

基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法

曹春红 张建华 李林峰

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819) (东北大学医学影像计算教育部重点实验室 沈阳 110819)
(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210023)

摘 要 基于分块的多聚焦图像融合算法是多聚焦图像融合领域中的一个重要算法。基于差分演化的多聚焦图像融合算法将图像分块大小作为差分演化算法的种群,通过多次演化,最后获得使融合图像效果最好的图像分块。为克服标准差分演化算法由于丢失父代种群的部分信息导致收敛速度变慢、全局搜索范围较小,以及当对应图像块的清晰度相等时该算法的处理方式会改变源图像的像素值的缺点,在原算法的基础上,引入双子代机制和自适应分块机制,提出一种基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法。在演化过程中生成两个子代种群,最大程度上保留父代种群的信息,扩大全局搜索范围,提高算法的收敛性能;利用自适应分块机制,当出现图像块清晰度相等的情况时,将图像块分解成更小的图像块,然后再进行清晰度的比较,使改进算法获得的融合图像比原算法获得的效果更好,而且不会改变源图像的像素值。实验结果表明,基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法可以获得比原算法效果更好的融合图像,而且收敛性能更好。

关键词 多聚焦图像融合,差分演化,双子代,自适应分块

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.011

Multi-focus Image Fusion Based on Twin-generation Differential Evolution and Adaptive Block Mechanism

CAO Chun-hong ZHANG Jian-hua LI Lin-feng

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

(Key Laboratory of Medical Image Computing of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract Multi-focus image fusion algorithm based on block is an important algorithm in the field of image fusion. Multi-focus image fusion algorithm based on differential evolution takes the image block size as the population of differential evolution algorithm, after many evolutions, finally getting the image block with the best fusion image effect. In order to overcome the shortcomings that the standard algorithm will lose part of the information of parent population and result in slow convergence and smaller range of global search, and when the image resolution of the corresponding blocks are same, it will change the pixels of the source images, on the basis of the multi-focus image fusion algorithm which is based on differential evolution algorithm, a new fusion algorithm was proposed by introducing the twin-generation mechanism and adaptive block mechanism. This algorithm generates two progeny populations during evolution, keeps the information of parent population to the greatest extent, expands the global search range and improves the convergence performance. When the image resolution of the corresponding blocks are the same, it cuts the image block into smaller blocks and compares their resolution, then gets a better fused image and will not change the pixel of the source images. Experimental results show that the improved algorithm can get a better fused image than the former algorithm and has better convergence performance.

Keywords Multi-focus image fusion, Differential evolution, Twin-generation, Adaptive block

图像融合技术是通过一种特定的算法将两幅或者多幅图像合成一幅新图像的技术。利用多幅图像之间信息的冗余性和互补性,图像融合技术可以将一个或者一个以上的传感器在同一时间或者不同时间获取的关于某个场景的图像或图像

序列的信息加以综合,从而生成一幅新的对该场景描述更加全面、更加精确的图像^[1,2]。多聚焦图像融合是图像融合技术的一个重要分支,主要用于对成像图像的研究和处理^[3,4],目的是能从针对同一场景不同聚焦的图像中提取聚焦区域后

到稿日期:2015-04-22 返修日期:2015-07-01 本文受国家自然科学基金(61300096),中央高校基本科研业务费专项基金(N130404013)资助。

曹春红(1976—),女,博士,副教授,CCF会员,主要研究领域为计算机辅助设计、计算机图形学,E-mail:caochunhong@ise.neu.edu.cn;张建华(1989—),男,硕士生,主要研究领域为计算机辅助设计、计算机图形学,E-mail:598712454@qq.com;李林峰(1991—),男,硕士生,主要研究领域为计算机辅助设计、计算机图形学。

融合成所有目标对象都是清晰的图像。对某一场景成像时,由于光学系统的聚焦范围有限,一般的光学成像系统难以对一个场景中不同距离上的物体都形成一个清晰的像。这时,位于其他位置上的物体在像平面上所形成的图像将呈现出不同程度的模糊。然而,光学镜头的成像机理使得成像系统在分辨率不断提高的同时,无法避免有限的聚焦范围对成像图片整体效果的影响,仅仅依靠成像系统难以得到同一场景中所有物体都清晰的图像。为了更加全面、真实地反映某一场景的信息,人们希望得到一幅该场景中所有物体都清晰的图像。解决这一问题的一种方法就是对场景中的不同物体分别进行聚焦,得到多幅场景的多聚焦图像,然后对这些多聚焦图像进行融合,提取各自的清晰区域,从而得到该图像中所有物体都清晰的融合图像,即多聚焦图像融合。近年来,国内外学者在多聚焦图像融合方面取得了一系列的研究成果,提出了一些性能优异的融合算法。这些算法大致可分为两类:空间域图像融合和变换域图像融合。目前,该技术已经在军事领域、数码相机、微生物成像、物流仓储的货物识别、资源探测等方面得到广泛的应用^[5,6]。

