

文章编号: 1001-0920(2013)03-0461-05

## 摄像机镜头畸变的鲁棒校正方法

陈天飞<sup>1</sup>, 马 孜<sup>1</sup>, 吴 翔<sup>1</sup>, 吴德烽<sup>2</sup>

(1. 大连海事大学 自动化研究中心, 辽宁 大连 116026; 2. 集美大学 轮机工程学院, 福建 厦门 361021)

**摘 要:** 针对计算机视觉中的镜头畸变问题, 设计一种鲁棒的校正方法. 该方法基于空间直线的成像特性来定义畸变测度, 通过非线性优化完成畸变校正. 采用微粒群全局优化算法, 将传统优化方法、标准微粒群算法和基于不同策略的微粒群算法的性能进行对比. 实验结果表明, 带变异算子基于对位学习的微粒群算法具有较强的鲁棒性, 在低噪声下, 微粒群算法的校正性能优于传统算法. 最后通过不同畸变程度的校正实例验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 计算机视觉; 畸变校正; 畸变测度; 微粒群算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

## Robust correction method for camera lens distortion

CHEN Tian-fei<sup>1</sup>, MA Zi<sup>1</sup>, WU Xiang<sup>1</sup>, WU De-feng<sup>2</sup>

(1. Automation Research Center, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China; 2. Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China. Correspondent: CHEN Tian-fei, E-mail: chen\_tianfei@163.com)

**Abstract:** For the problem of lens distortion in computer vision, a robust correction method is proposed. The proposed method optimizes the distortion measurement defined by the imaging properties of space lines to correct distortion. Particle swarm optimization algorithms are used, and the comparison is analyzed between the traditional optimization algorithm, standard particle swarm algorithm and other improved particle swarm algorithms based on different strategies. Experimental results show that the opposition-based particle swarm algorithm with a mutation operator has strong robustness, the performance of particle swarm algorithms is better than the traditional algorithm in the low-level noise situation, and different degrees of lens distortion verify the effectiveness of this method.

**Key words:** computer vision; distortion correction; distortion measurement; particle swarm optimization

## 0 引 言

在计算机视觉、摄影测量等相关领域中, 所用的光学镜头通常不可避免地带有不同程度的畸变, 从而导致拍摄图像存在几何失真. 然而目前大多数视觉算法都基于理想针孔模型, 为了保障后续视觉处理与分析的准确性, 需先对摄像机镜头畸变进行校正.

目前, 畸变校正的方法可分为两大类: 1) 摄像机标定方法<sup>[1-2]</sup>. 将镜头畸变模型融合在摄像机模型当中, 在已知标定三维坐标和对应像点的图像坐标后, 通过非线性优化方法一同求得畸变模型参数和摄像机参数. 该方法不仅需要提取大量标定点的坐标, 且在非线性优化过程中易导致畸变模型参数与摄像机内参数耦合, 进而导致摄像机参数辨识不准确<sup>[3]</sup>. 2) 非量测方法. 因为畸变产生的原因主要源于摄像机镜头, 可将畸变模型与摄像机模型分离<sup>[4]</sup>, 利用

几何不变量完成校正工作. 可利用的几何特性包括直线<sup>[5-11]</sup>、交比<sup>[12]</sup>、消隐点<sup>[13]</sup>和平面约束<sup>[14]</sup>等. 目前, 直线是该类方法中应用最多和最广泛的几何特性, 其原理是在理想模型下, 空间中直线的投影也应为直线.

本文利用空间直线的成像特性定义畸变测度, 经非线性优化求解畸变模型系数. 区别于以往方法<sup>[6-9]</sup>采用传统拉凡格氏(LM)优化算法, 本文为了避免LM算法对迭代初值的强依赖性和进一步提升噪声抑制能力, 采用微粒群的全局优化算法, 并且对比了标准微粒群算法<sup>[15]</sup>和基于不同策略的微粒群算法<sup>[16-18]</sup>的性能. 通过实验结果分析, 验证了带变异算子基于对位学习的微粒群算法对视觉领域中的畸变校正具有较强的鲁棒性, 通过不同畸变程度的校正实例表明了本文方法的有效性.

收稿日期: 2011-10-23; 修回日期: 2012-04-20.

基金项目: 国家重大科技项目(2009ZX04001-021).

作者简介: 陈天飞(1986-), 男, 博士生, 从事计算机视觉、视觉检测等研究; 马孜(1955-), 女, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制的研究.

