

基于混沌粒子群优化的图像相关匹配算法研究

杨延西 刘丁 辛菁
(西安理工大学 109# 西安 710048)

摘要: 该文将混沌优化搜索技术应用于粒子群优化算法(PSO), 提出了一种基于混沌搜索的粒子群优化算法(CPSO), 该算法利用了 PSO 算法的收敛快速性和混沌运动的遍历性、随机性等特点, 采用混沌初始化粒子初始位置, 在运行过程中根据粒子群适应度的方差来自适应混沌更新粒子位置。几种典型函数的测试结果表明: CPSO 提高了对多维空间的全局搜索能力, 并可以有效避免早熟现象。将该方法用于图像相关匹配算法, 提出了一种新的基于 CPSO 的图像相关匹配算法。实验结果证明该方法对解决噪声情况下的图像匹配问题十分有效。

关键词: 图像相关匹配; 图像匹配; 粒子群优化算法; 混沌

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0529-05

Research of Image Correlation Matching Method Based on CPSO

Yang Yan-xi Liu Ding Xin Jing

(Box 109, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: A Chaos Particle Swarm Optimization (CPSO) algorithm is presented. The initial location of the particle is evaluated by chaos. During the running time, according to the variance of the population's fitness, the chaotic location update of the particle is performed adaptively. The experimental results using the testing functions show that CPSO is able to search the global optimizer and avoiding the premature convergence on the multidimensional variable space. Applied the algorithm to image correlation matching, a new image correlation matching method based on CPSO is presented. The experimental results show that this method is very effective for image matching processing with noise.

Key words: Image correlation matching method; Image matching; Particle Swarm Optimization (PSO); Chaos

1 引言

图像匹配技术是计算机视觉及图像分析中的一个基本问题, 对此问题的研究已有几十年的历史, 提出了许多理论和方法。传统的匹配方法需要搜索区域上的所有点, 计算量庞大, 效率低。为了加快匹配速度, 人们提出了各种各样的算法。基本上可以分为两类: 第一类是通过缩小搜索空间来提高搜索效率, 包括图像的特征提取以及图像的金字塔分解或小波分解等方法; 第二类是通过采用各种优化算法进行匹配操作, 例如 Gauss-Newton 算法、模拟退火算法、Levenberg-Marquart (LM) 算法以及智能优化算法等, 最为典型的是采用遗传算法代替传统的遍历搜索算法进行匹配。Chalermwat 等人将遗传算法应用于图像配准^[1]; Brumby 等利用遗传算法进行图像的特征提取^[2]; 文献[3]提出一种距离变换和遗传算法的遥感图像匹配算法, 既保证了一定的匹配精度又提高了匹配效率; 文献[4]采用遗传算法和最小二乘相结合的方法进行图像匹配, 算法具有一定的抗干扰能力, 但是常规遗传算法的局部寻优能力较差, 参数选择对结果影响很大, 易产生

“早熟”现象, 从而只能取得局部极小。

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Eberhart 博士与 Kennedy 博士提出的一种新的全局优化进化算法, 该算法源于对鸟类捕食行为的模拟^[5], 是一种非常有效而被广泛应用的迭代优化算法。与遗传算法相比, PSO 的优势在于简单、容易实现, 没有许多参数需要调整, 特有的记忆功能使其可以动态跟踪当前的搜索情况调整搜索策略。但是 PSO 同样存在早熟和陷入局部极小问题, 为此研究者提出了许多改进算法。Shi (1998) 提出惯性权值模型^[6], 研究得出结论: 一个较大的惯性权值有利于展开全局寻优, 而一个小的惯性权值有利于局部寻优。Angeline (1998) 提出混合 PSO 模型 (Hybrid PSO), 将每次迭代产生的新的粒子群根据适应度函数进行选择, 用适应度较高的一半粒子的位置和速度矢量取代适应度较低的一半粒子的相应量, 而保持后者个体极值不变^[7]。这种模型的 PSO 在提高收敛速度的同时保证了一定的全局搜索能力。Clerc (1999) 对 PSO 算法的研究证明采用约束因子能够确保算法的收敛, 提出了含有收敛因子的 PSO 模型^[8], 与基本 PSO 相比只多了一个常数项 (收敛因子), 而效果优于基本 PSO。杨俊杰等 (2005) 提出了混沌粒子群优化模型 (Chaos PSO, CPSO), 利用混沌变量的随机性、遍历性及规律性可以进行优化搜索, 加快进化速度,

