



中国机械工程
China Mechanical Engineering(中国机械工程)
ISSN 1004-132X,CN 42-1294/TH

《中国机械工程》网络首发论文

题目: 采用改进遗传算法优化神经网络的双目相机标定
作者: 张峰峰, 张欣, 陈龙, 孙立宁, 詹蔚
收稿日期: 2020-04-02
网络首发日期: 2020-10-13
引用格式: 张峰峰, 张欣, 陈龙, 孙立宁, 詹蔚. 采用改进遗传算法优化神经网络的双目相机标定. 中国机械工程.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20201013.0859.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

采用改进遗传算法优化神经网络的双目相机标定

张峰峰^{1,2} 张欣¹ 陈龙¹ 孙立宁^{1,2} 詹蔚³

1. 苏州大学机电工程学院, 江苏, 215006 2. 苏州大学 苏州纳米科技协同创新中心, 江苏 苏州 215123 3. 苏州大学 附属第一医院 放疗科, 江苏 苏州 215000

摘要：针对传统的BP神经网络在双目相机标定过程中存在迭代时间长、精度低等问题，提出基于改进遗传算法优化BP神经网络的方法来完成双目相机标定。首先，提出融合多格算法的Trajkovic算子进行角点检测，利用点对点空间映射和网格运动统计相结合的方法完成同名角点匹配。在此基础上，提取同名角点的像素值并计算其实际的三维坐标值。然后，对遗传算法的交叉和变异概率以及选择算子进行改进。最后，利用改进后的遗传算法对BP神经网络进行优化，将像素值和三维坐标值分别作为BP神经网络的输入和输出，进而完成双目相机的标定。实验结果表明：优化前后的平均标定预测精度分别为0.66mm和0.08mm，其平均标定预测精度提高了88%。优化前后的标定测试迭代次数分别为736次和169次，优化后的迭代速度提高3.4倍。改进遗传算法优化BP网络在双目相机标定过程中取得较好的效果，满足了双目相机标定的要求。

关键词：相机标定；BP神经网络；遗传算法；角点检测；同名角点匹配

中图分类号：TP391.4

Binocular camera calibration of BP neural network optimized by improved genetic algorithm

ZHANG Fengfeng^{1,2} ZHANG Xin¹ CHEN Long¹ SUN Lining^{1,2} ZHAN Wei³

1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215006; 2. Collaborative Innovation Center of Suzhou Nano Science and Technology, Soochow University, Suzhou, 215123; 3. Department of Radiation Oncology, the First Affiliated Hospital of Soochow University, Suzhou, 215000, China)

Abstract: The BP neural network has the problems of low accuracy and poor convergence in the process of binocular camera calibration. A method based on BP neural network optimized by improved genetic algorithm was proposed to solve these problems to complete the calibration of binocular camera. First, the Trajkovic operator with multi-lattice fusion algorithm was proposed for corner detection. A matching algorithm of homonymous corner combining point-to-point spatial mapping and grid motion statistics was proposed. On this basis, the pixel value of the homonymous corner was extracted and its actual 3D coordinate value was calculated. Then the crossover and mutation probability and selection operator of genetic algorithm were improved. Finally, the improved genetic algorithm was used to optimize the BP neural network, and the pixel value and the 3D coordinate value were used as the input and output of the BP neural network respectively, so as to complete the calibration of binocular camera. The average calibration prediction accuracy before and after optimization is 0.66mm and 0.08mm respectively, and the average calibration prediction accuracy is improved by 88%. The number of calibration test iterations before and after optimization was 736 and 169 respectively, and the iteration speed increased by 3.4 times after optimization. The improved genetic algorithm optimizes the BP network and achieves good results, which basically meets the requirements of binocular camera calibration.

Key words: Camera calibration; BP neural network; Genetic algorithm; Corner detection; Homonymous corner matching

0 引言

物体三维重建是计算机视觉、计算机辅助几何设计等领域的核心问题^[1]。双目视觉三维重建技术已经成为计算机视觉的重要研究方向,该技术在智能化自动生产、机器人导航、医疗辅助等领域有所应用^[2]。双目视觉技术作为目前许多行业的基础,其中重点研究领域之一便是双目相机的标定^[3-5]。双目相机的标定精度直接影响三维重建的精度。在实际的应用过程中,标定的精度和所需要的时间是首要的研究目标^[6]。

双目相机的标定通常建立在理想的针孔相机模型中,通过对一系列的空间物点和对应的映射像点进行约束集求解得到相机的内外参数^[7-10]。神经网络作为人工智能领域近年来发展起来的一种新技术,许多学者提出利用 BP 神经网络来进行双目相机标定。即将左右相机图像的二维像素值和三维坐标值分别作为 BP 神经网络的输入和输出,利用 BP 神经网络不断训练,直接建立二者之间的关系。这种方法作为一种隐式标定,不依赖传统的相机成像模型,并且将许多非线性因素包含在内^[11-13]。相比于传统的双目相机标定的方法,该方法则更加简便、易操作。早在 2010 年,潘晓在分析相机标定原理的基础上提出基于神经网络的相机标定技术,通过实验验证其标定的误差在允许范围内能满足实际应用的需要^[14]。此后,刘小娟等人针对大视场双目相机标定中的精度低和非线性畸变问题,提出了一种结合 BP 神经网络的大尺寸虚拟靶标标定技术。该技术进一步验证了 BP 神经网络在双目相机标定实际应用中的可行性^[15]。从众多的实验研究结果中可以看出,基于 BP 神经网络的双目相机标定方法虽然简便、易操作,但同时具有迭代时间较长、精度低等缺点。因此如何优化 BP 神经网络,从而提高双目相机的标定精度以及标定时间是目前研究的重点。