基于差分演化(DE)的多聚焦图像融合算法将图像分块大小作为差分演化算法的种群,通过多次演化,最后获得使融合图像效果最好的图像分块。算法过程简单,而且能获得效果很好的融合图像,但是存在很多不足:该算法在演化过程中只生成一个子代种群,会丢失父代种群的部分信息,导致收敛速度变慢,全局搜索范围较小;当对应图像块的清晰度相等时,该算法的处理方式会改变源图像的像素值。本文正是针对基于差分演化的多聚焦图像融合算法的不足,做出以下改进:在原算法的基础上,引入双子代机制和自适应分块机制,提出一种基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法。利用双子代机制,在演化过程中生成两个子代种群,最大程度上保留父代种群的信息,扩大了全局搜索范围,提高了算法的收敛性能;利用自适应分块机制,当出现图像块清晰度相等的情况时,将图像块分解成更小的图像块,然后再进行清晰度的比较,该机制能使改进算法获得比原算法效果更好的融合图像,而且不会改变源图像的像素值。实验结果表明,基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法可以获得比原算法效果更好的融合图像,而且收敛性能更好。

1 基于标准 DE 算法的多聚焦图像融合

1.1 基于标准 DE 算法的多聚焦图像融合

在基于分块的图像融合算法以及差分演化算法的基础上,V. Aslantas 和 R. Kurban 提出了基于 DE 算法的多聚焦图像融合算法^[7]。将图像分块的大小作为种群中的个体,将融合图像的清晰度作为种群个体的适应度,通过变异、交叉操作,经过一次次的演化,最终得到融合图像效果最好的图像分块。

具体算法步骤如下:

1) 确定种群规模 NP、种群中每个个体包含的变量以及每个变量的最大、最小值和最大演化次数。本文使用的源数据是二维灰度图像,因此种群中的每个个体都包含两个变量:图像块的高度和宽度。根据源图像的高度和宽度,可以获得每个个体即图像块高度、宽度的最大值和最小值。

利用式(1)随机初始化种群 $X^G(G=0)$,种群中每个个体

即为图像分块大小。

$$\begin{cases} x_{i,j} = a_j + rand \times (b_j - a_j) \\ i = 1, 2, \dots, NP, j = 1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (1)$$

2) 通过变异、交叉操作,生成新的种群 U^G 。

$$V_i^G = X_{r1}^G + F \times (X_{r2}^G - X_{r3}^G) \quad (2)$$

其中, V_i^G 表示变异种群中的第 i 个个体, $i = 1, 2, \dots, NP$; X_{r1}^G , X_{r2}^G , X_{r3}^G 表示父代种群中的个体, $r1, r2, r3$ 是从 $\{1, 2, \dots, N\}$ 中随机产生的互不相同的整数;变异因子 $F \in (0, 1)$ 用于控制差分向量 $X_{r2}^G - X_{r3}^G$ 的缩放程度。

为了增强种群的多样性,DE 算法引入了交叉,具体公式如下:

$$U_{i,j}^G = \begin{cases} V_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} \leq CR \text{ or } j = I_{rand} \\ X_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} > CR \text{ and } j \neq I_{rand} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $U_{i,j}^G$ 表示交叉种群中的第 i 个个体的第 j 个变量, $i = 1, 2, \dots, NP, j = 1, 2, \dots, D$; $rand_{i,j}$ 表示 $[0, 1]$ 内服从均匀分布的随机数; I_{rand} 是一个在 $\{1, 2, \dots, D\}$ 中的随机整数,用它来保证交叉种群中的每一个个体至少从变异种群的对应个体获得一个变量;交叉因子 $CR \in [0, 1]$ 用来控制交叉程度。

3) 根据种群中个体即图像分块大小,将源图像 A, B 分块,选择合适的清晰度评价函数来计算每个块的清晰度值。然后选择合适的图像块生成融合图像。图像块的选择过程如下:

$$C_i = \begin{cases} A_i, & f(A_i) > f(B_i) \\ B_i, & f(A_i) < f(B_i) \\ \frac{A_i + B_i}{2}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, A_i, B_i 为对应图像块, $f(A_i), f(B_i)$ 为对应图像块的清晰度, C_i 为构成融合图像的图像块。