2006-09-07 收到, 2007-01-24 改回

国家自然科学基金(60675048), 教育部科学技术研究重大项目(204181)和陕西省教育厅基金(04JK248)资助课题

改善粒子群优化摆脱局部极值点的能力^[9]。

基于PSO的特点以及众多学者对基本PSO模型的改进, 本文将CPSO与惯性权值模型、约束因子模型结合起来, 发挥粒子群算法在寻优过程中快速收敛性优点, 利用混沌优化克服易陷入局部最优的缺陷, 提出了一种混沌粒子群优化算法(CPSO)。通过大量仿真比较实验, 验证了方法的有效性。最后用于图像相关匹配问题, 大量实验结果表明该方法具有较高的快速性和准确性。

2 混沌粒子群优化算法(CPSO)

2.1 粒子群优化算法

假设在一个 D 维的目标搜索空间中, 有 m 个粒子组成一个群落, 其中第 i 个粒子表示为 D 维的向量 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$, $i = 1, 2, \dots, m$, 即, 第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置是 \mathbf{x}_i 。将 \mathbf{x}_i 代入一目标函数就可以计算出其适应值, 根据适应值的大小衡量 \mathbf{x}_i 的优劣。第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 D 维的向量, 记为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 。记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$, 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 。Eberhart 和 Kennedy 提出的 PSO 算法根据下面两个公式来更新自己的速度与位置^[4]:

$$v_m^{k+1} = v_m^k + c_1 r_1 (p_m^k - x_m^k) + c_2 r_2 (p_{gm}^k - x_m^k) \quad (1)$$

$$x_m^{k+1} = x_m^k + v_m^{k+1} \quad (2)$$

其中 r_1 和 r_2 是(0,1)之间的随机数, c_1 和 c_2 为加速常数, 通常选取 $c_1 = c_2 = 2$, w 是加权系数, 取值范围为 $[0.1, 0.9]$, $n = 1, 2, \dots, D$ 。粒子通过不断学习更新, 最终飞至解空间中最优解所在的位置, 搜索过程结束。在更新过程中, 粒子每一维的最大速率限制在 v_{\max} , 每一维的坐标被限制在允许范围之内(即解的取值范围)。

为了更好地控制算法的探测开发能力, Shi 等人在式(1)中引入了惯性权重 w , 即

$$v_m^{k+1} = w^k v_m^k + c_1 r_1 (p_m^k - x_m^k) + c_2 r_2 (p_{gm}^k - x_m^k) \quad (3)$$

通过 w 调节 PSO 的全局与局部寻优能力。目前采用较多的惯性权值是 Shi 建议的线性递减权值(Linearly Decreasing Weight, LDW)策略, 即

$$w^k = (w_{\text{int}} - w_{\text{end}})(T_{\text{max}} - k) / T_{\text{max}} + w_{\text{end}} \quad (4)$$

其中 T_{max} 为最大进化代数, w_{int} 为初始惯性权值, w_{end} 为进化至最大代数时的惯性权值, 典型取值 $w_{\text{int}} = 0.9$, $w_{\text{end}} = 0.4$ 。

Clerc 提出采用收缩因子来保证 PSO 算法收敛, 即将式(1)改写为

$$v_m^{k+1} = \chi [v_m^k + c_1 r_1 (p_m^k - x_m^k) + c_2 r_2 (p_{gm}^k - x_m^k)] \quad (5)$$

其中 $\chi = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}$, $\varphi = c_1 + c_2$, $\varphi > 4$, 通常