## 1 畸变模型与测度

由于制造、装配等原因导致不同视角的主光线通过组合透镜后与像面的交点高度不等于理想像高, 差值即为畸变, 主要是由径向畸变和切向畸变组成的<sup>[19]</sup>, 径向畸变占主要成分.

### 1.1 畸变模型

一般而言, 可将畸变模型可看作实际畸变像点坐标  $(x^d, y^d)$  与理想像点坐标  $(x^u, y^u)$  之间的映射函数, 即

$$F: (x^d, y^d) \rightarrow (x^u, y^u). \quad (1)$$

在对实际成像过程分析后, Brown<sup>[19]</sup>建立了畸变模型的具体表达式, 为校正技术的发展奠定了基础, 表达式描述如下:

$$\begin{cases} x^u = x^d + \bar{x}^d(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4) + \\ \quad [p_1(r_d^2 + 2\bar{x}^d \bar{y}^d) + 2p_2 \bar{x}^d \bar{y}^d], \\ y^u = y^d + \bar{y}^d(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4) + \\ \quad [p_2(r_d^2 + 2\bar{y}^d \bar{x}^d) + 2p_1 \bar{x}^d \bar{y}^d]. \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\bar{x}^d = x^d - u_0$ ;  $\bar{y}^d = y^d - v_0$ ;  $r_d^2 = \bar{x}^d{}^2 + \bar{y}^d{}^2$ ;  $k_1, k_2$  为径向畸变系数;  $p_1, p_2$  为切向畸变系数. 这里:  $(u_0, v_0)$  为畸变中心,  $r^d$  为实际畸变像点到畸变中心的距离.

视觉领域中不同程度畸变镜头均可利用式(2)校正<sup>[3,11]</sup>. 实际畸变像点可通过图像处理算法获取, 若已知畸变模型系数, 便可对镜头进行校正.

### 1.2 畸变测度

因为理想成像点未知, 所以无法直接利用式(2)求出畸变模型系数. 然而基于透视投影原理, 在针孔模型下, 三维空间中的特征直线在像面上的投影同样为直线, 但因镜头畸变的存在, 导致直线的投影发生形变, 成为曲线, 如图1所示.

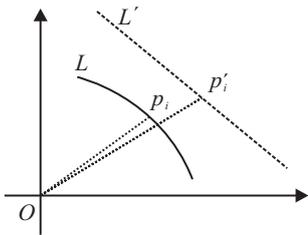


图1 实际畸变曲线与校正后的理想直线

图1中:  $L$  为空间直线投影产生的畸变曲线;  $L'$  为校正后的理想直线;  $p_i, p'_i$  分别为校正前后对应点. 定义畸变测度来描述校正效果与理想直线的接近程度, 通过最小化畸变测度来寻找最佳的畸变模型系数. 当校正效果越接近直线时, 说明畸变系数越接近真实值.

目前, 畸变测度通常设定为校正后曲线上点到其

拟合直线的距离平方和<sup>[6-9]</sup>, 数学表达如下:

$$\xi_1(k_1, k_2, p_1, p_2, u_0, v_0) = \sum_{l=1}^M \sum_{i=1}^N (x_{l,i}^u \sin(\theta_l) + y_{l,i}^u \cos(\theta_l) - \rho_l)^2. \quad (3)$$

其中:  $(x_{l,i}^u, y_{l,i}^u)$  为畸变曲线上点  $(x_{l,i}^d, y_{l,i}^d)$  校正后的坐标;  $\theta_l, \rho_l$  为对校正后点拟合直线的参数;  $M, N$  分别为畸变曲线数目和每条曲线上点的数目.

由以上畸变测度的定义可以看出, 若实际畸变像点  $(x_{l,i}^d, y_{l,i}^d)$  受到噪声的影响, 会直接影响到畸变测度函数的形状与分布. 而畸变模型(2)对噪声亦有放大作用, 离畸变中心越远, 作用越明显. 为了减少因分布不同噪声对测度函数的影响, 对式(3)作归一化处理, 形式如下:

$$\xi_2(k_1, k_2, p_1, p_2, u_0, v_0) = \sum_{l=1}^M \sum_{i=1}^N ((x_{l,i}^u \sin(\theta_l) + y_{l,i}^u \cos(\theta_l) - \rho_l) / \rho_l)^2. \quad (4)$$

## 2 最优化算法

根据上节定义, 可将畸变校正问题转化为以畸变测度为目标函数的非线性优化问题. 目前常用LM算法对该问题进行求解<sup>[6-9]</sup>, 而LM算法对迭代初值具有强依赖性, 若所选取的初值不合理, 则会直接影响校正效果.

