-Marquadt) 算法。LM 算法将梯度下降法与高斯-牛顿法相结合, 既有高斯-牛顿法的局部收敛性, 又具有梯度下降法的全局特性; 并且 LM 算法具有收敛快、误差小的特点, 从而使得每个网络可以在更短的训练时间内收敛。

2) 设置参数

`net.trainParam.epochs` 是迭代最大轮数;

`net.trainParam.max_fail` 是训练最大的失败次数, 默认为 6;

`net.divideParam.trainRatio` 是训练样本占总样本的比率, 默认为 70%;

`net.divideParam.valRatio` 是校验样本占总样本的比率, 默认为 15%;

`net.divideParam.testRatio` 是测试样本占总样本的比率, 默认为 15%;

`net.trainParam.goal` 是目标误差。

3) 训练神经网络

`[net,TR]=train(net, INPUT, OUTPUT)`;

INPUT 是训练样本的输入矩阵;

OUTPUT 是训练样本的输出矩阵;

TR 是记录训练的结果。

4) 预测数据

`t=net(Ttest)`;

BP 神经网络算法具体过程可参考以下伪代码。

输入: 训练集 $D = \{(x_k, y_k)\}_k^m$; 学习率 η 。

输出: 连接权值或阈值确定的多层神经网络。

1: function BP(D, η)

2: 在 (0, 1) 范围内随机初始化网络中的所有连接权值和阈值

3: repeat

4: for all $(x_k, y_k) \in D$ do

5: 计算当前样本输出

$$\hat{y}_k = f(\beta_j - \theta_j)$$

6: 计算输出神经元梯度

$$\begin{aligned} g_j &= -\frac{\partial E_k}{\partial y_k} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \beta_j} \\ &= -(\hat{y}_k - y_k) f'(\beta_j - \theta_j) \\ &= \hat{y}_k (1 - \hat{y}_k) (\hat{y}_k - y_k) \end{aligned}$$

7: 计算隐含层的神经元梯度

$$\begin{aligned} e_i &= -\frac{\partial E_k}{\partial b_i} \frac{\partial b_i}{\partial \alpha_i} \\ &= -\sum_{j=1}^l \frac{\partial E_k}{\partial b_i} \frac{\partial b_i}{\partial \alpha_i} f'(\alpha_i - \gamma_i) \\ &= \sum_{j=1}^l \omega_{ij} g_j f'(\alpha_i - \gamma_i) \\ &= b_i (1 - b_i) \sum_{j=1}^l \omega_{ij} g_j \end{aligned}$$

8: 更新权值

$$\Delta \omega_{ij} = \eta g_j b_j$$

$$\Delta \omega_{mi} = \eta e_i x_j$$

9: 更新阈值

$$\Delta b_j = -\eta g_j$$

$$\Delta a_i = -\eta e_i$$

10: end for

11: until 达到停止条件

12: end function

根据以上步骤及函数建立 BP 神经网络并进行仿真, 分析 BP 神经网络仿真结果后, 进行下一步实验。

实验具体过程是: 先通过对黑白网格盘进行图像处理, 确定角点的像素信息作为神经网络模型的输入。再利用机器人示教系统, 确定每个角点对应的机器人关节角在空间内的一组解作为神经网络模型的输出。利用 BP 神经网络进行输入输出映射关系的拟合。最后在机器人末端工作空间内随机取点验证该方法的正确性和精确性。