$\varphi = 4.1$, 从而可得常数乘子 $\chi = 0.729$ 。再引入惯性权重 w , 即得

$$v_m^{k+1} = 0.729 [w^k v_m^k + c_1 r_1 (p_m^k - x_m^k) + c_2 r_2 (p_{gm}^k - x_m^k)] \quad (6)$$

该 PSO 算法简单, 容易实现。

2.2 混沌粒子群优化算法

混沌优化算法的基本思想是把混沌变量从混沌空间映射到解空间, 然后利用混沌变量具有遍历性、随机性和规律性的特点进行搜索。混沌优化算法具有不对初值敏感、易跳出局部极小、搜索速度快、计算精度高、全局渐近收敛的特点^[10]。基于文献[9]本文将混沌优化算法用于粒子群优化算法, 并结合惯性权值模型、约束因子模型, 提出一种混沌粒子群优化算法。首先利用混沌运动的遍历性、随机性, 在初始化粒子群中粒子的位置时采用混沌赋值的方式: 产生大于粒子个体总数 M 的 G 个初始粒子, 通过计算每个粒子的适应度, 从 G 个粒子中选取 M 个适应度最高的粒子作为初始粒子; 其次在粒子群优化过程中, 根据群体适应度方差信息, 对粒子群个体位置进行混沌更新, 有利于跳出局部极值点, 找到最优解。具体实现步骤如下:

步骤 1 随机产生 D 个 $[0, 1]$ 上的随机数 $P_{1,D}$, D 为目标函数中变量的个数。

步骤 2 混沌产生初始粒子, 利用 Logistic 混沌映射

$$P_{i,n} = 4P_{i-1,n}(1 - P_{i-1,n}) \quad (7)$$

其中 $i = 2, 3, \dots, G$ 。计算每个粒子的适应度值, 从中选取 M 个适应度高度的粒子作为初始粒子。

步骤 3 将所有粒子从混沌区间 $[0, 1]$ 映射到变量取值区间 $[a_n, b_n]$

$$p_m = a_n + (b_n - a_n)P_{i,n} \quad (8)$$

步骤 4 计算粒子群每个粒子的适应度值和平均适应度值。

步骤 5 将粒子群的目前位置记为 p_{best} , 适应度最优的粒子位置记为 g_{best} 。

步骤 6 判断是否满足收敛准则? 如果满足, 则执行步骤 9; 否则, 继续下一步。

步骤 7 对粒子群进行更新操作。

(1)根据式(6)对粒子速度进行更新操作。

(2)计算群体的适应度方差 δ^2 。

$$\delta^2 = \sum_{i=1}^N [(f_i - \bar{f}) / f]^2 \quad (9)$$

其中 f_i 是第 i 个粒子的适应度, \bar{f} 是目前粒子群粒子的平均适应度, f 为归一化因子。

$$f = \begin{cases} \max\{f_i - \bar{f}\}, & \max\{f_i - \bar{f}\} \geq 1 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

如果方差小于设定值 ε ($\varepsilon > 0$), 则执行(3), 否则执行(4)

(3)将粒子位置归一化到 $[0, 1]$, 根据式(7)进行混沌更新, 转到(5)

(4)根据式(2)更新粒子群粒子位置。

(5)若新粒子的适应度大于 p_{best} 的适应度，则更新 p_{best} ；在其中选择适应度最优的个体设为 g_{best} 。

步骤 8 返回到步骤 6。

步骤 9 输出结果，结束。

3 PSO 相关匹配

相关匹配法是图像匹配中广泛应用的一种匹配算法，具有较强的噪声抑制能力、计算简单以及易于硬件实现等优点。在已知目标模板的情况下，相关匹配法是十分有效的^[8]。

设模板为 T ，尺寸为 $K \times L$ ，被搜索图像的尺寸为 $M \times N$ ，模板覆盖下的图像为 $S^{(i,j)}$ ， (i,j) 代表子图左上角像点的坐标。可以采用归一化的相关函数作相似性测量：

$$\rho(i,j) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L S^{(i,j)}(k,l)T(k,l)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L [S^{(i,j)}(k,l)]^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L [T(k,l)]^2}} \quad (11)$$