微粒群(PSO)算法是由 Kennedy<sup>[15]</sup>在1995年提出的全局优化算法, 该方法无需设定初值, 通过个体之间的协作来寻找最优解. 在PSO算法中, 每个粒子都被看作  $D$  维空间的一个可选解, 其对应的目标函数值为粒子的适应度, 用来衡量粒子位置的优劣. 每个粒子在知道自己目前所在位置  $x_i$ 、已发现的自己最好位置  $p_i$  以及整个种群所发现的最好位置  $p_g$  之后, 将按以下核心公式进行进化:

$$\begin{aligned} v_{id} &= \omega * v_{id} + c_1 * \text{rand} * (p_{id} - x_{id}) + \\ &\quad c_2 * \text{rand} * (p_{gd} - x_{id}), \\ x_{id} &= x_{id} + v_{id}. \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)和(6)分别代表速度和位置更新公式. 其中:  $v_{id}$  表示第  $i$  个粒子飞行速度的第  $d$  维分量,  $1 \leq d \leq D$ ;  $c_1, c_2$  为加速因子; rand用于产生在  $[0, 1]$  范围内的随机数;  $\omega$  为惯性权重, 通常选取线性递减策略, 即

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\text{iter}_{\max}} * \text{iter}. \quad (6)$$

这里:  $\omega_{\max}, \omega_{\min}$  分别为  $\omega$  的最大和最小值; iter,  $\text{iter}_{\max}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数.

目前, PSO算法因其结构相对简单而广泛应用于神经网络训练、多目标优化和模式识别等领域. 作为一种全局优化方法, 虽然PSO算法具有收敛速度快, 调节参数少等特点, 但针对复杂的多峰问题, 同样存

在早熟收敛现象.

如何克服早熟收敛是目前微粒群算法研究的重点问题, 大体上可分为两类: 1) 种群再组织或重新初始化, 例如: MPSO 算法<sup>[21]</sup>当出现早熟时, 重新初始化种群, 比较每次运行结果选择最佳值; 文献[22]对陷入局部极值的惰性粒子采用混沌序列来重新初始化, 帮助惰性粒子逃离束缚寻找最优解; 文献[16]提出的 RegPSO 算法在探测到算法早熟收敛后, 根据种群每一维的不确定度来设定初始化范围, 从而避免了初始化的盲目性和随机性. 2) 引入变异算子, 例如: 文献[23]将遗传算法中的变异思想引入到标准微粒群算法中; 文献[18]提出了基于混沌变异的自适应双粒子群算法 (ACPSO), 在对算法进行收敛分析后, 采用了混沌变异对极值扰动来增强算法摆脱局部最优解的能力; 文献[17]提出了带变异算子基于对位学习的微粒群 (OPSO) 算法, 对位学习有利于提高种群多样性, 变异算子有利于算法跳出局部最优值. 然而针对畸变校正问题, 需从校正效果等方面选择最为合适的优化算法.

### 3 实验

#### 3.1 仿真实验

由于真实图像下无法获取理想像点坐标, 采用仿真数据来评价在噪声环境下微粒群算法对畸变校正问题的鲁棒性. 假设在分辨率为  $768 \times 576$  的 CCD 像面上, 若已知镜头的畸变模型系数为  $k_1 = 6 \times 10^{-6}$ ,  $k_2 = 0$ ,  $p_1 = -2 \times 10^{-7}$ ,  $p_2 = 0$ , 畸变中心  $(u_0, v_0)$  为  $(370, 270)$ . 在 CCD 像面上随机生成 10 条直线 (方向和位置随机产生) 的理想图像. 在每条直线上均匀取点后, 利用畸变模型 (2) 计算得到实际畸变像点, 如图 2 所示. 图 2 中, 圆点代表理想直线上的点, 十字为对应的畸变曲线上点, 圆圈代表 CCD 的几何中心, 星点为畸变中心.

