

# 基于 MOPSO 算法的多目标多聚焦图像融合

牛轶峰, 沈林成

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 湖南长沙 410073)

**摘 要:** 目前的多聚焦图像融合方法对于融合模型的建立主要依赖于经验, 其参数配置存在主观性. 提出了一种基于 MOPSO 算法的多目标多聚焦图像融合方法, 简化了多聚焦图像融合模型, 克服了参数配置对经验的依赖性. 首先给出了多聚焦图像融合有效的评价指标, 然后构造了统一的小波域多聚焦图像融合模型, 最后以模型参数作为决策变量, 采用 MOPSO 算法进行多目标优化搜索. MOPSO 算法不但引入变异算子以避免早熟, 而且引入拥挤算子, 使 Pareto 优解尽可能均匀分布于 Pareto 前端, 并采用一种新的自适应惯性权重提高寻优能力. 实验结果表明, MOPSO 算法具有更快的收敛速度和更好的寻优能力, 同时基于该算法的融合方法也实现了 Pareto 最优多聚焦图像融合.

**关键词:** 多聚焦图像融合; 多目标优化; 多目标粒子群算法; 离散小波变换

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 09-1578-06

## Multiobjective Optimization for Multifocus Image Fusion Using MOPSO

NIU Yi-feng SHEN Lin-cheng

(College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073 China)

**Abstract** In most of multifocus image fusion methods, the parameter configuration of fusion model is usually based on experience. In this paper, a new multiobjective optimization method of multifocus image fusion based on MOPSO (Improved Multiobjective Particle Swarm Optimization) is presented, which can simplify the model of multifocus image fusion and overcome the limitations of traditional methods. First the proper evaluation indices of multifocus image fusion are given, then the uniform model of multifocus image fusion in DWT (Discrete Wavelet Transform) domain is constructed, in which the model parameters are selected as the decision variables, and finally MOPSO is designed to optimize the decision variables. MOPSO not only uses a mutation operator to avoid earlier convergence, but also uses a crowding operator to improve the distribution of nondominated solutions along the Pareto front and uses a new adaptive inertia weight to raise the optimization capacities. Experiment results demonstrate that MOPSO has a higher convergence speed and better search capacities, and that the method of multifocus image fusion based on MOPSO achieves the Pareto optimal image fusion.

**Key words** multifocus image fusion; multiobjective optimization; improved multiobjective particle swarm optimization (MOPSO); discrete wavelet transform (DWT)

### 1 引言

图像融合有利于对现象、事件和目标进行定位、识别和解释. 多聚焦图像融合是图像融合的一个重要研究领域, 能够将不同聚焦的源图像合成一幅各部分都清晰的新图像. 具有代表性的方法是基于多分辨率分析的融合方法, 如金字塔变换法<sup>[1]</sup>, 离散小波变换法<sup>[2]</sup>等. 不同图像融合方法的目标基本相同, 都是为了达到更好的融合效果. 然而, 不同图像融合方法都有其相应的融合参数, 而不同

的融合参数得到的融合结果也不尽相同. 通常人们依赖于经验来配置, 或者依据图像内容自适应地改变图像融合参数, 很难达到最优的图像融合效果. 如果将单幅图像看作一个信息维或特性子空间, 则对多幅图像的融合处理就可看作是对某多维信息或特性空间的寻优问题. 在进行多聚焦图像融合时, 如果合理调整融合参数, 使其达到极值点, 而不是人为设置的固定点, 那么得到的融合结果就是较优的, 甚至最优. 这样, 为了使融合参数达到极值点, 选择设计合适的优化搜索算法尤为重要.