4 实验及结果分析

4.1 实验数据的获取

文中采用 REBot-V-6R 型 6 自由度智能分拣机器人系统。该系统硬件包括: 6 自由度机器人、运动控制卡、计算机端、传送带等, 实物如图 4 所示。

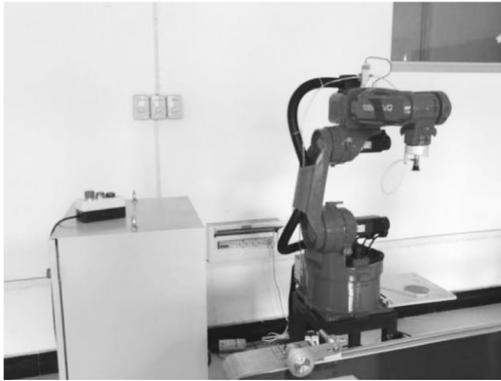


图4 REBot-V-6R型6自由度机器人

Fig. 4 Six-degree-of-freedom robot of REBot-V-6R model

通过 Auto-CAD 绘图软件制作了有 200 个角点的棋盘格图纸, 其面积大小等于包装分拣机械臂在流水线上工作平面的面积, 并将其放置在流水线上, 使用摄像机获取棋盘格的图像, 如图 5 所示。

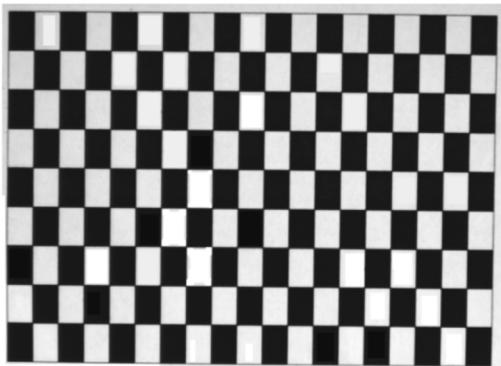


图5 摄像机拍摄的棋盘格图像

Fig. 5 Checker image taken by camera

通过摄像机获得棋盘格的图像, 利用 OpenCV 对获得的棋盘图像进行处理, 得到了 200 个角点的亚像素级坐标 (u,v) , 并以此作为 BP 神经网络的输入。图像处理后角点的显示结果如图 6 所示。

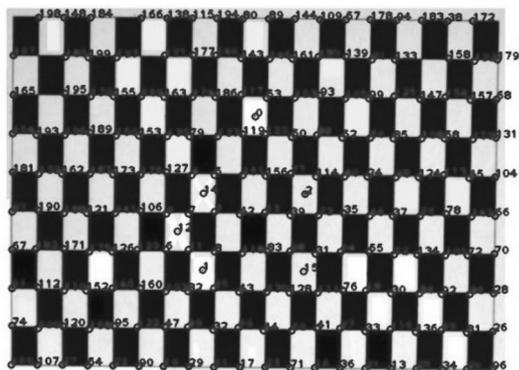


图6 图像处理后角点检测结果

Fig. 6 Results of corner detection after image processing

实验中采用的机器人系统示教界面如图 7 所示。

通过示教程序完成对任务空间内采样点的抓取, 并收集各个采样点对应的关节角信息。在理论计算中, 末端关节工作空间内任意一点对应的关节角有 8 组逆运动学解; 但在实际工作环境下, 往往会根据工作要求设计约束条件, 并使用该约束条件下的一组最优解。为了消除逆运动学多解对样本数据的干扰, 根据关节空间的划分, 选择了一个子空间内的正运动学解^[9], 去除了样本中关节角奇异数据, 最后只保留在同一组解集中的关节角信息, 如图 8 所示。处理后的关节角数据样本 $Q(q_1, q_2, \dots, q_6)$ 作为神经网络的输出 (Output)。



图7 机器人系统示教界面

Fig. 7 Teaching interface of robot system

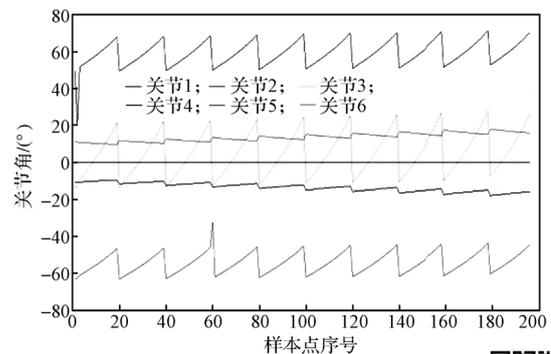


图8 样本点的关节角变化示意图

Fig. 8 Schematic diagram of joint angle change of sample point



彩图

4.2 BP 神经网络与 RBF 神经网络仿真结果比较

利用本文前面介绍的 MATLAB 神经网络工具箱, 建立 BP 神经网络, 加载样本数据之后, 训练结果如图 9 所示。图中: 横坐标为训练轮数, 纵坐标为输出变量关节角的均方差; 蓝色曲线代表训练样本, 绿色曲线代表校验样本, 红色曲线代表测试样本。从图可以看出, 在训练 166 轮之后, 测试样本的均方差可以达到 10^{-7} 级别的精度。

