

文章编号:1004-4213(2010)09-1688-5

# 基于数据同化和差分进化算法的图像融合\*

石良武<sup>1</sup>,林立宇<sup>2</sup>,王四春<sup>1</sup>,陈荣元<sup>1,2,†</sup>

(1 湖南商学院 信息学院,长沙 410205)

(2 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉 430079)

**摘要:**针对现有融合方法不易根据后续处理目的对融合规则进行自适应调整,不同方法的优点不易综合的问题,提出一个基于数据同化和差分进化算法的图像融合框架.在该框架下,将基于非采样下的 Contourlet 变换作为模型算子,离散小波变换作为观测算子,可根据后续处理对图像各个属性指标值的依赖程度确定各个属性指标的权重,构造由图像各个属性评价指标的加权和所组成的目标函数,再利用差分进化算法来优化目标函数,从而获取更合适的图像.二组实验从视觉效果和量化指标(标准方差、平均梯度、熵、空间频率及均方根交叉熵)两方面验证了该框架的有效性.

**关键词:**图像融合;数据同化;差分进化算法

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**doi:**10.3788/gzxb20103909.1688

## 0 引言

由于不同图像传感器的成像机理和成像波段不同,不同传感器获得的同一场景的多幅图像之间具有信息的冗余性和互补性,通过数学模型将不同传感器获得的多幅的图像,或用同一传感器以不同成像方式获得的多幅图像融合成一幅图像,可以为不同的图像提供互补信息,增加图像信息量,有效地把不同图像传感器的优点结合起来,从而以获得对同一场景更为精确、更为全面、更为可靠的图像描述.

现有的图像融合方法可大致分为三类:基于色彩空间变换的方法,如 IHS 变换、Lab 变换、YUV 变换等<sup>[1]</sup>;基于统计的方法如主成份分析,Brovey 变换、独立分量分析等<sup>[2]</sup>;以及基于多尺度分析融合的方法,如金字塔变换、小波变换、Curvelet、Contourlet 变换等<sup>[3-4]</sup>,由于这些方法往往是单独工作,从而不同方法的优点不易综合;并且这些方法的融合规则均需事先给定,无法根据图像的特点和实际应用的需要进行自适应调整,这些往往限制了融合图像的应用.

为了解决上述问题,本文借鉴气象领域中将新观测数据和数值模拟数据通过某种方法有效的结合起来,最后得到更加客观的接近自然的分析结果的数据同化思想,提出一个基于数据同化和差分进化

算法的图像融合框架.该框架把基于非采样下的 Contourlet 变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)的融合方法获得的图像(对应于数据同化系统中的预测数据)与基于(Daubechies Supported, DBSS)型离散小波变换的融合方法的获取的图像(对应于数据同化系统中的观测数据)一起作为初始种群,分别选择标准方差和平均梯度定量评价指标作为目标函数,利用差分进化算法(Differential Evolution Algorithm, DE)来优化目标函数从而获取更合适的结果图像.

## 1 数据同化系统

数据同化是在考虑数据时空分布以及观测场和背景场误差的基础上,在数值模型的动态运行过程中融合新的观测数据的方法.数据同化的本质是将观测数据和数值模拟数据通过某种方法有效地结合起来,最后得到更加客观的、接近自然的分析结果<sup>[5]</sup>.

数据同化系统一般由模型算子、观测算子、目标函数、优化算法等组成,以优化目标函数为目标.

$$J(x(t_0)) = \frac{1}{2} [x(t_0) - x^b(t_0)]^T B^{-1} [x(t_0) - x^b(t_0)] + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N [H_i(M(x_i)) - y_i^o]^T \cdot R_i^{-1} [H_i(M(x_i)) - y_i^o] \quad (1)$$

式中, $J(x(t_0))$ 是目标函数(泛函); $t_i$ 表示时刻; $x(t_0)$ 是状态矢量的初始值,它是被同化或被反演变量组成的列矩阵,下标 0 表示同化周期开始时的状态; $x^b(t_0)$ 是背景场; $y_i^o$ 是  $i$  时刻的观测值,它可

\* 国家重点基础研究发展计划(2006CB701303)、国家高技术研究发展计划(2006A12Z132)、长沙市软科学(K080290-41)和湖南省教育厅资助科研项目(08CA485、09C567)资助

† Tel:13975894048 Email:chenrongyuan@126.com

收稿日期:2009-02-19

修回日期:2009-04-13

以是与  $x$  不同物理意义、不同维数的矢量;  $M$  是模型算子;  $H_i$  被称为观测算子,  $R_i$  是观测误差的协方差矩阵;  $B$  是背景场误差的协方差矩阵. 其一般运行流程如图 1<sup>[6]</sup>.

