

# 基于改进遗传模拟退火算法的 BP 神经网络的畸变校正研究

王 岚, 李新华

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230039)

**摘要:** 针对相机所采集的图像大多都存在畸变现象的问题, 设计了基于改进遗传模拟退火算法的 BP 神经网络校正算法; 该算法针对传统遗传算法易于收敛局部最优的问题, 提出分段选择策略与随机抽样相结合的选择算子, 自适应交叉与变异算子; 在畸变校正中, 该算法通过网络的输入输出建立理想点与畸变点的关系, 使用改进的遗传模拟退火算法来优化神经网络中的阈值与权值, 然后使用基于 LM 算法的 BP 神经网络进行局部优化, 最后通过插值算法得到校正后的图像; 实验表明, 该算法能够较好的对图像进行畸变校正, 同时与传统的 BP 神经网络算法相比精度更高, 收敛速度更快。

**关键词:** 畸变校正; 遗传算法; 模拟退火算法; BP 神经网络

## Study of Distortion Correction of BP Neural Network Based on Improved Genetic Simulated Annealing Algorithm

Wang Lan, Li Xinhua

(Ministerial Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing,  
Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** Aimed at the problem that the images collected by the camera are mostly distorted, a BP neural network correction algorithm based on improved genetic simulated annealing algorithm is designed. Aiming at the problem that traditional genetic algorithm is easy to converge local optimum, this algorithm proposes a selection operator combining segmentation selection strategy and random sampling, adaptive crossover operator and adaptive mutation operator. In the distortion correction, the algorithm establishes the relationship between the ideal point and the distortion point through the input and output of the network. Optimizing the threshold and weight in the neural network through improved genetic simulated annealing algorithm, then carrying out local optimization through BP neural network based on LM algorithm, and finally obtaining the corrected images by interpolation. Experiments show that the proposed algorithm can correct the distortion of the image better than the traditional BP neural network algorithm, and the convergence speed is faster.

**Keywords:** distortion correction; genetic algorithm; simulated annealing algorithm; BP neural network

## 0 引言

光学器件由于在实际的生产过程中的失误导致成像原理无法满足小孔成像模型, 因此采集得到的图像往往存在畸变现象<sup>[1]</sup>。镜头畸变对相机的标定精度存在直接的影响, 从而影响着后续的测量与三维重建的精度。

现如今, 为了得到更好的校正效果, 国内外的学者们在该方面做了很多研究。Tsai 两步法中首先通过线性标定求解出初始参数, 在通过非线性优化求得最终的标定参数与畸变系数<sup>[2]</sup>。张正友标定法<sup>[3]</sup>首先通过建立畸变的数学模型, 在利用多幅不同位姿的标定板图像完成对畸变参数的

标定, 但该算法需要通过考虑畸变的种类来建立数学模型。叶峰等对 Tsai 两步法进行改进, 首先选取畸变较小的图像中心位置进行参数的求解, 再将焦距和平移分量作为变量, 采用迭代的方法逼近精确值。该算法计算较为繁琐, 求解过程较为复杂<sup>[4]</sup>。杨麟等人基于直线的投影还是直线的特性提出利用直线投影特征来对图像进行校正, 但该算法需要保证实际场景中必须存在直线<sup>[5]</sup>。文献<sup>[6]</sup>提出将图像中的畸变曲线提取出来, 通过优化畸变参数来将曲线转化为直线, 但该算法模型建立较为困难。以上的这些算法都需要建立数学模型, 但由于畸变种类较多, 无法建立准确的数学模型, 因此本文提出改进的遗传模拟退火的 BP 神经网络算法来进行畸变校正。该算法无需考虑畸变的数学模型, 通过理想点与畸变点作为网络的输入与输出, 通过训练得到畸变模型, 同时本文采用改进的遗传模拟退火算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化, 与传统的神经网络相比, 加快了网络的训练速度。

