

基于混合交叉差分进化的相机空间操控系统参数优化

谢宇 赵春霞 张浩峰 颜雪军 陈得宝

A blending crossover differential evolution approach to camera space manipulation parameter optimization

Xie Yu Zhao Chun-Xia Zhang Hao-Feng Yan Xue-Jun Chen De-Bao

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 020701 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.020701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.020701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I2>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于视角无关转换的深度摄像机定位技术

[Calibration of D-RGB camera networks by skeleton-based viewpoint invariance transformation](#)

物理学报.2014, 63(7): 074211 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.074211>

驾驶人眼睛区域的鲁棒性定位算法研究

[Research on eye location algorithm robust to driver's pose and illumination](#)

物理学报.2012, 61(6): 060701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.060701>

基于稀疏分解的大功率半导体激光器 1/f 噪声参数估计的新方法

[A new method to estimate the parameter of 1/f Noise of high power semiconductor laser diode based on sparse decomposition](#)

物理学报.2012, 61(3): 034208 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.034208>

基于混合交叉差分进化的相机空间操控系统 参数优化*

谢宇^{1)†} 赵春霞¹⁾ 张浩峰¹⁾ 颜雪军¹⁾ 陈得宝²⁾

1)(南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京 210094)

2)(淮北师范大学物理与电子信息学院, 淮北 235000)

(2014年7月7日收到; 2014年9月9日收到修改稿)

为了提高相机空间操控(CSM)系统的预测精度, 提出一种基于混合交叉操作的差分进化算法. 该方法将CSM系统的视觉参数初值和平化距离参数 Z_0 进行组合作为混合交叉差分进化算法的个体, 以CSM系统对目标点位置的预测精度作为个体的适应度函数, 通过进化迭代获得最优的参数组合. 使用了实际机器人视觉系统获取的数据进行实验, 结果表明使用优化后的参数组合可以提高系统的预测精度.

关键词: 相机空间操控, 混合交叉, 差分进化, 参数估计

PACS: 07.07.Tw, 42.30.Tz

DOI: 10.7498/aps.64.020701

1 引言

在机器人技术的各种工业应用中, 通常需要机器人和所处的环境进行信息交互. 该信息交互对许多现实任务的完成极其关键, 如使用机器人的终端效应器来操控一个物体或者在某个特定的表面上进行一些如钻孔、倒角、抛光或组装等操作^[1]. 相机空间操控(camera space manipulation, CSM)方法使用机器人关节角度以及目标点在多个相机成像平面中的坐标来估计目标点的三维物理坐标^[2,3]. CSM可以在不需要事先对摄像机进行标定的情况下获得高精度的三维视觉操控定位, 并具有较高的鲁棒性. 在操控过程中, CSM使用最小二乘方法迭代求出所需的视觉参数并不断进行调整. 该项技术已经成功地应用于机械臂路径规划^[4]、生产线柔性组装^[5]、火星漫游者的高精度视觉控制移动操控^[6]等领域.

差分进化算法(differential evolution, DE)是

一种基于群体启发式搜索的智能优化算法. 1995年, Price和Storn^[7,8]为了求解切比雪夫多项式拟合问题, 讨论通过利用差向量迭代和搜索的构想加以实现, 进而提出差分进化算法. 类似于其他智能优化算法, 差分进化算法也是通过群体内个体之间的相互合作与竞争产生的群体智能来指导优化搜索的方向. 但是与其他智能优化算法相比, 差分进化算法保留了基于种群的全局搜索策略, 采用基于差分的简单变异操作以及一对一的竞争策略, 降低了进化操作的复杂性. 近年来, 差分进化算法已经在多个领域的参数优化问题中得到了广泛应用^[9-13].

