

基于残差BP神经网络的6自由度机器人视觉标定

李 光 章晓峰 杨加超 马祺杰

(湖南工业大学机械工程学院, 株洲 412007)

摘要: 基于视觉伺服控制的机器人手眼标定和逆运动学求解一直是视觉伺服领域的核心问题。随着应用场景的逐渐复杂,传统手眼标定方法已无法满足需求;随着网络深度的增加,单一BP神经网络逆运动学求解算法的误差趋于饱和甚至变大,无法进一步提升网络性能。针对以上问题,本文将手眼标定和逆运动学求解融合为拟合目标图像坐标到机器人各关节角之间的映射关系问题,提出了一种残差BP神经网络算法。使用多个残差网络模块的方式加深BP神经网络的深度,残差模块的输入信息可以在网络内跨层传输,较好地解决了因深度增加网络模型容易产生梯度消失而无法提升网络性能的问题;通过6自由度机器人雅可比方程对逆运动学解的空间进行划分,确定了8个独立的区域,基于独立区域方法对训练数据进行处理,从而避免了多自由度机器人逆运动学多解对网络学习的影响,网络训练精度提升了2个数量级,训练速度提高了2倍。在REBot-V-6R型6自由度机器人输送线分拣系统中进行二维平面抓取和三维实物抓取实验,实验结果验证了该方法的准确性。结果表明,该方法比1层BP神经网络、3层BP神经网络、5层BP神经网络的训练精度分别提高了4个数量级、2个数量级、5个数量级,测试精度提高2个数量级;与传统标定方法相比,本文方法节约了逆运动学求解过程的计算成本,抓取位姿精度提高了1个数量级。

关键词: 6自由度机器人; BP神经网络; 残差网络; 手眼标定; 视觉伺服; 逆运动学

中图分类号: TP242; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)04-0366-09

OSID:



Vision Calibration of Six Degree of Freedom Robot Based on Residual BP Neural Network

LI Guang ZHANG Xiaofeng YANG Jiachao MA Qijie

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

Abstract: The hand-eye calibration and inverse kinematics solution of the 6-degree-of-freedom robot based on visual servo control has always been the core problem in this field. With the application scene becoming more complex, the traditional hand-eye calibration method cannot meet requirements. At the same time, based on the single BP neural network inverse kinematics algorithm, the error tends to be saturated or even larger, which cannot further improve the network performance with the increase of network depth to a certain extent. In order to solve the above problems, the problem of hand-eye calibration and inverse kinematics was integrated into the problem of fitting the mapping relationship between the coordinates of the target image and the joint angles of the 6-degree-of-freedom series robot, and a residual BP neural network algorithm was proposed, the multiple residual network modules were used to deepen the depth of the BP neural network, and the input information of the residual module can be transmitted across layers in the network. It solved the problem that the gradient of the network model was easy to disappear and cannot improve the network performance with the increase of depth. In addition, the space of the inverse kinematics solutions was divided into eight unique regions by the six-degree-of-freedom robot Jacobi equation, and the training data were processed based on this way, the influence of multi-solution of inverse kinematics of multi-degree-of-freedom robot on network learning was avoided, and the accuracy of network training results was improved by two orders of magnitude, and the training speed was increased by two times. Finally, two-dimensional plane grasping and three-dimensional physical grasping experiments were carried out in the REBot-V-6R 6 degree of freedom

收稿日期: 2020-12-09 修回日期: 2021-01-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(11602082)和湖南省自然科学基金项目(2018JJ4079)

作者简介: 李光(1963—),男,教授,博士,主要从事机器人智能控制研究,E-mail: liguang@hut.edu.cn

robot conveyor line sorting system, and the experimental results verified the accuracy of the method. Compared with single-layer BP neural network, three-layer BP neural network and five-layer BP neural network, the training accuracy was improved by four orders of magnitude, two orders of magnitude and five orders of magnitude, respectively, and the testing accuracy was improved by two orders of magnitude, and the computational cost of inverse kinematics was saved and the accuracy was improved by one order of magnitude.

Key words: six degree of freedom robot; BP neural network; residual network; hand-eye calibration; visual servo; inverse kinematic

0 引言

机器人视觉伺服系统是机器人领域的重要研究方向,该项研究对开发手眼协调机器人在工业生产、航空航天等方面的应用具有重要意义^[1],而手眼标定和逆运动学求解是其重要的组成部分。

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求解完成对机器人系统的控制。这往往需要通过手眼标定完成图像坐标系到机器人坐标系的映射求解,然后通过视觉传感器获取目标图像,确认目标在用户空间的位姿矩阵,通过逆运动学求解关节角,完成机器人末端对目标的控制。

传统的视觉标定算法通过构建几何模型完成图像坐标系到机器人坐标系的标定,由于受到几何模型的限制,往往很难在一个模型中完整描述镜头畸变和图像噪声,这已成为传统标定模型的发展瓶颈^[2]。针对这一问题,文献[3]在求解标定方程之后对结果进行了优化,但并未解决传统视觉标定方法的问题。文献[4-7]提出了一种无标定视觉伺服的方法,通过对图像雅可比(Jacobian)矩阵的估计完成目标的控制,并通过不同的优化方法对此过程进行优化,但是实时性较差,并且会受到机器人运动模型的影响,在实际应用中精确度不高。

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,采用神经网络拟合手眼关系的方法成为在视觉伺服研究的热点。彭西^[8]使用神经网络对机械臂进行了手眼标定,但是无法获得机器人逆运动学解;文献[9-10]使用 PSO 优化的 RBF 神经网络进行逆运动学求解,但是 PSO 算法中的初始因子需要自定义,对优化影响较大,且受限于 RBF 神经网络特殊的浅层结构,无法进行深度学习,故精度无法得到进一步提高;文献[11-12]针对多自由度机器人,基于 BP 神经网络求解逆运动学,但是随着网络深度的增加,网络性能逐渐下降,使网络受限于此,精度无法进一步提高。