4) 根据融合图像的清晰度的大小,从种群 X^G, U^G 中选择最优个体即图像分块大小,生成下一代种群 X^{G+1} 。

5) 判断是否满足终止条件。若迭代次数达到最大演化次数,终止迭代;否则重复步骤 3)~5)。

1.2 基于标准差分演化的多聚焦图像融合算法的缺点分析

1) 分块大小的选取

交叉操作时只生成一个交叉种群,会丢失父代群体的部分信息;随着迭代的进行,易陷入局部收敛。

2) 清晰度相同的图像块的选择

多聚焦图像是由于成像设备聚焦场景中不同位置形成的,使得图像中存在着清晰区域和模糊区域,介于清晰区域和模糊区域中的区域被称为边界区域。在比较图像块清晰度时,边界区域会对结果造成影响,出现清晰度值相同而无法选择合适的图像块的情况。例如,假设 $A_i = [12, 13, 15, 11, 8, 7]$, $B_i = [11, 12, 15, 11, 10, 8]$, 采用空间频率作为清晰度评价指标, $f(A_i) = f(B_i) = 2.4900$ 。虽然两个图像块清晰度相同,但是两者的像素并不相同,这就给接下来的工作造成困扰。对于该问题,目前有很多解决方法。文献[8]对割后清晰度相同的图像块做 $(A_i + B_i)/2$ 处理,但这样融合图像中对应块的像素和源图像不同,增强了块效应,处理很不合适;还有其他学者考虑在图像块清晰度相等时再使用其他图像融合的方法处理,但是这样会非常复杂、耗时长。

2 基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合

标准差分演化算法中,交叉因子的作用主要在于提高种

群的多样性,扩大种群的搜索空间,从而尽可能地找到全局最优解。通过交叉操作生成一个子代新个体,然后用这个新子代个体与父代个体竞争生成下一代个体。但是在交叉过程中不可避免地会丢失父代个体中的某些信息,从而导致错过一些搜索空间而使得不能收敛到全局最优解或者使收敛速度变慢。

基于此,本文结合标准差分演化算法在多聚焦图像融合过程中寻找最佳分块大小的特点,引入双子代竞争机制^[9,10],保留父代种群与变异种群交叉生成的两个子代种群,利用这两个子代种群与父代种群生成下一代种群。该算法充分利用了父代种群中的信息,提高了种群的多样性,扩大了搜索空间,从而可以指导种群向着最优解的方向快速收敛。另外,引入自适应分块机制,当图像块清晰度相同时,利用微分思想,将图像块分割成更小的块进行清晰度的比较。

2.1 双子代竞争机制

设 X_i^G 为父代种群的个体, V_i^G 为由变异因子生成的种群个体,则两个子代种群中的个体可以采用式(5)、式(6)所示的方法生成。

$$U1_{i,j}^G = \begin{cases} V_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} \leq CR \text{ 或 } j = I_{mnd} \\ X_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} > CR \text{ 且 } j \neq I_{mnd} \end{cases} \quad (5)$$

$$U2_{i,j}^G = \begin{cases} X_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} \leq CR \text{ 或 } j = I_{mnd} \\ V_{i,j}^G, & \text{if } rand_{i,j} > CR \text{ 且 } j \neq I_{mnd} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $U1_{i,j}^G, U2_{i,j}^G$ 分别表示交叉种群的第 i 个个体的第 j 个变量, $i=1,2,3,\dots, NP, j=1,2,\dots, D; rand_{i,j}$ 表示 $[0,1]$ 内服从均匀分布的随机数; I_{mnd} 是一个在 $\{1,2,\dots, D\}$ 中的随机整数,用它来保证 $U1_{i,j}^G$ 中每个个体从变异种群的对应个体获得一个变量, $U2_{i,j}^G$ 中每个个体从原始种群的对应个体获得一个变量,这样父代种群的信息就能比较完整地遗传到子代种群中;交叉因子 $CR \in [0,1]$ 用来控制交叉程度。

同时,子代竞争操作也做出相应的改进。把父代个体分别和两个子代个体进行比较。首先,父代个体 X_i^G 与第一个子代个体 $U1_i^G$ 进行比较,如果 $U1_i^G$ 的适应度优于 X_i^G , 直接以 $U1_i^G$ 代替 X_i^G 生成下一代种群的个体,选择过程结束;如果 $U1_i^G$ 的适应度劣于 X_i^G , 比较 X_i^G 与第二个子代个体 $U2_i^G$ 的适应度,保留较好的个体。竞争操作如下:

$$X_i^{G+1} = \begin{cases} U1_i^G, & f(U1_i^G) > f(X_i^G) \\ U2_i^G, & f(U1_i^G) \leq f(U2_i^G) \text{ and } f(U2_i^G) > f(X_i^G) \\ X_i^G, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

2.2 自适应分块机制

在原分块算法的基础上,利用数学微分的思想,在出现对应图像块清晰度相同的情况下,将对对应图像块继续分块,然后再比较各细分图像块的清晰度。通过一步步分块来逼近清晰区域和模糊区域的恰好分解处,逐步提高图像的融合效果。

算法的具体流程如图1所示。

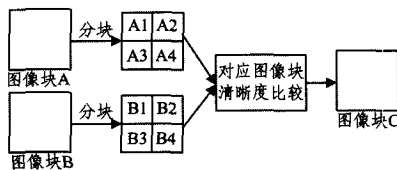


图1 自适应分块机制

1)图像块分割:将输入的两幅源图像按照相同的分块模式各自分割成块。设第 i 个相对应的一组图像块为 A_i 和 B_i 。

2)清晰度计算。通过清晰度度量指标来判断 A_i 和 B_i 的清晰度程度,记 f_i^A 为源图像 A 第 i 块的清晰度, f_i^B 为源图像 B 第 i 块的清晰度。通过空间频率指标、拉普拉斯指标、梯度能量指标来计算对应图像块的清晰度。