差分进化算法使用的交叉操作是通过交换两个父代个体的部分信息生成子代个体. 经典差分进化算法使用的是指数交叉或二项交叉, 而交叉概率因子 Cr 的有效范围通常在0.4和1之间^[7]. Brest等^[14]提出一个DE控制参数的自适应框架(jDE), 他们把一系列的控制参数值分配给种群中的每个个体. 在这些对控制参数进行编码的个体中, 随着

* 国家自然科学基金(批准号: 61272220)、国家自然科学基金青年科学基金(批准号: 61101197)和安徽省自然科学基金(批准号: 1308085MF82)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: xieyuwh@163.com

进化过程的发展, 较好的适应度值所对应的个体将能存活和产生后代, 因此繁殖出更好的参数值. Liu 和 Lampinen^[15] 提出了一种模糊自适应控制参数的差分进化算法, 该算法根据运行的中间结果使用了一些模糊规则来调整控制参数. Zhang 和 Sanderson^[16] 提出了一种自适应差分进化算法, 在进化的每一代, 每个个体根据正态分布随机产生各自的交叉概率因子. 上述的这些方法的算法结构相对比较复杂, 而且只允许在由父代个体确定的边界点上产生新的个体, 并不能有效地搜索整个问题空间.

本文根据混合交叉^[17] 概念提出了基于混合交叉操作的差分进化算法 (BLXDE), 允许在由父代个体确定的边界内外的一定范围内产生新的个体, 这进一步提高了差分进化算法的全局搜索能力. 以实际视觉系统采集的数据进行验证, 表明该方法可以得到较好的参数估计结果.

2 CSM 系统

CSM 系统使用六个视觉参数来描述机器人关节角度和二维成像平面坐标之间的映射关系. 如图 1 和 2 所示, $x-y-z$ 为机器人基坐标系, 坐标系固接在机器人的基座上. $\Delta x-\Delta y-\Delta z$ 为局部坐标系, 其原点位于三维空间点附近的一个渐近约束区域内, 坐标轴平行于机器人基坐标系的坐标轴. $X-Y-Z$ 为相机空间坐标系, 原点在相机的焦点上, Z 轴沿着相机的主轴, X 轴和 Y 轴平行于 X_c-Y_c 成像平面坐标系的坐标轴.

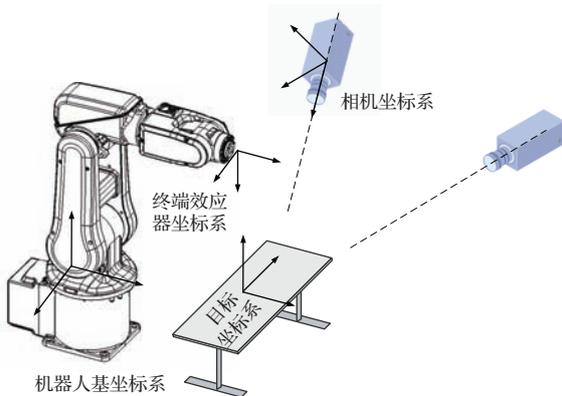


图 1 通用视觉系统的坐标系设定

散落在局部坐标系原点附近的三维物理空间点, 根据正交投影模型映射到二维成像平面的坐标

可以描述为

$$\begin{aligned} x_c &= (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)\delta x \\ &\quad + 2(C_2C_3 + C_1C_4)\delta y \\ &\quad + 2(C_2C_4 - C_1C_3)\delta z + C_5, \\ y_c &= 2(C_2C_3 - C_1C_4)\delta x \\ &\quad + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)\delta y \\ &\quad + 2(C_3C_4 + C_1C_2)\delta z + C_6, \end{aligned} \quad (1)$$

其中 δx , δy 和 δz 是三维物理空间点在局部坐标系中的坐标, 它们是机器人关节角度的函数; C_1, C_2, \dots, C_6 是在机器人运动过程中估计的六个视觉参数, 其中 C_1-C_4 与描述相机坐标系和基坐标系间相对方向的欧拉参数成比例对应; C_5 和 C_6 对应的是局部坐标系的原点在成像平面坐标系中的坐标.