针对以上问题,本文提出一种残差 BP 神经网络算法,通过残差模块使浅层信息能够向更深层传

递,以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,并通过 6 自由度机械臂的雅可比矩阵方程确定 8 个唯一域,对数据进行处理,以消除训练过程中逆运动学多解对训练结果的影响。通过实验比较不同深度下 BP 神经网络和残差 BP 神经网络对二维运动目标的抓取结果,以验证残差 BP 神经网络的性能和精度;在三维空间进行实物的抓取实验,以验证基于残差 BP 神经网络标定方法相对于传统标定方法的优势。

1 残差 BP 神经网络构建

1.1 残差模块

误差反向传播神经网络(BP neural network)具有多层结构,分别是输入层、隐含层、输出层^[13],如图 1 所示。

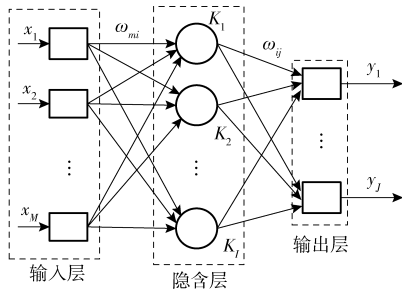


图 1 BP 神经网络

Fig. 1 BP neural networks

图 1 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 1 可以得到网络输出^[14]为

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

BP 神经网络通过权值和激活函数拟合非线性映射关系,但是随着网络层数的增多,梯度呈指数累积,在训练时会产生消失的问题,让网络学习能力达到饱和,精度不仅无法提高甚至会出现下降的情况。

HE 等^[15]提出一种残差网络结构,用于解决深度学习中随着深度增加网络学习能力下降的问题,被广泛用于卷积神经网络中^[16-19],并与其他神经网络结构解决此类问题提供了思路。

本文设计了一种残差模块(Residual block),如图2所示。残差模块基本组成部分为:1个隐含层和1个 BatchNorm 层以及1个 ReLU 层构成的训练模块,简称为 LBR (Linear BatchNorm and ReLU) 模块,以及一个负责修改维度的单隐含层和 BatchNorm 层,称为维度修改 (Dimension change) 模块。残差模块之间能够跳转求和并在下一个模块的节点之前通过 ReLU 函数激活。

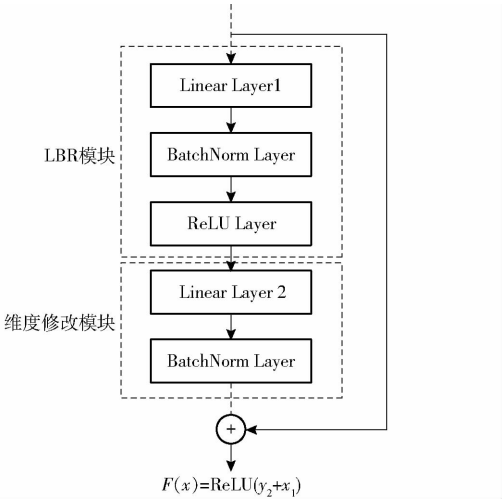


图2 残差模块
Fig.2 Residual block

LBR 模块负责训练数据,维度修改模块负责修改训练后 LBR 模块输出维度,使得其能够与下一个残差模块的输出进行等维度求和。

残差模块正向传播计算步骤为:① Linear Layer1:残差模块第1个隐含层,其输出为 $y_1 = w_1^T x_1 + b_1$ 。② BatchNorm Layer:归一化层,对 y_1 进行归一化。③ ReLU Layer:激活函数层,激活函数为 ReLU 函数,输出为 $\max(0, y_1)$ 。④ Linear Layer2:残差模块第2个隐含层,负责修改上一层输出维度,便于往下传播,输出为 $y_2 = w_2^T y_1 + b_2$ 。⑤ BatchNorm Layer:归一化层,对 y_2 进行归一化。⑥ 模块输出为: $F(x) = \text{ReLU}(y_2 + x_1)$ 。

因此,残差模块能够将上一层的信息传递到下一层,浅层信息传递到深层网络中能够使得网络在训练中梯度不易趋向于零,避免了多隐含层作用后梯度由于指数化而出现消失,使得网络丧失学习能力的问题。残差模块的结构保证了残差 BP 神经网络能够随着深度的增加继续保持学习的能力。

1.2 残差 BP 神经网络结构

设计的残差 BP 神经网络(Residual BP neural

network, ResBP)由4个残差模块和1个线性层组成,残差模块的 LBR 模块隐含层有25个节点,修改维度模块隐含层有6个节点。以隐含层数定义网络深度,则 ResBP 神经网络有9层。网络结构如图3所示。

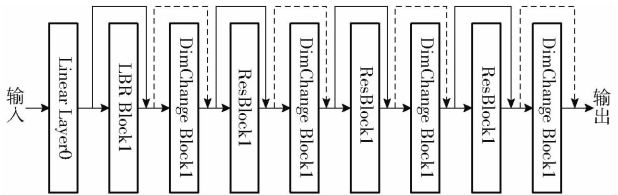


图3 残差 BP 神经网络结构
Fig.3 Structure of residual BP neural networks

2 数据采集与处理

2.1 串联6自由度机器人运动学模型

本文研究对象为 REBot-V-6R 型6自由度串联机器人。根据 DH 参数法^[20]可以确定该机器人运动学模型,各关节坐标系所在位置如图4所示。

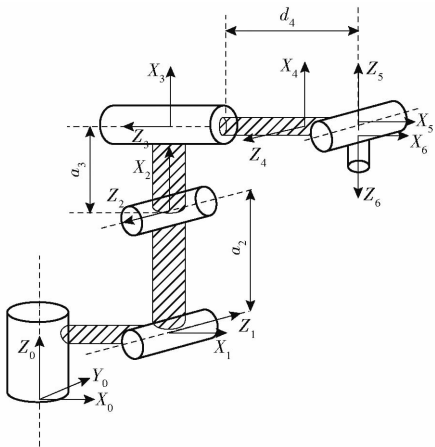


图4 REBot-V-6R 型机器人模型
Fig.4 REBot-V-6R robot's module

根据 DH 参数法,第 i 连杆的参数定义为: a_i 为连杆长度, α_i 为相邻两关节轴线的夹角, d_i 为第 i 根连杆和第 $i-1$ 连杆的偏置距离, θ_i 为第 i 连杆的旋转角。从连杆坐标系 $i-1$ 到下一连杆坐标系 i 的坐标转换,定义为基本旋转和平移,具体形式为