本文提出了提出融合多格算法的 Trajkovic 算子进行角点检测,同时利用一种改进遗传算法优化 BP 神经网络来对双目相机进行标定,克服了 BP 神经网络迭代时间较长、精度低的缺点。

1 双目相机标定的硬件平台

双目相机标定的实验硬件平台主要由图 1 所示的显示器、工作站、双目相机以及标定块组成。以标定块的三条棱边分别建立 X、Y、Z 轴,三条坐标轴汇交于原点 O,以此来构建物体真实的三维世界坐标系。根据此世界坐标系可以计算出立方体上每个面上棋盘角点的真实三维空间坐标。

双目相机主要由两个型号为 MER-130-30Ux(-L) 的摄像机组成,分辨率为 1280×1024 。标定目标是一个边长 9cm 的正方体标定块,在其六个面上均匀布满边长 1cm 的黑白相间的正方形棋盘格。



图 1 双目相机标定系统的硬件组成图

Fig.1 Hardware composition diagram of binocular camera calibration system

2 棋盘格角点的检测和匹配算法

2.1 融合多格算法和 Trajkovic 特征点检测算子的角点检测

角点检测是双目相机标定的重要环节之一,其对应的像素精度直接影响相机最终的标定精度^[16]。Trajkovic 特征点检测算法常被用于实时性和精度要求都比较高的系统中,本研究采用 Trajkovic 特征点检测算子来进行棋盘格角点的检测。与传统的 Moravec^[17]角点检测算法相比, Trajkovic 的性能更好,因为 Trajkovic 通过使用像素插值的方法比较每一个方向上的灰度值变化程度,而 Moravec 只有限个方向的比较。与常用的 Harris 角点检测算法相比,两者在角点检测的效果方面差不多,但是 Trajkovic 的速度远快于 Harris 角点检测算法。为了防止噪声对角点检测的影响,在角点检测之前采用高斯平滑对图像进行降噪。在图像高斯平滑中,对图像进行平均时,不同位置的像素被赋予了不同的权重。高斯平滑与简单平滑不同,它在对邻域内像素进行平均时,给予不同位置的像素不同的权值。

将 Trajkovic 特征点检测算子用于棋盘角点的检测,主要依据:棋盘格角点可以看成两条边的交点, Trajkovic 算子通过设定一个圆形窗口,考虑在这个圆形窗口内所有通过圆心的直线,以此来计算圆形窗口内过圆心的每一个可能的方向上的灰度值变化程度。灰度值的变化最小,并且这个最小值也大于某个设定的阈值,那么认为这个点就是一个角点。)假设通过圆心的一条直线与圆

相交于点 p 和 p' ，则具体的 Trajkovic 算子对角点的定义：

$$c(x, y) = \min((I_p - I_c)^2 + (I_{p'} - I_c)^2) \quad (1)$$

其中 $c_{(x,y)}$ 表示的是图像 I 上，任意一点 (x,y) 处的灰度值， I_c 表示圆心处的图像的灰度值， I_p 表示交点 p 处的图像的灰度值， $I_{p'}$ 表示交点 p' 处的图像的灰度值。

为了进一步提高 Trajkovic 算子的角点检测精度并加快角点检测的速度，引入多格算法与之融合，对原始拍摄的棋盘图像进行优化，优化之后再行 Trajkovic 算子的角点检测。角点一般可以分为两类：几何角点和纹理角点。几何角点是由图像中物体边缘的相交，而纹理角点有由物体表面的纹理产生的角点，棋盘图像的角点明显属于几何角点。在 Trajkovic 算子中引入多格算法的目的是希望能多检测到几何角点，少检测到纹理点，以此来提高角点检测的精度和速度。通常情况下一幅图像中的纹理角点一般都是非常的密集，并且是在一个很小区域内灰度值发生变化，所以多格算法采用平均值的方法把原图缩小，通过缩小图像，可以消除区域内灰度值的变换。采用融合多格算法的 Trajkovic 算子角点检测的主要步骤为：

Step1: 为了防止 Trajkovic 算子受噪声的影响，对拍摄的棋盘图像先进行高斯平滑去噪。

Step2: 利用多格算法对高斯平滑后的图像进行缩小，减少检测到纹理角点数目，加快角点检测速度。

Step3: 利用 Trajkovic 算子在检测缩小版的棋盘图像上进行角点，使用角点计算公式初步判断是不是候选角点。

Step4: 如果步骤 3 中判定为角点，再到原始图像上进一步判定，从而提高角点检测的精度。

2.2 点对点空间映射和网格运动统计相结合的同名角点匹配算法

同名角点即双目相机拍摄的左右棋盘格图像中一一对应的棋盘格角点。同名角点匹配需要将左右相机图像上的同名角点一一匹配，并将它们在左右相机中对应的像素坐标记录下来。只有匹配正确的棋盘格角点的像素坐标才能作为双目相机标定时 BP 神经网络的输入。因此，同名角点匹配是使用 BP 神经网络进行双目相机标定的必不可少的步骤。传统的同名角点匹配主要在 Opencv 中通过 Harris、Trajkovic 等特征算子进行角点检测

[18,19]，再使用 BruteForceMatcher 进行匹配，然后将误匹配去除，获取优质的匹配结果。由于棋盘的图案太过类似，传统的方法在同名角点匹配的时候往往误匹配率较高、匹配效果较差。

本研究提出一种将点对点空间映射算法和网格运动统计相结合的方法来克服同名角点误匹配率高的缺点。整个方法主要分为两个部分：基于点对点空间映射算法的同名角点粗匹配以及网格运动统计算法对匹配结果的优化。