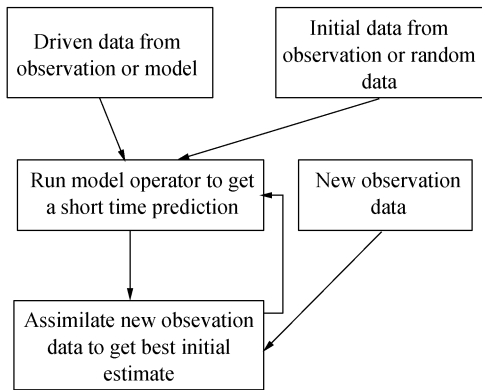


图 1 数据同化流程图

Fig. 1 Workflow of data assimilation

基本的同化过程如下<sup>[7]</sup>: 1) 以模式预报场作为初估场; 2) 对更新后的场作初始化处理; 3) 模式向前预报若干步, 并将新的预报场作为下一次更新的初估场, 然后再返回到 1) 如此反复, 形成了一个循环过程: 插入观测—更新预报场—初始化—模式预报—插入观测—更新预报场—初始化—模式预报—…….

## 2 数据同化框架下的图像融合

图像融合本质上是两(多)幅图像的综合, 结果图像的像素值是所有源图像的特定像素值的某种相加, 可看成是源图像互相向对方靠拢而成的结果, 这正是文献<sup>[5]</sup>所介绍的第三种数据同化方式.

### 2.1 融合流程

本文把原始图像作为数据同化的驱动数据, 利用基于 NSCT 的融合方法(模型算子)产生的图像作为预测数据; 利用 DBSS 型离散小波小波变换的方法(观测算子)产生的图像作为观测数据; 分别选择标准方差、熵、平均梯度和空间频率作为目标函数; 利用差分进化算法来优化目标函数, 目标函数的解作为最终结果图像. 具体算法流程如图 2.

算法步骤为:

1) 运行模型算子, 利用基于 NSCT 的融合方法产生预测数据; 具体步骤为<sup>[4]</sup>:

① 首先对经过采样、配准的原始图像分别进行多级 NSCT 变换, 得到低频系数和高频系数;

② 对低频分量采用加权平均进行融合, 对高频分量采用绝对值取大规则进行融合;

③ 对融合后的低频系数和各尺度层的高频方向系数进行 NSCT 的逆变换, 所得到的重构图像作为数据同化系统中对应的观测数据.

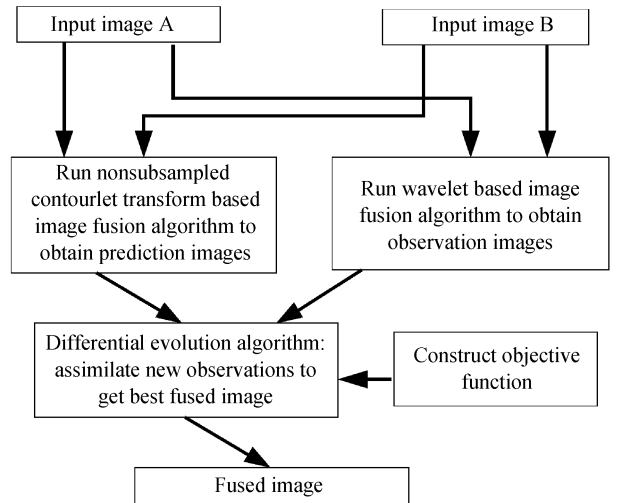


图 2 算法流程

Fig. 2 Workflow of the proposed algorithm

2) 运行观测算子, 利用基于 DBSS 型离散小波变换的方法产生的观测数据; 具体步骤为<sup>[8]</sup>:

① 对源图像进行精确的几何配准;

② 对源图像进行 DBSS(2, 2) 型离散小波变换, 分解层数为 3, 从而得到相应的不同分辨率、不同方向上的小波变换低频及高频分量系数;

③ 低频系数利用加权平均进行融合, 而对高低频系数采用取大算子进行融合;

④ 进行逆小波变换所得图像作为预测图像.