$${}^{i-1}A_i(\theta_i, d_i, a_i, \alpha_i) = T_{RZ}(\theta_i) T_Z(d_i) T_X(a_i) T_{RX}(\alpha_i) \tag{2}$$

其中

$${}^{i-1}A_i = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \cos\alpha_i & \sin\theta_i \sin\alpha_i & a_i \cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\alpha_i \cos\theta_i & -\cos\theta_i \sin\alpha_i & a_i \sin\theta_i \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中 ${}^{i-1}A_i$ ——第 $i-1$ 个关节到坐标系 i 坐标变化矩阵

T_{RZ} ——绕 Z 轴旋转矩阵
 T_{RX} ——绕 X 轴旋转矩阵
 T_Z ——沿 Z 轴平移矩阵
 T_X ——沿 X 轴平移矩阵

机器人基座坐标系 0 到末端执行器坐标系 6 的转换矩阵关系为

$${}^0T_6(q) = {}^0A_1(q_1) {}^1A_2(q_2) \cdots {}^5A_6(q_6) = A(q_1, q_2, \cdots, q_6) \tag{4}$$

REBot-V-6R 型 6 自由度串联机器人的 DH 参数如表 1 所示。

表 1 REBot-V-6R 型机器人 DH 参数

Tab.1 DH parameters of REBot-V-6R robot

关节	θ_i	d_i/mm	a_i/mm	α_i/rad
1	θ_1	0	100	$\pi/2$
2	θ_2	0	290	0
3	θ_3	0	121	$\pi/2$
4	θ_4	310	0	$-\pi/2$
5	θ_5	0	0	$\pi/2$
6	θ_6	0	0	0

DH 参数代入式(4)可得其正运动学数学模型,通过正向运动学可以控制机器人末端到达指定位置。

2.2 目标物体运动模型建立

输送线目标分拣为 6 自由度机器人常见的应用场景之一,本文针对 6 自由度机器人在输送线分拣场景下的应用,将输送线上的目标运动分解为 3 自由度运动,即沿 X 、 Y 轴的移动以及绕 Z 轴的旋转,并设计了一种圆形的黑白相间的棋盘,模拟了目标在输送线平面上运动的位姿,如图 5 所示。圆盘直径为机械臂抓取的最大工作范围,圆盘上一共 180 个外圆角点和 1 个中心角点,每个外圆角点可视为绕中心角点做旋转运动,其像素坐标(u, v) (单位:像素)代表目标运动的位置,初始角点和中心角点的向外连线为绕 Z 轴旋转的初始姿态,其他角点和中心角点连线与其夹角 σ_z (单位:rad) 按顺时针方向逐渐增大。

在空间内选定与输送线平行的平面安装相机,且保证抓取区域始终在相机视野内,采集圆盘图像并通过图像处理采集角点的亚像素坐标(u, v)^[21]。角点识别结果如图 6 所示。

实验过程中通过安装在机器人末端的激光装置判断末端位姿。具体过程为:通过示教平台控制机器人使激光装置发射的十字形光线交点到达圆盘角点位置,且选取十字光线中的一条分支和外圆角点半径重合,则认为末端到达理想位姿,记录此时各关节参数($\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_6$)。实验系统如图 7 所示。

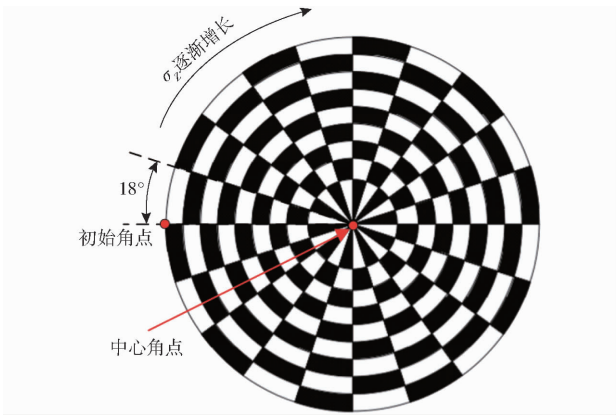


图 5 标定圆盘
Fig. 5 Calibration disc

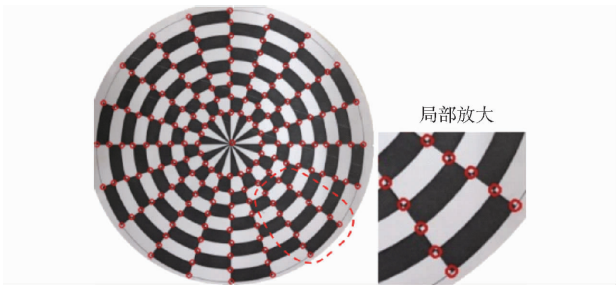


图 6 角点识别结果
Fig. 6 Corner recognition result



图 7 实验系统实物图
Fig. 7 Physical diagram of experimental system

标定圆盘模拟了输送带上目标的运动情况,通过摄像机获取圆盘图像,通过角点识别得到每个样本点的像素坐标,以此得到均匀分布的数据样本,即圆盘图像上均匀分布的每个角点对应输送带空间的一个位姿,每组位姿对应机械臂不同的关节角组合,通过网络训练完成由目标图像到机械臂关节角的映射关系的拟合。