从式(11)可见，用相关法进行图像匹配的计算量很大，因为模板需要在 $(M - K + 1) \times (N - L + 1)$ 个参考位置进行相关函数计算。为此采用 PSO 算法来加速匹配过程。考虑到图像中的平均分量常常会使得相关峰值与背景的差减小，相关峰值宽度变大，增加了匹配的难度，影响匹配速度。为此对以上相关函数进行了修正，即对每个子图和模板先减去各自的均值，然后再进行相关处理。

定义绝对误差函数：

$$e^{(i,j)}(k,l) = |S^{(i,j)}(k,l) - \bar{S}^{(i,j)} - T(k,l) + \bar{T}| \quad (12)$$

其中 $\bar{S}^{(i,j)} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L S^{(i,j)}(k,l)$ ， $\bar{T} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L T(k,l)$ ，定义相关函数，即 PSO 算法的适应度函数：

$$E(i,j) = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L e^{(i,j)}(k,l) \quad (13)$$

使上式取得最小值的点即为最佳匹配点。

4 实验研究

4.1 CPSO 算法性能测试

为了验证方法的有效性，采用了几个典型的优化函数进行了测试，并与基本 PSO、带惯性权值的 PSO 进行了比较。为了定量评价算法的性能，采用性能等级和达标等级两个指标进行评价。本文中性能等级是指在指定迭代次数条件下(本文采用 1000 代)，多次实验中所能达到的最优适应度的平均值；达标等级是指多次实验中达到指定目标(即停止准则)所需要迭代次数的平均。其次平均消耗时间是指在多次实验中达到指定目标所需时间的平均值，用于评价寻优的快速性。测试函数及其性能如下：

(1)Shaffer 函数

$$f(x) = 0.5 + \frac{(\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5)}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}, -100 \leq x_1, x_2 \leq 100 \quad (14)$$

其全局极小点在(0,0)处达到，在以全局极小点为圆心、半径为 3.14 的区域内存在无限多的局部极小点，函数振荡剧烈，比较难以找到全局最优解。

(2)Griewank 函数

$$f(X) = \sum_{i=1}^n x_i^2 / 4000 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i}) + 1, -600 \leq x_i \leq 600 \quad (15)$$

当 $x_i = 0$ 时达到全局极小点，当 $x_i \approx \pm k\pi\sqrt{i}$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， $k = 1, 2, \dots, n$ 时，达到局部极小点。

(3)Rastrigin 函数

$$f(X) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10), -5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad (16)$$

该函数是一个多峰函数，当 $x_i = 0$ 时达到全局极小点，在 $S = \{x_i \in (-5.12, 5.12), i = 1, 2, \dots, n\}$ 范围内大约存在 $10n$ 个局部极小点。

实验参数如下：群体个数均为 30；学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ，粒子最大速率 $vMax = 200$ ， $\delta^2 = 0.01$ ，测试函数参数如表 1 所示。经过 200 次实验得到的平均实验结果如表 2 所示。

表 1 测试函数参数表

函数	维数	变量空间	停止准则
Shaffer	2	± 20	0.001
Griewank	30	± 600	0.001
Rastrigin	30	± 5.12	100

表 2 实验结果

方法	函数	性能等级	达标等级	平均消耗时间(s)
PSO	Shaffer	0	255	0.313
	Griewank	0.0398	1434	1.937
	Rastrigin	70.3709	671	0.844
IWPSO	Shaffer	0	588	0.703
	Griewank	0.7991	2062	2.703
	Rastrigin	74.6531	781	1.016
CPSO	Shaffer	0	44	0.047
	Griewank	6.5679e-4	1354	1.016
	Rastrigin	42.3671	89	0.750

通过比较表 2 的实验结果可以看出在有些时候 IWPSO 并不一定比 PSO 性能好，如 Griewank 函数优化结果，IWPSO 比 PSO 差；而 CPSO 的所有指标都优与其它两者，表明本文中的混沌 PSO 算法有较高的快速性，容易找到全局最优解。这也是本文将之用于图像匹配的主要原因。

