

基于GA-BP的圆形靶标圆心定位误差预测建模与补偿研究

陈海燕, 朱军林, 王平

引用本文

陈海燕, 朱军林, 王平. 基于GA-BP的圆形靶标圆心定位误差预测建模与补偿研究[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 221100170-5.

CHEN Haiyan, ZHU Junlin, WANG Ping. Study on Prediction Modeling and Compensation of Circular Target Center Positioning Error Based on GA-BP [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 221100170-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种安全高效的去中心化移动群智感知激励模型](#)

Safe Efficient and Decentralized Model for Mobile Crowdsensing Incentive

计算机科学, 2023, 50(11A): 221000184-10. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221000184>

[基于遗传算法的生物启发频繁项集挖掘策略](#)

Bio-inspired Frequent Itemset Mining Strategy Based on Genetic Algorithm

计算机科学, 2023, 50(11A): 220700200-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700200>

[基于机器视觉的超声相控阵缺陷检测研究](#)

Study on Ultrasonic Phased Array Defect Detection Based on Machine Vision

计算机科学, 2023, 50(11A): 230200150-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200150>

[基于自适应遗传算法的微服务移动目标防御策略](#)

Microservice Moving Target Defense Strategy Based on Adaptive Genetic Algorithm

计算机科学, 2023, 50(9): 82-89. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221000199>

[基于遗传算法的恶意软件对抗样本生成方法](#)

Adversarial Malware Generation Method Based on Genetic Algorithm

计算机科学, 2023, 50(7): 325-331. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800176>

基于 GA-BP 的圆形靶标圆心定位误差预测建模与补偿研究

陈海燕¹ 朱军林¹ 王平²

1 兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050

2 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州 730050

摘要 利用圆形靶标进行相机标定时,靶标成像效果会随着不同的相机拍摄位姿呈现为椭圆,因此利用常规圆心定位方法得到的图像圆心坐标并非真实圆心在图像中的成像位置,直接利用该圆心图像坐标进行相机标定的标定精度不高。针对此问题,提出了一种先对圆形靶标图像圆心定位误差进行预测建模,然后进行误差补偿来提高圆心定位精度的方法。首先,建立圆形靶标成像图的仿真图像集;其次,对图像预处理并利用椭圆拟合法定位图像中的圆心坐标;再次,构建并训练 GA-BP 神经网络,建立圆心定位误差与相机镜头位姿之间的关系模型;最后,通过误差补偿策略对定位的圆心坐标进行误差补偿。实验结果表明,所构建的 GA-BP 神经网络模型对圆心定位的横、纵坐标的误差预测精度明显优于 BP 或者 E-R 模型,其 MAPE, RMSE, R^2 分别为 5.51%, 0.0048, 0.9996 和 6.14%, 0.0964, 0.9998。误差补偿后的圆心定位精度更高,验证了采用误差预测建模和误差补偿的方法提高圆心定位精度的可行性,为高精度相机标定任务提供了方法支撑。

关键词: 圆形靶标; 椭圆拟合; 圆心定位误差; 预测建模; BP 神经网络; 遗传算法; 误差补偿

中图分类号: TP391

Study on Prediction Modeling and Compensation of Circular Target Center Positioning Error Based on GA-BP

CHEN Haiyan¹, ZHU Junlin¹ and WANG Ping²

1 School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2 School of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Abstract When using circular target for camera calibration, the target imaging effect will be elliptical with different camera shooting positions, so the image circle center coordinates obtained by using the conventional circle center positioning method are not the real circle center imaging position in the image, and the calibration accuracy is not high when using the circle center image coordinates for camera calibration directly. To address this problem, a method is proposed to model the error prediction of circular target image circular center positioning error, and then carry out error compensation to improve the circular center positioning accuracy. Firstly, a simulated image set of circular target image is established. Secondly, the image is pre-processed and the ellipse fitting method is used to locate the circle center coordinates in the image. Thirdly, a GA-BP neural network is constructed and trained to establish the relationship model between the circle center localization error and the camera lens position. Finally, the error compensation strategy is used to compensate for the localized circle center coordinates. Experimental results show that the error prediction accuracy of the constructed GA-BP neural network model for the horizontal and vertical coordinates of the circular center positioning is significantly better than that of the BP or E-R models, with MAPE, RMSE, and R^2 of 5.51%, 0.0048, 0.9996 and 6.14%, 0.0964, 0.9998, respectively. The accuracy of the circular center positioning after error compensation is higher, which verifies the feasibility of using error prediction modeling and error compensation to improve the accuracy of circular center positioning, and provides method support for the high-precision camera calibration task.