其中,像素坐标和旋转角($u/w, v/h, \sigma_z$)为神经网络的输入,其中 w, h 为图像宽、高,其对应的关节角($\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_6$)为网络输出。

在实际抓取过程中,由摄像头获取目标的图像,通过图像处理得到目标图像的中心位置和旋转角,

作为网络输入得到目标对应的机械臂的关节角,在运动学层面完成抓取动作。这一过程并不需要逆运动学求解,节约了大量的计算和时间成本。然而,未经处理的样本数据直接用于网络训练往往会导致精度低、训练速度慢等问题,因此需要结合机械臂的运动学特性对样本数据进行进一步处理。

2.3 基于唯一域数据集的划分

由文献[22]可知,一个空间位姿矩阵可以对应8组关节角的解,RASTEGAR等^[23]最早提出利用 $\det(\boldsymbol{J})=0$ ($\boldsymbol{J}$ 为雅可比矩阵)的方程,将非冗余机器人关节空间划分为与逆解数目相同的唯一域,再在每个唯一域中用数值法迭代求解,进而求得所有逆运动学解。针对6自由度机械臂,由 $\det(\boldsymbol{J})=0$ 可得8个封闭的解,为了避免机器人逆运动学多解对网络训练的干扰,由雅可比矩阵等于零可将关节角分为8个独立的域^[24](Unique domain, UD),根据所求域的范围将训练数划分为独立的小批量数据,分批次进行网络训练。REBot-V-6R型机器人雅可比行列式为

$$\det(\boldsymbol{J})=P_1P_2P_3$$

(5)

其中

$$\begin{cases} P_1=d_3\sin\theta_5 \\ P_2=a_3\cos\theta_3-d_4\sin\theta_3 \\ P_3=l_1+d_3\cos(\theta_2+\theta_3)-a_3\sin(\theta_2+\theta_3)+a_2\cos\theta_2 \end{cases}$$

(6)

式中 l_1 ——第1个关节与第2个关节之间偏置的长度,取100 mm

由 $P_1=0$ 可得 $\theta_5=-\pi$ 或 $\theta_5=\pi$;由 $P_2=0$ 可得 θ_3 为0.372 1、3.512 7、-2.769 5 rad; $P_3=0$ 不易解,可将其视为函数结合 θ_3 的可得函数图像,如图8所示。

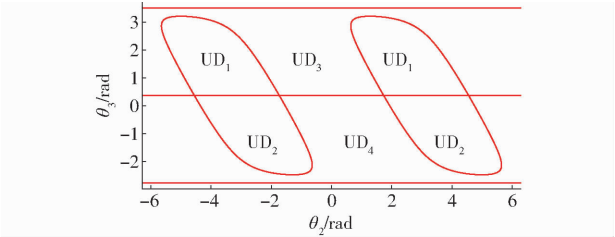


图8 θ_2 和 θ_3 之间的唯一域划分

Fig.8 Unique domains between θ_2 and θ_3

其中,UD₁为 $\theta_3\in[0.372\ 1,3.512\ 7]$ rad且 $P_2<0$ 的区域;UD₂为 $\theta_3\in[-2.769\ 5,0.372\ 1]$ rad且 $P_2<0$ 的区域;UD₃为 $\theta_3\in[0.372\ 1,3.512\ 7]$ rad且 $P_2\geq 0$ 的区域;UD₄为 $\theta_3\in[-2.769\ 5,0.372\ 1]$ rad且 $P_2\geq 0$ 的区域。

结合 θ_5 可分为两个域 $[-\pi,0]$ 、 $[0,\pi]$,6组关节角所在值域总共可以分为8个互不相交的唯一

域,如图9所示。

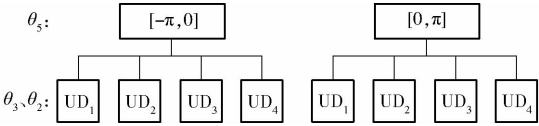


图9 8个唯一域组合示意图

Fig.9 Eight combinations of unique domains

处理后部分数据如表2所示。

表2 基于唯一域数据划分

Tab.2 Data partition based on unique domain

序号	输入(u,v,σ_z)/ (像素,像素,rad)	输出($\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_4,$ θ_5,θ_6)/rad
1	(8.739 758 5, 351.212 2,0)	(3.60,57.07,38.71,-0.73, -10.87,-1.718)
2	(252.391 11, 328.859 74,18)	(-3.56,57.07,38.71,-0.73, -12.67,-1.89)
3	(69.682 434, 165.861 98,36)	(1.09,56.99,45.31,0.63, -15.58,-2.29)
4	(279.990 36, 291.326 48,54)	(-5.08,56.99,45.31,0.63, -11.25,-2.51)
5	(228.256 13, 52.275 562,72)	(-5.52,57.11,46.86,0.63, -8.77,-2.80)

3 实验与结果分析

3.1 BP神经网络实验结果

针对同一数据,分别使用了1层隐含层(隐含层节点数为25)的BP神经网络、3层隐含层(隐含层节点数分别为6、9、25)的BP神经网络以及5层隐含层(隐含层节点数分别为6、9、25、25、9)BP神经网络进行训练,训练结果如图10所示。