4.2 图像相关匹配实验

为了验证方法的有效性分别对无噪声和有噪声图像匹

配进行了实验。实验中参数选择如下：选择初始种群为 30，最大进化代数 $T_{\max} = 50$ 。经过更换图像中噪声的强度，做了多次实验，图 1~2 为其中的部分结果。为了便于分析在匹配结果图中用和模板尺寸相同的矩形框对最佳匹配子图进行了标记。

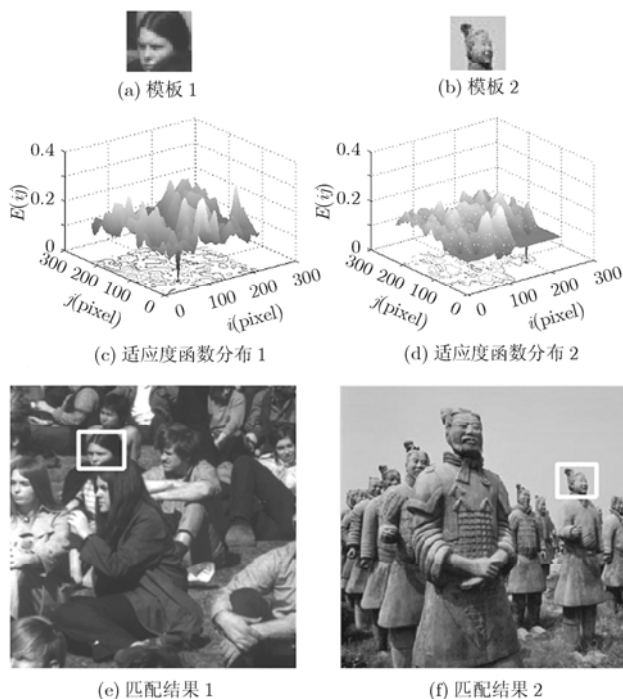


图 1 无噪声情况下图像匹配结果

(1)无噪声情况下 图 1(a)为匹配模版图像 1, 图 1(b)为匹配模版图像 2, 图 1(c)和(d)为两幅图像相关匹配适应度函数分布图和等高线图。从中可以看出其全局极小点有一个, 而局部极小点有多个, 不易找到全局极小点, 为此采用了混沌混合粒子群优化算法来实现。从图 1(e)和图 1(f)中可以看出采用基于 CHPSO 的相关匹配方法, 可以找到搜索窗口中的目标, 速度比较快, 经过 200 次实验, 平均经过 15 次迭代适应度到达 0.0089, 实现高精度匹配。

(2)加入高斯噪声 在待搜索图像中加入均值为 0, 方差为 0.02 的高斯噪声, 匹配结果如图 2 所示。

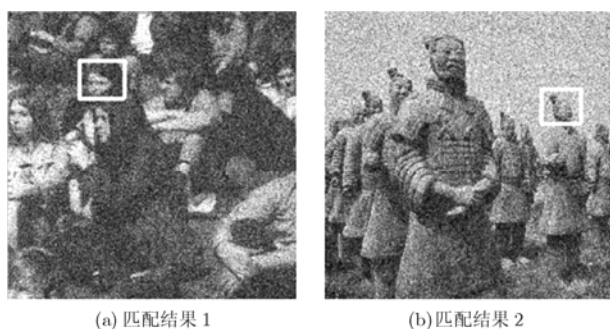


图 2 高斯噪声下图像匹配结果

从图 2 可以看出采用本文提出的相关匹配方法, 在具有噪声的情况下仍然能够找到搜索窗口中的目标, 只不过匹配准确度有所降低, 平均经过 20 次迭代适应度达到 0.01。

为对比本文所研究方法的优越性, 本文同时采用文献[3]所示自适应遗传算法(AGA)进行了实验研究。实验采用同样的系统环境和开发软件, 选择初始种群为 30, 最大进化代数 $T_{\max} = 50$, 交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 参数选择为 $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001$ 。测试图像如图 2 所示含有噪声的图像, 得到的实验结果如表 3 所示。