Keywords Circular target, Ellipse fitting, Circular center positioning error, Predictive modeling, BP neural network, Genetic algorithm, Error compensation

1 引言

进行视觉测量时,须精准获知物体在三维空间与二维成像平面之间的转换关系^[1]。相机标定就是建立三维空间物体与其对应二维图像平面之间的几何成像模型,对模型参数求解的过程^[2-3]。现有相机标定方法可分为基于主动视觉的相

机标定法^[4]、相机自标定法^[5]和传统相机标定法^[6]。其中,传统相机标定法利用高精度标定物辅助标定,适用于各种成像模型,标定精度高,因此该方法被广泛应用于对标定精度要求较高的场合,如高精度视觉测量、三维重建等^[7-8]。

传统相机标定法通常采用棋盘格作为标定物,但也有学者用圆形靶标取代棋盘格进行相机标定方法的研究。这是

基金项目:国家自然科学基金(62161019, 62001198, 62073161);甘肃省青年科技基金计划(20JR10RA186)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62161019, 62001198, 62073161) and Gansu Youth Science and Technology Fund program(20JR10RA186).

通信作者:陈海燕(chenhaiyan@sina.com)

因为圆形靶标相较于以直线信息为主的棋盘格类靶标含有更多的几何信息,目标识别成功率高,对噪声的抑制强^[9]。常用的圆形靶标有同心圆靶标^[10]、圆阵列靶标^[7,11]等。基于圆形靶标的相机标定法的标定精度主要取决于对成像圆心的定位精度,由于镜头透视投影偏差的存在,当相机光轴不垂直于靶标所处平面时,靶标在成像平面上呈现为椭圆。因此,由传统圆心定位算法定位得到的是椭圆的重心,并不是圆心的实际成像位置。针对这一问题,文献[7]提出了一种依据平面变换思想获取圆心像素坐标的方法,该方法利用透视变换矩阵将标定板平面与相机成像平面变换为相互平行的平面,从而抵消由相机镜头透视偏差引起的圆心定位误差;文献[9]提出了一种基于同心圆特征来获取图像中圆心真实投影点的方法,通过拟合圆的亚像素边缘获得同心圆的两个成像圆心,对于同心圆的圆心距大于设定值的圆心进行偏差补偿,通过圆心连线与同心圆的4个交点,利用交比不变和直线不变性求解精确的圆心坐标,同时引入迭代模型对镜头畸变给予一定补偿;文献[12]提出了一种基于亚像素边缘检测进行圆心定位的方法,对于由亚像素边缘检测算法得到的封闭边缘,加入圆度、偏心率 and 凸度等限制条件筛选出符合要求的椭圆边缘特征,然后利用图像矩方法求出圆心坐标。

综上,现有的圆心定位算法大多是先利用标定板平面变换或者多次迭代投影等方法来抵消圆形目标在成像时的畸变影响,再对靶标进行圆心定位。这类方法的定位步骤较为复杂且圆心定位精度不高。为了提高圆形靶标圆心定位精度,本文基于误差建模与补偿的思想,提出了一种基于 GA-BP (Genetic Algorithm-Back Propagation) 神经网络的圆心定位误差预测建模与补偿的方法。首先直接对相机成像时存在畸变的圆形靶标图像进行圆心定位;然后建立误差模型来描述并预测不同姿态相机成像情形下对圆心定位的误差;最后对圆心定位结果进行误差补偿,通过误差补偿来提高圆形靶标圆心定位的精度。

2 误差预测建模与补偿策略

首先,模拟得到不同姿态相机成像情形下的圆形靶标图像,定位圆心并计算定位误差,建立圆形靶标圆心误差数据集。然后构建基于遗传算法优化 BP 神经网络的圆心误差预测模型,通过误差预测模型的预测值对圆心定位值进行补偿。圆心定位误差预测建模与补偿流程如图 1 所示。