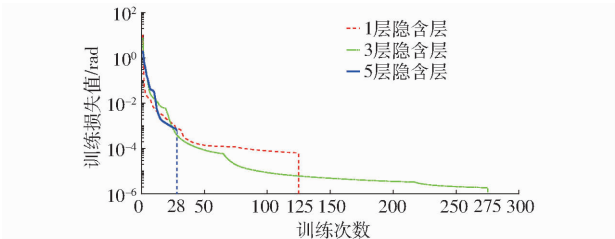


图10 不同隐含层数BP神经网络训练结果

Fig.10 Training result of BP neural networks with different hidden layers

由图10可看出,1层隐含层BP神经网络的误差在第125次训练达到最优,均方差可以达到 1×10^{-4} rad,随着网络深度的增加,3层隐含层BP神经网络训练时间变长,在第275次达到最小均方差,接近 1×10^{-6} rad。但是继续增加网络深度到5个隐含层时,网络性能无法继续提升,学习能力达到饱和,在第28次训练时提前结束了训练,均方差达到 1×10^{-3} rad。

网络训练之后对同一20组非角点位置的测试

样本进行了误差分析,每组误差为 6 个关节误差的平均值,测试结果如图 11 所示。

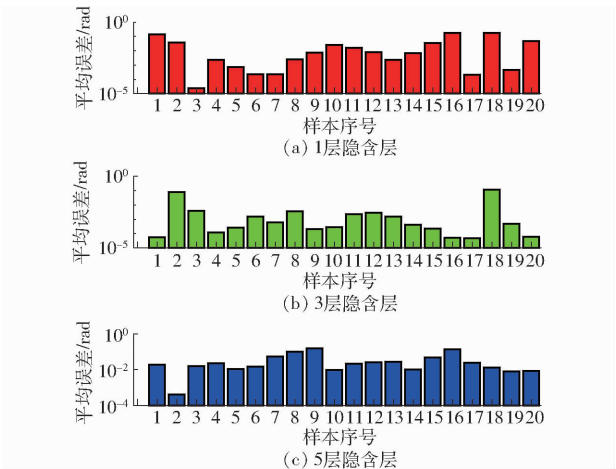


图 11 不同隐含层 BP 神经网络测试结果
Fig. 11 Training result of BP neural networks with different hidden layers

由图 11 可以看出,3 层隐含层 BP 神经网络的泛化能力最优,测试样本平均误差最小,且最稳定,其次是 1 层隐含层 BP 神经网络,误差最大的是 5 层隐含层 BP 神经网络。实验结果表明,随着网络深度的增加,梯度消失,网络性能提前饱和,无法进一步优化。

3.2 ResBP 神经网络实验结果

训练样本和测试样本不变,使用 ResBP 神经网络进行训练,网络隐含层数为 9。若不进行数据处理,网络在 526 次训练达到最优性能,均方差能够接近 1×10^{-6} rad;若通过唯一域方法处理数据,网络在 117 次训练达到最优性能,均方差能够接近 1×10^{-8} rad,如图 12 所示。基于唯一域方法处理数据后,网络性能得到了较大提升,拟合速度提高了近 5 倍,精度提升 2 个数量级。使用唯一域处理过后的数据进行 ResBP 网络训练,结果相比于 3 层 BP 神经网络,精度提高了 2 个数量级,训练速度提高了近 2 倍。

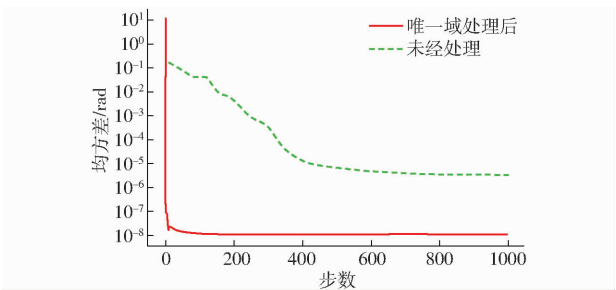


图 12 ResBP 神经网络训练结果
Fig. 12 Training result of ResBP neural networks

同一测试样本误差能够达到 1×10^{-4} rad,且分布均匀,如图 13 所示。相较于其他 BP 神经网络,ResBP 神经网络训练速度更快,精度更高,泛化能力

更强,网络稳定性更好。

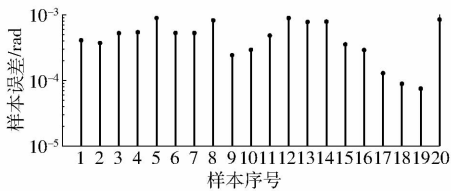


图 13 ResBP 神经网络测试结果
Fig. 13 Testing result of ResBP neural networks

3.3 ResBP 神经网络抓取实验

随机选取 10 个测试样本点进行了实机抓取实验,抓取点位姿和抓取结果示意如图 14 所示。

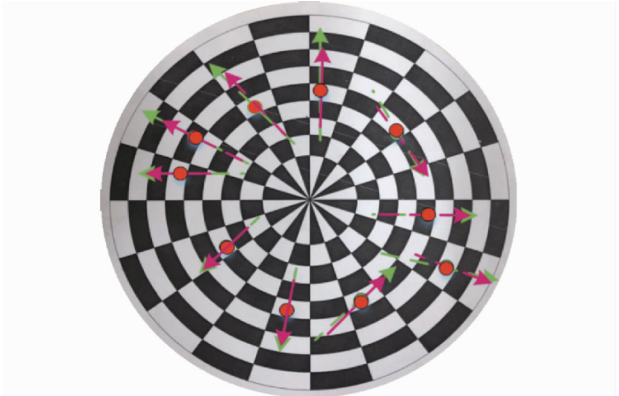


图 14 机器人测试点抓取示意图
Fig. 14 Grasping schematic of robot test point

图中绿色圆圈所在位置和箭头所指方向为抓取点的位置和旋转角,红色圆圈所在位置和箭头所指方向为机器人输入网络输出末端的位置和平面姿态。位置最小误差可达 1×10^{-2} mm,最大可达 1×10^{-1} mm;角度误差最小可达 1×10^{-3} rad,最大可达 1×10^{-2} rad。实机抓取的精度可能受到控制误差以及机器人自身标定误差的影响,因此基于残差 BP 神经网络的视觉标定算法的抓取测试精度能够达到工业精度要求。