2.2.1 同名角点的粗匹配

在检测好的棋盘格角点基础之上，进行同名角点的粗匹配。将左右相机图像中角点的相关性用一个相关性系数矩阵 Q 来描述。假设左相机图像有 m 个角点，右相机有 n 个角点，则相关性系数矩阵 Q 的大小：

$$Q = m \times n \quad (2)$$

Q 值越大，则角点的相关性越大。将角点的相关性、距离和距离比率阈值分别设为 T 、 p 和 d 。两角点间实际的距离为 D ，整个粗匹配的算法步骤如下所示：

Step1: 寻找 Q 中最大值的位置 S_{ij} （即第 i 行，第 j 列），同时将这个最大值存储为 N_{\max} ；

Step2: 将 Q 中 (i, j) 的值设置为 -1；

Step3: 分别搜寻当前 Q 中第 i 行和第 j 列中的最大值： a_{mi} 和 a_{mj} ；

Step4: 若同时满足以下三个条件：

$$1 - N_{\max} < (1 - m_{ai}) \times d, 1 - N_{\max} < (1 - m_{aj}) \times d, D < p,$$

则将这组角点记录下来，并将 Q 中第 i 行和第 j 列所有元素设置为 -1，反之，则这组特征点不符合条件；

Step5: 重复上述过程，直到 $N_{\max} \leq T$ 为止。

2.2.2 基于网格运动统计算法的角点匹配优化

经过角点粗匹配步骤后，此时存在一定的误匹配的角点，需要引入网格运动统计的优化方法，迅速剔除错误的匹配，从而提高角点匹配的正确率和稳定性。整个优化步骤如下所示：

首先，找到粗匹配后的左边相机图像中的每个角点对应的右相机图像中的最邻近的角点；其次，将左右相机图像进行网格划分，将每个网格看成是一个小邻域，若相应的两个角点匹配正确，则将两个角点附近的小区域看作对应同一个 3D 位置，每个网格内所有的匹配点只需统计一次；然后，对网格内角点个数设置阈值 t ，依据运动的平滑性，即匹配正确的角点附近的正确匹配点的

对数应该大于错误匹配的点附近的正确匹配点的对数^[20]；最后计算粗匹配好的角点附近的正确匹配的个数 n 与阈值 t 来判断该点是否被正确匹配，若 $n \geq t$ ，则认为正确匹配，否则，认定为误匹配并同时剔除。

3 改进遗传算法优化 BP 神经网络的相机标定

3.1 传统 BP 神经网络的相机标定原理和参数设置

采用 BP 神经网络进行双目相机标定主要原理指的是：利用左右相机棋盘图像的角点实际像素坐标作为 BP 神经网络的输入，通过正向计算输出标定块的预测三维坐标，再通过标定块的实际和预测三维坐标的差值来反向优化网络的权值，循环往复，最终建立起二维像素坐标和角点的三维世界坐标之间的隐式映射关系。本文采用的 BP 神经网络的相机标定设计如图 2 所示。BP 网络设置为三层，分别为输入、输出以及隐含层，将左右相机拍摄的棋盘格角点图像的横纵像素坐标作为 BP 网络的 4 个输入神经元，与之对应的将角点实际三维坐标作为 BP 网络的 3 个输出神经元。隐含层神经元个数设置为 9（一般隐含层神经元个数是输入层神经元个数的 $2n+1$ ）。输入层与隐含层以及输出与隐含层之间的权值分别设为： w_{ij} 和 w_{ki} 。本研究将训练样本个数设置为 1000，目标精度定为 0.0001，最大迭代次数设为 10000。

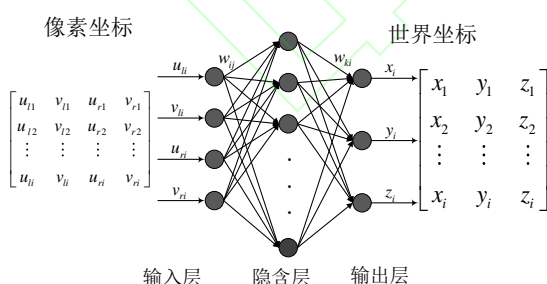


图 2 基于 BP 神经网络的双目相机标定结构设计

Fig.2 The structure design of binocular camera calibration based on BP neural network

3.2 改进遗传算法优化 BP 神经网络的相机标定原理和流程

传统的遗传算法在相机标定过程中一定程度

上提高了 BP 神经网络的初始阈值和权值的寻优能力，但与此同时该算法陷入局部极值的危险性也增加了。本研究针对遗传算法在相机标定过程存在的缺点入手，对遗传算法进行改进，提高其收敛性全局寻优的能力。进而提高 BP 神经网络的性能，即最终提高相机标定的精度和速度。

3.2.1 遗传算法选择算子的改进

传统的遗传算法采用的选择算子在实际选择过程中存在较大的误差。针对该问题，本研究利用排序法对其改进，第 n 个体在排序后被选择的概率 P_{new} 重新定义：

$$b = \frac{q_0}{1 - (1 - q_0)^\alpha} \quad (3)$$

$$P_{new} = b(1 - q_0)^{\beta-1} \quad (4)$$

式 (4) 中 α 表示种群的数量， b 代表将 q_0 标准化， q_0 作为最优个体被选择的概率， β 表示第 n 个个体在整个种群排序后的位置。

3.2.2 遗传算法交叉和变异概率的改进

相机标定的数据种群的多样性主要依赖交叉概率，同时遗传算法的全局寻优能力也受交叉概率的直接影响。遗传算法能否避开局部极值主要有变异概率决定，二者作为遗传算法的核心因素。