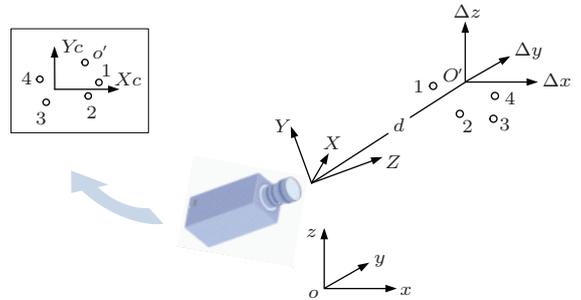


图 2 CSM 系统的坐标系设定

假设终端效应器上的一个点 P , 通过同时采样一系列机器人的关节角度及其对应位姿下 P 点在成像平面空间中的坐标. 每个相机对应的参数 C_1, C_2, \dots, C_6 可通过最小化下面公式中的 J 值得:

$$\begin{aligned} J(C) &= \min \sum_{i=1}^n \left\{ [x_c^i - f_x(\theta^i; C)]^2 \right. \\ &\quad \left. + [y_c^i - f_y(\theta^i; C)]^2 \right\}, \end{aligned} \quad (2)$$

式中 (x_c^i, y_c^i) 是机器人处于第 i 个位姿时, P 点在成像平面坐标系下的真实坐标; $f_x(\theta^i; C)$ 和 $f_y(\theta^i; C)$ 是在相同位姿时, 根据关节角度和视觉参数计算所得的 P 点在成像平面坐标; θ^i 包含了所有关节角度; C 包含了所有视觉参数.

在拥有多个相机的情况下, 假设已经知道了每个相机的投影模型视觉参数, 并且已知点 P 在各相机成像平面坐标系中的投影坐标, 则点 P 在基坐标系下的三维坐标所对应的机器人关节角度可通过

最小化下面公式中的 J 值获得:

$$J(\theta) = \min \sum_{j=1}^k \left\{ [x_c^j - f_x(\theta; C^j)]^2 + [y_c^j - f_y(\theta; C^j)]^2 \right\}, \quad (3)$$

式中 j 为相机序号, (x_c^j, y_c^j) 表示点 P 在第 j 个相机对应的成像平面中的投影坐标, C^j 表示第 j 个相机的投影模型视觉参数.

从 (2) 和 (3) 式可以看出, 采用相机空间投影模型来求解成像物体的三维坐标时并不需要计算相机间的空间位置关系. 由于对各个相机投影模型参数的估计相对独立, 在求解某个空间点的三维坐标时, 只需该点出现在多于一个相机的视场范围内即可. 并且当参与相机的数量多于两个成为多目视觉系统时, 算法求解难度并未明显增加.

为了减小正交模型中透视投影的影响, CSM 系统还采用了一个平化操作 [18]. 根据透视投影原理, 采样点在成像平面空间中的坐标可以表示为 $x_c^i = fX_i/Z_i$ 和 $y_c^i = fY_i/Z_i$, 其中 f 为相机焦距; X_i, Y_i 和 Z_i 是采样点在相机空间的坐标. 相对于局部坐标系的原点 o 进行的平化操作可以表示为

$$\begin{aligned} x_c^{i*} &= x_c^i Z_i / Z_o, \\ y_c^{i*} &= y_c^i Z_i / Z_o, \end{aligned} \quad (4)$$

式中 Z_o 是局部坐标系的原点 o 在相机空间的 Z 方向上坐标; (x_c^i, y_c^i) 是第 i 个采样点在成像平面的真实坐标; (x_c^{i*}, y_c^{i*}) 是该采样点平化后的成像平面坐标. 平化后的采样点表示了一个正交化的物理空间的映射, 因为 $x_c^{i*} = X_i f / Z_o$, $y_c^{i*} = Y_i f / Z_o$. 此外, 点 o 的映射不发生变化, 因为所有采样点的坐标都是根据点 o 进行平化的, 即有 $x_c^{o*} = x_c^o$.