实际上,多聚焦图像融合结果的评价指标即可作为优化搜索算法的目标。但多聚焦图像融合结果的评价具有多样性,既有主观评价,又有客观评价,主客观评价各有多种不同指标,这些指标有一致的,也有矛盾的。对多聚焦图像融合参数进行优化时,要在这多个指标间进行权衡。通常解决这种多目标问题的方法是对多个指标进行加权求和,化为单目标问题进行求解。然而,多聚焦图像融合的多个目标间的关系并非简单的线性加权关系,而且加权求和需要事先知道各个目标的权重,存在很大的主观偏好性。因此,有必要采用基于 Pareto 理论的多目标优化算法对多聚焦图像融合模型进行优化,以达到最优的融合结果。目前,典型的多目标优化算法有 PAES<sup>[3]</sup>, SPEA2<sup>[4]</sup>, NSGA-II<sup>[5]</sup>, MOPSO<sup>[6]</sup> 等。文献[6]通过大量实验表明(多为两个目标优化问题),MOPSO(Multiobjective Particle Swarm Optimization)在多目标优化算法中具有较好的优化性能,其 Pareto 优解能够均匀分布于 Pareto 前端,同时也具有较快的运算速度。然而, MOPSO 采用自适应网格<sup>[3]</sup>储存搜索的粒子,在多目标的情况下,其推荐用以划分目标空间的自适应网格数为  $3Q$  这样所要的存储量为  $n^{3Q}$  ( $n$  为目标个数),当目标多于两个时,即使采用整型存储,也会导致出现计算时间过长,内存分配失败等问题,而划分网格数过少,则无法体现其寻优能力强的优势,所以对于多目标 ( $n > 2$ ) 的情况, MOPSO 显得力不从心。因此,借鉴 MOPSO 算法的思想,我们提出了 MOPSO 算法 (Improved Multiobjective Particle Swarm Optimization),抛弃自适应网格,引入拥挤算子<sup>[5]</sup>和自适应惯性权重,提高算法寻优能力,并将算法用于多聚焦图像融合模型参数的优化配置,以达到 Pareto 最优的融合效果。

和以往先进行融合,再进行评价的思路不同,本文提出了一条新的多聚焦图像融合思路,从融合的多个目标出发,设计多聚焦图像融合模型参数的优化算法,直接为融合目标服务,这样通过优化多聚焦图像融合模型参数,可达到最佳的融合效果,简化了多聚焦图像融合方法本身的设计,将研究重点集中于多目标优化算法。另外,提出的 MOPSO 算法,和单目标优化算法相比, MOPSO 算法的解具有更好的适应性,可以满足目标权重未知等各种情况的需要;和其他多目标优化算法(包括 MOPSO)相比, MOPSO 算法具有更好的寻优性能和更短的优化时间。

## 2 多聚焦图像融合的评价指标

多聚焦图像融合的评价指标是进行多聚焦图像融合多目标优化的基础,其设计的优劣程度决定了最终多聚焦图像融合多目标优化的性能。对多聚焦图像融合的结果评价,既有主观评价,也有客观评价。其中,主观评价主要依赖于人的理解能力,在应用中不便实现,而客观评价能够克服人的视觉特性、心理状态、知识背景等因素的影响,也能使机器自动选取更适合当前任务的、性能最佳的融合算

法,所以需要设计有效的客观评价指标。

多聚焦图像融合的客观评价指标,根据其反映的主体分为三类:一类反映融合图像本身的特征,如均值、方差、清晰度、熵等;一类反映与源图像的关系,如交叉熵、联合熵、交互信息量等;还有一类反映与标准图像的关系,如偏差指数、相关系数、均方误差、峰值信噪比等。选取指标时,为避免重复,对一致或有直接关系的评价指标只选取其中之一。对于第一类指标,它们之间没有直接关系,选取方差、熵和清晰度。对于第二类指标,交叉熵的定义本身存在缺陷,不能反映图像的空间关系,所以舍弃;联合熵与交互信息量有直接关系,选择交互信息量。对于第三类指标,偏差指数与相关系数一致,选取相关系数;均方误差、均方根误差、峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio PSNR) 有直接关系,选取 PSNR,共计选择 6 个评价指标,作为多目标优化的目标,均以最大化为最优。

在进行多聚焦图像融合评价时,首先设标准图像为  $R$ , 经过处理,得到两幅不同聚焦的源图像  $A$ 、 $B$ , 然后将融合图像  $F$  分别与源图像  $A$ 、 $B$  和标准图像  $R$  进行比较,即可得到评价指标,各指标的计算公式见文献[7]。

## 3 统一的小波域多聚焦图像融合模型

根据融合空间的不同,多聚焦图像融合方法可分为空域和小波域两类。实际上,空域多聚焦图像融合又可看作分解层数为 0 的小波域多聚焦图像融合。这样,可以建立统一的小波域多聚焦图像融合模型,如图 1 所示。因为小波域多聚焦图像融合模型的有关参数是可配置的,所以这些参数即为多目标优化算法的决策变量。