图1 圆心定位误差预测建模与补偿流程

Fig. 1 Prediction modeling and compensation process of center positioning error

2.1 圆形靶标仿真图像集

获取圆形靶标仿真图像时,首先在三维空间中建立圆函数,假设圆心坐标为 (a, b, c) ,半径为 r ,三维坐标系下圆的参数方程如式(1)所示:

$$\begin{cases} x(\theta) = a + r \cos(\theta) a_1 + r \sin(\theta) b_1 \\ y(\theta) = b + r \cos(\theta) a_2 + r \sin(\theta) b_2 \\ z(\theta) = c + r \cos(\theta) a_3 + r \sin(\theta) b_3 \end{cases} \quad (1)$$

然后,引入旋转矩阵,使圆分别绕 X 轴和绕 Y 轴旋转,用以模拟相机在不同拍摄角度下获取的圆形靶标图像,所用旋转矩阵如式(2)所示。随后,进行圆形靶标的亚像素圆心定位,并计算圆心定位误差,建立圆形靶标圆心误差数据集,见本文第 3.1.1 节。

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \cos \alpha & 0 & \sin \alpha \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.2 圆形靶标定位误差预测模型的建立

BP 神经网络是一种依据误差反向传播原理进行网络训练的多层前馈神经网络^[13]。本文根据圆形靶标圆心定位误差数据构建三层 BP 神经网络误差预测模型。其中,输入层、隐含层和输出层节点数目分别为 3, 7 和 2。输入层节点分别为相机的旋转角度、定位圆心的横坐标和纵坐标,输出层节点分别为定位圆心的横坐标和纵坐标对应的误差值。本文构建的神经网络结构如图 2 所示。

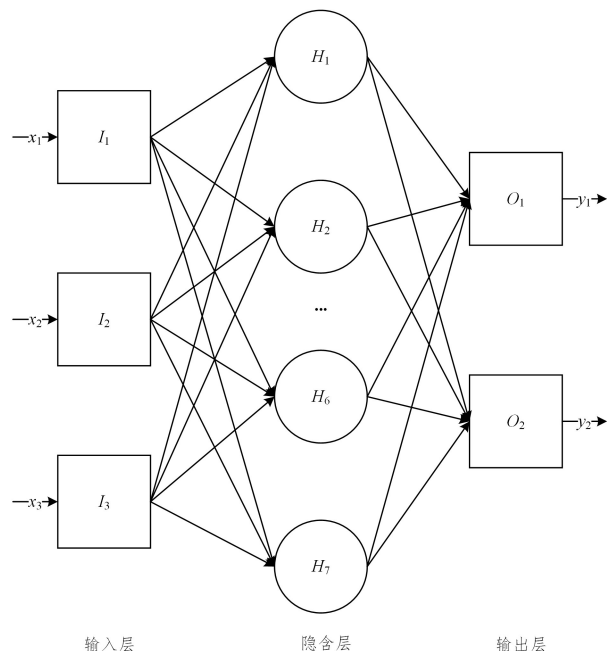


图2 搭建的 BP 神经网络结构

Fig. 2 BP neural network structure built in this paper

由于 BP 神经网络在局部范围内基于梯度进行搜索并优化求解,存在收敛速度慢、容易陷入局部极值点的问题^[14]。本文采用遗传算法^[15]优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,通过构造适应度函数,搜索出 BP 神经网络的最优初始权值和阈值,再对模型进行训练。GA-BP 神经网络模型参数优化流程如图 3 所示。