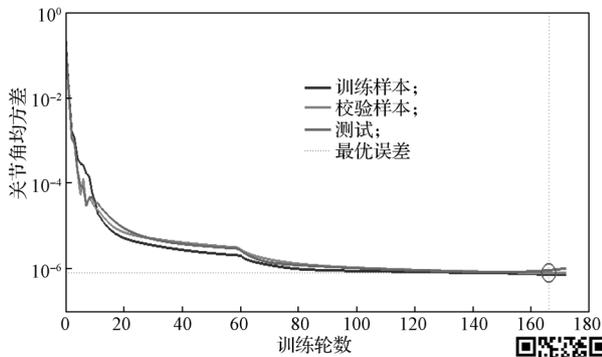


图9 BP神经网络训练结果

Fig. 9 BP neural network training results

为了验证 BP 神经网络标定法具有更高的精度, 在相同实验条件下, 利用无监督训练的 RBF 神经网络^[10]对该机械臂进行仿真实验, 实验结果如图 10 所示。

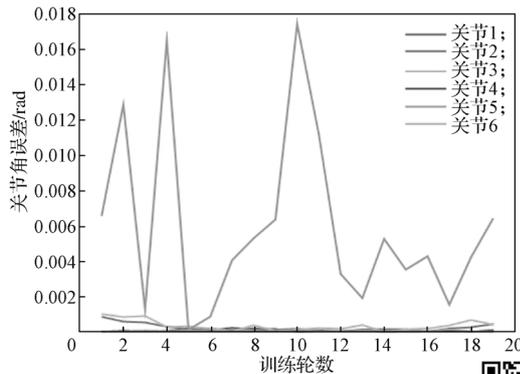


图10 RBF神经网络训练结果

Fig. 10 RBF neural network training results

由图 10 可知, RBF 神经网络训练 20 轮之后关节角精度可以达到 10^{-3} rad。

仿真结果表明, RBF 神经网络训练速度更快, 但是分拣机器人 1, 2, 3, 4, 6 轴的误差比 BP 神经网络大了 4 个量级, 5 轴的误差大了 5 个量级, 抓取精度远小于 BP 神经网络标定法。仿真结果误差的差距大的主要原因在于抓取精度很大程度上取决于神经网络训练使用的算法, BP 神经网络的收敛性更好, 抓取精度更高。

4.3 BP 神经网络训练法与张氏标定法实验结果分析

REBot-V-6R 型机械臂在自身标定中存在绝对精度误差, 手眼标定过程则使用了张氏标定方法。张氏标定法是一种经典的标定算法, 即通过建立 H 矩阵的参数模型, 采取样本点估计这些参数数值, 该算法可以通过 MATLAB 等工具箱实现。实验中通过张氏标定法完成分拣机械臂手眼标定, 然后随机在棋盘图

内取 12 个样本点, 使用机械臂依次抓取 12 个样本点。在同一实验条件下, 12 个位置样本点不变, 获得其图像特征的像素坐标并作为输入, 再利用训练好的网络计算出输出, 即各个样本点对应的在这一空间内的关节角。通过示教程序, 使各个关节达到网络计算的关节角位置, 控制机械臂末端在棋盘上画点。12 个测试点的实际位置、张氏标定法标定后抓取点位置和 BP 神经网络标定法标定后抓取点位置如图 11 所示。图中黑色小点为测试点实际位置 (以序号 1, 2, ..., 12 标记), 实心圆圈为分拣机械臂末端在张氏标定法标定后抓取点位置 (以序号 1', 2', ..., 12' 标记), 十字标记为 BP 神经网络法标定后分拣机械臂末端抓取点位置。由图 11 可知, 张氏标定法标定后抓取点的位置误差远大于 1 mm。