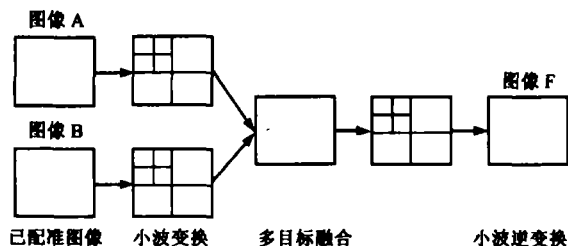


图 1 基于小波变换的多目标图像融合示意图

源图像经过二维小波分解之后,分别得到源图像的低频分量  $LL_j$ 、水平高频分量  $HL_j$ 、垂直高频分量  $LH_j$  和对角高频分量  $HH_j$ 。低频系数是图像的近似分量,记为  $S_j$ 。高频系数是图像的细节分量,简记为  $W_j^k$ ,其中,  $j = 1, \dots, J$ ,  $k = h, v, d$ ;  $J$  为分解层数,最大为  $\log_2 N$ ,  $N$  为图像的行数。但实际上,  $J$  不能取太大,否则子图像像素点太少,会引起严重失真;反之,分解层数太少无法体现多尺度思想,一般取  $J = 3$ 。

图像融合时,分别对两幅图像的水平、垂直与对角分量进行融合,在各个尺度  $j$  上将两幅图像的高频系数  $W_j^k$  进行比较,把对应位置上绝对值大的系数作为融合图像小波域对应的高频系数。

$$W_F^k = \begin{cases} W_A^k, & \text{abs}(W_A^k) > \text{abs}(W_B^k) \\ W_B^k, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

对低频系数使用以下两种方法进行融合, 其中的融合权重即为决策变量, 然后采用多目标优化算法进行搜索可得到最优的决策变量, 最后用得到的小波系数  $W_{JF}^k$  和  $S_{JF}$ , 进行小波逆变换即可得到最优的多聚焦融合图像。

### 3.1 简单加权法

简单加权法 (Simple Weighted Method SWM) 将对对应位置上的低频系数分别进行加权处理。

$S_{JF}(x, y) = w(x, y) \cdot S_A(x, y) + [1 - w(x, y)] \cdot S_B(x, y)$  (2)  
式中权重  $w(x, y) \in [0, 1]$ 。当每一个位置的权重都取得极点值时, 就可得到最优的融合结果。决策变量个数为  $(N \times N) / 2$ , 当  $J = 0$  (空域), 就有  $N \times N$  个决策变量, 可见适当提高分解层数可以减小计算代价。

### 3.2 综合加权法

综合加权法 (Uniform Weighted Method UWM) 对图像的低频系数进行统一的加权处理。

$S_{JF}(x, y) = w \cdot S_A(x, y) + (1 - w) \cdot S_B(x, y)$  (3)  
式中权重  $w \in [0, 1]$ 。这种方法只有 1 个决策变量, 当它取得极点值时, 融合效果达到最优。综合加权法与简单加权法相比, 决策变量数目减少为 1 个, 计算量较少。在进行较高分辨率的多聚焦图像融合时, 这种方法将更有优势。

## 4 多目标多聚焦图像融合的 MOPSO 算法

粒子群优化算法 (PSO) 的基本概念源于对鸟群捕食行为的研究, 最早由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出<sup>[8]</sup>。与其它演化算法相比, PSO 的主要特点为: (1) 每一个体 (称为一个粒子) 都被赋予了一个随机速度并在整个决策空间中流动; (2) 个体具有记忆功能; (3) 个体的进化主要是通过个体之间的合作与竞争来实现的。因此, PSO 一经提出, 立刻引起了演化计算等领域学者们的广泛关注, 形成了一个新的研究热点。PSO 用于求解单目标优化问题具有高速的收敛性<sup>[9]</sup>, 同样适用于多目标优化问题<sup>[6, 10]</sup>。文献 [6] 提出了 MOPSO 算法, 引入新的变异算子, 通过实验表明性能较好。但其自适应网格的划分存在空间大, 计算时间长等缺点, 我们对该算法进行改进, 提出了适合多聚焦图像融合的多目标优化算法, 去除自适应网格, 引入拥挤算子<sup>[5]</sup>, 以保持种群多样性, 使 Pareto 最优解尽可能均匀分布于 Pareto 前端, 同时采用一种新的自适应权重提高算法的寻优能力。

