

面向视频超分辨率重建的混合粒子群优化算法

俞文静,张明军,王 影

(广州大学华软软件学院,广东 广州 510990)

摘 要:针对多帧视频序列图像超分辨率重建问题中图像序列的像素相关性,建立了一种有效的视频图像超分辨率重建数学模型,将视频超分辨率重建问题转化为从低分辨率图像像素序列到高分辨率图像像素序列的寻优问题。针对基本粒子群(PSO)算法的缺陷,将遗传原理及蚁群机制引入 PSO,提出了一种改进的 MPSO 算法。结合视频序列超分辨率重建问题特性,图像/视频可以表示为粒子像素序列,并且相邻视频帧之间序列具有规则性、相关性以及约束性等特性。重新定义了算法的粒子的输入、粒子交叉、粒子变异以及粒子的位置和速度运动方程,并设定了粒子优化目标以及运动适应度准则。最后通过典型的室内监控人物运动的视频图像超分辨率重建实例,验证了提出的模型和算法的可行性。

关键词:图像;视频;超分辨率重建;粒子群算法;优化算法

中图分类号:TP301.6;TP391.9

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)11-0075-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.11.017

A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for Image/Video Super-resolution Reconstruction

YU Wen-jing, ZHANG Ming-jun, WANG Ying

(South China Institute of Software Engineering, Guangzhou 510990, China)

Abstract: Aiming at the pixel correlation of image sequences in super-resolution reconstruction of multi-frame video sequence, we establish an effective image/video super-resolution reconstruction mathematical model. The problem of multi-frame video's super-resolution reconstruction is transformed into the optimization problem from low resolution image to high resolution image. Aiming at the defects of basic particle swarm optimization (BPSO), we introduce the genetic principle and ant colony mechanism into PSO and propose an improved PSO algorithm, called mixed PSO (MPSO). Combined with the characteristics of super resolution reconstruction of video sequences, images/videos can be represented as particle pixel sequences, and the sequences between adjacent video frames have regularity, correlation and constraints. MPSO, including its particle input, particle crossover, particle variation, particle position and motion equations, optimization objective and fitness criterion, are designed. Finally, the experiment of typical indoor surveillance video super-resolution reconstruction verifies the feasibility and effectiveness of the proposed model and algorithm.

Key words: image; video; super-resolution reconstruction; PSO; optimization algorithm

0 引言

视频序列图像超分辨率重建^[1-5]是指已知同一场景下的多幅具有互补信息的模糊、变形以及噪声污染的低分辨率图像,来重建一幅较清晰的高分辨率图像的过程。这一技术在现实应用中有很大的应用价值,在安保监控、交通监控检测、卫星遥感、医疗等领域都具有较好的应用前景。

基于序列的超分辨率重建是在 1984 年由 Tsai 和 Huang^[1-3]提出的,经过多年研究,各种思想、算法及技术不断改进,已经形成一套较完整的研究理论,也取得

了一些重要的研究成果。这些理论大多是在图像的运动估计和图像重建角度实现视频图像的超分辨率,从图像像素优化的角度解决超分辨率重建的研究还比较少。文中从像素优化的角度,针对标准粒子群优化算法的缺点进行了改进研究,并将该算法应用到视频超分辨率重建问题的求解,并通过仿真实验进行验证。

1 超分辨率图像重建的模型

1.1 一般视频超分辨率重建模型

在图像观测中,高分辨率图像一般作为系统的输

收稿日期:2017-11-07

修回日期:2018-03-15

网络出版时间:2018-05-28

基金项目:2015 年广东省高校省级重点平台和重大科研项目(2015KQNCX202);广州大学华软软件学院科研项目(ky201723)

作者简介:俞文静(1982-),女,硕士,讲师,CCF 会员(78350M),研究方向为计算机图形图像处理、优化算法研究等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180525.1558.022.html>

入,低分辨率观测图像作为系统的输出。然而,在图像的传输过程中,一般都会受到运动位移、噪声、大气模糊、镜头模糊等因素的影响。一般在超分辨率重建问题中,一般只考虑相机模糊 H_k^{cam} ,则观测模型矩阵乘法为^[6]:

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{D}_k H_k^{\text{cam}} \mathbf{M}_k H_k^{\text{atm}} \mathbf{f} + \mathbf{v}_k = \mathbf{D}_k H_k \mathbf{M}_k \mathbf{f} + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

其中, \mathbf{f} 为高分辨率图像的向量形式; \mathbf{g}_k 为第 k 帧观测到的低分辨率图像向量; H_k^{cam} 和 H_k^{atm} 分别表示第 k 帧相机模糊函数和大气模糊函数,一般这些模糊函数 H_k 是已知的; \mathbf{D}_k 为下采样矩阵; \mathbf{M}_k 为位移矩阵, \mathbf{M}_k 一般是利用低分辨率图像序列上的互补信息通过运动估计算法得到。

由以上表达的观测模型可以得出,视频序列图像超分辨率重建模型可以看作是图像观测模型的逆过程^[6],如图 1 所示。

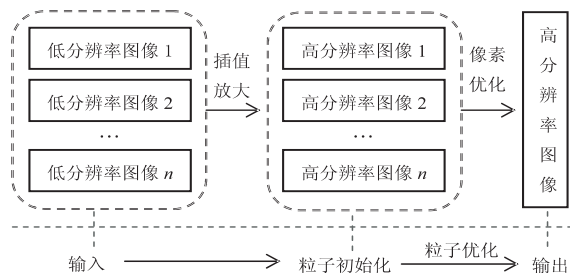


图 1 视频超分辨率重建模型

1.2 视频超分辨率重建数学优化目标函数

根据以上的分析,文中将视频序列超分辨率重建的过程,看作是对一组低分辨率视频序列进行优化而获得一个高分辨率视频序列的过程。文中算法将视频超分辨率问题转换为:以多帧低分辨率图像经过插值放大后的图像像素序列作为初始化粒子,从所求高分辨率最左上角 $[0,0]$ 像素点出发,依次在不同放大后图像帧间对应位置像素中选择一个或者多个像素进行优化组合,适当时进行像素变异,以达到图像清晰度函数值最大化的优化目标。因此图像的优化目标函数为^[7-8]:

$$g = \frac{\sqrt{2}}{2(m-1)(n-1)} \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{(I_{i,j} - I_{i+1,j})^2 + (I_{i,j} - I_{i,j+1})^2} \quad (2)$$

其中, I 为重建后的图像,大小尺寸为 $m \times n$ 。

2 改进的 MPSO (mixed PSO) 算法

2.1 基本 PSO 算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种受鸟群活动规律启发设计的群进化优化算法,适用于多约束的目标优化问题,其公式如下^[7-13]:

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t) \quad (3)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (4)$$

其中, t 表示粒子的进化代数; v_i 表示粒子速度; x_i 表示粒子位置; p_{id} 为单个粒子迄今为止搜索到的最佳位置; p_{gd} 为整个粒子群迄今为止搜索到的最佳位置; c_1 和 c_2 为算法学习因子,为非负常数; r_1 和 r_2 为独立在 $[0,1]$ 之间的随机数。

在式 3 中, ωv_{id}^t 表示粒子的惯性速度, ω 是一种权重,用来衡量粒子的记忆行为; $c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^t)$ 为单个粒子 i 自我的“认知”部分,表示粒子的动作源于自己经验; $c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t)$ 为粒子的“社会”认知部分,表示粒子 i 当前位置与群体最佳位置之间的距离,表现为知识的共享合作。从式 3 可以看出,如果历史最优位置 p_{gd} 在长时间不发生变化,粒子速度主要由 ωv_{id}^t 决定,如果 $\omega < 1$,粒子速度就越来越小,此时,优化性能上表现为粒子收敛速度快,但很容易陷入局部极值点。这也是 PSO 算法自身的最大缺陷。

2.2 算法改进思想

由于基本粒子群算法易陷入局部极值,因此在基本 PSO 算法的基础上,加入遗传算法交叉变异思想以及蚁群算法就近原则优化思想来提高执行算法的优化性能^[13]。在改进算法中,式 3 中的 $c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t)$ 项作为遗传算法的交叉项,利用该交叉项把当前解与个体极值和全局极值分别做交叉,并通过变异操作来增加群体的多样性。在变异操作中,采用蚁群算法的就近原则选择邻接点。此外,针对变异和交叉操作后,新解比原解更坏的情况,可以根据问题采取合理的适应度评估策略及问题评估函数,允许目标函数在有限适当范围内变坏。