为了进一步验证标定精度,进行了实物抓取实验。抓取目标为输送线上一立方体物料,为了区分物料的旋转方向,在物料上做了标记,如图 15 所示。

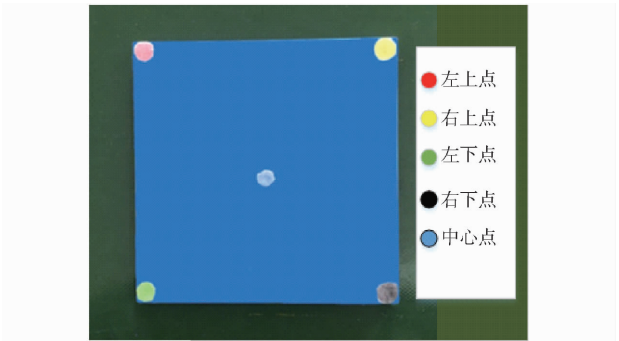


图 15 目标示意图
Fig. 15 Target schematic

在同一空间内任意选取了 4 个位姿,为了方便

拍照取样对比,在 Z 轴方向预留高度 10 mm。通过角点识别可以得到目标的图像中角点像素坐标,如图 16 所示。

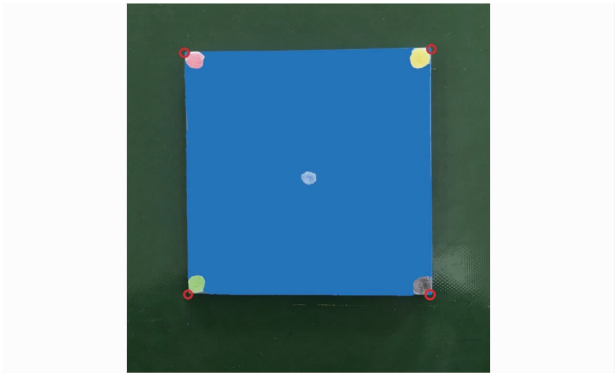


图 16 目标角点识别结果
Fig. 16 Target corner recognition result

目标图像中心点坐标和旋转角计算公式为

$$\begin{cases} C_u = \frac{r_{d_u} - l_{u_u}}{2} \\ C_v = \frac{r_{d_v} - l_{u_v}}{2} \\ \theta = \arccos \frac{(l_u - l_d) \cdot \tau}{\|l_u - l_d\|} \end{cases} \quad (7)$$

式中 (l_{u_u}, l_{u_v}) 、 (r_{d_u}, r_{d_v}) ——目标图像左上角点像素坐标、右下角点像素坐标

l_d ——左下角点像素坐标向量

l_u ——左上角点像素坐标向量

τ ——像素 u 轴单位向量(1,0)

(C_u, C_v) ——目标图像的中心坐标

θ ——目标在图像中的旋转角

基于 ResBP 网络标定的抓取结果如图 17 所示,图中,抓取结果的最大位置误差为位姿 4, X 轴方向位置误差 ΔE_x 为 0.3 mm, Y 轴方向位置误差 ΔE_y 为 0.1 mm,最大姿态误差为姿态 2,绕 Z 轴旋转角误差 ΔE_{R_z} 为 0.025 rad,绕 X 轴旋转角误差 ΔE_{R_x} 为 0.008 rad,绕 Y 轴旋转角误差 ΔE_{R_y} 为 0.003 rad。

由文献[25]可知,张正友提出了张氏相机标定法,其他大多标定方法都以张氏标定法为基础进行改进。REBot-V-6R 型 6 自由度机器人输送线分拣系统通过张正友标定方法完成视觉标定,然后通过逆运动学求解得到各关节的旋转角完成抓取。基于传统标定方法的抓取结果如图 18 所示。图中,抓取结果的最大位置误差处于位姿 3, X 轴方向位置误差 ΔE_x 为 4.3 mm, Y 轴方向位置误差 ΔE_y 为 1.4 mm,最大姿态误差为位于位姿 2,绕 Z 轴旋转角误差 ΔE_{R_z} 为 0.041 rad,绕 X 轴旋转角误差 ΔE_{R_x} 为

0.038 rad,绕 Y 轴旋转角误差 ΔE_{R_y} 为 0.019 rad。

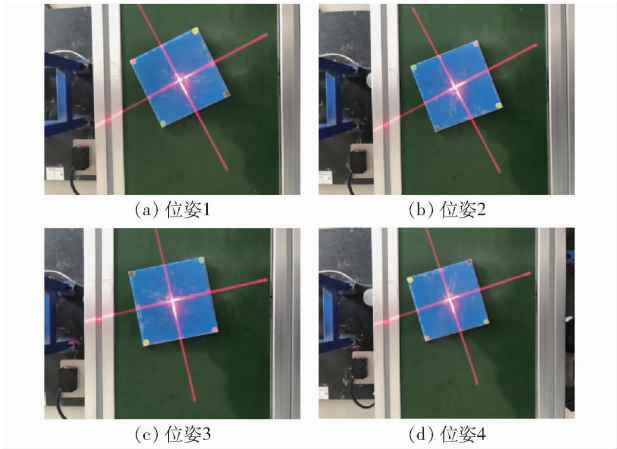


图 17 基于 ResBP 标定下机械臂抓取结果
Fig. 17 Manipulator grasping result based on ResBP calibration