在改进遗传算法优化 BP 神经网络进行双目相机的标定过程中，将神经网络预测的棋盘图像的三维空间坐标 (x_y, y_y, z_y) 与实际的棋盘图像的三维空间坐标 (x_s, y_s, z_s) 做差值，以此来构建误差函数 E ：

$$E = \sqrt{(x_y - x_s)^2 + (y_y - y_s)^2 + (z_y - z_s)^2} \quad (5)$$

通过误差函数 E 的倒数来定义个体适应度 F ，则第 i 个个体的适应度表示为：

$$F(i) = \frac{1}{E(i)} \quad (6)$$

在传统的遗传算法中，交叉概率 P_c 的值为一个

常数，一般设定 $0.3 \leq P_c \leq 0.8$ 。若选取的交叉概率的值过大，将会导致遗传算法的全局搜索能力变强，但同时其染色体原有的高适应能力将遭到破坏。相反，若选取的交叉概率值过小，则遗传算法的全局搜索能力和收敛速度将下降。因此在遗传算法的进化过程中，需要根据当前个体适应度和进化迭代次数，对交叉概率不断地进行自适应调整。在遗传算法进化的初期，个体适应环境的能力较差，而且适应度的值小于平均的适应度值，此时需要较大的交叉概率值来扩大遗传算法

的全局搜索范围。在遗传算法进化的后期，个体适应度值大于平均的适应度值，此时需要减小交叉概率的值，降低全局搜索能力。改进后的交叉概率为：

$$P_j = \begin{cases} P_{jmax}, & F_{max} < F_{mean} \\ P_{jmax} - \frac{P_{jmax} - P_{jmin}}{n_{max}} \times n, & F_{max} \geq F_{mean} \end{cases} \quad (7)$$

其中 F_{max} 表示要进行交叉的两个个体的最大适应度值， F_{mean} 表示种群个体的平均适应度值， n 表示遗传算法当前的迭代次数， n_{max} 表示最大的迭代次数，将初始值 P_{jmax} 设定为 0.8， P_{jmin} 设定为 0.3。

在传统的遗传算法中变异概率的值默认为 $0.001 \leq P_b \leq 0.1$ 。在遗传算法进化的初期，由于个体的适应度值低于平均的适应度值，此时需要选择较小的变异概率来保存染色体中的优良基因。在遗传算法的后期个体的适应度值高于平均适应度值，此时需要增加变异概率来增加遗传算法的局部搜索能力，因此，自适应的变异概率为：

$$P_b = \begin{cases} P_{bmin}, & F < F_{mean} \\ P_{bmin} - \frac{P_{bmax} - P_{bmin}}{n_{max}} \times n, & F \geq F_{mean} \end{cases} \quad (8)$$

其中 F 表示种群中父代染色体的适应度值， F_{mean} 表示种群个体的平均适应度值， n 表示遗传算法当前的迭代次数， n_{max} 表示最大的迭代次数，将初始值 P_{bmax} 设定为 0.1， P_{bmin} 设定为 0.001。

3.2.3 改进遗传算法优化 BP 神经网络的相机标定算法流程

改进遗传算法优化 BP 神经网络的双目相机标定主要分五部分：遗传算法的参数初始化模块、确定 BP 神经网络的结构模块、遗传算法的改进模块、BP 神经网络的权值和阈值优化模块、基于相机图像的 BP 神经网络的训练和测试模块。整个改进遗传神经网络算法优化 BP 神经网络的相机标定的算法流程图如图 3 所示。最终遗传算法可以通过种群和遗传算子实现优胜劣汰，找到 BP 网络最优的阈值和权值，从而克服在双目相机标定过程中 BP 神经网络收敛速度慢，标定结果精度低、不稳定等缺点。

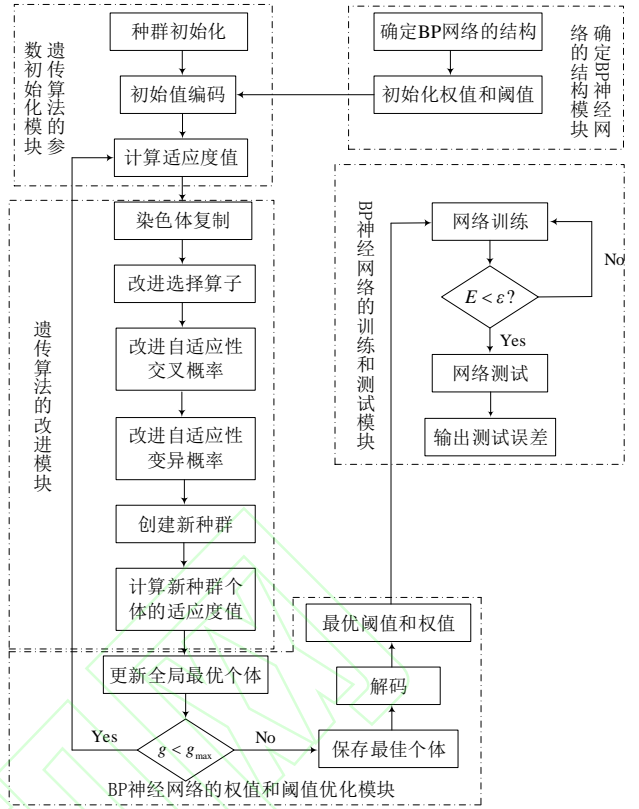


图 3 改进遗传算法优化 BP 神经网络的相机标定算法流程图

Fig.3 Flow chart of camera calibration algorithm based on improved genetic algorithm to optimize BP neural network.