3)块选择。选择 f_i^A, f_i^B 中值大的对应块构成融合的图像块 C_i ,选择策略为:

$$C_i = \begin{cases} A_i, & f_i^A > f_i^B \\ B_i, & f_i^A < f_i^B \\ \text{分块}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

A_i 和 B_i 的清晰度相等时,进行分块操作。

将 A_i 和 B_i 按照 2×2 的大小进行分块,得到4个小图像块,然后分别比较对应小图像块的清晰度,用清晰度比较大的小图像块得到将来合成融合图像的图像块 C_i 。在比较小图像块清晰度的过程中,若再次出现清晰度相等的情况,将再次执行自适应分块操作,直到对应图像块清晰度不再出现相等为止。在实际实验中,会设置一个阈值来规定自适应分块的次数,当自适应分块的次数达到规定的阈值时,将停止自适应分块,若此时仍然有清晰度相等的情况出现,由于图像块已经很小,可以选择两个图像块中任意一个来合成最后的结果。对于阈值的确定,将通过实验来获得。

4)将图像块 C_i 合成融合图像。

从上面可以看出,自适应分块机制具有如下特点:

①处理方法简单、易理解,计算简单;

②自适应分块机制利用微分思想,使得分块能逐渐逼近清晰区域和模糊区域的边界,更注重图像细节,从而提高了图像融合的效果。

③自适应分块机制不会改变原图像中的像素值,减少了块效应。

2.3 基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法

通过双子代竞争机制和自适应分块机制,对原有的基于差分演化的多聚焦图像融合算法做出了改进。通过双子代交叉操作生成两个交叉个体,既保留了变异个体中的信息,也最大程度保留了父代个体中的信息,扩大了种群的搜索范围,加快了算法的收敛速度;并且,当遇到图像块清晰度相等的情况时,将图像块分成更细小的块进行清晰度的比较,然后选出清晰度较大的块。

本文提出的多聚焦图像融合算法的具体步骤如下:

1)通过 A, B 两幅经过严格配准的源图像的高和宽,确定种群规模 NP 、种群中每个个体包含的变量以及每个变量的最大、最小值和最大演化次数。

2)利用式(9)和式(1)随机初始化种群 $X^G (G=0)$,种群中每个个体即为图像分块大小。

$$X = \{X_i | X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}], i=1, 2, \dots, NP\} \quad (9)$$

其中, X 表示初始种群, X_i 表示种群中的第 i 个个体, $x_{i,j}$ 表示第 i 个个体的第 j 个变量, $rand$ 表示 $(0,1)$ 区间内服从均匀分布的随机数。

3)通过变异、双子代交叉操作,生成新的种群 $U1^G, U2^G$ 。

4)根据种群中个体即图像分块大小,将源图像 A, B 分

块,选择合适的清晰度评价函数,计算每个块的清晰度值。然后选择合适的图像块生成融合图像。图像块的选择采用自适应分块机制:

$$C_i = \begin{cases} A_i, & f_i^A > f_i^B \\ B_i, & f_i^A < f_i^B \\ \text{分块,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中, A_i, B_i 为对应图像块, C_i 为构成融合图像的图像块。当 A_i, B_i 的清晰度相等时,将 A_i, B_i 细分成小的块后再做清晰度的比较。

5) 根据融合图像的清晰度的大小,从种群 $X^G, U1^G, U2^G$ 中选择最优个体即图像分块大小生成下一代种群 X^{G+1} 。

6) 判断是否满足终止条件。若迭代次数达到最大演化次数,终止迭代;否则重复步骤 3)~5)。

改进的多聚焦图像融合算法的流程如图 2 所示。

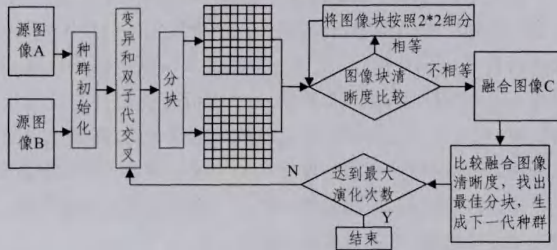


图 2 改进的多聚焦图像融合算法的示意图

融合算法运行中需要注意以下几点:

- ① 图像块的大小即高和宽应为整数;
- ② 对于图像块的清晰度,空间频率、梯度能量或者拉普拉斯都可以作为判定指标;
- ③ 当图像块清晰度相等时,利用自适应分块机制处理。

3 实验及结果分析

为了验证本文提出的基于双子代竞争差分算法和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法能获得更好的效果,对多组多聚焦图像进行了实验。仿真软件为 MATLAB 7.0, 仿真环境如下: Pentium 的 CPU(2.2GHz), 2GB 内存, 操作系统为 Windows 7。实验所需的多聚焦图像为人工处理, 对一幅图像的不同部位进行高斯模糊, 获得所需的多聚焦图像, 原清晰图像作为参照图像, 所有图像的大小均为 256×256 , 都为灰度图, 灰度级均为 256。通过 3.2 节中实验的比较, 选取空间频率指标、梯度能量指标和拉普拉斯指标来判定分块算法中对应图像块的清晰程度。融合效果评价函数为均方根误差 (RMSE, 值越小融合效果越好) 和峰值信噪比 (PSNR, 值越大融合效果越好)。