3) 构造数据同化的目标函数, 本文分别单独选取了融合图像的标准方差和平均梯度作为目标函数;

4) 利用同化算法(差分进化算法)来优化目标函数, 得到最终结果图像. 具体步骤为<sup>[9]</sup>:

① 初始化优化算法, 把第 1) 和 2) 步得到的每个图像再复制 4 份, 共 10 幅图像一起作为差分进化算法的初始种群; 确定终止规则(最大迭代 30 次或连续 5 次迭代中获得的全局最优个体的适应度值都没有进步), 每个个体表示为:

$$X_i(t) (i=1, 2, \dots, 10)$$

② 对初始种群进行评价, 即计算初始种群中每个个体的目标函数值, 确定具有最好目标值的  $X_{best}$ ;

③ 对每个个体  $X_i(t)$  从集合  $\{1, 2, \dots, 10\}$  中随机选取的一个不等于  $i$  的随机数  $r$  的, 按照式(2)执行变异操作, 以获得相对应的变异个体;

$$V_i(t+1) = X_{best}(t) + \lambda(X_r(t) - X_{best}(t)) \quad (2)$$

④ 对每个个体和其对应的变异个体按照式(3)执行交叉操作, 以获得试验个体;

$$u_{i,j}(t+1) = \begin{cases} v_{i,j}(t+1), & \text{if } \text{rand}(j) \leq CR \\ \text{or } j = \text{randn}(i) & j=1, 2, \dots, n \\ x_{i,j}(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

⑤ 计算试验每个个体的目标函数值;

⑥ 在个体和其试验个体之间按照式(4)执行选择操作,以生成新一代的种群;

$$X_i(t+1) = \begin{cases} U_i(t+1), & \text{if } F(U_i(t+1)) < F(X_i(t)) \\ X_i(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

⑦ 选出当前最好的个体,如果其目标函数值比  $X_{\text{best}}$  的好,就用它取代  $X_{\text{best}}$ ;

⑧ 若满足终止条件,则将此时的最佳个体作为解输出;否则,进化代数  $t=t+1$ ,转步骤(3)。

其中  $i$  表示个体在种群中的序号; $t$  表示当前进化的代数;10 为种群规模; $V_i(t+1)$  为第  $i$  个体在  $t+1$  代时对应的变异个体; $n$  是个体的维数,也就是每幅图像像素的个数; $\lambda \in (0, 2]$  为缩放比例因子; $\text{rand}(j)$  是第  $j$  个独立的在 0 到 1 之间均匀分布的随机变量; $\text{randn}(i)$  是在集合  $\{1, 2, \dots, n\}$  中随机选取的随机数; $CR$  为 0 到 1 之间的交叉参量;控制种群的分散度; $F(U_i(t+1))$  为  $U_i(t+1)$  的目标函数值; $F(X_i(t))$  为  $X_i(t)$  的目标函数值。

## 2.2 算法复杂度分析

假设每幅图像有  $n$  个像素,如把加、减、乘、除、赋值都看成一个单位运算,则算法优化部分的时间复杂度为:

每个变异操作需要  $4n$  个运算,每个交叉需要  $3n$  个运算,选择操作需要  $n$  个运算,计算标准方差、平均梯度、熵、和空间频率所需要的操作都不少于  $10n$ ,本文方法的优化部分时间复杂度为  $O(18m \cdot t \cdot n)$ ,其中  $m$  为种群中个体的数目, $t$  为优化最多迭代的次数,本文中  $m$  和  $t$  分别为 10 和 30,即本文方法的优化部分时间复杂度为  $O(5\ 400n)$ ;而传统的小波包的复杂度  $O(n \log_2 n)$ ,典型的非下采样 Contourlet 一次变换复杂度为  $O(1\ 536n)$ 。因此本文方法总的时间复杂度相对于传统的融合方法没有太大的增加。