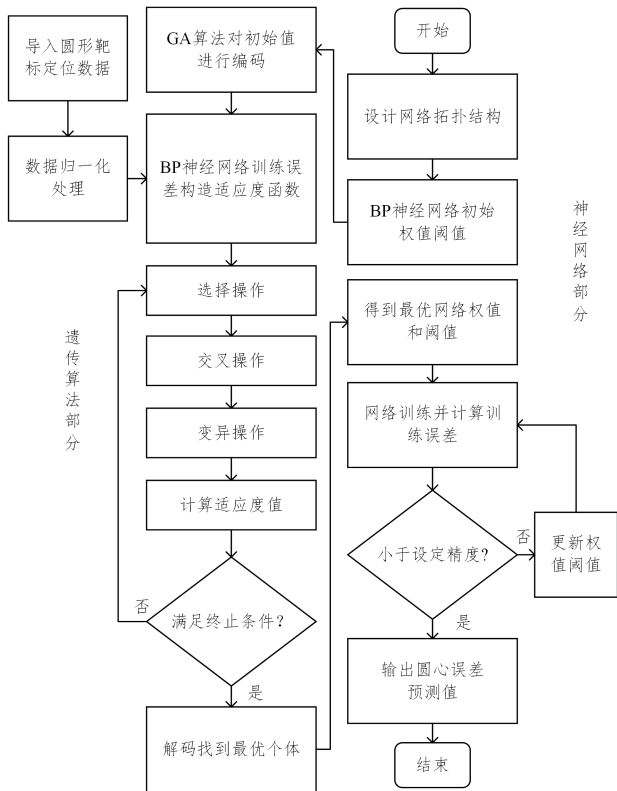


图3 GA-BP流程图

Fig. 3 GA-BP flow chart

2.3 误差预测模型训练

首先,将圆形靶标圆心误差数据集随机划分为训练集和测试集,比例为7:3;然后,对基于遗传算法优化后的BP神经网络圆心误差预测模型进行训练。训练步骤如下。

Step1 对数据进行归一化处理,如式(3)所示:

$$x' = 2 \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (3)$$

其中, x 为初始输入变量, x_{\min} 为初始输入变量的最小值, x_{\max} 为初始输入变量的最大值, x' 为归一化处理值。

Step2 构建BP神经网络的网络拓扑结构。利用遗传算法对网络的初始权值和阈值进行编码,筛选种群适应度最优的个体作为神经网络的输入权值和阈值。个体筛选过程中,构建的适应度函数为BP神经网络训练误差,如式(4)所示:

$$f(i) = \sum_i |a(i) - t(i)| \quad (4)$$

其中, $a(i)$ 为网络训练后的输出值, $t(i)$ 为数据集中的输出值, i 为样本数据编号。

本文遗传算法参数设置:种群规模为70,进化代数数为90,交叉概率为0.9,变异概率为0.1。

Step3 将优化后的网络权值和阈值代入BP神经网络中进行模型训练,网络主要参数设置:训练函数采用Levenberg-Marquardt算法,学习周期为50,学习率为0.025,最大迭代次数为1000,目标精度为 1×10^{-5} 。

2.4 圆形靶标圆心定位误差的补偿策略

通过误差预测模型对圆形靶标圆心定位的误差进行预测,误差预测值即为所需要的误差补偿量。首先计算圆心的实际成像位置 $M(x_m, y_m)$ 与定位圆心位置 $N(x_n, y_n)$ 之间的差值,当差值为大于零时,根据误差补偿量对圆心坐标进行正向补偿;否则进行反向补偿。圆心定位的横、纵坐标误差补偿方法分别如式(5)、式(6)所示:

$$\begin{cases} x_n - x_m > 0, & x_n' = x_n - b_x \\ x_n - x_m < 0, & x_n' = x_n + b_x \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} y_n - y_m > 0, & y_n' = y_n - b_y \\ y_n - y_m < 0, & y_n' = y_n + b_y \end{cases} \quad (6)$$

其中, b_x, b_y 分别为定位圆心的横坐标和纵坐标所需的补偿量, x_n', y_n' 为补偿后的圆心定位坐标。补偿流程如图4所示。

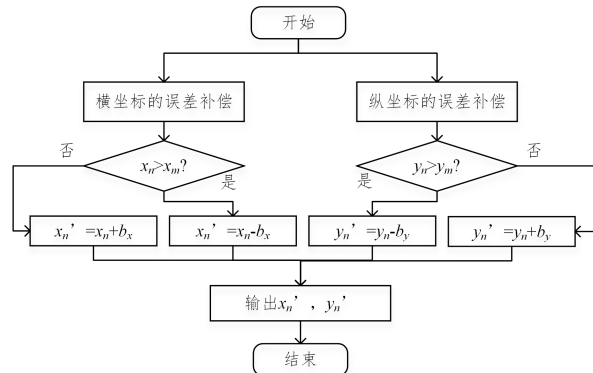


图4 圆心定位误差补偿流程

Fig. 4 Center positioning error compensation process

3 实验验证

3.1 实验步骤及结果

实验采用MATLABR2018b进行圆形靶标图像的生成、BP神经网络和遗传算法的程序编写。相机模拟旋转角度 θ 的变化范围为 $0^\circ \sim 80^\circ$,变化间隔为 0.2° 。圆依次绕X轴和Y轴旋转,每个绕轴过程可得到401张图像,共802张图像,图像尺寸为 875×656 ,无畸变图像圆心坐标 $C(453.5, 369.1)$,单位:像素。使用平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)这3项指标来评判误差预测模型的性能好坏。