实验所需的多聚焦图像如图 3~图 5 所示。



图 3 人工方法聚焦的 lina 图像

图 3 人工方法聚焦的 lina 图像



图 4 人工方法聚焦的 kids and dog 图像

图 4 人工方法聚焦的 kids and dog 图像



图 5 人工方法聚焦的 mom and kid 图像

图 5 人工方法聚焦的 mom and kid 图像

实验一 图像块清晰度相等时处理方法的比较

对图 3 中的 (b)、(c) 选用相同的分块大小, 分别使用标准方法和自适应分块方法进行图像融合, 得到的融合图像如图 6~图 8 所示。

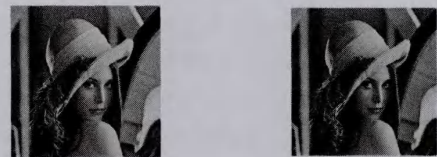


图 6 融合图像(分块大小为 17×8)

图 6 融合图像(分块大小为 17×8)



图 7 融合图像(分块大小为 4×9)

图 7 融合图像(分块大小为 4×9)



图 8 融合图像(分块大小为 15×17)

图 8 融合图像(分块大小为 15×17)

使用不同的分块策略或融合方法, 得到的融合图像清晰度也不相同。通过肉眼观察, 基于分块的多聚焦图像可以得到很好的融合效果, 但是具体细微的差别无法用肉眼分别。计算 PSNR, 得到的结果如表 1 所列。

表 1 标准方法与自适应分块方法在相同条件下图像融合的结果

分块策略	标准方法	自适应分块
17×8	35.4995	35.6036
4×9	36.5234	36.5456
15×17	35.8167	35.8432

比较表中的数据, 可以清楚地看到使用自适应分块得到的融合图像的 PSNR 值都比使用标准方法得到的 PSNR 值大, 因此说明改进后的自适应分块方法比标准方法要好,

而且计算简单。

另外,分别对图 6—图 8 中的(a)、(b)用经典方法(清晰度相等块对应像素点取两者的平均值)与自适应分块方法(分块一次)选择清晰度相等的图像块方法进行融合,图像块清晰

度判断指标为空间频率、拉普拉斯算子和梯度能量,并将融合结果分别与参照图像(a)做比较,通过计算 PSNR 和 RMSE 的平均值来评价融合结果的优劣。通过大量实验(>200),可得到表 2 所列结果。

表 2 标准方法与自适应分块方法在相同条件下图像融合的结果

图像	方法	空间频率		拉普拉斯算子		梯度能量	
		PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
图 6	标准方法	36.5090	15.3140	36.4100	18.1243	36.2730	16.1065
	自适应分块	36.5092	15.3104	36.4964	16.0768	36.3683	15.7609
图 7	标准方法	47.5388	1.2701	46.9641	4.4866	47.1834	2.0063
	自适应分块	47.5431	1.2652	47.1934	1.3738	47.2714	1.3102
图 8	标准方法	48.2067	1.1024	47.6897	5.6145	47.7559	1.3176
	自适应分块	48.2564	1.0574	48.0005	1.3200	47.8686	1.2231

通过表 2 的实验结果可以看出,使用自适应分块方法后,计算得到的 RMSE 值都比标准方法得到的 RMSE 值小,得到的 PSNR 值都比标准方法得到的 PSNR 值大;而且,使用空间频率作为图像块清晰度的判断指标,得到的融合图像效果最好。因此可以得出,自适应分块机制比标准方法得到的融合效果要好,空间频率比拉普拉斯算子、梯度能量这两种清晰度判断指标更优秀。

实验二 自适应分块机制分块次数的确定

分别对图 3 中的(b)、(c)用自适应分块方法选择清晰度相等的图像块方法进行融合,分块的次数不同,并将融合结果分别与参照图像(a)做比较,通过计算 PSNR 和 RMSE 的平均值来评价融合结果的优劣。通过大量实验(>200),得到表 3 所列结果。

通过比较表 3 中的数据,发现随着自适应分块次数的增加,融合图像的 PSNR 值增加, RMSE 值减小,表明自适应分块方法能提高融合图像的清晰度。其中,虽然分块 3,4 次仍然可以提高融合图像的质量,但提高不明显,而且导致计算变

复杂。因此,综合融合图像的效果和计算量,选择自适应分块的次数为 2。

表 3 自适应分块次数的选择

分块次数	空间频率		拉普拉斯指标		梯度能量	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
1	36.5092	15.3104	36.4964	16.0768	36.3683	15.7609
2	36.7842	13.7765	36.4030	14.7628	36.5521	15.0021
3	36.8321	13.4327	36.7986	13.9200	36.7742	14.1278
4	36.8200	13.3218	36.8054	13.4207	36.8100	13.5100