3 DE 算法

DE 算法是一种基于种群的并行进化算法, 它利用父代个体间的差异, 经过变异、交叉和选择操作产生子代种群; 种群按上述方法不断进化, 直到满足预先设定的终止条件, 具体描述如下:

1) 初始化: 对于初始种群中的第 i 个染色体

$$\mathbf{X}_{i,G} = [x_{1,i,G}, x_{2,i,G}, x_{3,i,G}, \dots, x_{D,i,G}],$$

式中 G 为当前代数, D 为染色体的维数, 其中每个元素根据下式产生

$$x_{j,i,0} = x_{j,\min} + \text{rand}_{i,j}(0, 1)$$

$$\times (x_{j,\max} - x_{j,\min}), \quad (5)$$

其中 $\text{rand}_{i,j}(0, 1)$ 是区间在 $(0, 1)$ 的均匀随机数, $x_{j,\max}$ 和 $x_{j,\min}$ 分别是第 j 个元素的上界和下界.

2) 变异

通过变异操作产生的变异个体 $\mathbf{V}_{i,G}$ 为

$$\mathbf{V}_{i,G} = \mathbf{X}_{r_1^i,G} + F(\mathbf{X}_{r_2^i,G} - \mathbf{X}_{r_3^i,G}), \quad (6)$$

式中 r_1, r_2 和 r_3 是异于 i 且互不相同的 $[1, NP]$ 之间的随机整数, F 是尺度因子, 它控制着差分向量的影响大小.

3) 交叉

父代个体 $\mathbf{X}_{i,G}$ 和变异个体 $\mathbf{V}_{i,G}$ 依据交叉概率 Cr 生成实验个体:

$$\mathbf{U}_{i,G} = [u_{1,i,G}, u_{2,i,G}, u_{3,i,G}, \dots, u_{D,i,G}],$$

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G} & \text{if } (\text{rand}_{i,j}(0, 1) \leq Cr \text{ or } j = j_{\text{rand}}), \\ x_{j,i,G} & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$\text{rand}_{i,j}(0, 1)$ 是区间在 $(0, 1)$ 的均匀随机数.

4) 选择

差分进化算法的选择操作是基于局部竞争的贪心策略, 即只有产生的交叉个体优于父代个体时, 交叉个体才能被保留.

$$\mathbf{X}_{i,G+1} = \begin{cases} \mathbf{U}_{i,G} & \text{if } f(\mathbf{U}_{i,G}) \leq f(\mathbf{X}_{i,G}), \\ \mathbf{X}_{i,G} & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $f(\cdot)$ 是处理最小化问题时的目标函数.

4 混合交叉差分进化算法

DE 算法有很强的局部搜索能力, 为了避免其出现停滞和陷入局部最优, 本文使用混合交叉操作来扩大搜索区域以提高 DE 的全局搜索能力.

假设 p_1^i 和 p_2^i 分别是父代个体 p_1 和 p_2 第 i 个分量, 后代个体 C_k 相应的分量 c_k^i 将随机产生于 $[p_{\min} - I \cdot \alpha, p_{\max} + I \cdot \alpha]$ 之间, 其中 $p_{\min} = \min \{p_1^i, p_2^i\}$, $p_{\max} = \max \{p_1^i, p_2^i\}$, $I = p_{\max} - p_{\min}$, $\alpha \geq 0$ 为用户指定的开拓系数, 用于设定子代个体可以超越父代个体边界的程度. 该方法允许在由父代个体确定的边界内外的一定范围内产生新的个体 [19].

图 3 和 4 分别列举了开拓参数 $\alpha = 0$ 以及 $\alpha > 0$ 时, 混合交叉操作可能产生的后代, 虚线框表示可能后代产生的区域. 当 $\alpha > 0$ 时, 混合交

叉操作可以搜索更广的空间, 提高了DE的全局搜索能力.