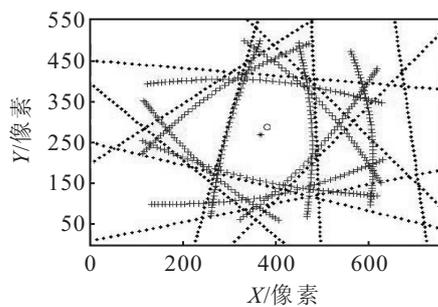


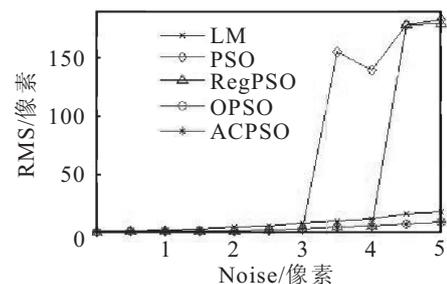
图 2 仿真畸变曲线的生成

为了模拟实际像点提取过程中噪声的影响, 在畸变像点沿任意随机方向加上随机噪声. 噪声在  $[-\omega, \omega]$  区间满足均匀分布,  $\omega$  表示噪声强度.

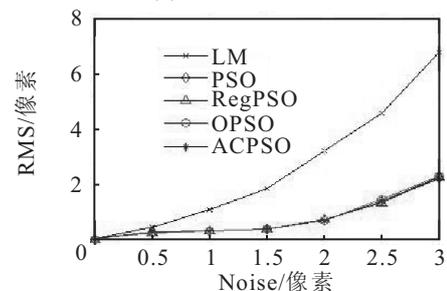
在含噪声的畸变像点上, 使用 LM, PSO, RegPSO, OPSO 和 ACPSO 算法求解畸变模型系数. 设定 LM 算

法的迭代初值为  $[0, 0, 0, 0, 384, 288]$ , 一般先将 CCD 几何中心作为畸变中心的迭代初值. PSO, RegPSO, OPSO 和 ACPSO 算法中相同的核心参数设置参照文献[20], 种群数目  $np = 20$ , 加速因子  $c_1 = c_2 = 1.49618$ , 惯性权重  $\omega$  采用线性递减策略,  $\omega_{\max} = 0.9$ ,  $\omega_{\min} = 0.4$ , 最大迭代次数同设为 500. 此外, RegPSO 算法中停滞门限  $\epsilon$  和重组因子  $\rho$  的设定参照文献[16],  $\epsilon = 1.1 \times 10^{-4}$ ,  $\rho = 6/5\epsilon$ . 依据文献[17]设定 OPSO 算法中的对位概率  $p_0 = 0.5$ . ACPSO 算法中混沌变异和自适应惯性权重策略根据文献[18]设定. 为了减少无谓搜索, 将搜索空间作如下限制:  $k_1$  的范围为  $(-10^{-5}, 10^{-5})$ ,  $k_2$  的范围为  $(-10^{-9}, 10^{-9})$ ,  $p_1$  的范围为  $(-10^{-5}, 10^{-5})$ ,  $p_2$  的范围为  $(-10^{-5}, 10^{-5})$ , 该限制较为宽泛, 对高畸变的镜头仍能满足.

由于校正模型是一个高度非线性模型 (如畸变中心和切向畸变系数存在耦合<sup>[3]</sup>), 导致存在不同的畸变模型系数可达到相似的无畸变图像的情况, 因此直接比较模型系数毫无意义. 本文采用校正后像点坐标与对应理想像点坐标的均方根误差 (RMS) 作为评价指标<sup>[5,11]</sup>来衡量校正效果的正确性. 图 3 为 4 种优化算法利用畸变测度  $\xi_1$  在不同噪声强度下的比较结果. 噪声强度以 0.5 个像素为步长, 每一强度下的值为随机运行 20 次均方根误差的平均值. 图 3(b) 是图 3(a) 在噪声强度  $\omega \leq 3$  情况下的局部放大图.



(a)  $\omega \leq 5$  时整体比较图



(b)  $\omega \leq 3$  时局部放大图

图 3 优化算法的鲁棒性比较

对图 3 进行分析, 畸变像点的噪声将直接影响到测度函数的形状与分布, 由此可以看出, 算法的校正误差随着噪声强度的增加而增加. 在低噪声强度 ( $\omega \leq 3$ ) 的情况下, 微粒群算法的校正效果优于 LM 算法. 因为 LM 算法对迭代初值具有强依赖性, 尽管该