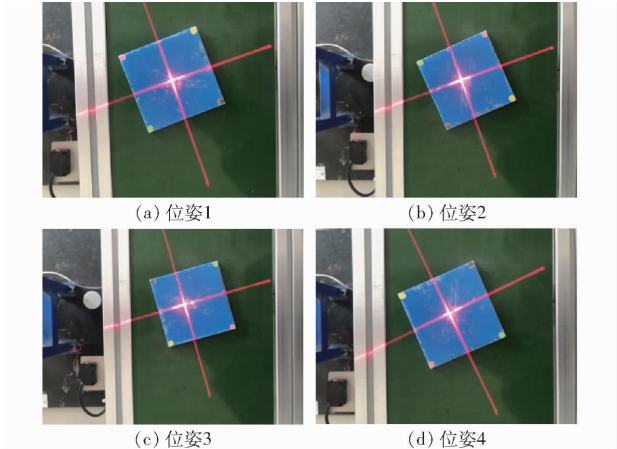


图 18 传统视觉标定下机械臂抓取结果
Fig. 18 Grasping results of manipulator under traditional visual calibration

4 结论

(1)提出了一种 ResBP 神经网络算法,该算法设计的残差模块能够使隐含层信息跨层传递,解决了浅层 BP 神经网络精度不够、深层 BP 神经网络因梯度消失而学习能力饱和、无法进一步学习的问题,并通过基于唯一域方法对训练数据进行划分,避免了多自由度机器人逆运动学多解对网络学习的影响,训练精度提高了 2 个数量级,训练速度提高了 2 倍。实验表明,该方法比 1 层 BP 神经网络、3 层 BP 神经网络、5 层 BP 神经网络的训练精度分别提高了 4 个数量级、2 个数量级、5 个数量级,测试精度提高 2 个数量级。

(2)基于 ResBP 神经网络算法完成了 6 自由度机器人视觉伺服系统由图像坐标系转换到 6 个关节角的运动学关系的标定,与传统视觉标定方法相比,节约了逆运动学求解过程的计算成本和时间成本,且

精度更高。通过 REBot-V-6R 实验平台进行了三维实物抓取实验,验证了 ResBP 神经网络算法在实际应用环境中的准确性和精准度,本文方法比传统标定方法位置和姿态抓取误差减小了1个数量级。

参 考 文 献

[1] 田梦倩,罗翔,黄惟一. 视觉伺服机器人对运动目标操作的研究[J]. 机器人,2003,25(6):548-553.
TIAN Mengqian,LUO Xiang, HUANG Weiyi. Research on moving object of visual servo robot[J]. Robot,2003,25(6):548-553. (in Chinese)

[2] 金伟龙,周美英. 基于不同BP网络层数的双目立体视觉标定研究[J]. 光学技术,2015,41(1):72-76.
JIN Weilong,ZHOU Meiyong. Study on calibration of binocular stereovision based on BP neural network with different layers[J]. Optical Technique,2015,41(1):72-76. (in Chinese)

[3] 徐呈艺,刘英,贾民平,等. 木板抓取机器人手眼标定方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(12):420-426.
XU Chengyi,LIU Ying,JIA Minping,et al. Method of hand-eye calibration for picking board robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(12):420-426. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191249&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.049. (in Chinese)

[4] HOSODA K, ASADA M. Versatile visual serving 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 serving 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 serving[J]. Journal of University of Science and Technology of China,2015,45(1):1-8. (in Chinese)

[7] 李牧. 机器人无标定视觉伺服关键技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.
LI Mu. Research on robot uncalibrated visual serving key technique[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology,2008. (in Chinese)

[8] 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. (in Chinese)

[9] 张淑珍,甄晶博,李春玲,等. 基于改进 PSO-RBF 的冗余机械臂逆运动学求解[J]. 机械设计与制造工程,2020,49(7):25-29.
ZHANG Shuzhen,ZHEN Jingbo,LI Chunling,et al. Inverse kinematics solution of redundant manipulator based on improved PSO-RBF[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering,2020,49(7):25-29. (in Chinese)

[10] 何元烈,徐扣. 欠驱动平面机器人逆运动学求解研究——粒子群优化神经网络算法求解[J]. 计算机工程与应用,2016,52(17):54-58,151.
HE Yuanlie,XU Kou. Particle swarm neural network solution to inverse kinematics of underactuated planar robot[J]. Computer Engineering and Applications,2016,52(17):54-58,151. (in Chinese)

[11] 刘世平,曹俊峰,孙涛,等. 基于BP神经网络的冗余机械臂逆运动学分析[J]. 中国机械工程,2019,30(24):2974-2977,2985.
LIU Shiping,CAO Junfeng,SUN Tao,et al. Inverse kinematics analysis of redundant manipulators based on BP neural network[J]. China Mechanical Engineering,2019,30(24):2974-2977,2985. (in Chinese)

[12] 臧庆凯,李春贵,钟宛余. 基于三个并行BP神经网络的机器人逆运动学求解[J]. 计算机测量与控制,2012,20(8):2244-2247.
ZANG Qingkai,LI Chungui,ZHONG Wanyu. Solution to inverse kinematics of robot based on three parallel BP neural networks[J]. Computer Measurement & Control,2012,20(8):2244-2247. (in Chinese)

[13] 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.

[14] 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. (in Chinese)

[15] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016:770-778.