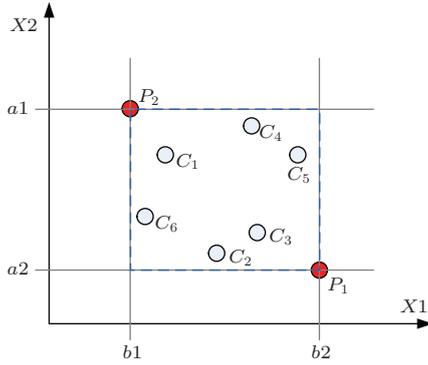


图3 $\alpha = 0$ 时, 混合交叉可能产生的后代

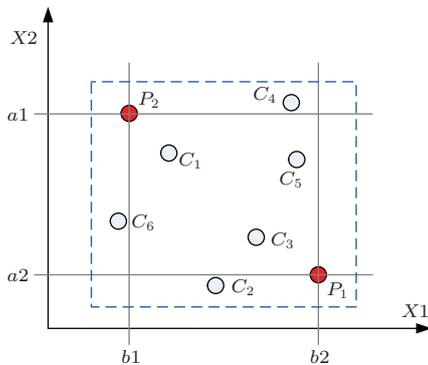


图4 $\alpha > 0$ 时, 混合交叉可能产生的后代

为了验证BLXDE算法的有效性, 选择了4个标准测试函数, 分别为

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100];$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], \quad x_i \in [-30, 30];$$

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \quad x_i \in [-600, 600];$$

$$f_4(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e, \quad x_i \in [-32, 32].$$

这四个测试函数的全局最小值均为0.

应用这4个测试函数分别对遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)、组搜索优化器(GSO)^[20]、DE^[21]和BLXDE算法进行验证. 这五种算法均采用相同的参数设置^[20], 即种群规模 $NP = 50$, 函数 $f_1(x)$, $f_2(x)$, $f_3(x)$ 和 $f_4(x)$ 的维数均为30, 最大迭代次数为3000, 每个算法重复运行1000次进行测试. 表1列出了每个算法针对所有测试函数的最佳结果平均值及其方差. 对于测试函数 $f_1(x)$ 和 $f_4(x)$, PSO和GSO分别获得了最佳结果平均值. 对于测试函数 $f_2(x)$ 和 $f_3(x)$, BLXDE的结果优于其他算法. 通过测试表明, BLXDE算法可以以较快的收敛速度获得可接受解.

表1 三种算法对四个测试函数的实验结果比较

函数	算法	最佳结果平均值	最佳结果方差
$f_1(x)$	GA	3.1711×10^0	1.6621×10^0
	PSO	3.6927×10^{-37}	2.4598×10^{-36}
	GSO	1.9481×10^{-8}	1.1629×10^{-8}
	DE	2.1716×10^{-35}	3.3188×10^{-35}
	BLXDE	1.8232×10^{-35}	2.3510×10^{-35}
$f_2(x)$	GA	3.3856×10^2	3.6150×10^2
	PSO	3.7358×10^1	3.2144×10^1
	GSO	4.9836×10^1	3.0177×10^1
	DE	6.7770×10^{-1}	1.5051×10^0
	BLXDE	5.9240×10^{-1}	1.3524×10^0
$f_3(x)$	GA	1.0038×10^0	6.7545×10^{-2}
	PSO	2.3230×10^{-1}	4.4340×10^{-1}
	GSO	3.0792×10^{-2}	3.0867×10^{-2}
	DE	6.4212×10^{-3}	8.5324×10^{-3}
	BLXDE	5.2342×10^{-3}	6.4351×10^{-3}
$f_4(x)$	GA	8.6780×10^{-1}	2.8050×10^{-1}
	PSO	1.3404×10^{-3}	4.2388×10^{-2}
	GSO	2.6548×10^{-5}	3.0820×10^{-5}
	DE	7.6231×10^{-2}	2.8112×10^{-1}
	BLXDE	5.2341×10^{-2}	1.9324×10^{-1}

5 基于BLXDE的CSM参数优化

CSM系统中视觉参数的获取采用的是最小二乘迭代的方法, 需要设定视觉参数的迭代初值, 而且平化距离参数 Z_{o1} 和 Z_{o2} 也需要人工设定. 应用

最小二乘方法时,若初值选择不当,会造成迭代无法收敛^[22],由此获得的视觉参数将非常不理想.为了避免人工设定CSM系统的相应参数,本文采用混合交叉差分进化算法在问题空间中自动获取相关参数的较优值,来减小预测位置时的误差.