### 4.1 算法流程

#### 1) 算法参数和种群初始化。

①初始化种群 POP 的粒子:  $\text{pop}[i]$ ,  $i = 1 \dots N_P$ , 粒子即为图像融合模型参数, 称为决策变量。

②初始化每个粒子的速度:  $\text{vel}[i] = 0$  速度即为模型参数的变化速率。

③初始化每个粒子的记录:  $\text{Pbest}[i] = \text{pop}[i]$ , 记录存

储每个粒子搜索过的最优解。

④在种群 POP 中计算每个粒子的目标函数值:  $\text{function}[i, j]$ ,  $j = 1 \dots N_F$ , 标值即为多聚焦融合图像的评价指标, 称为优化目标。

⑤根据 Pareto 占优原则, 在存储池 REP 中存入不被占优的粒子。

2) 执行以下循环, 至最大迭代次数  $G_{\max}$ 。

①更新每个粒子的速度

$$\text{vel}[i] = W \cdot \text{vel}[i] + c_1 \cdot \text{rand}_1 \cdot (\text{Pbest}[i] - \text{pop}[i]) + c_2 \cdot \text{rand}_2 \cdot (\text{rep}[h] - \text{pop}[i]) \quad (4)$$

其中,  $W$  为惯性权重<sup>[11]</sup>,  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子 (或加速系数), 用以调节向个体最好粒子方向和全局最好粒子飞行的最大步长。若太小则粒子可能远离目标区域; 若太大则会导致突然向目标飞去或飞过目标区; 而合适的  $c_1$  和  $c_2$  可以加快收敛<sup>[12]</sup>。rand<sub>1</sub>, rand<sub>2</sub> 为  $[0, 1]$  区间的随机数。Pbest<sub>*i*</sub> 是粒子 *i* 所搜索到的最好位置, *h* 为存储池 REP 中拥挤度最大的位置, pop<sub>*i*</sub> 是粒子 *i* 的当前值。

②更新每个粒子的位置

$$\text{pop}[i] = \text{pop}[i] + \text{vel}[i] \quad (5)$$

③保持粒子在决策空间内。为了避免产生无效解, 一旦粒子超出它们的边界, 决策变量取相应的边界值; 同时速度乘以  $(-1)$ , 使粒子反向搜索。

④以概率  $P_m$  对粒子进行自适应变异。

⑤评价 POP 中每个粒子的目标函数值。

⑥更新存储池 REP 的内容, 将当前所有不被占优的粒子插入到 REP 中。

⑦更新记录, 若粒子当前位置优于记忆中的位置, 则更新记录。

$$\text{Pbest}[i] = \text{pop}[i] \quad (6)$$

⑧计数器 *g* 加 1。

(3) 输出存储池 REP 中的 Pareto 最优解, 算法结束。

### 4.2 存储控制

存储池 REP 保存搜索过程中, 已找到的不被占优的粒子。在开始时 REP 是空的。每次迭代中找到的不被占优解, 要和 REP 中的内容进行比较。如果 REP 是空的, 当前解被接受; 如果新解被 REP 中的某一个体占优, 那么新解就被丢弃; 否则如果 REP 中没有一个个体优于新解, 那么新解就被存储下来; 如果 REP 中有一些解被新解占优, 那么这些解也被移出 REP。最后, 如果 REP 达到其最大存储容量 MEM, 就以拥挤度进行判断。将所有不被占优的新解和 REP 中的个体组成一个新的种群。根据目标函数值计算拥挤度, 拥挤度小 (处于密集区域) 的个体将无法进入存储池 REP。

### 4.3 自适应惯性权重

较大的惯性权重  $W$  可以加强 PSO 算法的全局搜索能力, 而较小的惯性权重  $W$  能加强局部搜索能力<sup>[13]</sup>,  $W$  取值在  $[0.8, 1.2]$  时, 算法具有较快的收敛速度。文献 [11] 采用自适应线性权重, 为使算法开始时具有较强的全局收敛能