收稿日期:2018-10-25; 修回日期:2018-11-29。

**作者简介:** 王 岚(1992-), 男, 安徽合肥人, 安徽大学硕士生, 主要从事计算机视觉与双目测量技术方向的研究。

李新华, 副教授, 主要从事图像处理, 体能测试与脚型测量等方向的研究。

## 1 畸变模型原理

由于实际生产的光学器件成像原理并不满足小孔成像, 导致实际投影点与理想像点并不在同一点上, 即镜头存在畸变<sup>[7]</sup>。为了提高图像校正的精度, 不仅仅只考虑径向畸变, 同时也要考虑切向畸变<sup>[8]</sup>。因此理想像点  $(u, v)$  与实际投影点  $(X_d, Y_d)$  满足关系如下:

$$\begin{cases} u = X_d + D_x \\ v = Y_d + D_y \end{cases} \quad (1)$$

其中:

$$\begin{cases} D_x = X_d(k_1 r^2 + k_2 r^4) + 2p_1 X_d Y_d + p_2(r^2 + 2X_d^2) \\ D_y = Y_d(k_1 r^2 + k_2 r^4) + 2p_2 X_d Y_d + p_1(r^2 + 2Y_d^2) \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中,  $r = \sqrt{X_d^2 + Y_d^2}$ 。

## 2 基于改进的 GA-SA-BP 的畸变校正

### 2.1 改进的 BP 神经网络算法

传统的 BP 神经网络采用梯度下降法进行反向传递来对权值和阈值进行修正, 但该算法收敛速度较慢, 同时精度不高, 而 LM 算法既保留了梯度下降法的优点<sup>[9]</sup>, 同时收敛精度较高, 因而采用 LM 算法对 BP 神经网络进行改进。

BP 神经网络的目标误差函数为:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - c_i)^2 = \frac{1}{2} e^T(w) e(w) \quad (3)$$

其中:  $n$  代表输出层的节点总数,  $y_i$  表示第  $i$  个输出节点的期望输出,  $c_i$  代表第  $i$  个输出节点的实际输出,  $w$  是一个包含了 BP 神经网络中所有的权值与阈值的向量。

在神经网络反向传播中, LM 算法对网络中权值和阈值的修正量记为  $\Delta x$ , 可表示为:

$$\Delta x = -[J^T(w)J(w) + \rho I]^{-1} J^T(w) e(w) \quad (4)$$

其中:  $J(w)$  为雅克比矩阵。

### 2.2 改进的 GA-SA 算法优化改进的 BP 神经网络

利用 BP 神经网络进行畸变校正, 无需考虑畸变数学模型, 过程简单, 但 BP 神经网络在应用过程中存在收敛速率较慢, 易收敛到局部最优解的弊端, 难以满足精度上的要求<sup>[10]</sup>。因而本文采用改进的遗传模拟退火算法优化 BP 神经网络的权值与阈值, 提高 BP 神经网络的性能。

改进的 GA-SA 算法优化操作关键性步骤如下。

#### 2.2.1 初始化操作

根据所要优化的参数构成一个向量, 然后根据该个体向量随机生成初始种群, 因 GA-SA 算法是对网络的阈值和权值进行优化, 因而按照网络的误差构造适应度函数。

$$f = \sum_{k=1}^m [y(k) - y'(k)]^2 \quad (5)$$

#### 2.2.2 选择操作

传统的遗传算法在选择操作中常采用轮盘选法, 但该方法选择随意性太大, 在满足既考虑下代种群多样性, 也考虑尽可能多的选择好的个体的同时, 本文采用分段选择策略与随机抽样相结合的选择操作, 设计选择方法如下:

①计算种群的适应度值, 同时对其按由小到大进行排序构成新的种群, 由适应度函数式 (5) 所示, 适应度值越小, 个体基因越好, 因而新种群中的个体是按从好到差进行排序的。

②将新种群平均分成好中差 3 个子种群, 在分别从 3 个子种群中按随机抽样的方法选择一定数量的个体, 构成选择操作后的种群, 在本文算法中, 好中差 3 个子种群抽取数量的比例按照 5:3:2 进行选择操作, 其目的是为了在保证下代种群多样性的同时尽可能保留好的个体。

#### 2.2.3 自适应交叉和变异操作

自适应交叉操作是以一定的概率  $P_c$  来对个体进行重组, 生成新的个体, 通过调整的值来保证在后代种群进化过程中尽可能保留好的个体基因。

$$P_{-c} = \begin{cases} P_{c1} & f \geq f_{ave} \\ P_{c1} - (P_{c1} - P_{c2}) * \frac{f_{ave} - f}{f_{ave} - f_{min}} & f < f_{ave} \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $P_{c1}$ ,  $P_{c2}$  分别表示初始交叉概率中较大值与较小值,  $f_{min}$ ,  $f_{ave}$ ,  $f$  分别表示当前种群中的最小适应值, 平均适应值及交叉个体中较小的适应度值。