针对两个相机的双目视觉系统,混合交叉差分进化算法的适应度函数可以选择为

$$J = \min \sum_{i=1}^n \{ [x_c^{i,1} - f_x(\theta^i; C^1; Zo1)]^2 + [y_c^{i,1} - f_y(\theta^i; C^1; Zo1)]^2 + [x_c^{i,2} - f_x(\theta^i; C^2; Zo2)]^2 + [y_c^{i,2} - f_y(\theta^i; C^2; Zo2)]^2 \}, \quad (9)$$

其中 $(x_c^{i,1}, y_c^{i,1})$ 为目标点在第*i*个位姿时对应的在相机1成像平面的坐标. θ^i 为第*i*个位姿所对应的机器人关节角度, Zo_1 和 Zo_2 分别是局部坐标系原点在两个相机的成像平面中的Z方向坐标.

由于(9)式是可分解函数,且每个相机的参数是相对独立的,这里可以分别求取每个相机对应的视觉参数和Zo值.这样染色体可以设置成为 $\{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, Zo\}$,染色体的上下界分别设置为 $\{1, 1, 1, 1, 100, 100, 700\}$ 和 $\{-1, -1, -1, -1, -100, -100, 500\}$;BLXDE中的开拓参数设为0.1.

同时采样机器人的关节角度和目标点在两个成像平面中的坐标,通过最小化(9)式,即可获得每个相机的最优视觉参数C和Zo值.

6 实验与结果分析

在图5所示的终端抓取器上设置了5个标记圆环,本文同时采样了27组关节角度,以及每个圆环在对应的位姿下在每个成像平面中的坐标.应用CSM系统,可以使用某一个圆环的数据计算相应的视觉参数C,并用这些参数估计其他圆环在三维空间中的位置.作为对比,分别使用最小二乘方法和BLXDE算法计算相应的参数,结果如表2和表3所示.在表2中,第一列列举了每次实验中计算各参数时所使用的数据对应的圆环序号;后六列是通过最小二乘方法计算得到的每个相机视觉参数,平化距离参数Zo设置为常数600.表3所示的是通过BLXDE计算的结果,除了视觉参数C,还有计算所得的每个相机对应的Zo值.

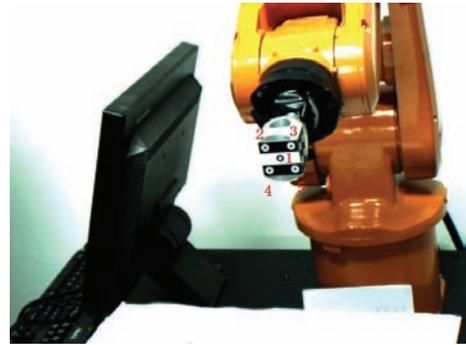


图5 位于机器人终端效应器上的标记圆环及其序号

表2 使用某个圆环的数据用最小二乘计算得到的C值

圆环序号	相机序号	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6
1	1	-0.6840	-0.8886	0.7121	0.3764	43.4089	-59.7997
	2	-0.2769	-0.6003	0.9196	0.7053	1.3867	-40.3085
2	1	-0.5312	-0.5732	0.8219	0.7472	19.0458	-46.1847
	2	-0.2757	-0.6005	0.9206	0.7043	1.0880	-40.2940
3	1	-0.6810	-0.8890	0.7143	0.3761	43.3864	-60.0707
	2	-0.2764	-0.6014	0.9202	0.7043	1.4308	-40.5769
4	1	-0.5462	-0.5705	0.7975	0.7512	11.2404	-41.2705
	2	-0.2762	-0.6009	0.9206	0.7044	1.2999	-40.2431
5	1	-0.6815	-0.8886	0.7135	0.3761	43.5261	-59.9851
	2	-0.2767	-0.6009	0.9202	0.7058	1.6536	-40.5089