2.3 粒子交叉操作

MPSO 为种群间的交互设计了一个交叉池,经过若干次优化依然没有发现更好解的粒子,将以一定随机概率加入交叉池中等待杂交。在粒子优化初期,由于粒子能够独立进化并建立模式库,因此很少进入交叉池。而当粒子群收敛到一定程度,优化的速度降低,粒子将逐步进入交叉完成粒子间信息的交换。

粒子交叉示例具体如下:假设已知 $S_1 = \{70, 113, 81, 255, 182, 205\}$, $S_2 = \{182, 81, 205, 70, 113, 255\}$ 两个粒子,中间 2 个节点定为交叉区域。81 为 S_1 的交换起始节点,则在 S_2 中将节点 81 替换为交换区域 $\{81, 255\}$,得到 $S_2' = \{182, 81, 255, 205, 70, 113, 53\}$,删除新解中与交换区域相重复的节点,得到 $S_2'' = \{182, 81, 255, 205, 70, 113\}$ 。同理可得 $S_1' = \{113, 81, 255, 182, 205, 70\}$ 。

2.4 粒子变异操作

在视频图像超分辨率问题的求解中,变异操作作用

来改善算法全局收敛性并增加群体多样性。文中的变异策略依据蚁群算法的就近原则思想:计算节点之间的连接代价权值,权值越小的邻接点将被选为下一访问点的概率越大。

设 $d(i, j)$ 表示节点 i 与节点 j 之间的度量值,那么离 i_1 节点最远的节点度量值为:

$$d_{\max} = \max d(i_1, j) \quad (5)$$

为避免下一个访问点为自身,令 $d(i_1, i_1) = d_{\max}$, 则下一访问点为节点 j 的概率为:

$$p_j = \frac{d_{\max} - d(i_1, j)}{\sum_{k=1}^n [d_{\max} - d(i_1, k)]} \quad (6)$$

2.5 粒子速度与位置更新策略

在式 3 粒子速度矢量更新过程中^[13],由于 r_1 和 r_2 为彼此独立的两个 0~1 之间的随机数,因此就有可能会遇到 r_1 和 r_2 同大或同小的情况。如果 r_1 和 r_2 同大,粒子个体认知和社会经验的作用就被夸大;如果 r_1 和 r_2 同小,粒子个体认知和社会经验都没有得到充分的利用。

事实上,在一个“群智能社会”中, r_1 , r_2 并不完全独立,智能个体都具有其“推理”能力,文中算法将智能社会中个体的“推理”能力融入 PSO,粒子速度和位置更新策略表示为:

$$v_{id}^{t+1} = r_2 \omega v_{id}^t + c_1(1 - r_2)r_1(p_{id} - x_{id}^t) + c_2(1 - r_2)(1 - r_1)(p_{gd} - x_{id}^t) \quad (7)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (8)$$

在改进算法的粒子速度和位置更新策略中,若新值大于设定的最大值,则取最大值;若小于设定的最小值,则取最小值。

2.6 改进 MPSO 算法流程

改进 MPSO 算法的流程描述如下^[13]:

步骤 1:初始化和参数设定。

步骤 2:产生原始粒子群规模以及粒子序列。

步骤 3:根据式 7 和式 8 进行粒子速度更新和位置更新。

步骤 4:粒子遗传操作。

按照交叉原理,将每个粒子 x_{id} 与 p_{id} 进行交叉,产生粒子 x_{id}^t ;再将粒子 x_{id}^t 与 p_{gd} 进行交叉,产生粒子 x_{id}^* ;然后按变异策略,对粒子 x_{id}^* 进行变异操作,产生粒子 $x_{id}^\#$ 。

步骤 5:适应度评估策略。

计算粒子 x_{id} 的适应值 $a(x_{id})$ 和粒子 x_{id}^* 的适应值 $a(x_{id}^*)$,若 $a(x_{id}^*) > a(x_{id})$,则用 x_{id}^* 取代 x_{id} ,否则,按随机接受准则有限度地接受劣解。