空间复杂度:设存储每幅多光谱图像( $n$  个像素)需要一个单位的空间,本文方法有 10 个初始个体;在优化过程中,每个初始个体产生 1 个交叉个体和 1 个变异个体,即每个个体共需要 3 个单位的空间;还有一个保存全局最优解的空间,共需要 31 个单位空间,即空间复杂度为常量 31。

从前文的分析可知,本文方法的时空复杂不高,分别为线性和常量,正常情况下是可以得到满足的。

## 3 融合实验

为了验证本文方法的正确性和有效性,进行了仿真实验,同时与其它融合算法作了对比,图 3 是红

外图像和可见光图像的融合,其中(a)红外图像,(b)为可见光图像,(c)为 DBSS 型离散小波变换的融合结果,(d)为 NSCT 的融合结果,(e)为数据同化框架下以标准方差作为目标函数的融合结果,(f)为数据同化框架下以平均梯度的融合结果。

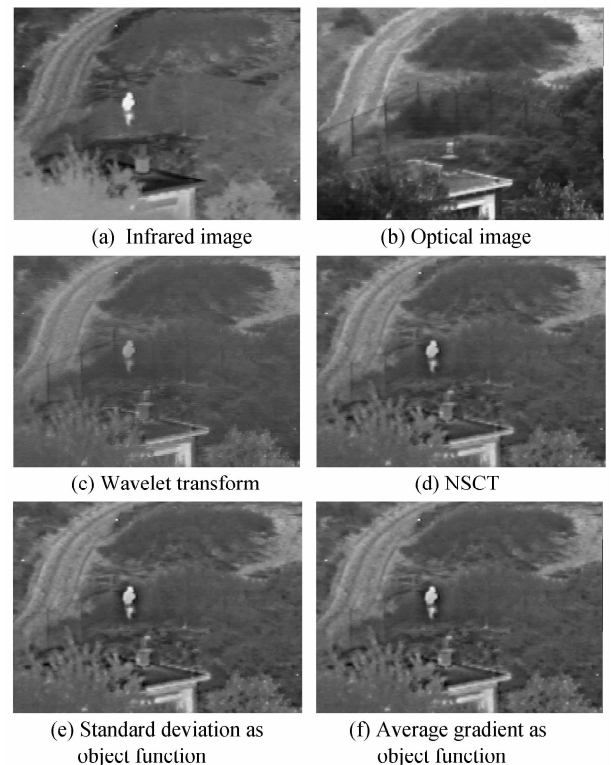


图 3 红外与可见光图像的融合

Fig. 3 Infrared and visible images fusion

图 3(a)为红外(FLIR)图像( $3 \sim 5 \mu\text{m}$  中红外波段),图中的人可见,但人周围的纹理及细节(草和房子等)模糊不清。图 3(b)为该同一场景可见光图像,图中人由于光线很暗,几乎无法辨认,但图中背景及人周围的部分纹理与细节却依稀可见。图 3(c)和图 3(d)是 DBSS 型离散小波变换和 NSCT 的两种方法得到的融合图像,从目视效果上看,四种方法都获得了全景清晰的图像,但本文方法得到的图像相比的结果,细节更突出,纹理更清晰,更有效地消除了图像模糊。

图 4 为多聚焦图像的四种融合方法的结果,从视觉上差别不大,为了更好的比较四种方法,还采用了标准方差、平均梯度、熵、和空间频率、结构相似性、均方根交叉熵等定量指标来评价本组融合图像的质量。其中标准差是图像灰度值相对于均值的分散度测定,值越大则图像的灰度阶调变化范围越大,图像的反差大,图像的信息量也越大,分辨率越高。平均梯度能够反映出图像中微小细节反差和纹理特征,一般说来,该值越大,图像就越显得清晰。熵反映了信息量,熵越大,图像所含的信息越丰富。空间频

率反映了一幅图像空间的总体活跃程度. 均方根交叉熵表示源图像与融合图像间的综合差异, 均方根交叉熵越小, 表示融合图像与源图像差异越小, 融合效果也越好<sup>[10-11]</sup>. 两组融合图像的定量指标值分别如表 1 和表 2.