表3 使用某个圆环的数据用 BLXDE 计算得到的 C 和 Z_o 值

圆环序号	相机序号	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	Z_o
1	1	-0.6838	-0.8887	0.7126	0.3766	43.4128	-59.837	592.655
	2	-0.2770	-0.6004	0.9192	0.7048	1.4512	-40.277	615.889
2	1	-0.6834	-0.8889	0.7132	0.3773	43.2877	-59.750	576.434
	2	0.2761	0.6007	-0.9203	-0.7041	1.1412	-40.272	614.591
3	1	-0.6808	-0.8891	0.7146	0.3761	43.3934	-60.095	593.257
	2	-0.2765	-0.6012	0.9196	0.7041	1.4859	-40.519	618.262
4	1	-0.6827	-0.8887	0.7134	0.3759	43.3288	-59.801	589.026
	2	-0.2766	-0.6012	0.9201	0.7035	1.3990	-40.212	621.747
5	1	-0.6817	-0.8888	0.7140	0.3766	43.5744	-60.052	581.803
	2	-0.2767	-0.6009	0.9200	0.7054	1.6882	-40.495	608.605

表4和表5所示的是分别使用最小二乘和 BLXDE 计算得到的参数, 以及估算其他圆环所在三维空间位置时产生的距离误差. 在表4中, 当使用圆环2或圆环4的数据计算参数, 并用其估计其他圆环位置时出现了较大误差, 这表明使用最小二乘法迭代并没有得到有效的视觉参数. 相对于最小二乘方法, 使用 BLXDE 计算的参数来估计其他圆环位置时, 精确度有了明显提升. 在使用最小二乘方法产生较大误差的圆环2和圆环4的数据时, BLXDE 仍然可以获得较小的预测误差.

表4 使用最小二乘得到的参数估计其他圆环位置时的误差 (mm)

圆环序号	cue 1	cue 2	cue 3	cue 4	cue 5
1	0.1287	0.2053	0.1819	0.1438	0.2017
2	4.8215	3.7985	5.0244	6.5301	8.2964
3	0.1828	0.2712	0.1173	0.2192	0.1992
4	4.8608	6.7729	7.2136	3.4995	4.7554
5	0.2133	0.3638	0.1893	0.2739	0.1066

表5 使用 BLXDE 得到的参数估计其他圆环位置时的误差 (mm)

圆环序号	cue 1	cue 2	cue 3	cue 4	cue 5
1	0.1250	0.2037	0.1762	0.1417	0.2021
2	0.2142	0.1101	0.2607	0.1505	0.3561
3	0.1817	0.2691	0.1093	0.2167	0.1977
4	0.1588	0.1704	0.2108	0.1006	0.2816
5	0.2123	0.3596	0.1861	0.2681	0.1013

7 结 论

本文将相机空间操控系统的初始参数估计问题转化为一个多维变量的数值优化问题, 提出了一种基于混合交叉操作的差分进化算法对优化问题进行求解. 混合交叉操作拓展了经典 DE 算法中交叉操作产生后代的范围, 提高了算法的全局搜索能力. 它充分利用了父代个体在每一维度上的信息, 提高了子代个体的多样性.