步骤 6:终止条件判断。

如果满足终止条件,程序迭代结束,输出结果;如

果不满足终止条件,跳转到步骤 3,继续执行。

3 基于改进 PSO 算法的视频超分辨率问题的求解

3.1 改进 PSO 重建超分辨率图像的步骤

超分辨率图像最优化问题可描述为:将一组低分辨率视频图像像素序列作为输入,优化出一组高分辨率图像像素序列,为了简化问题,文中采用灰度图像,只考虑图像像素点上的灰度值优化。设图像是按照先后列的方式排列的灰度像素序列,低分辨率图像表示为一维向量 $L = [l_1, l_2, \dots, l_m]$, m 表示低分辨率图像像素个数,高分辨率图像表示为一维向量 $H = [h_1, h_2, \dots, h_n]$, n 表示最终放大后的高分辨率图像像素个数,也是 MPSO 算法要求解的个体。

MPSO 算法重建超分辨率图像的具体步骤如下^[13-15]:

(1)依据式 1 的模型,选取视频成像中连续 i 帧图像序列为低分辨率图像序列向量 $L_1 = [l_{11}, l_{12}, \dots, l_{1m}]$, $L_2 = [l_{21}, l_{22}, \dots, l_{2m}]$, \dots , $L_i = [l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{im}]$ 。

(2)初始化粒子群群体规模和种群个体的值,取 i 个初始种群个体值为 L_i 经过多倍插值放大后高分辨率图像序列: $H_1 = [h_{11}, h_{12}, \dots, h_{1m}]$, $H_2 = [h_{21}, h_{22}, \dots, h_{2m}]$, \dots , $H_i = [h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{im}]$ 。

(3)初始化参数,依据适应度函数计算适应值,找出初始化粒子群中 i 个种群个体中适应度最大的粒子,作为全局最优解 p_{gd} ,个体最优解 p_{id} 为第一帧高分辨率图像序列 H_1 。

(4)依据式 7 和式 8 更新粒子速度与位置。

(5)依据遗传操作,将粒子进行交叉和变异求解。

(6)根据适应度评估策略以及适应度评估函数,检查迭代的终止条件,若满足终止条件,则停止迭代输出,否则回到步骤 4。

(7)输出重建的高分辨率图像。

3.2 图像超分辨率优化适应度函数设置

将 MPSO 算法应用到视频序列超分辨率问题求解中,一个最关键的问题就是迭代过程中超分辨率适应度函数的设置。文中采用灰度直方图频率的统计策略,计算低分辨图像的灰度直方图频率与放大后的高分辨直方图 256 级灰度频率之差的总和,当这个取值达到最小时,代表求得的高分辨率图像是最优的,适应度函数表示为:

$$f = \min \sum_{i=0}^{255} \left(\frac{m_i}{m} - \frac{n_i}{n} \right) \quad (9)$$

其中, m_i 、 n_i 分别为低分辨率图像与高分辨率图像中灰度级别为 i 的像素统计个数; m 、 n 分别为低分辨率图像与高分辨率图像的像素个数。

3.3 图像超分辨率优化交叉变异操作准则

在 MPSO 算法对高分辨率图像寻优过程中,当适应度函数取值较大,而粒子多次飞行的结果又没有大的变化时,需要进行交叉操作。交叉准则是提取该粒子对应图像的相邻帧图像的对应粒子进行局部范围内交叉。同样,变异操作准则也是利用粒子节点间的连接代价权值,文中认为越相邻的帧对应的粒子之间连接代价权值越高。

4 仿真实验

仿真实验环境为:处理器 Intel Core i7 920 2.67 GHz,内存 8 GB,仿真平台为 Matlab R2010b。采用某室内监控视频中某一时刻一组连续的 3 帧视频图像作为实验初始的图像数据,如图 2 所示。