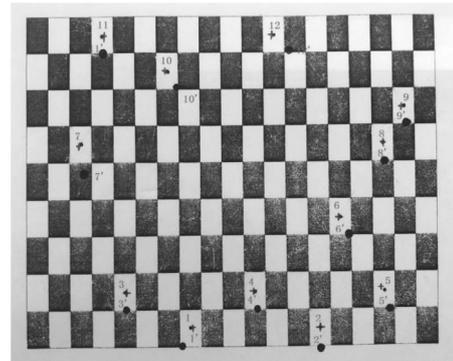


图11 未修正的机械臂在标定下的分拣位置误差

Fig. 11 Sorting position error of uncorrected manipulator under calibration

通过测量仪器可以测量出测试点的实际位置与 BP 神经网络标定法标定后抓取点位置的位置误差在水平方向 (X 轴) 以及垂直方向 (Y 轴) 上的具体数值, 如图 12 所示。由图可知, X 轴方向的位置误差范围为 0.25~0.66 mm, Y 轴方向的位置误差范围为 0.55~1.10 mm。

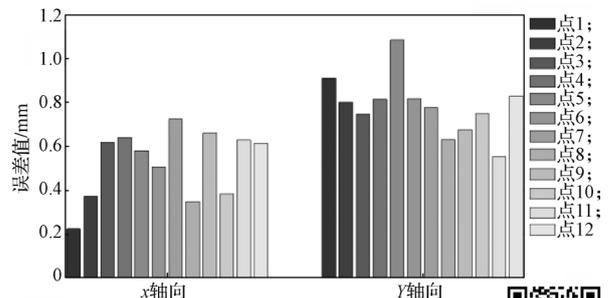


图12 抓取点位置与实际位置在 X、Y 轴上的误差

Fig. 12 Error among test points and results on X and Y axis

通过示教模式可以使机械臂末端达到 12 个随机

测试点的位置,并获得每个测试点对应的关节角信息,通过与BP神经网络训练后计算出的关节角比较,可以得到在关节角的误差,如图13所示。

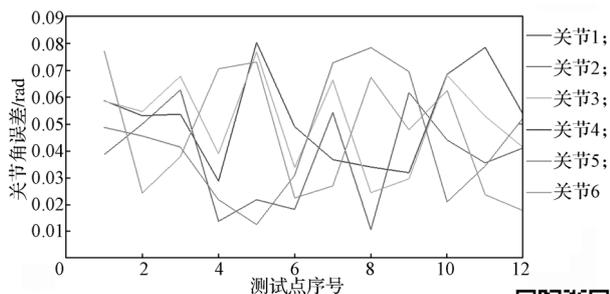


图13 关节角误差

Fig. 13 Error of joint angle

彩图

由图13可知,机械臂的6个关节角误差范围为0.01~0.08 rad,其中关节2在第8个测试点处达到最小误差为0.01 rad,关节1在第5个测试点处达到最大误差为0.08 rad。

5 结语

本文通过神经网络算法,完成了包装分拣机器人在参数无法准确获得情况下视觉伺服的手眼标定。通过比较BP神经网络和RBF神经网络手眼标定的仿真结果,验证了BP神经网络具有更高的精确度。通过BP神经网络和张氏标定法进行手眼标定实验,分析了测试点位置以及对应关节角的误差,实验结果表明该方法具有较高的精确度,从而验证了BP神经网络算法标定的正确性和精确性。

参考文献:

- [1] [佚名]. 自动化生产需要理想的包装设备[J]. 绿色包装, 2019(7): 81-82.
[Anon]. Automated Production Requires Ideal Packaging Equipment[J]. Green Packaging, 2019(7): 81-82.
- [2] 肖南峰. 工业机器人[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011: 88-119.
XIAO Nanfeng. Industrial Robot[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2011: 88-119.
- [3] 李牧. 机器人无标定视觉伺服关键技术的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
LI Mu. Research on Robot Uncalibrated Visual Servoing

Key Technique[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.