4 实验与结果

利用图 1 所示的双目相机标定的硬件平台，拍摄多张标定块的图片。将左右相机图像对应保存，通过双目相机获取的部分棋盘图像如图 4 所示，为后续棋盘格角点检测和匹配做准备。

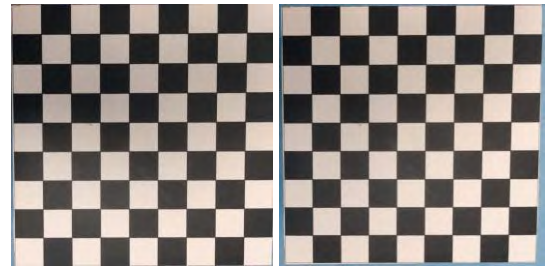


图 4 双目相机拍摄的棋盘图像

Fig.4 Checkerboard images taken with a binocular camera

4.1 棋盘格角点的检测实验

常见的用于角点的检测算法主要有：Moravec、Harris 以及 Trajkovic 算子。不同的算法在实际的实验中效果并不相同。从不同特征检测算子检测棋盘图像角点的精度出发，如图 5 (a) 所示，采

用了传统的 Harris 算子对棋盘图像的角点进行检测。图 5 (a) 中有少数角点存在重复检测并且在小范围内也存在少部分角点漏检的现象。如表 1 所示, 整个棋盘图像角点检测正确率可以达到 90%。Harris 算子可以看成是对 Moravec 算子的改进, 与 Harris 算子相比, Moravec 算子只在有限个方向进行角点检测, 因此其检测的正确率低于 Harris 算子。如图 5 (b) 所示, 采用 Moravec 算子进行角点检测存在大量的漏检与误检的情况, 其棋盘图像的角点检测效果较差。如表 1 所示, 其角点的检测正确率仅为 55% 左右, 相对于 Harris 算子, 其检测正确率降低了 35%。传统的 Trajkovic 算子的检测正确率和 Harris 算子角点检测正确率相差较小。本研究在传统的 Trajkovic 算子中融入多格算法, 对原始拍摄的棋盘图像进行优化, 最终的检测效果如图 5 (c) 所示, 其检测正确率可达接近 100%。

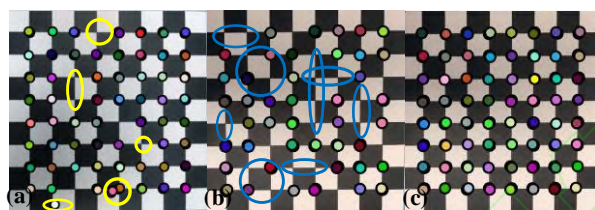


图 5 改进遗传算法优棋盘格图像的角点检测: (a) Harris 算子检测效果; (b) Moravec 算子检测结果; (c) 融合多格算法的 Trajkovic 算子的检测效果

Fig.5 Corner detection of checkerboard pattern images: (a) Harris feature detection effect; (b) Moravec feature detection effect; (c) The detection effect of Trajkovic operator fused with multi-lattice algorithm

从角点检测的速度方面考虑, 由于 Harris 算子从各个方向对棋盘图像角点进行检测, 相比于 Moravec 算子的两个方向的检测, 其花费的时间如表 1 所示, 多花费了 0.3s。Trajkovic 算子与 Harris 算子一样, 采用多方向搜寻角点, 但在本研究中 Trajkovic 算子融合了多格算法, 减少了非几何角点的检测。因此相比于 Harris 算子, 融合多格算法的 Trajkovic 算子的检测速度有了较大的提升, 如表 1 所示, 检测速度加快了 1 倍左右。

表 1 不同算子的角点检测的时间和正确率

Tab.1 The time and accuracy of corner detection of different operators

衡量因素	Moravec	Harris	Trajkovic
时间(s)	1.2	1.5	0.6
正确率(%)	55%	90%	100%

4.2 同名角点的匹配实验

本研究采用两步法, 在棋盘图像角点检测结果的基础之上, 首先采用点与点的空间映射粗匹配算法, 最终获得的粗匹配结果如图 6(a) 所示。从图中可以清晰看出部分角点出现了误匹配的情况, 针对该问题, 采用网格运动统计算法, 对误匹配点进行剔除并重新二次匹配。最终获得匹配结果如图 6(b) 所示, 匹配成功率接近 100%。

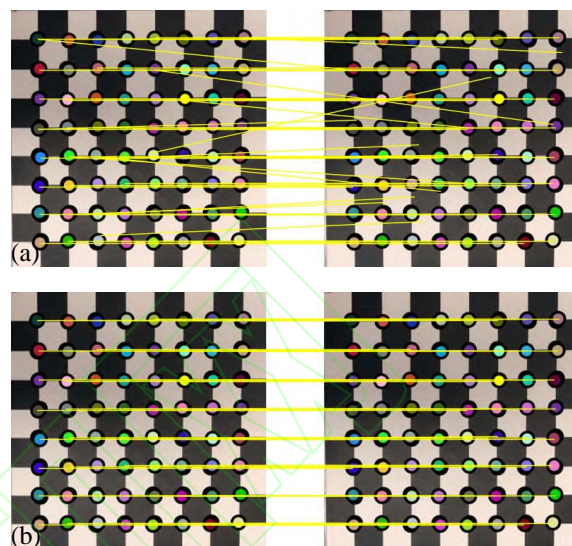


图 6 同名角点匹配: (a) 粗匹配效果; (b) 改进后二次匹配的结果。

Fig.6 Matching of homonymous corners: (a) Coarse matching effect; (b) The improved results of the second matching.