种群中两个个体的交叉方式如下<sup>[11]</sup>:

$$\begin{cases} x'_1 = x_1 + r(x_2 - x_1) \\ x'_2 = x_2 + r(x_1 - x_2) \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $x_1$ ,  $x_2$  为交叉操作前选中的个体,  $x'_1$ ,  $x'_2$  为交叉操作后产生的新个体,  $r$  为  $[0, 1]$  上的随机数。

自适应变异操作是通过一定概率  $P_m$  来对选中的个体进行变异操作, 保存种群的多样性, 同时通过自适应概率  $P_m$  来防止优质个体发生基因突变。

$$P_m = \begin{cases} p_{m1} & f \geq f_{ave} \\ P_{m1} - (P_{m1} - P_{m2}) * \frac{f_{ave} - f}{f_{ave} - f_{min}} & f < f_{ave} \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $P_{m1}$ ,  $P_{m2}$  分别表示初始变异概率中较大值与较小值,  $f_{min}$ ,  $f_{ave}$ ,  $f$  分别表示当前种群中的最小适应值, 平均适应值及变异个体的适应度值。

在变异操作中, 对个体采用随机抽样的方法确定个体  $X$  中需要变异的基因:  $x_i$ , 然后采用非均匀变异算子<sup>[12]</sup>对该基因进行变异。

$$x'_i = \begin{cases} x_i + (b_i - x_i) \left( r_1 \left( 1 - \frac{G}{G_{max}} \right)^3 \right) & r_1 < 0.5 \\ x_i - (x_i - a_i) \left( r_1 \left( 1 - \frac{G}{G_{max}} \right)^3 \right) & r_1 \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $x'_i$  为基因  $x_i$  变异后得到的基因,  $G, G_{max}$  分别为当前进化代数和算法中总的迭代次数;  $r_1$  为  $(0, 1)$  上的随机数,  $a_i, b_i$  为该变异基因取值范围的最小和最大值。

#### 2.2.4 模拟退火局部优化操作

为了避免遗传算法易于收敛到局部最优的情况, 在种

群趋于稳定时, 进行模拟退火<sup>[13]</sup>再优化操作。判断种群是否趋于稳定的条件如下:

$$f_{ave} - f_{min} < a \tag{10}$$

其中:  $f_{ave}$  表示种群中平均适应度值,  $f_{min}$  表示种群中最佳个体所对应的适应度值, 当平均适应度值接近最优适应度值, 即种群进化趋于稳定。

进行模拟退火再优化操作, 首先在个体邻域范围内产生新的个体, 假设原个体适应度值为  $f(x)$ , 新个体适应度值为  $f(x')$ , 新个体取代原个体的概率  $P$  如下所示。

$$P = \begin{cases} 1 & f(x) > f(x') \\ \frac{1}{1 + \exp[(f(x') - f(x))/T]} & f(x) \leq f(x') \end{cases} \tag{11}$$

其中:  $x$  为原个体,  $x'$  为新个体,  $T$  为当前模拟退火时的温度。

### 2.3 基于 GA-SA-BP 的畸变图像校正算法设计

本文算法对样本进行训练时, 基本的流程图如图 1 所示。

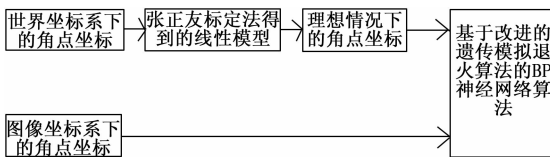


图 1 算法的大致流程图

在图 1 中, 无论是理想状态下的角点坐标, 还是实际得到的角点坐标都是二维坐标。因此, 本文中神经网络模型为 2-5-2 型, 其结构图如图 2 所示。

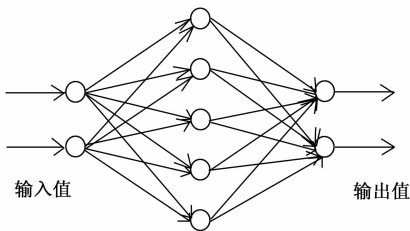


图 2 神经网络模型架构

在利用改进 GA-SA-BP 算法对畸变图像进行校正的具体步骤如下:

- 1) 通过张正友标定算法得到相机的内外参数, 构建出相机的线性模型, 通过角点的世界坐标计算出角点的理想像点坐标, 作为网络的输出; 通过 harris 角点检测算法得到角点的实际像点坐标, 作为网络的输入;
- 2) 初始化操作。构建 BP 神经网络架构模型, 基于改进的遗传模拟退火算法的初始种群规模  $N$ , 模拟退火操作的起始的温度  $T$ , 遗传模拟退火算法中的最大进化代数  $G_{max}$ , 判断种群趋于稳定时的阈值  $a$ ;
- 3) 根据式 (5) 计算种群的个体适应度值;
- 4) 利用改进的 GA-SA 算法来对种群进行操作, 得到

新的种群;

5) 判断当前种群是否趋于稳定, 如果趋于稳定, 使用模拟退火算法对种群进行操作, 然后转步骤 6); 如果种群没有趋于稳定, 直接转步骤 6);

6) 判断当前进化代数是否达到最大进化代数, 或者最小适应度值达到所设定的误差精度, 如果满足上述条件中的任意一条, 则转步骤 7), 否则转 3);

7) 保存经过改进的遗传模拟退火算法操作后得到的最优的阈值和权值, 然后将 BP 神经网络中的权值和阈值置于最优的权值与阈值, 最后通过样本数据来优化网络, 得到最终的神经网络模型;

8) 利用双三次插值算法对畸变图像进行校正, 得到校正后的图像。

改进的遗传模拟退火算法优化 BP 神经网络的流程图如图 3 所示。

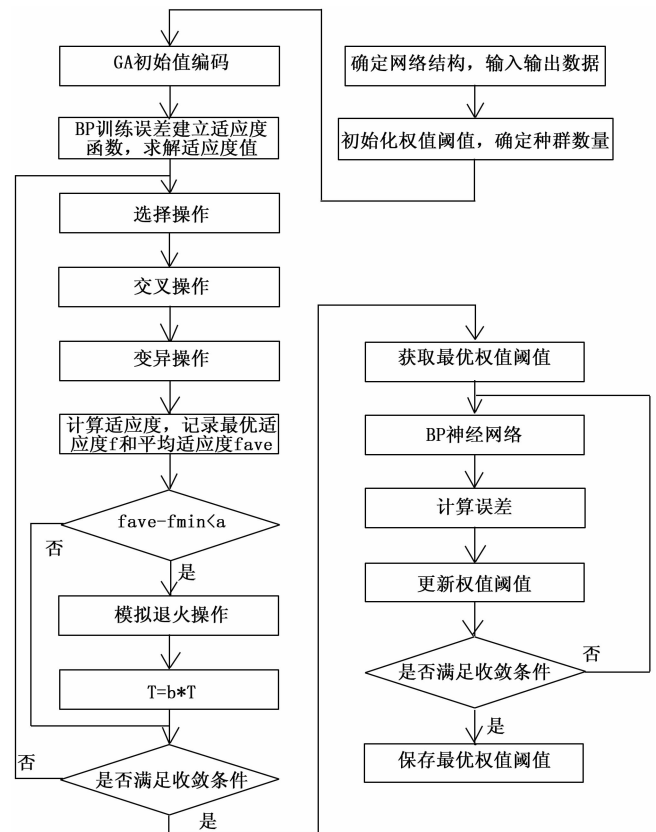


图 3 改进的 GA-SA-BP 算法流程图

### 2.4 精度误差结果分析

利用改进的遗传模拟退火算法的 BP 神经网络算法进行畸变校正, 在训练结束后, 为了判断训练所得的网络模型是否满足精度要求, 往往需要误差分析来判断<sup>[14]</sup>, 误差分析方法采用式 (12), 式 (13) 进行评价。

水平方向的绝对误差为:

$$E_x = |u - u'| \tag{12}$$

垂直方向的绝对误差为:

$$E_y = |v - \hat{v}| \quad (13)$$

### 3 实验结果分析

为了验证在图像畸变校正中本文算法的可行性, 在进行仿真实验时, 所采用的模板图像为:

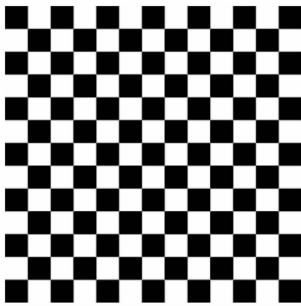


图 4 模板图像

由图 4 可知, 棋盘格内部有 144 个角点, 其中选取 132 个特征点用于神经网络的训练, 剩下的 12 个特征点用于对训练所得的网络模型进行测试。

#### 3.1 实验结果

分别采用传统 BP 神经网络与本文提出的改进的 GA-SA-BP 算法分别进行实验, 所得到的神经网络训练误差曲线图如图 5~6 所示。

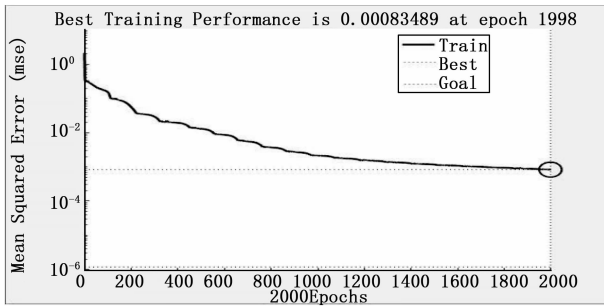


图 5 传统 BP 神经网络训练曲线图

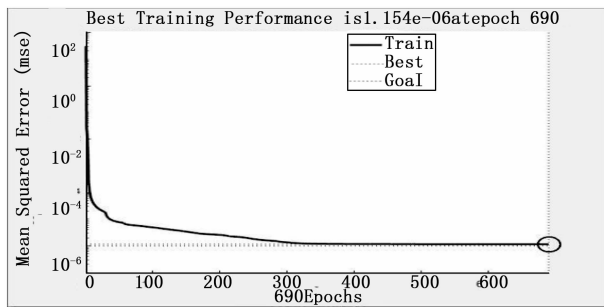


图 6 本文算法训练曲线图

从图 5, 图 6 中可以看出, 用基于梯度下降法的 BP 神经网络进行训练时, 迭代 2 000 次, 最好的误差精度约为, 而基于本文算法进行训练时, 迭代次数为 690 次, 误差精度为。本文算法较之 BP 神经网络而言, 迭代次数明显降低, 提高了效率, 同时精度也得以提高。

基于改进的 GA-SA-BP 算法进行训练, 由式 (12),

式 (13) 得到 12 个测试点的水平方向上误差与垂直方向上的误差, 所得的误差结果图如下所示:

从图 7, 图 8, 表 1 可知, 本文算法得到的网络模型, 用测试样本测试后, 水平方向的最大绝对误差为 0.188 6 像素, 垂直方向最大绝对误差为 0.185 6 像素, 12 个测试点的 RMS 值大部分都小于 0.1 像素, 因此本文算法在畸变校正上具有较高的精度。

#### 3.2 畸变图像校正实验

下面利用基于本文算法对 SR300 相机所采集的畸变图像进行校正, 通过双三次插值算法得到校正后的图像。

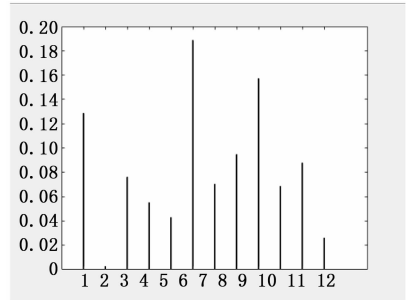


图 7 水平方向的绝对误差图

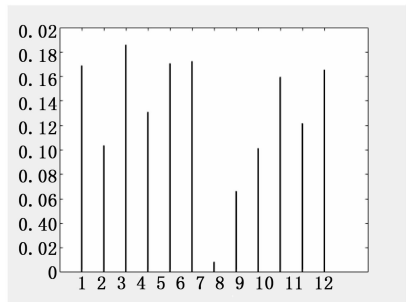


图 8 垂直方向的绝对误差图

测试点的结果如表 1 所示。

表 1 图像的仿真结果

希望输出		实际输出		RMS
$u_i$	$v_i$	$u_i$	$v_i$	
100.3798	357.7840	100.2510	357.9530	0.1062
131.5940	362.5011	131.5965	362.6049	0.0519
162.5472	366.6036	162.6232	366.8216	0.1003
194.3270	371.3829	194.3823	371.5137	0.0710
226.5512	376.5207	226.594	376.6912	0.0879
259.3446	381.8657	259.5332	382.0378	0.1277
291.9739	386.8670	291.9037	386.8754	0.0354
324.8931	392.2496	324.7982	392.1835	0.0578
358.7200	379.7672	358.5631	379.6659	0.0934
392.7562	403.3428	382.688	403.1833	0.0867
427.6368	408.9925	427.5491	408.871	0.0749
463.4657	414.8740	463.4399	414.7088	0.0836