图 2 获取的视频连续 3 帧原始图像

利用 BPSO 算法和提出的改进 MPSO 算法对图 2 中的三张序列图像进行视频图像超分辨率重建,并对算法在算法性能以及应用效果上进行比较。图 3 显示了 BPSO 算法及 MPSO 算法优化过程动态变化曲线。从曲线图可以得到,在进化后期 MPSO 比 BPSO 的收敛度高。然而,为了克服 BPSO 算法早熟、容易陷入局部极值点的缺陷,MPSO 对 BPSO 做了许多调整,加入了很多新的算子,从而增大了算法的计算量,算法的复杂度也有所增加,粒子同样进化 500 代,MPSO 的运行时间明显比 BPSO 长。

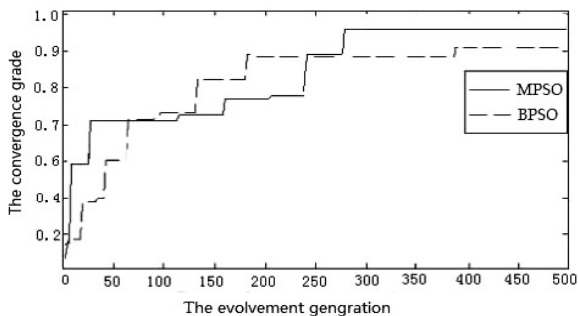


图 3 算法优化动态曲线

在仿真实验中,文中利用基本 BPSO 以及 MPSO

分别对以上 3 帧图像进行超分辨率放大 3 倍优化,并将两种算法的结果进行比较,分别如图 4 和图 5 所示。



图 4 BPSO 超分辨重建优化 3 倍效果



图 5 MPSO 超分辨重建优化 3 倍效果

从实验结果可以得到,改进 MPSO 算法与基本 BPSO 算法在视频序列超分辨率重建应用中,算法的执行后期的收敛性有很大的提高,除此之外,重建图像像素效果也有很大的改善,在图像重建清晰度以及图像细节表现上有了较明显的提高,尤其是图像重建倍数越大时,效果对比越明显。

5 结束语

建立了一种有效的视频超分辨率重建数学优化模型,将多帧视频超分辨率重建问题转化为从低分辨率图像到高分辨率图像的算法寻优问题。针对 BPSO 算法易陷入局部极值的缺陷,对其进行改进,将遗传算法原理、蚁群机制引入基本 PSO 算法中,并结合问题设计了适应度评估方法,提出了一种改进的 MPSO 算法。仿真实验验证了提出的模型和算法对于解决视频超分辨率问题的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,阮宇智,译. 第 2 版. 北京:电子工业出版社,2003.
- [2] TEKALP A M. Digital video processing[M]. 北京:清华大学出版社,1998.
- [3] ZHANG Kaibing, TAO Dacheng, GAO Xinbo, et al. Learning multiple linear mappings for efficient single image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24 (3): 846-861.

模型具有良好的运动协调性和抗干扰性。然而,模型只考虑了基底神经节这一生理结构,忽略了小脑与基底神经节、丘脑的生物联系以及小脑对躯体运动的调节作用^[18]。笔者也曾在文献[9]中探讨了小脑对手臂抓取的时间协调功能,因此下一步研究方向是结合小脑和基底神经节,研究两者对手臂抓取运动的共同调节和认知指导作用。

参考文献:

- [1] JEANNEROD M. The timing of natural prehension movements[J]. *Journal of Motor Behavior*, 1984, 16(3): 235–254.
- [2] HOFF B, ARBIB M A. Models of trajectory formation and temporal interaction of reach and grasp[J]. *Journal of Motor Behavior*, 1993, 25(3): 175–192.
- [3] HAGGARD P, WING A. Coordinated responses following mechanical perturbation of the arm during prehension[J]. *Experimental Brain Research*, 1995, 102(3): 483–494.
- [4] BULLOCK D, GROSSBERG S. Neural dynamics of planned arm movements: emergent invariants and speed–accuracy properties during trajectory formation[J]. *Psychological Review*, 1988, 95(1): 49–90.
- [5] ULLOA A, BULLOCK D. A neural network simulating human reach–grasp coordination by continuous updating of vector positioning commands[J]. *Neural Networks*, 2003, 16(8): 1141–1160.
- [6] MOLINA–VILAPLANA J, LÓPEZ–CORONADO J. Neural modelling of hand grip formation during reach to grasp[J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(1–3): 411–416.
- [7] 殷国亮, 白瑞林, 王永佳, 等. 一种并联机器人的时间最优轨迹规划方法[J]. *计算机工程*, 2015, 41(10): 192–198.
- [8] 李华忠, 梁永生, 但唐仁. 仿人机器人手臂抓取运动规划广义逆 RRT 算法[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(10): 2977–2981.
- [9] 张少白, 张 政. 手臂延伸与抓取运动时间协调小脑控制模型设计[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(11): 2607–2613.
- [10] GROSSBERG S. Neural dynamics of the basal ganglia during perceptual, cognitive, and motor learning and gating [M]// *The Basal Ganglia*. [s. l.]: Springer International Publishing, 2016: 457–512.
- [11] 王义萍, 陈庆伟, 胡维礼, 等. 基底神经节的尖峰神经网络模型及其在机器人中的应用[J]. *南京理工大学学报: 自然科学版*, 2010, 34(6): 717–722.
- [12] WING A M, TURTON A, FRASER C. Grasp size and accuracy of approach in reaching[J]. *Journal of Motor Behavior*, 1986, 18(3): 245–260.
- [13] MOLINA–VILAPLANA J, BATLLE J F, CORONADO J L. A neural model of spatio temporal coordination in prehension [C]// *Proceedings of the international conference on artificial neural networks*. [s. l.]: [s. n.], 2002: 9–14.
- [14] MOLINA–VILAPLANA J, CONTRERAS–VIDAL J L, HERRERO–EZQUERRO M T, et al. A model for altered neural network dynamics related to prehension movements in Parkinson disease[J]. *Biological Cybernetics*, 2009, 100(4): 271–287.
- [15] HABER S N. Integrative networks across basal ganglia circuits [M]// *Handbook of behavioral neuroscience*. [s. l.]: [s. n.], 2017: 535–552.
- [16] VILAPLANA J M, CORONADO J L. A neural network model for coordination of hand gesture during reach to grasp [J]. *Neural Networks*, 2006, 19(1): 12–30.
- [17] 阮晓钢, 张少白, 李欣源. 仿生机械臂的小脑控制模型和仿真[J]. *电子学报*, 2007, 35(5): 991–995.
- [18] CALIGIORE D, PEZZULO G, BALDASSARRE G, et al. Towards a systems–level view of cerebellar function: the interplay between cerebellum, basal ganglia, and Cortex [J]. *Cerebellum*, 2017, 16(1): 203–229.
- [4] KANG M, GHAUDHURI S. Super–resolution image reconstruction [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 476–483.
- [5] 苏 衡, 周 杰, 张志浩. 超分辨率图像重建方法综述[J]. *自动化学报*, 2013, 39(8): 1202–1213.
- [6] 俞文静, 张明军, 王 影. 基于背景擦除的视频监控图像超分辨率重建[J]. *计算机与数字工程*, 2016, 44(4): 730–734.
- [7] 胡颖颖. 基于粒子群优化的视频序列超分辨率重建研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [8] 尚秀伟. 多幅图像的快速超分辨率重建方法研究 [D]. 北京: 北方工业大学, 2016.
- [9] 李万程. 基于改进粒子群优化算法的图像去噪和图像分割研究 [D]. 天津: 天津工业大学, 2016.
- [10] KROHLING R A. Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm [C]// *Proceedings of IEEE conference on cybernetics and intelligent systems*. Singapore: IEEE, 2004: 372–376.
- [11] 吕铁钢, 张 亚, 李世中. 结合改进粒子群算法的 RANSAC 精确匹配方法[J]. *机械与电子*, 2017, 35(7): 18–22.
- [12] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm–explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58–73.
- [13] 俞文静, 王建维, 魏小鹏. 面向产品优化配置的粒子群优化算法[J]. *计算机工程*, 2008, 34(14): 197–199.
- [14] 蒋晓岫. 粒子群算法在多维优化问题中的改进研究 [D]. 杭州: 浙江理工大学, 2016.
- [15] 聂笃宪, 陈鹤峰, 袁利国. 应用 PSO 与 GA 混合算法重建超分辨率图像 [J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(15): 159–161.

(上接第 78 页)