3.1.1 圆图像的圆心定位

首先,对圆形靶标仿真图像集进行图像预处理操作,包括图像灰度化、高斯滤波去噪、Canny算子^[16]圆轮廓检测。然后,利用椭圆拟合算法^[17]对图像中的圆进行圆心定位。假设圆心定位坐标为 $C'(x_i, y_i)$,同时,计算 C' 与真实圆心坐标 C 之间的差值,即为圆心定位的误差值。圆心定位结果以及误差示意如图5所示。通过式(7)计算定位圆心的横坐标绝对误差 $|\Delta_x|$ 和纵坐标绝对误差 $|\Delta_y|$ 。

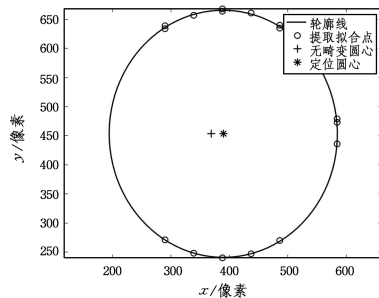


图5 圆心定位图

Fig. 5 Center positioning chart

$$\begin{cases} |\Delta_x| = |x_i - C_1| \\ |\Delta_y| = |y_i - C_2| \end{cases} \quad (7)$$

其中, i 表示每旋转一次所生成图像的对应编号, $i = 1, 2, \dots, 401$ 。圆心定位误差的分布情况如图6所示。

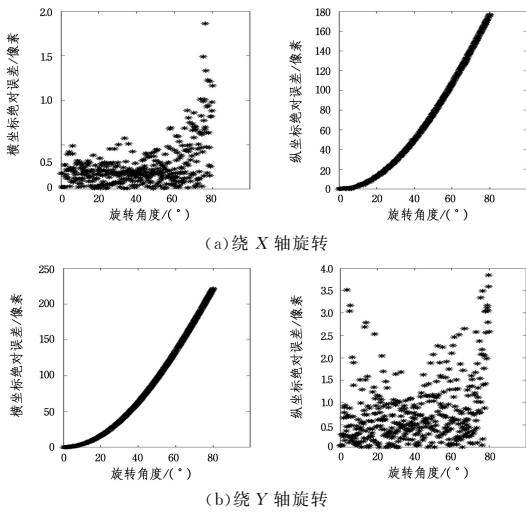


图 6 圆心定位误差分布图

Fig. 6 Center location error distribution diagram

3.1.2 误差预测建模与补偿结果

由图 6 可知,圆形靶标绕 X 轴和 Y 轴旋转产生的圆心定位误差近似呈对称分布。本文选取绕 X 轴旋转时得到的误差数据集,并以 7:3 的比例随机划分为训练集和测试集,划分结果如图 7 所示。