- [4] HOSODA K, ASADA M. Versatile Visual Servoing Without Knowledge of True Jacobian[C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Munich: IEEE, 1994: 186-193.
- [5] JAGERSAND M, FUENTES O, NELSON R. Experimental Evaluation of Uncalibrated Visual Servoing for Precision Manipulation[C]//Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. Albuquerque: IEEE, 1997: 2874-2880.
- [6] 杨诚, 匡森, 宋彩温. 基于动态BFGS法的无标定视觉伺服控制[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(1): 1-8.
YANG Cheng, KUANG Sen, SONG Caiwen. Dynamic BFGS Method for Uncalibrated Visual Servoing[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(1): 1-8.
- [7] 彭西. 基于深度学习的柔性装配机械臂零件动态识别与定位研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2019.
PENG Xi. Research on Dynamic Identification and Positioning of Flexible Assembly Manipulator Parts Based on Deep Learning[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2019.
- [8] 陈明. MATLAB神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 10-191.
CHEN Ming. Theory and Example of Neural Network on MATLAB[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 10-191.
- [9] 肖帆, 李光, 游雨龙. 空间3R机械臂逆向运动学的多模块神经网络求解[J]. 中国机械工程, 2019, 30(10): 1233-1238.
XIAO Fan, LI Guang, YOU Yulong. Multiple Module Neural Network Solving for Inverse Kinematics of Space 3R Manipulators[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(10): 1233-1238.
- [10] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013: 1-6.
WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei, et al. Analysis of 43 Cases of MATLAB Neural Network[M]. Beijing: Beihang University Press, 2013: 1-6.

(责任编辑: 邓光辉)

Calibration of Packaging Sorting Robot Based on BP Neural Network

ZHANG Xiaofeng, LI Guang, XIAO Fan, YANG Jiachao, MA Qijie

(College of Mechanical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: Hand-eye calibration determines the nonlinear mapping relationship between robot base coordinate system and camera coordinate system, and it plays an important role in visual servo. Aimed at the issue of hand-eye calibration in visual servo control system, based on robot toolbox and neural network toolbox, under the environment of MATLAB/simulink, the error back propagation (BP) neural network algorithm and radial basis function (RBF) neural network algorithm were used to simulate the mapping relationship between 6-DOF sorting robot and monocular camera. The accuracy of the two algorithms was analyzed through the simulation results. In addition, the hand-eye calibration of the manipulator was carried out by using BP neural network and Zhang's method under the same experimental conditions. The same group of random sample points were grabbed in the actual workspace of the manipulator, and the grasping accuracy of the random sample points was compared. The simulation and experimental results showed that the calibration accuracy of BP neural network was better than that of RBF neural network and Zhang's calibration method, and could improve the accuracy of hand-eye calibration in practical application.

Keywords: BP neural network; RBF neural network; hand-eye calibration; visual servo; robotic arm

.....

(上接第 73 页)

Design and Mechanical Analysis of I-Shaped Wheel Sealing Device Based on Tape Peeling Theory

MO Yimin, JIANG Shilei, DONG Wenbo

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: A kind of sealing device for sealing the bead wire I-shaped wheel with PVC tapes was introduced, with a structure of bilateral sealing being designed, and the reasonable range of the driving torque of the device calculated. A simplified model of the driving force in the transmission process was established, and the main transmission route of the force during the sealing process was analyzed. According to the tape peeling theory and the tensile deformation of the tape in the actual packaging process, the edge-sealing experiment was carried out with a stretched and deformed tape. The experimental results showed that when the elongation of the tape reached around 10%, the device could not complete the sealing. According to transmission theory, the theoretical minimum and maximum values of the driving torque required for the entire equipment transmission were calculated. Compared with the actual equipment working conditions, the theoretical results of this transmission theory design were reasonable.

Keywords: bead wire I-shaped wheel; bilateral sealing; tape peeling theory; driving torque