力, 在后期具有较强的局部寻优能力, 我们设计了自适应凹指数权重.

$$W = \frac{1}{e - 1} \left[ W_{min} e^{-W_{max}} + (W_{max} - W_{min}) \exp \left( 1 - \frac{g}{G_{max}} \right) \right] \quad (7)$$

4.4 自适应变异

快速收敛的 MOPSO 算法可能导致收敛到一个假的 Pareto 优解面, 因此引入了变异算子. 变异算子不但用于决策变量 (粒子) 的改变, 也用于每一个决策变量取值范围的改变<sup>[6]</sup>. 这是为了保证算法在开始时可以覆盖每一个决策变量的变化范围, 然后随时间非线性减小其覆盖范围.

$$R = (Upper - Lower) \cdot \left( 1 - \frac{g}{G_{max} P_m} \right)^{1.5} \quad (8)$$

4.5 拥挤算子

为了提高 Pareto 优解在 Pareto 优解面的均匀分布性能, 借鉴其他多目标优化算法的优点, 我们引入拥挤算子<sup>[5]</sup>, 用拥挤度来表示种群中个体的密集程度. 拥挤度以种群中某点在每个目标函数方向上与相邻的点的平均距离来衡量. 拥挤度  $dis[i]$  定义为包含解  $pop[i]$  但不包括其他解的最大空间, 在两个个体进行 Pareto 占有性比较时, 拥挤度大 (处于稀疏区域) 的个体占优. 计算拥挤度时, 先对每个粒子的拥挤度初始化为 0 然后对每一个目标  $j (j = 1, \dots, N_F)$ , 进行以下操作: 根据第  $j$  个目标函数值, 对种群 POP 采用 “堆排序法” 进行快速排序. 为了保证边界点能被选入下一代种群, 将边界点的拥挤度设为正无穷大,  $dis[1] = dis[N_p] = \infty$ . 对 POP 中的其它粒子, 计算拥挤度如下  $dis[i] = dis[i] + (function[i+1, j] - function[i-1, j]) \quad (9)$  多个目标的排序过程决定拥挤算子的复杂性, 其复杂度为  $O(MN \log N) (M = N_F, N = N_p)$ .

5 实验与分析

为验证和比较所提算法的有效性, 进行了多目标多聚焦图像融合实验. 实验图像选 “camera”, 图像大小为  $256 \times 256$  256 级灰度. 经过对该图像进行预处理, 得到两幅不同聚焦的源图像, 其中一幅图像的摄影师不清晰, 如图 2(a)

所示, 另一幅图像的背景不清晰, 如图 2(b) 所示. 原始图像作为标准图像. 分别采用 MOPSO 和 MOPSO 算法进行多聚焦图像融合模型参数——融合权重的多目标优化搜索, 并将结果与一般小波域融合方法 (Traditional Wavelet Method TWM) 进行比较, 后者先求取小波域  $3 \times 3$  邻域系数和, 比较和的大小即确定融合后的小波系数.

MOPSO 算法的参数设置如下: 粒子数  $N_p = 100$  惯性权重  $W_{max} = 1.2$   $W_{min} = 0.2$  学习因子  $c_1 = 1$   $c_2 = 1$ ; 目标个数  $N_F = 6$  最大迭代次数  $G_{max} = 100$  存储池 MEM = 100 变异概率  $P_m = 0.05$  而 MOPSO 算法参数和它相同, 划分网格数减为  $N_{div} = 10$  惯性权重  $W = 0.4$  由于多目标优化的结果是互不占优的一族 Pareto 优解, 为了选取最好 Pareto 优解, 以便于比较, 对这 6 个目标进行偏好程度设定, 偏好顺序为: 相关系数 > PSNR > 交互信息量 > 熵 > 清晰度 > 方差. 在有标准图像时, 相关系数越大表示融合图像恢复的越好, 与标准图像越接近, 所以作为首选目标; 当不存在标准图像时, 图像的交互信息量成为主要目标, 熵, 清晰度和方差重要性依次递减. 将最后得到的 Pareto 优解给出, 如图 2(c) (d) (e) (f) 所示, 其相应的评价指标见表 1 其中, 评价指标只给出了各解集中相关系数最大的多聚焦图像融合结果, UWM 表示采用 MOPSO 算法的综合加权法, UWM I 表示无变异的综合加权法, UWM II 表示采用线性惯性权重的综合加权法, MOPSO 表示采用 MOPSO 算法的综合加权法.