4.3 双目相机标定实验

经过同名角点的检测和匹配, 最终提取的部分同名角点的像素坐标和三维坐标如表 2 所示。

表 2 同名角点的像素坐标和三维坐标(部分数据)

Tab.2 Pixel coordinates and 3D coordinates of the homonymous corner points (Part of the data)

组数	左相机图像 (pixel)		右相机图像 (pixel)		真实三维坐标 (cm)		
	u	v	u	v	x	y	z
1	432.55	521.07	395.11	507.28	0	3	0
2	501.48	39.26	482.34	23.19	3	3	4
3	513.21	172.39	498.47	158.32	2	0	3
4	532.35	48.29	512.05	32.56	3	2	4
5	632.11	371.94	626.51	352.18	4	0	0
6	661.83	86.55	653.47	69.34	4	0	4

4.3.1 双目相机标定精度测试

选取 1000 组相机拍摄的同名角点像素坐标和实际三维坐标作为 BP 神经网络的训练集, 分别对 BP 神经网络和改进遗传算法优化后的 BP 神经网络进行训练, 再将 6 组数据导入作为测试集进

行相机标定测试。采用优化前的 BP 神经网络获得的角点的三维坐标预测值和实际值如图 7 (a) 所示, 从图中可以看出, 两条曲线的走势基本保持一致, 但明显二者之间有区别, 存在一定的误差。改进遗传算法优化后的 BP 神经网络获得的角点的三维坐标预测值和实际值如图 7 (b) 所示, 从图中可以看出, 二者曲线基本完美贴合, 二维像素坐标和三维真实坐标之间的隐式映射关系更加精准, 双目相机标定的误差进一步减小。

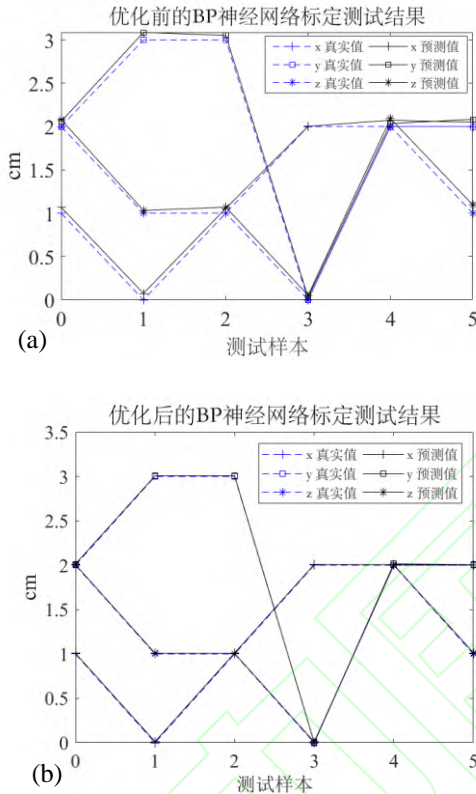


图 7 相机标定测试精度: (a) 优化前的 BP 网络标定精度; (b) 优化后的 BP 网络标定精度。

Fig.7 Precision of camera calibration test: (a) Calibration accuracy of BP network before optimization; (b) The accuracy of BP network calibration after optimization

针对 6 组测试数据的 X、Y、Z 三坐标的误差进行分析, 对 BP 神经网络优化前后的双目相机标定的三维坐标误差如表 3 所示。从表 3 中可以看出, 优化后的各坐标的误差明显要比优化前的误差小。优化前的三维坐标预测值的总平均误差为 0.66mm, 优化后的三维坐标的总平均误差为 0.08mm, 相比优化前, 其标定测试误差降低了 88%。

表 3 三维坐标的标定预测误差
Tab.3 Calibration error of 3D coordinates

组数	优化前的预测精度(mm)			优化后的预测精度(mm)		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	0.68	0.59	0.79	0.08	0.13	0.06
2	0.75	0.87	0.32	0.12	0.07	0.08
3	0.56	0.51	0.69	0.11	0.07	0.06
4	1.02	0.31	0.52	0.08	0.03	0.09
5	0.73	0.34	0.92	0.06	0.15	0.04
6	0.49	0.83	0.96	0.05	0.06	0.14

对 1000 组训练集 X、Y、Z 三坐标的标定误差进行曲面拟合。图 8 (a) 所示, 在 X、Y、Z 坐标方向, 优化前的相机标定预测结果中 60%左右的误差集中在蓝色区域, 误差范围大概在 0.2mm-0.6mm 之间。图 8 (b) 中优化的标定结果的误差范围更加集中, 而且误差更小, 大致在 0.04mm-0.09mm 之间。

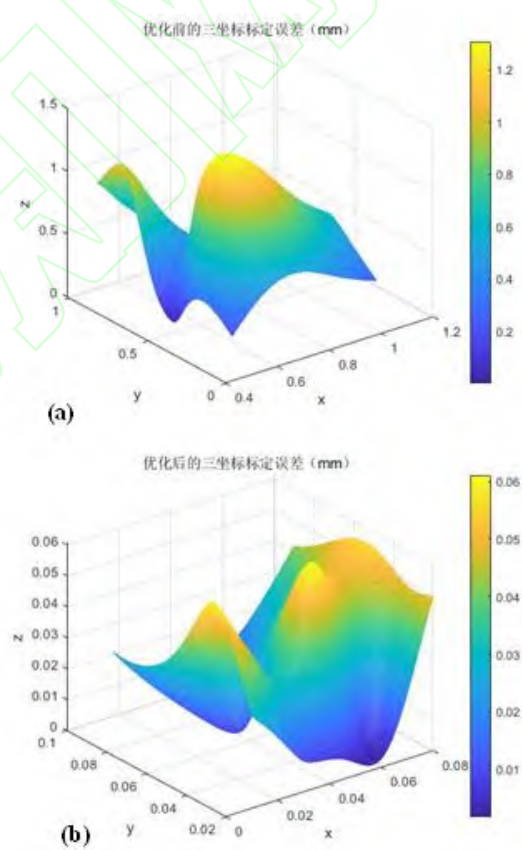


图 8 训练集的三坐标误差拟合: (a) 优化前的三坐标误差; (b) 优化后的三坐标误差。

Fig.8 The three coordinate error fitting of the training set: (a) Three coordinate error before optimization; (b) Three coordinate error after optimization