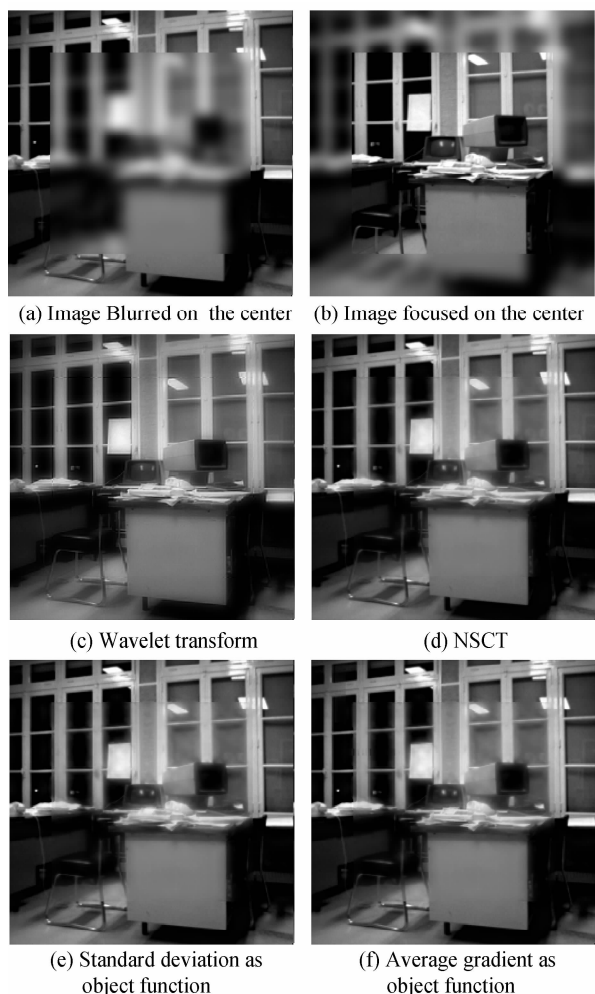


图 4 多聚焦图像的融合

Fig. 4 Multi-focus images fusion

表 1 红外与可见光图像融合实验的客观性能指标

Table 1 Quantitative comparison for Infrared and visible images fusion

Fusion method	Standard deviation	Average gradient	Entropy	Spatial frequency	Mean root cross entropy
1	23.414 8	5.197 6	6.304 0	10.608 2	0.962 8
2	25.253 6	5.805 1	6.488 7	10.547 0	0.616 3
3	26.003 7	6.120 4	6.545 2	10.993 4	0.516 2
4	26.003 5	6.120 4	6.545 2	10.992 9	0.516 4

表 2 多聚焦图像融合实验的客观性能指标

Table 2 Quantitative comparison for multi-focus images fusion

Fusion method	Standard deviation	Average gradient	Entropy	Spatial frequency	Mean root cross entropy
1	59.909 9	8.277 8	7.520 8	18.822 7	0.157 1
2	62.612 4	9.245 8	7.362 0	19.023 5	0.086 1
3	63.300 0	9.609 1	7.316 0	19.720 7	0.059 8
4	63.251 0	9.629 4	7.329 3	19.821 0	0.061 3

表 1 和表 2 中的方法 1、2、3 和 4 分别表示基于 DBSS 型离散小波变换的融合方法、基于 NSCT 的融合方法、数据同化框架下以标准方差和平均梯度分别作目标函数的方法.

从表 1 和表 2 中可看: 当以标准方差为目标函数时, 所得到的对应图像的标准方差较基于 DBSS 型离散小波变换和 NSCT 两种方法的结果有了较大的提高. 这说明通过构造合适的目标函数, 可以获得特定属性更优的融合结果(如两个表中的黑体所示), 而这很有利于后续处理的特定需要. 当标准方差得到优化的时, 平均梯度、熵、空间频率等定量指标比用作模型算子和观测算子方法所得图像的对应统计的最佳的值或有一定提高, 或轻微降低, 这是由于四种指标是从不同角度衡量了图像空间信息增加的程度. 整体上看, 本文方法在定量指标方面优于 NSCT 和 DBSS 型离散小波变换两种融合方法. 以平均梯度等作为目标函数方法的也有类似的结论, 就不赘述了.

从表 1 和表 2 中可看出, 本文方法的均方根交叉熵指标值, 比本文用作模型算子和观测算子的两种方法的对应的值都要小, 结合目视解译的结果, 可以判定数据同化系统的同化部分在综合其模型算子和观测算子的过程中, 能在优化结果获得相应目标属性的最优结果的同时, 还可以在在一定程度上消除 NSCT 和 DBSS 型离散小波变换两种融合方法所产生的虚假信息, 这对于图像的后续处理极其有利.