图 2 源图像和多目标融合图像

表 1 多聚焦图像融合的评价指标

融合方法	分解层数	方差	清晰度	熵	PSNR	相关系数	交互信息	时间 (s)
Image A	0	61.2058	9.3705	6.6874	29.9084	0.991472	-	-
Image B	0	56.8732	2.8403	6.5284	21.7194	0.942869	-	-
SWM	0	58.1617	6.5094	6.9804	26.6315	0.983143	28.9113	1546.31
UWM	0	59.9659	8.0759	7.0047	30.4496	0.992969	29.2924	171.31
UWM	1	59.0717	8.5334	7.0253	31.1797	0.994777	28.9273	557.28
UWM	2	59.2250	8.9345	7.0383	32.9915	0.996950	29.0569	456.56
SWM	3	59.2158	8.9825	7.0445	33.9443	0.997354	29.1087	377.55
UWM	3	59.6352	8.9919	7.0420	34.7352	0.998106	29.0953	371.70
UWM I	3	59.6285	8.9901	7.0416	34.7243	0.998105	29.0890	336.77
UWM II	3	59.6297	8.9898	7.0418	34.7262	0.998106	29.0891	521.59
MOPSO	3	59.6343	8.9918	7.0419	34.7331	0.998106	29.0953	449.92
TWM	3	59.8515	8.9390	7.0280	34.0607	0.997484	28.9481	0.05

从表 1 可以看出, 空域简单加权法的结果 (图 2(d)) 并不优于空域综合加权法的结果 (图 2(c)), 这是由于前者计算量过大, 在有限的循环次数内 (100 次) 无法达到其 Pareto 优解, 计算时间需要随决策向量的维数急剧增加, 所以空域简单加权法只能作为一种理想的最优多聚焦图像融合方法. 空域综合加权法 (图 2(c)) 即为小波域在分解层数  $J=0$  的特殊情况, 它对两幅源图像取相同的融合权值, 计算时间少于其他小波域融合方法. 空域多聚焦图像融合的优点是简单直观, 适合实时处理, 但简单的像素值叠加会使融合图像的信噪比降低; 当源图像的灰度差异很大时, 会出现明显的拼接痕迹, 不利于人眼判读和图像解译.

基于 3 层小波分解的小波域综合加权法的融合结果是比较好的 (融合图像见图 2(f)), 优于 1 层和 2 层小波分解. 小波域简单加权法 (融合图像见图 2(e)) 同样存在计算量较大的缺点, 计算时间较长, 除了熵和交互信息量较大以外, 其他指标均劣于小波域综合加权法. 一般小波域融合法 (TWM), 其优化指标, 包括相关系数、清晰度、PSNR、熵和交互信息量均劣于提出的 3 层小波域融合法, 只有方差例外, 时间代价固然较小. 该方法在 8 邻域求和, 将和大的作为融合小波系数, 本身就能增大方差. 实际上, 图像的方差并不能作为多聚焦图像融合的主要目标, 只能作为辅助目标, 如图 2(a), 没有融合之前其方差就是最大的, 为 61 2058, 显然不合要求. 在以相关系数为首要目标进行比较时, 多目标优化的结果优于一般小波域融合法. 因此, 可以说在 3 层小波分解下, 采用基于 MOPSO 算法的综合加权法的多聚焦图像融合, 其结果是最好的. 相比于空域多聚焦图像融合, 小波域多聚焦图像融合在很大程度上保留了图像的光学特征, 小波变换的多分辨结构也解决了图像灰度特性不同给空域多聚焦图像融合带来的困难.

提出的 MOPSO 算法和 MOPSO 算法相比, 占用的存储资源较少, 所需计算时间要短. 在优化指标方面, MOPSO 要优于 MOPSO, 这表明拥挤算子起到了均匀分布 Pareto 优解的作用, 减少了算法运行时间. 当 MOPSO 无变异算子时, 优化时间缩短, 但是优化结果较差, 表明采用变异算子避免了算法早熟, 提高了算法的寻优能力. 当 MOPSO 采用自适应线性惯性权重时, 优化时间增加, 表明提出的自适应凹指数惯性权重优于文献 [11] 的自适应线性权重.