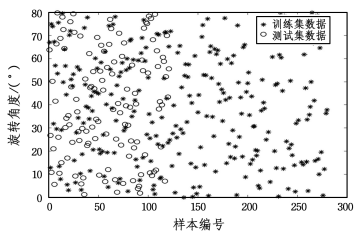


图 7 数据集划分示意图

Fig. 7 Data set partitioning diagram

由误差预测模型得到的圆心定位误差值和测试集中的数据期望值之间的对比和两者差值的绝对值,分别如图 8(a)和图 8(b)所示。

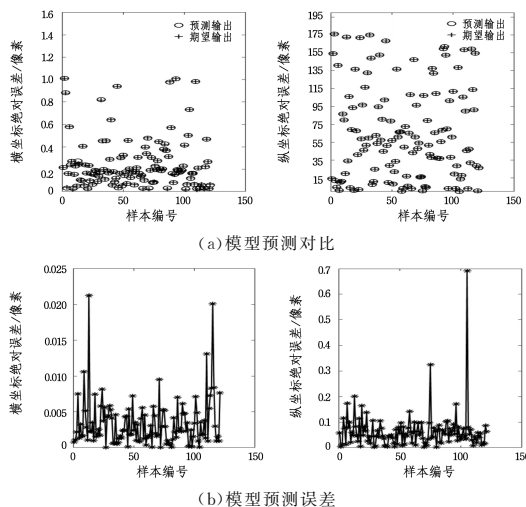


图 8 定位圆心误差预测效果图

Fig. 8 Effect diagram of positioning center error prediction

根据误差补偿策略对圆心定位坐标进行误差补偿,计算误差补偿后的圆心坐标与无畸变图像圆心坐标 C 之间的欧氏距离,误差补偿前后两者之间的欧氏距离对比如图 9(a)和图 9(b)所示。

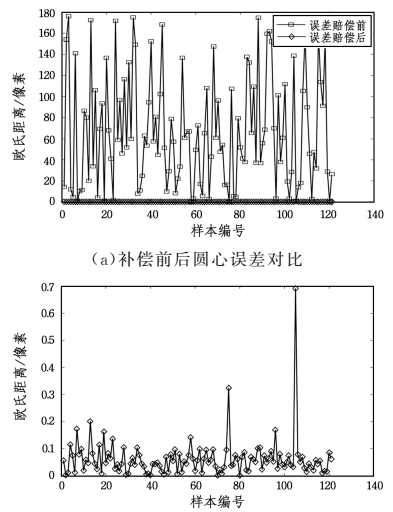


图 9 误差补偿效果图

Fig. 9 Error compensation comparison diagram

误差补偿前后圆心定位误差的平均值和均方根误差如表 1 所列。由此可知,经过误差预测建模与补偿后,圆心定位误差明显减小,并且模型对圆心定位误差的预测性能稳定可靠。

表 1 误差补偿效果对比

Table 1 Comparison of error compensation effect

类别	平均值/像素	均方根误差/像素
误差补偿前	66.692	85.062
误差补偿后	0.055	0.067

3.2 对比实验分析

为了进一步验证本文方法的有效性,分别将使用 BP 神经网络和指数函数回归(Exponential-Regression, E-R)的误差建模预测方法与本文方法进行对比分析。其中,使用指数函数回归法对横坐标误差进行建模时,拟合结果误差过大,原因在于模拟相机绕 X 轴旋转时拍摄图像的圆心横坐标误差值变化趋势不符合指数函数回归法的建模要求。以上 3 种方法对圆心定位误差的横坐标和纵坐标进行误差预测时,模型预测误差的绝对值如图 10(a)和图 10(b)所示。

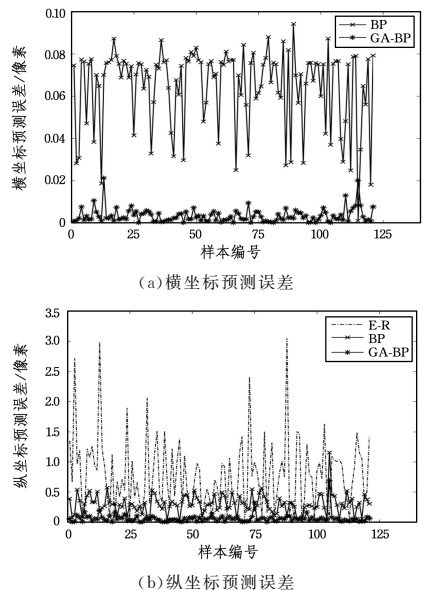


图 10 模型预测误差对比

Fig. 10 Comparison of model prediction errors

计算上述误差模型进行圆心定位误差预测的 MAPE 值、RMSE 值和 R^2 值,三者分别表示模型的误差值、模型预测圆心定位误差时的稳定性和模型拟合度。该项数据对比如表 2 和表 3 所列。从表中可以看出,GA-BP 网络模型对圆心定位误差的预测性能相较于其他两种方法有明显的提升。

