更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

第 36 卷 第 3 期 自 动 化 学 报 Vol. 36, No. 3
2010 年 3 月 ACTA AUTOMATICA SINICA March, 2010

数据同化框架下基于差分进化的遥感图像融合

陈荣元 [1,2,3] 林立宇 [3] 王四春 [1,2] 秦前清 [3]

摘 要 针对现有融合方法的结果图像不易根据后续处理的要求进行自适应调整, 不同方法的优点不易综合的问题, 借鉴气象领域中的数据同化系统能综合其模型算子和观测算子两者优点的思想, 提出一个基于差分进化的遥感图像融合框架. 在该框架下, 将基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换作为模型算子, 独立分量分析和 àtrous 小波变换作为观测算子, 用差分进化 (Differential evolution, DE) 算法来优化由图像定量评价指标组成的目标函数, 从而获取更合适的图像. 二组实验从视觉效果和定量指标两方面验证了该框架的有效性.

关键词 遥感, 图像融合, 数据同化, 差分进化算法

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00392

Remote Sensing Image Fusion Based on Differential Evolution Algorithm under Data Assimilation Framework

CHEN Rong-Yuan[1,2,3] LIN Li-Yu[3] WANG Si-Chun[1,2] QIN Qian-Qing[3]

Abstract Images obtained via existing image fusion methods could not be adjusted adaptively according to successive image processing steps and it was hard to integrate advantages of different fusion algorithms. In order to solve these problems, a remote sensing image fusion framework based on data assimilation and differential evolution (DE) algorithm was proposed in view of the advantage of data assimilation system combining the merits of its model operator and observation operator. Under this framework, contrast àtrous wavelet contourlet transform was used as the model operator, and independent component analysis and àtrous wavelet transform as the observer operator. The objective function was composed of weight sum of indices and DE was employed to obtain a proper image. Two groups of experiments have verified the feasibility of the framework in terms of both visual quality and objective evaluation criteria.

Key words Remote sensing, image fusion, data assimilation, differential evolution algorithm

通常一个成像系统很难获得空间分辨率和光谱分辨率都很高的图像, 因此利用全色图像与多光谱图像进行信息加工以获得同时具有两种图像特性的融合结果, 从而有利于后续处理应用, 是遥感图像预处理的重要内容. 融合后的图像用于目视解译, 比源图像有着更好的视觉效果, 用于分类则有助于提高分类精度.

收稿日期 2009-02-23 录用日期 2009-07-24
Manuscript received February 23, 2009; accepted July 24, 2009
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2006CB701303), 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA12Z132), 湖南省教育厅资助科研项目 (08C485, 09C567), 长沙市软科学计划 (K0802190-41), 应用型本科院校 “十一五” 国家课题 (FIB070335-A8-17) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2006CB701303), National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA12Z132), Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department (08C485, 09C567), Soft Science of Changsha City (K0802190-41), and Application-oriented Colleges and Universities “Eleventh Five-Year” National Program (FIB070335-A8-17)

1. 湖南商学院信息学院 长沙 410205 2. 湖南商学院管理工程研究所 长沙 410205 3. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 武汉 430079
1. College of Information, Hunan University of Commerce, Changsha 410205 2. Management Engineering Institute of Hunan University of Commerce, Changsha 410205 3. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079

现有的遥感图像融合方法可大致分为 3 类: 基于色彩空间变换的方法, 如 IHS 变换、Lab 变换、YUV 变换等[1]; 基于统计的方法如主成份分析, Brovey 变换、独立分量分析等[2−3]; 以及基于多尺度分析融合的方法, 如金字塔变换、小波变换、Contourlet 变换等[4−5]. 这些方法往往是单独工作, 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, 所获结果图像不易根据后续处理的需要进行自适应调整, 融合图像的应用受到限制. 本文借鉴气象领域中的数据同化思想[6−8], 即把新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, 提出一个基于差分进化的遥感图像融合框架, 来解决上述问题, 最后通过二组实验证明了该框架的有效性.