值得注意的是, 在进行多聚焦图像融合模型参数多目标优化时, 相关系数和交互信息量会产生矛盾, 这是因为相关系数是衡量融合图像与标准图像的关系, 而交互信息量是衡量融合图像与源图像的关系, 标准图像和源图像存在一定偏差, 导致融合图像在接近标准图像时, 可能偏离了源图像, 这也说明了多目标优化的优越性, 平衡了各个目标, 而不必事先知道各个目标的权重.

## 6 结论

采用 MOPSO 算法对多聚焦图像融合模型参数进行多目标优化, 实验证明是可行、有效的. 对融合参数进行多目标优化避免了通常参数配置依赖于经验的弊端, 也简化了多聚焦图像融合模型. 在建立合理的多聚焦图像融合评价指标体系下, 针对各个目标可能存在冲突的可能, 采用多目标优化的方法进行处理, 避免了主观偏好信息的影响. 实际上, 在图像配准的条件下, 进行其他类型的像素级图像融合时, 可以很容易采用这种多目标图像融合的方法, 取得理想的融合效果. 同时, MOPSO 算法对于求解多目标优化问题是一种有效的方法, 可很快地达到多目标优化问题的 Pareto 优解面, 得到最好的优化结果. 该算法同样也可以扩展到其他应用领域, 求解各种多目标优化问题.

## 参考文献:

- [1] P J Burt, R J Kolczynski Enhanced image capture through fusion[A]. Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Computer Vision[C]. Piscataway NJ: IEEE Service Center, 1993: 173-182.
- [2] H Li, B S Manjunath, S K Mitra Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. Graphical Models and Image Process, 1995, 57(3): 235-245.
- [3] J D Knowles, D W Corne Approximating the nondominated front using the pareto archived evolution strategy[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149-172.
- [4] E Zitzler, M Laumanns, L Thiele SPEA2: improving the strength pareto evolutionary algorithm[R]. Technical Report 103, Computer Engineering and Networks Laboratory, ETH, Zurich, Switzerland, 2001.
- [5] K Deb, A Pratap, S Agarwal, et al A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [6] C A Coello, G T Pulido, M S Lechuga Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.
- [7] 王海晖, 彭嘉雄, 吴巍, 等. 多源遥感图像融合效果评价方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(25): 33-37.  
WANG Haihui, PENG Jia-xiong, WU Wei, et al A study of evaluation methods on performance of the multi-source remote sensing image fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, 39(25): 33-37. (in Chinese)
- [8] J Kennedy, R C Eberhart Particle swarm optimization[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 41942-41948.
- [9] J Kennedy, R C Eberhart Swarm intelligence[M]. San Mar

teq. CA: Morgan Kaufmann, 2001.

- [10] T Ray, K M Liew. A swarm metaphor for multiobjective design optimization [J]. Engineering Optimization, 2002, 34 (2): 141–153.
- [11] Y Shi, R C Eberhart. A modified particle swarm optimizer [A]. Proceedings of IEEE International Conference of Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1998: 69–73.
- [12] R C Eberhart, Y Shi. Particle swarm optimization: development, applications and resources [A]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2001: 81–86.
- [13] K E Parsopoulos, V P Plagiatakis, G D Magoulas, et al. Improving particle swarm optimizer by function “stretching” [A]. N Hadjisavvas, P Pardalos. Advances in Convex Analysis and Global Optimization [C]. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2001: 445–457.

## 作者简介:



牛轶峰 男, 1979 年生于河南伊川, 2001 年获国防科技大学学士学位, 现为国防科技大学自动化研究所博士研究生, IEEE CS 学生会员, 主要从事图像处理与信息融合的研究。

E-mail: niuyifeng@nudt.edu.cn



沈林成 男, 1965 年生于江苏吴江, 1994 年获国防科技大学博士学位, 现为国防科技大学机电工程与自动化学院副院长, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与信息融合、任务规划与精确制导、机器人控制等方面的研究。

E-mail: lcshe@nudt.edu.cn