算法具有较强的局部搜索能力,但因不具备全局搜索能力导致易陷入局部极小值.然而,在低噪声强度下微粒群算法的校正性能相当是因为噪声强度的增加虽然使测度函数产生多个局部极小值,但因为数目相对较少,使作为全局优化算法的微粒群算法较易找到最优解.当噪声强度  $3 < \omega < 4.5$  时,测度函数的局部极小值数目进一步增加,此时标准微粒群算法出现早熟收敛,校正误差变大,并呈现无规律变化.其他3种算法针对早熟收敛问题有各自的解决策略,所以仍能求得最优解.当噪声强度  $\omega \geq 4.5$  时,RegPSO算法的校正误差变大,而OPSO算法和ACPSO算法仍具有较好的校正效果,产生此现象的主要原因是所采用的策略不同.RegPSO算法运行过程是,当检测出算法早熟时,在保留最优粒子后,在有效搜索范围内重新初始化种群,继续运行标准微粒群算法.但在高强度噪声下,测度函数的局部极值繁多,RegPSO算法中每次重组织阶段都易出现早熟,因此在相同迭代次数的限制下,仍不能找到最优解,导致校正误差变大.而OPSO算法和ACPSO算法都采用引入变异算子来综合平衡算法的搜索能力,具有很好的效果.

表1为4种微粒群算法在相同条件下的运行时间.RegPSO算法在检测早熟后对种群重新初始化,继续运行标准粒子群算法,此外并无额外操作,所以效率上与PSO算法相当.OPSO算法中因为有变异算子和对位学习机制,运行时间相对较高.而ACPSO算法采用两种群协同进化,一种为群执行全局搜索,另一种为群执行局部细化,因此在4种算法中,其执行时间最长.综合比较可知,带变异算子基于对位学习的微粒群算法(OPSO)更适合镜头畸变校正.

表 1 微粒群算法运行时间

参数	PSO	RegPSO	OPSO	ACPSO
时间/s	118.5893	121.6277	243.5848	371.1880

由于分布不同,畸变模型会对噪声进行不同程度的放大.对测度函数作归一化处理,采用鲁棒性较强的OPSO算法和传统LM算法分别对两个测度函数优化求解,结果如图4所示.由图4可以看出,采用归一化的畸变测度可进一步抑制噪声的影响.

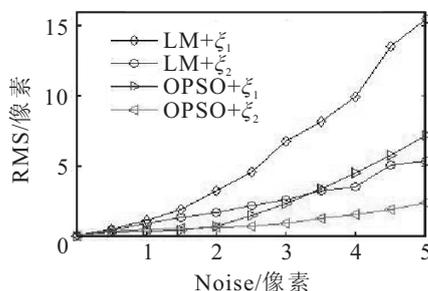


图 4 畸变测度的噪声抑制性能比较

### 3.2 校正实例

由仿真分析可以看出,利用OPSO算法对归一化后的畸变测度优化可达到最佳的校正效果.本节利用该方法对视觉领域中不同程度的畸变图像进行校正.图5(a)为视觉移动机器人采集的图像,其畸变较大,图5(b)为一般数码相机采集的图像,具有较小的畸变.

提取场景中直线所对应的畸变曲线可采用文献[6]介绍的自动提取方法,该算法稳定且边缘提取精度可达亚像素.本文对采集图像进行高斯滤波后,利用canny算法检测图像边缘,而后选取对应于场景中直线的畸变曲线.利用OPSO算法使用归一化测度优化求解畸变模型系数,并对原始图像进行校正.图5(c)和图5(d)为校正后图像.从图中可看出,校正效果显著,如图5(c)中的门框边缘和图5(d)中天花板边缘,进而验证了该方法针对不同程度畸变图像的有效性.

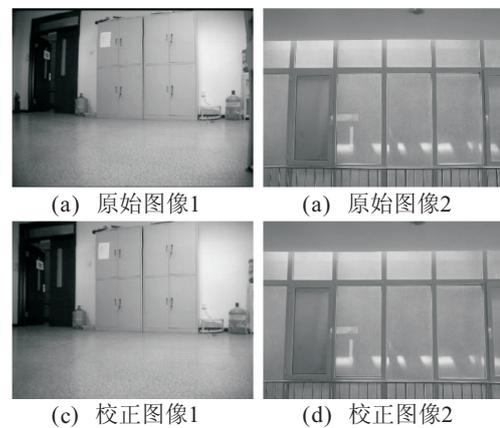


图 5 不同畸变图像校正实例

## 4 结 论

针对视觉领域中普遍存在的镜头畸变问题,本文设计了一种鲁棒的畸变校正方法.该方法隶属于非量测校正方法,以畸变测度作为目标函数,经非线性优化求解畸变模型系数.仿真实验验证了带有变异算子基于对位学习的微粒群算法具有较强的鲁棒性,且使用归一化后的畸变测度可进一步抑制噪声的影响.最后通过不同程度的校正实例验证了本文方法的有效性.