参考文献

- [1] Siciliano B, Villani L 1999 *Robot Force Control* (Boston: Kluwer)
- [2] Skaar S B, Brockman W H, Hanson R 1987 *Int. J. Robot. Res.* **6** 20
- [3] Skaar S B, Brockman W H, Jang W 1990 *Int. J. Robot. Res.* **9** 22
- [4] Gonzalez-Galvana E J, Loreda-Flores J, Cervantes-Sanchez J, Aguilera-Cortes L A, Steven S B 2008 *Robot. Computer-Integrated Manuf.* **24** 77
- [5] Zhang B, Wang J J, Rossano R, Martinez C, Kock S 2011 *IEEE Proceedings of the Robotics and Biomimetics Phuket, Thailand, December 7-11 2011* p944
- [6] Seelinger M, Yode J D, Baumgartner E T, Skaar S B 2002 *IEEE Trans. Robot. Automat.* **18** 957
- [7] Storn R M, Price K V 1997 *J. Glob. Optimiz.* **11** 341
- [8] Price K V, Storn R M, Lampinen J A 2006 *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization* (Berlin: Springer) pp19-54
- [9] Tenaglia G C, Lebensztajn L 2014 *IEEE Trans. Magnet.* **50** 625

- [10] Pan K J, Chen H, Tan Y J 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 5956 (in Chinese) [潘克家, 陈华, 谭永基 2008 物理学报 **57** 5956]
- [11] Wang J Y, Huang D X 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 2755 (in Chinese) [王钧炎, 黄德先 2008 物理学报 **57** 2755]
- [12] Zhang W Z, Long W, Jiao J J 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 220506 (in Chinese) [张文专, 龙文, 焦建军 2012 物理学报 **61** 220506]
- [13] Li N Q, Pan W, Yan L S, Luo B, Xu M F, Jiang N 2011 *Chin. Phys. B* **20** 060502
- [14] Brest J, Greiner S, Boskovic B, Mernik M, Zumer V 2006 *IEEE Trans. Evolution. Comput.* **10** 646
- [15] Liu J, Lampinen J 2005 *Soft Comput.* **9** 448
- [16] Zhang J Q, Sanderson A C 2009 *IEEE Trans. Evolution. Comput.* **13** 945
- [17] Eshelman L J 1993 *Foundat. Genetic Algorithms* **2** 187
- [18] Gonzalez-Galvan E J, Skaar S B, Korde U A, Chen W Z 1997 *Int. J. Robot. Res.* **16** 240
- [19] Turkey M, Poli R 2014 *IEEE Trans. Evolution. Comput.* **22** 159
- [20] He S, Wu Q H, Saunders J R 2009 *IEEE Trans. Evolution. Comput.* **13** 973
- [21] Differential Evolution Homepage, Storn R M <http://www.icsi.berkeley.edu/~storn/code/> [2014-7-7]
- [22] Bjrck A 1996 *Numerical Methods for Least Squares Problems* 1996 (Philadelphia: Siam)

A blending crossover differential evolution approach to camera space manipulation parameter optimization*

Xie Yu¹† Zhao Chun-Xia¹ Zhang Hao-Feng¹ Yan Xue-Jun¹ Chen De-Bao²

1) (School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

2) (School of Physics and Electronic Information, Huaibei Normal University, Huaibei 235000, China)

(Received 7 July 2014; revised manuscript received 9 September 2014)

Abstract

A blending crossover differential evolution algorithm is proposed to increase the precision of camera-space manipulation (CSM) system. In this approach, six view parameters and flattening parameter are assembled into a single parameter of blending crossover differential evolution; the positioning precision of camera-space manipulation is set to be a fitness function. The CSM system can obtain the optimal parameter combination by evolutionary iteration. Experimental results of a virtual robot system show the robot positioning precision is improved by blending crossover differential evolution algorithm.

Keywords: camera-space manipulation, blending crossover, differential evolution, parameter estimation

PACS: 07.07.Tw, 42.30.Tz

DOI: 10.7498/aps.64.020701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61272220), the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61101197) and the Natural Science Foundation of Anhui Province, China (Grant No. 1308085MF82).

† Corresponding author. E-mail: xieyuwh@163.com