实验三 基于双子代竞争机制和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法的可行性实验

分别对图 6—图 8 使用标准方法(基于标准差分演化的多聚焦图像融合算法)和改进算法(基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法)进行图像融合,将获得的融合图像与标准图像做比较,用 RMSE 和 PSNR 来表示比较结果。在本实验中,进行 50 次实验,其中每次实验的变异因子为 0.3,交叉因子为 0.9,演化次数为 100,求得的 RMSE 和 PSNR 的平均值如表 4 所列。

表 4 标准算法和改进算法在相同条件下图像融合的结果

图像	方法	空间频率		拉普拉斯算子		梯度能量	
		PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
图 6	标准方法	36.8963	13.2838	36.8943	13.2848	36.8943	13.2879
	改进算法	36.8982	13.2818	36.8982	13.2818	36.8963	13.2818
图 7	标准方法	47.9030	1.0538	47.9012	1.0543	47.8917	1.0548
	改进算法	47.9042	1.0536	47.9021	1.0539	47.9024	1.0541
图 8	标准方法	49.2044	1.0574	49.1977	1.0583	49.1993	1.0590
	改进算法	49.2095	1.0574	49.2006	1.0576	49.2073	1.0574

通过表 4,可以清晰地看到使用改进后的算法获得的 PSNR、RMSE 值都接近使用原算法获得的值,并且获得的 PSNR 值都比原算法获得的 PSNR 值大,获得的 RMSE 值都大于或等于原算法获得的 RMSE 值。由此可知,改进后的算法可行,并且使用改进后的算法得到的融合图像效果更好。

另外,通过表 4 的实验数据,也能知道空间频率、拉普拉斯算子、梯度能量这 3 个图像块清晰度评价指标中哪个都更好。通过比较,不管是原算法还是改进算法,使用空间频率指标获得的融合图像效果都更好,因此相比其他两种清晰度评价指标,空间频率指标更好。

实验四 基于双子代竞争机制和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法的有效性实验

1) 改进算法和原算法在全局搜索范围上的比较

为了比较原算法和改进算法的全局搜索能力,对图 3 分

别使用原算法和改进算法进行 50 次实验。其中,变异因子的值为 0.3,交叉因子的值为 0.9,使用的清晰度评价指标为空间频率指标,每次实验的最大迭代次数都是 100。求得 50 次实验中分块高和宽的取值范围如图 9、图 10 所示。

图 9 表示的是原算法和改进算法分块高度的搜索范围,图 10 表示的是原算法和改进算法分块宽度的搜索范围。其中,带 * 号的线分别表示改进算法得到的图像分块高、宽取值范围的最大、最小值,不带 * 号的线表示原算法得到的图像分块高、宽取值范围的最大、最小值。由图中可以看出,改进算法的图像块高度、宽度的取值范围要比原算法图像块高度、宽度的取值范围大;改进算法高度、宽度取值范围相对稳定,变化波动相对于原算法来说较稳定。原算法得到的高度、宽度取值范围,相比改进算法的不太稳定,可以明显看出有很大的波动。通过 50 次实验,可以求得改进算法图像块高度的取值

范围为(10,241),宽度的取值范围(5,237);原算法图像块高度的取值范围为(13,237),宽度的取值范围为(8,236)。通过数据,可以清晰地看到改进算法图像块高度和宽度的搜索范围都比原算法图像块高度和宽度的搜索范围大。

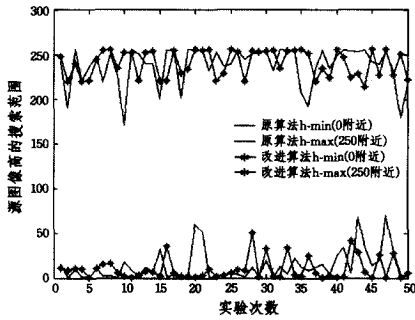


图9 原算法和改进算法的高度搜索范围

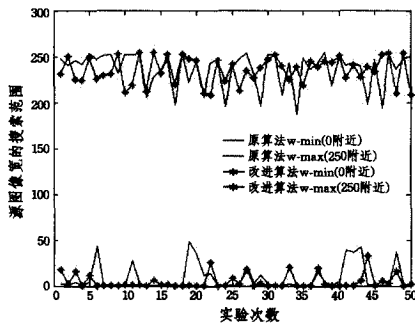


图10 原算法和改进算法的宽度搜索范围

由此得出,改进算法在全局搜索范围上比原算法更加优秀。

2)改进算法和原算法在收敛性能上的比较

本次实验对改进算法和原算法在收敛性能上进行比较。实验中算法不再以给定的最大运行代数作为终止条件,而是改为由最优解的精度控制,当达到指定精度要求时算法终止。取实验三中通过DE算法,以空间频率作为图像块清晰度评价指标获得的PSNR、RMSE的平均值作为最优解精度,然后比较改进算法和原算法在达到最优解精度时的选择次数(Selection Number, SN)。对于原算法,在进行竞争操作时种群有两个,因此适应度评估次数计算公式为: $SN=t_1+t_2$; 对于改进算法,进行竞争操作的种群有3个,根据式(7),可以得到适应度评估次数计算公式为: $SN=t_1+2\times t_2+2\times t_3$ 。