由图 10 可看出, 畸变图像校正后效果较之畸变图像相



图9 畸变图像

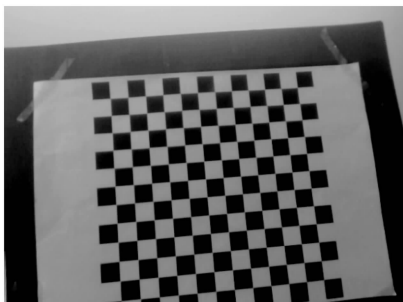


图10 校正后的图像

比, 得到了很好的改善, 因此本算法可以用于图像的畸变校正。

基于一般针孔相机拍摄采集得到的图像(图11), 使用本文算法对其进行校正, 得到校正图如图12所示。

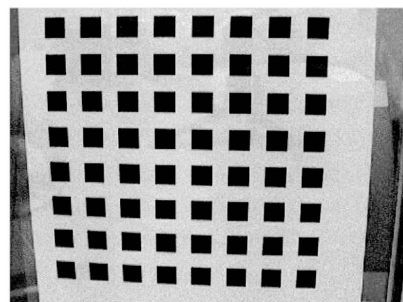


图11 畸变图像

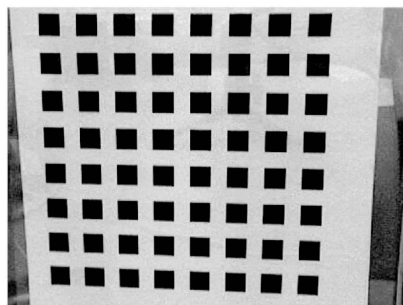


图12 校正后的图像

利用本文算法对不同两个相机所采集的数据集进行畸变校正, 由两组实验结果可看出, 校正效果较好。

## 4 结论

本文采用基于改进的GA-SA-BP算法对图像进行畸变校正, 既具有GA算法的全局搜索能力, 也具有BP算法较强的局部优化能力, 同时在遗传算法中加入模拟退火算法的目的是为了弥补遗传算法易收敛于局部最优的不足, 提高了精度。本文算法与传统畸变校正方法相比, 无需建立畸变模型, 操作简单。最后通过实验分析, 结果表明基于改进的GA-SA-BP算法对畸变图像进行校正, 校正效果较好, 同时将该算法与传统的BP神经网络算法相比, 校正精度提高了不少, 同时大大降低了迭代次数, 提高了效率。

### 参考文献:

- [1] 冯 广. 基于粒子群参数优化的多个自由平面标定法的图像畸变校正研究 [D]. 昆明: 昆明理工大学, 2017.
- [2] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high accuracy SD machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses [J]. IEEE Journal of Robotics Automation. 1987, 3 (4): 323-344.
- [3] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000, 22 (11): 1330-1334.
- [4] 叶 峰, 王 敏, 陈剑东, 等. 共面点的摄像机非线性畸变校正 [J]. 光学精密工程, 2015, 23 (10): 2962-2970.
- [5] 杨 麒, 李天伟, 黄 谦, 等. 基于直线投影特征的镜头畸变校正方法 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (9): 264-268.
- [6] Song G Y, Lee J W. Correction of radial distortion based on line-fitting [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, IEEE, 2010, 18 (3): 615-621.
- [7] 白福忠, 王建新, 杨慧珍, 等. 视觉测量技术基础 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [8] Weng J, Cohen P, Herniou M. Camera Calibration with Distortion Models and Accuracy Evaluation, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (10): 965-980.
- [9] 王红平, 曹国华, 李振辉, 等. 基于BP网络的图像畸变校正技术研究 [J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2009, 32 (4): 653-656.
- [10] 江祥奎, 范永青, 王 婉. 基于粒子群遗传算法的BP神经网络摄像机标定 [J]. 计算机科学与探索, 2014, 8 (10): 1254-1262.
- [11] 任 贝, 韩 飞, 吴 坚. 基于遗传算法的摄像机标定 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2013, 31 (4): 432-436.
- [12] 韩 啸. 基于遗传算法的摄像机内参数标定研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2008.
- [13] 徐正宏. 基于遗传-模拟退火混合算法的泰兴市高压配电网优化规范研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [14] 田立坤, 刘晓宏, 李 洁. BP神经网络用于大视场显示设备的畸变校正 [J]. 光电与控制, 2012, 19 (12): 43-47.