[16] 施丽红. 基于注意力卷积神经网络的动态手势识别研究[J]. 光学技术,2020,46(6):750-756.
SHI Lihong. Study on dynamic gesture recognition based on attention mechanism convolutional neural network[J]. Optical Technique,2020,46(6):750-756. (in Chinese)

[17] 刘俊琦,李智,张学阳. 基于信息熵和残差神经网络的多层次船只目标鉴别方法[J]. 计算机科学,2020,47(增刊2):253-257.
LIU Junqi,LI Zhi,ZHANG Xueyang. Multi-level ship target discrimination method based on entropy and residual neural network[J]. Computer Science,2020,47(Supp.2):253-257. (in Chinese)

[18] 马力,帅仁俊,刘文佳,等. 基于改进的残差神经网络的白细胞分类[J]. 计算机工程与设计,2020,41(10):2982-2987.
MA Li,SHUAI Renjun,LI Wenjia,et al. White blood cell classification based on improved residual neural network[J]. Computer Engineering and Design,2020,41(10):2982-2987. (in Chinese)

[19] 陈娟,陈良勇,王生生,等. 基于改进残差网络的园林害虫图像识别[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(5):187-195.
CHEN Juan,CHEN Liangyong,WANG Shengsheng,et al. Pest image recognition of garden based on improved residual network

- [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 187 – 195. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190522&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2019.05.022. (in Chinese)
- [20] DENAVIT J. A kinematic notation for lower-pair mechanism based on matrices[J]. Journal of Applied Mechanics, 1955, 22: 215 – 221.
- [21] QIAO Y J, TANG Y C, LI J S. Improved Harris sub-pixel corner detection algorithm for chessboard image[C]// Proceedings of the 2013 2nd International Conference on Measurement, Information and Control, 2013: 1408 – 1411.
- [22] 蔡自兴. 机器人学[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [23] RASTEGAR J, DERAVID P. Methods to determine workspace, its subspaces with different numbers of configurations and all the possible configurations of a manipulator[J]. Mechanism and Machine Theory, 1987, 22(4): 343 – 350.
- [24] 李光, 肖帆, 杨加超, 等. 基于唯一域方法的机器人逆向运动学求解[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 386 – 394. LI Guang, XIAO Fan, YANG Jiachao, et al. Solution of inverse kinematics of robots based on unique domain method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 386 – 394. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191045&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2019. 10. 045. (in Chinese)
- [25] 陈为, 李泽辰, 张婧, 等. 基于 HALCON 的工业机器人视觉系统标定方法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21): 137 – 141. CHEN Wei, LI Zechen, ZHANG Jing, et al. Research on HALCON-based robot vision calibration and application[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(21): 137 – 141. (in Chinese)

(上接第 358 页)

- [12] 李杨, 陈凡凡, 王中江, 等. 超声预处理对大豆蛋白聚集体结构和乳化特性的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 366 – 374. LI Yang, CHEN Fanfan, WANG Zhongjiang, et al. Effect of ultrasonic pretreatment on structure and functional properties of soy protein aggregates[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 366 – 374. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200640&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2020.06.040. (in Chinese)
- [13] PENG W, KONG X, CHEN Y, et al. Effects of heat treatment on the emulsifying properties of pea proteins[J]. Food Hydrocolloids, 2016, 52(2): 301 – 310.
- [14] RYAN K N, VARDHANABHUTI B, JARAMILLO D P, et al. Stability and mechanism of whey protein soluble aggregates thermally treated with salts[J]. Food Hydrocolloids, 2012, 27(2): 411 – 420.
- [15] SHEN L, TANG G H. Microfluidization as a potential technique to modify surface properties of soy protein isolate[J]. Food Research International, 2012, 48(1): 108 – 118.
- [16] CHEN L, ETTELAIE R, AKHTAR M. Improved enzymatic accessibility of peanut protein isolate pre-treated using thermosonication[J]. Food Hydrocolloids, 2019, 93(15): 308 – 316.
- [17] GUO Z W, TENG F, HUANG Z X, et al. Effects of material characteristics on the structural characteristics and flavor substances retention of meat analogs[J]. Food Hydrocolloids, 2020, 105: 105752.
- [18] HE X T, YUAN D B, WANG J M, et al. Thermal aggregation behaviour of soy protein: characteristics of different polypeptides and sub-units[J]. Journal of the Science of Food & Agriculture, 2016, 96(4): 1121 – 1131.
- [19] ZHANG Y, YANG R, ZHANG W, et al. Structural characterization and physicochemical properties of protein extracted from soybean meal assisted by steam flash-explosion with dilute acid soaking[J]. Food Chemistry, 2017, 219(1): 48 – 53.
- [20] MUDASIR A M, SAINI C S, et al. Heat treatment of sunflower protein isolates near isoelectric point: effect on rheological and structural properties[J]. Food Chemistry, 2019, 276(41): 554 – 561.
- [21] TAO X, CAI Y, LIU T, et al. Effects of pretreatments on the structure and functional properties of okara protein[J]. Food Hydrocolloids, 2019, 90(7): 394 – 402.
- [22] GONG K, CHEN L, XIA H, et al. Driving forces of disaggregation and reaggregation of peanut protein isolates in aqueous dispersion induced by high-pressure microfluidization[J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2019, 130: 7643 – 7654.
- [23] OLIVIERO B, POTIN F, CASES E, et al. Modulation of the emulsifying properties of pea globulin soluble aggregates by dynamic high-pressure fluidization[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2018, 47(2): 292 – 300.
- [24] LI K, ZHONG Q. Aggregation and gelation properties of preheated whey protein and pectin mixtures at pH 1.0 – 4.0[J]. Food Hydrocolloids, 2016, 60(2): 11 – 20.
- [25] DAPUETO N, TRONCOSO E, MELLA C, et al. The effect of denaturation degree of protein on the microstructure, rheology, and physical stability of oil-in-water (O/W) emulsions stabilized by whey protein isolate[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 263(33): 253 – 261.
- [26] DICKINSON E. Biopolymer-based particles as stabilizing agents for emulsions and foams[J]. Food Hydrocolloids, 2017, 68(2): 219 – 231.
- [27] KEERATI-U-RAI M, CORREDIG M. Effect of dynamic high-pressure homogenization on the aggregation state of soy protein[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2009, 57(9): 3556 – 3562.
- [28] WU D, WU C, WANG Z, et al. Effects of high pressure homogenize treatment on the physicochemical and emulsifying properties of proteins from scallop (*Chlamys farreri*) [J]. Food Hydrocolloids, 2019, 94(5): 537 – 545.