为了确保实验的准确性,取50次独立实验运行的平均值,实验结果如表5所列。

表5 原算法和改进算法的适应度评估次数比较

图像	评价函数	SN (原算法)	SN (改进算法)	最优解精度
图3	PSNR	104.6000	65.0666	36.8963
	RMSE	189.0000	100.3664	13.2838
图4	PSNR	171.6148	108.0554	47.9030
	RMSE	184.6000	134.3535	1.0538
图5	PSNR	302.7000	168.7600	49.2044
	RMSE	118.6600	74.8521	1.0574

通过表5,可以清楚地看到使用改进算法在达到最优精度解时的适应度评估次数明显比使用原算法的适应度评估次数少。因此,可知改进算法在收敛性能上要比原算法好。

通过实验三的两组实验,就全局搜索范围和收敛性能对

改进算法和原算法进行了比较,并且可以发现,使用双子代竞争机制可以扩大全局搜索范围,提高算法收敛性能,较原算法更优秀。

实验五 改进算法在不同参数取值下的融合结果

变异因子和交叉因子是算法中的两个关键参数。在本次实验中,给这两个参数赋不同的值,然后比较在对应参数取值下融合图像的清晰度。通过50次实验,求得在不同参数下融合图像的RMSE值,如表6所列。

表6 不同参数下融合图像的RMSE

图像	F/CR	0.3	0.6	0.9
图3	0.3	13.2818	13.2920	13.2818
	0.6	13.2920	13.2818	13.2818
	0.9	13.2818	13.2920	13.2818
图4	0.3	1.0542	1.0540	1.0543
	0.6	1.0540	1.0535	1.0535
	0.9	1.0543	1.0535	1.0536
图5	0.3	1.0574	1.0574	1.0588
	0.6	1.0590	1.0574	1.0574
	0.9	1.0574	1.0579	1.0583

通过比较,可以发现不同参数取值下的融合图像的清晰度差别不大,因此参数的选择对改进算法最后获得的融合图像的影响不大。对于不同参数对算法全局搜索范围和收敛性能的影响,将在以后工作中进行分析。

综上所述,通过实验一至实验五,分别比较了使用原算法和改进算法得到的融合图像的清晰度、两种算法的全局搜索范围和收敛性能。结果表明,本文的改进算法更加优秀。相比原算法,改进算法引入自适应分块机制和双子代机制,能获得清晰度更好的融合图像,并且在寻找最佳分块时高、宽的搜索范围更广,收敛性能更好。

结束语 本文提出的基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法通过交叉操作生成两个子代种群,很好地继承了父代种群和变异种群的信息,既扩大了种群的全局搜索范围,也加快了种群的收敛速度;当图像块清晰度相等时,将图像块细分成更小的图像块,然后进行图像块清晰度的比较,更注重图像的细节,使得融合图像的效果得到了提高,而且计算简单。通过大量实验证明,本文改进的算法比原算法能更快地获得融合效果更好的图像,且易于理解。虽然如此,但是本文仍然存在很多问题需要解决。

(1)图像块清晰度评价指标是基于分块的多聚焦图像融合算法中至关重要的一步。基于空域的经典方法虽然能表达出图像的清晰程度,但依然存在一些问题:存在累计误差,无法准确描述各点的边缘锐化情况。

(2)自适应分块机制中阈值的选取依然是一个问题,如何让它自动选取而不是通过实验获得将是未来的一个研究方向。

(3)本文所使用的图片数据全部是已经校准好的灰度图像,但是为了更好地应用于各种领域,验证算法的广泛使用性,下一步研究应选用各种类型的图像进行融合,如彩色图像、未校准的图像等。

(4)本文在实验中所使用的图片数据都很小,因此可以很快地得到最优的图像分块。但是现实生活中常常会遇到分辨

(下转第110页)