表 4 基于不同方法的标定获得的三维坐标的实际误差
Tab.4 The actual error of 3D coordinates obtained by calibration based on different methods

组数	基于改进的神经网络的实际标定精度 (mm)			基于 OpenCV 的实际标定精度 (mm)		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	0.06	0.12	0.08	0.09	0.14	0.07
2	0.14	0.05	0.10	0.14	0.16	0.09
3	0.14	0.08	0.09	0.14	0.08	0.06
4	0.09	0.05	0.07	0.09	0.15	0.07
5	0.09	0.14	0.08	0.15	0.09	0.07
6	0.09	0.11	0.12	0.09	0.07	0.12

为了验证改进后的神经网络的实际标定的效果,利用改进的神经网络获得的二维和三维空间的映射关系,将二维图像中角点的二维坐标输入1000次训练后的神经网络中。反向记录此时输出的二维图像中角点对应的三维空间的坐标,并将它与标定块上实际对应的三维坐标进行对比做差值,如表4所示,最终获得的差值即为实际的标定精度。通过表4可以计算出采用改进后的神经网络的双目相机的实际标定的平均精度为0.09mm,相比于预测的平均标定误差提高了0.01mm左右。

为了进一步验证基于神经网络双目相机标定的可靠性,通过实际的基于OpenCV的双目相机标定实验来与之进行标定结果的对比。主要利用基于OpenCV的传统相机的标定方法标定出双目相机的内外参数,根据标定获得参数来反向求取与二维图像平面中的角点对应的三维空间中角点的坐标。将求取的三维空间中的角点坐标与实际的三维空间中的角点的坐标做差值,该值即为实际的标定精度。具体的标定精度如表4所示,从表4中可以看出,采用神经网络进行双目相机标定的实际平均精度为0.09mm,采用OpenCV进行标定的实际的平均精度为0.10mm。通过二者之间的比较可以看出,采用神经网络的双目相机标定的精度符合双目相机标定的基本要求。

4.3.2 双目相机标定速度测试

如图9(a)所示,优化前的双目相机标定测试迭代次数为736次。在采用了普通遗传算法优化后的标定测试的迭代次数如图9(b)所示为287次,相对于图9(a)有了较大的提升,标定测试过程的收敛速度提高了1.6倍。采用改进遗传算法优化后的相机标定的迭代次数如图9(c)所示为169,相比于图9(b),迭代次数减少了42%。改进遗传算法优化后的标定速度相对于优化前的标定速度提

高3.4倍。在标定测试过程中改进遗传算法相对于普通遗传算法优化的BP神经网络取得更好的效果,加快了收敛速度,提高了全局寻优能力,更加证明了在相机标定测试过程中改进遗传算法对BP神经网络优化的必要性和可行性。

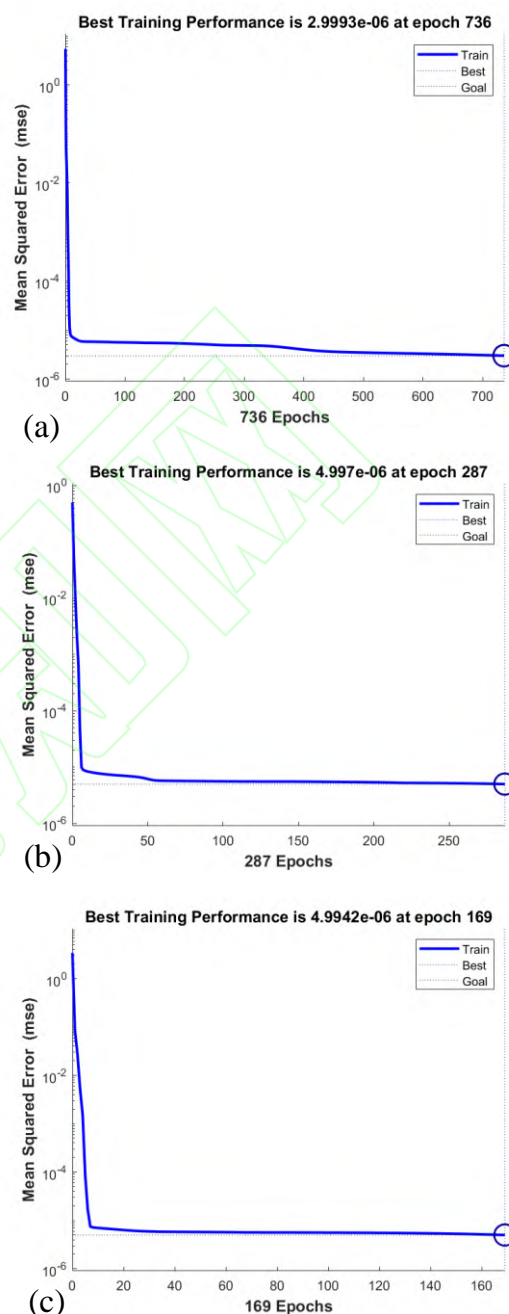


图9 相机标定迭代速度: (a) 优化前的迭代次数; (b) 普通遗传算法优化后的迭代次数; (c) 改进遗传算法优化后的迭代次数。

Fig.9 Iteration speed of camera calibration: (a) Number of iterations before optimization; (b) Number of iterations after optimization by general genetic algorithm; (c) number of iterations after optimization by improved genetic algorithm.