### 参考文献(References)

- [1] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE J of Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323-344.
- [2] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

- [3] Ahmed M, Farag A. Nonmetric calibration of camera lens distortion: Differential methods and robust estimation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(8): 1215-1230.
- [4] 周富强, 蔡斐华. 基于非量测畸变校正的摄像机标定方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(8): 228-232.  
(Zhou F Q, Cai F H. Camera calibration method based on non-metric distortion correction[J]. J of Mechanical Engineering, 2009, 45(8): 228-232.)
- [5] 张靖, 朱大勇, 张志勇. 摄像机镜头畸变的一种非量测校正方法[J]. 光学学报, 2008, 28(8): 1552-1557.  
(Zhang J, Zhu D Y, Zhang Z Y. Nonmetric calibration of camera lens distortion[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(8): 1552-1557.)
- [6] Devernay F, Faugeras O. Straight lines have to be straight: automatic calibration and removal of distortion from scenes of structured environments[J]. Machine Vision and Application, 2001, 13(1): 14-24.
- [7] Song G Y, Lee W. Correction of radial distortion based on line-fitting[J]. Int J of Control Automation and Systems, 2010, 8(3): 615-621.
- [8] Wang J H, Shi F H, Zhang J, et al. A new calibration model of camera lens distortion[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2): 607-615.
- [9] 周富强, 胡坤, 张广军. 基于共线特征点的摄像机镜头畸变校正[J]. 机械工程学报, 2006, 42(9): 174-177.  
(Zhou F Q, Hu K, Zhang G J. Correcting distortion of camera lens with collinear points[J]. J of Mechanical Engineering, 2006, 42(9): 174-177.)
- [10] Alvarez L, Gómez L, Sendra J R. An algebraic approach to lens distortion by line rectification[J]. Int J of Mathematical Imaging and Vision, 2009, 35(1): 36-50.
- [11] Swaminathan R, Shree K Nayar. Non-metric calibration of wide-angle lenses and polycameras[C]. Proc of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, 1999: 413-419.
- [12] 贺俊吉, 张广军, 杨宪铭. 基于交比不变性的镜头畸变参数标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(5): 597-599.  
(He J J, Zhang G J, Yang X M. Approach for calibration of lens distortion based on cross ratio invariability[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2004, 25(5): 597-599.)
- [13] Becker S, Bove V. Semi-automatic 3D model extraction from uncalibrated 2D camera views[C]. Proc of SPIE Visual Data Exploration and Analysis II. San Jose, 1995: 447-461.
- [14] Wang J H, Gu W, Zhu J X, et al. Calibration of lens distortion based on plane constrains[C]. Int Conf on Digital Image Processing. Bang Kok, 2009: 355-358.
- [15] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth, 1995: 1942-1948.
- [16] Evers G I, Ghalia M B. Regrouping Particle swarm optimization: A new global optimization with improved performance consistency across benchmarks[C]. Proc of IEEE Int Conf on Systems Man and Cybernetics. San Antonio, 2009: 3901-3908.
- [17] Wang H, Liu Y, Zeng S Y. Opposition-based particle swarm algorithm with Cauchy mutation[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Singapore, 2007: 4750-4756.
- [18] 吴定海, 张培林, 李胜, 等. 基于混沌变异的自适应双粒子群优化[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1083-1086.  
(Wu D H, Zhang P L, Li S, et al. Adaptive double particle swarms optimization algorithm based on chaotic mutation[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1083-1086.)
- [19] Brown D. Close-range camera calibration[J]. Photogrammetric Engineering, 1971, 37(8): 855-866.
- [20] F Van den Bergh. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: Department of Computer Science, University of Pretoria, 2002.
- [21] Kennedy J. Small worlds and mega-minds: Effects of neighborhood topology on particle swarm performance[C]. Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Washington, 1999: 1931-1938.
- [22] 孟红记, 郑鹏, 梅国晖, 等. 基于混沌序列的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 263-266.  
(Meng H J, Zheng P, Mei G H, et al. Particle swarm optimization algorithm based on chaotic series[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 1931-1938.)
- [23] Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]. Proc of IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis, 2003: 72-79.