## 4 结论

本文用两组不同的实验证明了本文的方法能够综合基于 NSCT 和基于 DBSS 型离散小波变换两种融合方法的优点, 相互弥补缺点. 克服了现有的不同融合方法的优点不易综合的难点, 并且可通过根据图像各个属性指标对图像后续处理的影响程度, 自适应地确定各个属性指标的权重值, 构造相应的目标函数, 再利用有效的优化算法优化目标函数, 从而获取合适的图像, 这在一定程度上解决了现有融合模型的建立不够客观, 参量选取随意性大, 不能根据融合图像的后续使用要求进行自适应调整的缺点.

### 参考文献

- [1] MYUNGJIN C. A new intensity hue saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(6): 1672-1682.
- [2] GONZALEZ-AUDICANA M, SALETA J L, CATALAN R G, et al. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote*

- Sensing*, 2004, **42**(6): 1291-1299.
- [3] NENCINI F, GARZELLI A, BARONTI S, *et al.* Remote sensing image fusion using the curvelet transform [J]. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 143-156.
- [4] ZHANG Q, GUO B L. Fusion of multifocus images based on the nonsubsamped contourlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(4): 838-843.
- [5] WANG Yao-shan. Data assimilation——its cause, its meaning and main procedures[J]. *Marine Forecasts*, 1999, **16**(1): 11-20.  
王跃山. 数据同化——它的缘起、含义和主要方法[J]. 海洋预报, 1999, **16**(1): 11-20.
- [6] AYDIN M, YAZGAN E, ARIÖZ U, *et al.* Biomedical image fusion with selection operation in the Laplacian pyramid domain[C]. *Proceedings of the IEEE 12th Signal Processing and Communications Applications Conference*, 2004: 106-109.
- [7] IDE K, COURTIER P, GHIL M, *et al.* Unified notation for data assimilation: operational, sequential and variational[J]. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 1997, **75**(1B): 181-189.
- [8] JAVIDI B, DO C M, HONG S H, *et al.* Multispectral holographic three-dimensional image fusion using discrete wavelet transform [J]. *Journal of Display Technology*, 2006, **2**(4): 411-417.
- [9] LIU Bo, WANG Ling, JIN Yi-hui. Advances in differential evolution[J]. *Control and Decision*, 2007, **22**(7): 721-729.  
刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. 控制与决策, 2007, **22**(7): 721-729.
- [10] JING Juan-juan, LÜ Qun-bo, ZHOU Jin-song, *et al.* Research on the assessment of fusion image [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(sup): 313-317.  
景娟娟, 吕群波, 周锦松, 等. 图像融合效果评价方法研究[J]. 光子学报, 2007, **36**(sup): 313-317.
- [11] BLASCH E, LI X K, CHEN G S, *et al.* Image quality assessment for performance evaluation of image fusion[C]. *Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion*, 2008: 1-6.

## Image Fusion Based on Data Assimilation and Differential Evolution Algorithm

SHI Liang-wu<sup>1</sup>, LIN Li-yu<sup>2</sup>, WANG Si-chun<sup>1</sup>, CHEN Rong-yuan<sup>1,2</sup>

(1 Department of Information, Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China)

(2 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that fusion rules of existing image fusion methods can not be adjusted adaptively according to successive application target of the fusion image, and advantages of different fusion algorithm can not be integrated, an image fusion framework based on data assimilation and differential evolution algorithm (DE) is proposed. In this framework, nonsubsamped contourlet transform is used as model operator and discrete wavelet transform with DBSS(2, 2) as observer operator. The objective function is composed of weight sum of indices, which are determined according to their relations with following application, and DE is employed to obtain proper image. Two groups of experiments with the help of the quantitative parameters (entropy, average gradient, standard deviation spatial frequency and interactive entropy of rms) and visual analysis verify feasibility of the framework.

**Key words:** Image fusion; Data assimilation; Differential evolution algorithm



**SHI Liang-wu** was born in 1960. He received the M. S. degree from Hunan University. Now, he is a professor at Hunan University of Commerce, and his research interests focus on image processing and network technology.