表 3 基于 AGA 和 CPSO 的图像匹配结果比较

采用方法	平均迭代次数	平均适应度值	平均耗时间
CPSO	20	0.01	0.352s
AGA	30	0.08	0.536s

从表中可以看出采用本文的混沌粒子群优化算法进行图像相关匹配比基于遗传算法的方法在精度和快速性上都有较好的优势。主要原因在于粒子群优化算法简单、容易实现, 同时本文算法中结合了混沌优化的遍历性和随机性, 可以有效降低陷入局部极小的可能性。

5 结束语

本文分析研究了粒子群优化算法, 提出了一种混沌粒子群优化算法, 通过测试函数测试, 结果表明与其他 PSO 算法相比, 该方法具有更好快速性, 更容易找到全局最优解。并将该方法用于图像相关匹配中, 实验结果表明基于 CPSO 的图像匹配算法具有较高的精度和较强的抗干扰能力, 比基于自适应遗传算法的方法具有更好的优势。算法中以匹配点在图像中的坐标为粒子, 用累积绝对误差作为匹配评价准则, 运算简单, 易于实现。

参考文献

- [1] Chalermwat P, El-Ghazawi T, and Le Moigne J. Two-phase genetic algorithm-based image registration on parallel clusters [J]. *Journal of Future Generation Computing Systems*, 2001, 17(3): 467-476.
- [2] Brumby S, Theiler J, and Perkins S, et al. Investigation of feature extraction by a genetic algorithm[R]. in Proc. 1999, SPIE 3812: 24-31.
- [3] 徐建斌, 洪文, 吴一戎. 一种基于距离变换和遗传算法的遥感图像匹配算法[J]. *电子与信息学报*, 2005, 27(7): 1009-1012. Xu Jian-bin, Hong Wen, and Wu Yi-rong. A remote sensing image matching algorithm based on distance transformation and genetic algorithms[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2005, 27(7): 1009-1012.
- [4] 熊兴华, 钱增波, 王任享. 遗传算法与最小二乘相结合的遥感图像子像素匹配[J]. *测绘学报*, 2001(30), 1: 54-59.

- Xiong Xing-hua, Qian Zeng-bo, and Wang Ren-xiang. A remote sensing image subpixel matching combined genetic algorithm with least square matching[J]. *Acta Geodaetica Et Cartographic Sinica*, 2001(30), 1: 54-59.
- [5] Kennedy J and Eberhart R. Particle swarm optimization[R]. Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks, IV, Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [6] Shi Y H and Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization[R]. In proc. of the 7th Annual Conf. on Evolutionary Programming, New York, 1998: 591-600.
- [7] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[R]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Anchorage, Alaska, May 4-9, 1998: 84-89.
- [8] Clerc M. The swarm and queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[R]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Washington, DC, 1999: 1951-1957.
- [9] 杨俊杰, 周建中, 喻菁等. 基于混沌搜索的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2005(16): 69-71.
Yang Jun-jie, Zhou Jian-zhong, and Yu Jing, *et al.* Particle swarm optimization algorithm based on chaos searching[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005(16): 69-71.
- [10] 唐巍, 郭镇明, 唐嘉亨等. 复杂函数优化的混沌遗传算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2000, 21(5): 1-5.
Tang Wei, Guo Zhenming, and Tang Jiaheng, *et al.* Optimizing complex functions by chaos genetic algorithm[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2000, 21(5): 1-5.
- [11] 刘永红. 图像匹配时矩的高效算法[J]. 信号处理, 1996, 12(4): 356-361.
Liu Yong-hong. A high efficient image moments matching algorithm [J]. *Signal Processing*, 1996, 12(4): 356-361.
- 杨延西: 男, 1975年生, 副教授, 博士, 研究方向为控制理论与控制工程.
- 刘 丁: 男, 1957年生, 教授, 博士生导师, 长期从事工业自动化、智能控制理论与应用等方面的研究, 发表论文 100 余篇, 获国家及省部级科技进步奖 5 项.
- 辛 菁: 女, 1975年生, 博士生, 研究方向为机器人轨迹规划和视觉伺服.