5 结论

本文针对 BP 神经网络在双目相机标定应用中收敛速度慢、精度低、易陷入局部极值等问题,提出一种改进的遗传算法来优化 BP 神经网络,从而更快、更高精度的完成双目相机标定。首先通过融合多格算法的Trajkovic算子进行棋盘图像的角点检测,在此基础上,利用点对点空间映射算法和网格运动统计相结合的方法完成同名角点的匹配,获得同名角点的二维像素坐标,使同名角点的匹配成功率接近 100%。再根据改进选择算子以及交叉和变异概率的自适应性来对遗传算法进行改进,利用改进后的遗传算法来优化 BP 神经网络进行双目相机标定。实验结果证明:优化前的平均标定预测精度为 0.66mm,优化后的平均标定预测精度为 0.08mm,相比之下,平均标定预测精度提高了 88%。与此同时,优化前的标定测试迭代次数为 736,普通遗传算法及改进遗传算法优化后的迭代次数分别为 287 和 169,相比于优化前,改进遗传算法优化后的迭代速度提高 3.4 倍。改进遗传算法优化 BP 网络在双目相机标定过程中取得较好的效果,基本满足了双目相机标定的要求。

致谢 本文得到了苏州大学机器人与微系统研究中心的支持,对此表示感谢!

参考文献:

- [1] 汤哲君. 双目视觉的三维重建技术研究[J]. 信息通信, 2020(6):145-146.
ZHEJUN T. Research on 3d reconstruction of binocular vision[J]. Information & Communications, 2020(6):145-146.
- [2] 杨顺波. 基于双目视觉的三维重建技术研究[D]. 湖南工业大学, 2019.
SHUNBO Y. Research on 3D Reconstruction technology based on binocular vision [D]. Hunan University of Technology, 2019.
- [3] RENBO X, RUN S, JIBIN Z, et al. An accurate and robust method for the measurement of circular holes based on binocular vision [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(2):23-31.
- [4] 王谭, 王磊磊, 张卫国, 等. 基于张正友标定法的红外靶标系统[J]. 光学精密工程, 2019, 27(8):1828-1835.
WANG T, WANG L, ZHANG W, et al. Design of infrared target system with Zhang Zhengyou calibration method [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(8): 1828-1835.
- [5] JUN S, YU Y. A high precision 3D reconstruction method for bend tube axis based on binocular stereo vision [J]. Optics Express, 2019, 27(3):2292-2304.
- [6] 刘宏建, 罗毅, 刘允才. 可变精度的神经网络摄像机标定法[J]. 光学精密工程, 2004(4):443-448.
Hong-Jian L, Yi L, Yun-Cai L. Variable precision camera calibration using neural network [J]. Optics and Precision Engineering, 2004(4):443-448.
- [7] KAI Z, XUE W, MENG M, et al. Camera calibration for anamorphic lenses with three-dimensional targets [J]. Applied Optics, 2020, 59(2):324-332.
- [8] 靳冲, 张建勋, 廖宁. 传统相机标定算法综述[J]. 科学咨询(科技·管理), 2018(1):38-39.
Chong Jin, JianXun Zhang, Ning Liao. Overview of traditional camera calibration Algorithms [J]. Technology & Management, 2018(01):38-39.
- [9] MAO Y, BO X C, YI C Y. Camera calibration using a planar target with pure translation [J]. Applied Optics, 2019, 58(31):8362-8370.
- [10] MARC E, DAVID L. Automated calibration of multi-camera-projector structured light systems for volumetric high-speed 3D surface reconstructions [J]. Optics Express, 2018, 26(25):33278-33304.
- [11] BO S Y, YANG G, ZHEN L. A calibration method for binocular stereo vision sensor with short-baseline based on 3D flexible control field [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 124(3):30-45.
- [12] YONGTAE DO. Camera Calibration Using Neural Network with a Small Amount of Data [J]. Journal of Sensor Science and Technology, 2019, 28(3):182-186.
- [13] Ma Moy, SIMON K, JAN D W. Scalable flood level trend monitoring with surveillance cameras using a deep convolutional neural network [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2019, 23(11):4621-4634.
- [14] 潘晓. 基于神经网络的相机标定[D]. 西安科技大学, 2010.
Xiao Pan. Camera calibration based on neural network [D]. Xi'an University of Science and Technology, 2010.
- [15] 刘小娟, 李学军, 王文韞, 等. 基于神经网络的虚拟靶标大视场双目相机标定技术 [J]. 光学技术, 2017, 43(4):314-318.
LIU Xiaojuan, LI Xuejun, WANG Wenyun, et al. Large-scale binocular camera calibration combining neural network with virtual target [J]. Optical Technique, 2017, 43(4):314-318.
- [16] 范新峰, 程远增, 付强. 采用黑白检测算子的棋盘格角点检测 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(10z): 479-483.

- FAN Xin-feng, CHENG Yuan-zeng, FU Qiang.
Chessboard corner detection based on black-white
detection operator [J]. Optics and Precision
Engineering, 2015, 23(10z): 479-483.
- [17] Moravec, H. P. Obstacle Avoidance and Navigation in the
Real World by a Seeing Robot Rover [J].
- [18] M.Trajkovic and M.Hedley. "Fast corner
detection". *Image and Vision Computing* **16** (2): 75 -
87, 1998.
- [19] Chris Harris, Mike Stephens, A Combined Corner and
Edge Detector, 4th Alvey Vision Conference, 1988,
pp147-151
- [20] Bian J, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: Grid-Based
Motion Statistics for Fast, Ultra-Robust Feature
Correspondence[C]// 2017 IEEE Conference on
Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
IEEE, 2017.

作者简介: 詹蔚 (通信作者), 男, 1981 年生, 副教授、硕士研究生学
历。研究方向: 手术导航, 肿瘤放射, 生物医学工程。E-mail:
hitzff@163.com。