表 2 横坐标误差预测性能对比

Table 2 Performance comparison of abscissa error prediction

模型	MAPE/%	RMSE	R^2
BP	9.07	0.0673	0.9283
GA-BP	5.51	0.0048	0.9996

表 3 纵坐标误差预测性能对比

Table 3 Performance comparison of ordinate error prediction

模型	MAPE/%	RMSE	R^2
E-R	12.81	0.9863	0.8997
BP	8.55	0.3365	0.9637
GA-BP	6.14	0.0964	0.9998

同时,将本文方法与文献[18]提出的圆心定位误差补偿方法进行对比分析,两方法的圆心定位精度对比如表 4 所列。

表 4 圆心定位误差补偿算法性能对比

Table 4 Performance comparison of error compensation algorithms for center positioning

方法	定位精度/像素
文献[18]	0.120
本文方法	0.055

由表 4 可以看出,本文所提出的圆心定位误差预测建模与补偿方法的圆心坐标定位精度为 0.055 像素,非常接近于真实圆心的成像位置,相比文献[18]的误差补偿方法提升了 0.065 像素,圆心定位的精度有了大幅提升。

结束语 本文提出了一种基于 GA-BP 神经网络的圆形靶标成像图中圆心定位误差预测建模与补偿的圆心定位方法,包括圆心定位误差的提取、误差的预测建模以及误差补偿策略的建立。实验结果表明,本文提出的圆心定位误差预测与补偿的方法对圆心横坐标和纵坐标误差的预测 MAPE 值分别为 5.51% 和 6.14%,RMSE 值为 0.0048 和 0.0964,模型拟合度 R^2 达到了 0.9996 以上,表明本文所构建的圆心定位误差预测模型对圆心定位的误差预测值十分接近于期望值,可较好地描述圆心定位误差与相机镜头位姿之间的变化关系,误差补偿后的圆心坐标定位精度为 0.055 像素,圆形靶标成像图中圆心定位精度得到了极大的提升,具有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] ZHOU Q, YANG Y M, WANG Z Z. Structured light measurement technology based on binocular stereo vision[J]. Computer Engineering, 2018, 44(7): 244-249, 258.

[2] WANG G H, QIAN K M. A review of calibration methods for linear array cameras[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 181-193.

[3] XU Y Z, ZHAO R J, MA Y B, et al. A linear calibration method for fish eye lens[J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 196-200.

[4] CHEN T F, MA Z, WU X. Optical plane calibration in line

structured light sensor based on active vision[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(2): 256-263.

[5] PENG Y L, LIU S G, PEI Z, et al. Linear Self-calibration method based on Non-rigid body trajectory basis[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(1): 135-139.

[6] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

[7] PENG Y, GUO J B, YU C Q, et al. Calibration method for high precision camera based on plane transformation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(7): 1297-1303.

[8] WU H B, XU R T, WANG A L, et al. Overview of 3D reconstruction technology of human lumen based on computer vision [J]. Computer Engineering, 2021, 47(10): 1-15.

[9] XING D K, DA F P, ZHANG H. Research and application of precision positioning method for circular target [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(12): 2953-2958.

[10] YANG S R, LIU M, YIN S B, et al. An improved method for location of concentric circles in vision measurement[J]. Measurement, 2017, 100: 243-251.

[11] ZHOU F Q, WANG Y X, PENG B, et al. A novel way of understanding for calibrating stereo vision sensor constructed by a single camera and mirrors[J]. Measurement, 2013, 46(3): 1147-1160.

[12] WANG S K, ZHAO J Z, JIANG M, et al. Zhang's camera calibration method based on circular array calibration plate[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(8): 859-863.

[13] MA C, YANG J, MEI X S, et al. Thermal error modeling of spindle based on genetic algorithm and BP network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(10): 2627-2636.

[14] SADEGHI B. A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2000, 103(3): 411-416.

[15] HUANG X W, CHEN S F, ZHOU T Y, et al. A survey of genetic algorithms for flexible Job-shop scheduling[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(2): 536-551.

[16] FANG C H, ZHANG F, DANG W J, et al. Recognition method of main insulation surface defects of 10 kV cable based on Canny algorithm[J]. Optoelectron · Laser, 2021, 32(11): 1188-1195.

[17] FITZGIBBON A, PILU M, FISHER R B. Direct least square fitting of ellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5): 476-480.

[18] JIANG J W, KANG J H, WU B. Research on high-precision positioning compensation algorithm of laser spot center[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2021, 58(14): 362-367.



CHEN Haiyan, born in 1978, Ph.D, associate professor. Her main research interests include computer vision and small target detection.