- System and Application. IEEE, 1999; 90-100
- [2] Zhong Ying-ji, Yuan Dong-feng. Dynamic source routing protocol for wireless Ad Hoc networks in special scenario using location information[C]//International Conference on Communication Technology. IEEE, 2003; 1298-1290
- [3] Mahfoudh S, Minet P. An energy efficient routing based on OL-SR in wireless ad hoc and sensor networks[C]//International Conference on Advanced Information Networks and Applications. IEEE, 2008; 1253-1259
- [4] Sun Bao-lin, Gui Chao, Liu Peng-yuan. Energy entropy multipath routing optimization algorithm in MANET based on GA [C]//The Fifth IEEE International Conference on Bio-inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA 2010). IEEE, 2010; 943-947
- [5] Zheng Shi, Wu Wei-qiang, Zhang Qin-yun, et al. Routing protocol based on energy aware in ad hoc networks [J]. Journal on Communications, 2012, 33(4): 9-16 (in Chinese)
郑石, 吴伟强, 张钦宇, 等. 基于能量感知的 Ad hoc 路由算法研究[J]. 通信学报, 2012, 33(4): 9-16
- [6] Gao Li, Zhan Tao, Wang Fang. Balance routing protocol based on game theory for Ad Hoc networks [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2014, 32(2): 323-327 (in Chinese)
高丽, 詹涛, 汪芳. 基于博弈论的 Ad Hoc 网络均衡路由协议[J]. 西北工业大学学报, 2014, 32(2): 323-327
- [7] Ahlswede R, Cai N, Li S Y R, et al. Network information flow [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2000, 46(4): 1204-1216
- [8] Katti S, Rahul H, Hu W, et al. XORs in the air: Practical wireless network coding [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2008, 16(3): 487-510
- [9] Le J, Lui J C S, Chiu D M. DCAR: Distributed coding-aware routing in wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9(4): 596-608
- [10] Chen Chen, Dong Chao, Mao Ya-fei, et al. Survey on network-coding-aware routing in wireless network [J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 82-87 (in Chinese)
陈晨, 董超, 茅娅菲, 等. 无线网络编码感知路由综述[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 82-87
- [11] Gu Yan, Han Han, Li Xue-jie, et al. Network coding-aware routing protocol in wireless mesh networks [J]. Tsinghua Science and Technology, 2015, 20(1): 40-49
- [12] Tian Xian-zhong, Zhu Jin-feng, Chen Qun. Coding-aware based optimal energy routing algorithm in wireless networks [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(9): 1304-1311 (in Chinese)
田贤忠, 朱金凤, 陈群. 无线网络中基于编码感知的能量优化路由算法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(9): 1304-1311
- [13] Shao Xing, Wang Cui-xiang, Xiang Hui-hui, et al. Network coding based energy efficient multicast routing for wireless sensor network [C] // IEEE Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC). IEEE, 2013; 293-296
- [14] Li Tao-shen, Zeng Ming-fei, Ge Zhi-hui. New multicast routing algorithm based on network coding [J]. Computer Science, 2010, 37(7): 122-124 (in Chinese)
李陶深, 曾明霏, 葛志辉. 一种基于网络编码的组播路由算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(7): 122-124
- [15] Wang Wei-ping, Wu Wei, Guan Qing-juan. TCAR: A new network coding-aware routing mechanism based on local topology detection [J]. Journal of Central South University, 2014, 21(8): 3178-3185

(上接第 72 页)

率很大的图像数据,其包含的信息很大,使用本文的方法寻找最优分块将会很耗时,不能实时地得到融合结果,因此就大数据图片,调高算法的效率,也是未来的一个研究方向。

(5)在图像融合领域中,至今为止尚未出现公认的客观评价方法,每一个客观评价方法都有其缺陷,并不能完全取代主观评价。为此,非常有必要对图像融合质量的客观评价方法进行深入的研究。

参 考 文 献

- [1] 才溪. 多尺度图像融合理论与方法[M]. 北京:电子工业出版社, 2014
- [2] 冈萨雷斯. 数字图像处理(MATLAB版)[M]. 北京:电子工业出版社, 2014
- [3] Li Shu-tao, Kwok J T, Wang Yao-nan. Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency [J]. Information Fusion, 2001, 2(3): 169-176
- [4] Petrovic V S. Multi-sensor Pixel-level Image Fusion [D]. University of Manchester, 2001; 52-58
- [5] Wang G F, Zhao L, Chen Z. Adaptive image fusion algorithm of SAR/CCD images based on wavelet transform [C] // Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2006; 9694-9697
- [6] Li M, Wu S J. Multi-focus image fusion based on wavelet decomposition and evolutionary strategy [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing. Nanjing, China, December 2003; 951-955
- [7] Aslantas V, Kurban R. Fusion of multi-focus images using differential evolution Algorithm [J]. Expert Systems with Applications; An International Journal, 2010, 37(12): 8861-8870
- [8] AlZubi S, Islam N, Abbod M. Multiresolution analysis using wavelet, ridgelet and curvelet transforms for medical image segmentation [J]. Journal of Biomedical Imaging, 2011, 2011: 1-18
- [9] Wu Zhi-feng, Huang Hou-kuan, Zhang Ying. A differential evolution algorithm with double trial vectors based-on Boltzmann mechanism [J]. Journal of Nanjing University, 2008, 44(2): 195-203 (in Chinese)
武志峰, 黄厚宽, 张莹. 基于 Boltzmann 机制的双子代竞争差分演化算法[J]. 南京大学学报, 2008, 44(2): 195-203
- [10] Wu Zhi-feng, Huang Hou-kuan. A modified differential evolution with two trial Vectors [J]. Computer Science, 2007, 34(8A): 111-115