1 数据同化系统

数据同化是指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. 数据同化的本质就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

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

果[7−8].

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. 目标函数可以用式 (1) (见本页下方) 等形式来表示. 式 (1) 中, $J(\boldsymbol{x}(t_0))$ 是目标函数 (泛函); t_i 表示时刻; $\boldsymbol{x}(t_0)$ 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; $\boldsymbol{x}^b(t_0)$ 是背景场; $\boldsymbol{y}_i^o$ 是 i 时刻的观测值, 它可以是与 $\boldsymbol{x}$ 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 所示[9].

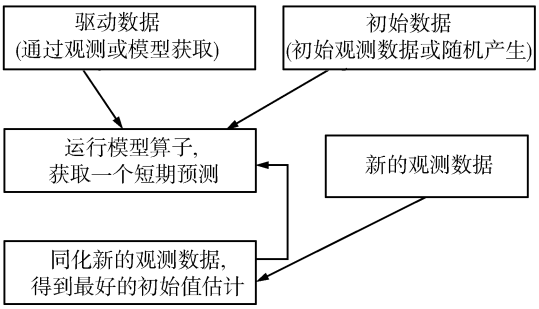


图 1　数据同化流程图

Fig. 1　Workflow of data assimilation

基本的同化过程如下[7]: l) 以模式预报场作为初估场; 2) 对更新后的场作初值化处理; 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 l), 如此反复, 形成了一个循环过程: 插入观测 – 更新预报场 – 初值化 – 模式预报 – 插入观测 – 更新预报场 – 初值化 – 模式预报 · · · · · · .

1.1　模型算子

在气象领域中, 数据同化的模型算子利用当前时刻的驱动数据, 做出下一个时刻的短期预报. 基于 àtrous 小波变换方法的融合图像的边缘细节信息较模糊, 整体对比度较低; 基于 Contourlet 变换方法的融合图像虽然整体对比度较高, 但有明显的 Gibbs 块状效应, 因而会产生一些虚影模糊; 基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法, 能在一定程度上综合两者的优点, 克服两者的缺点. 本文选择基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法作为本文的模型算子, 其所获得的图像作为数据同化系统的预测数据, 其流程如下[10].

1) 分别对多光谱图像的三个波段 (R、G、B) 和全色图像做基于对比度 àtrous 小波的 Contourlet 变换, 从而得到相应的不同分辨率、不同方向上的低频及高频分量系数;

2) 对于高频的 Contourlet 分量系数, 由全色图像的高频分量全部替代 R、G、B 三个波段对应的高频分量;

3) 对于低频的 Contourlet 分量系数, 则采用多光谱图像的低频分量;

4) 进行基于对比度 àtrous 小波的逆 Contourlet 变换后得到预测图像.

1.2　观测算子

在气象领域中, 数据同化的观测算子是被用来获取当前的观测值. 由于独立分量分析能很好地去除波段间的相关性, 得到的结果波段间是相互独立的, 利用基于独立分量分析的遥感图像融合方法得到的结果包含了比基于 PCA 变换的融合结果图像更多的信息量, 但保光谱特性不太好[10]. 本文把基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的融合方法作为观测算子, 基本步骤如下[3, 11]:

步骤 1. 对源图像进行精确的几何配准;

步骤 2. 进行 R、G、B 三个波段的多光谱图像的独立分量分析, 得到三个彼此间相互独立的波段. 这里用 IC_1, IC_2, IC_3 来表示;

步骤 3. 将全色图像进行相应的去除均值与标准差的归一化处理, 运用 àtrous 小波变换, 得到相应的高频分量, 即 àtrous 小波面和近似的冗余分量, 并用下式进行表达:

$$PAN = \sum_{i=1}^{n} W_{pi} + PAN_r$$

式中 PAN 代表源全色图像, n 一般为 2 或 3, 表示进行 2 至 3 层的 àtrous 小波分解, W_{pi} 代表全色图像的第 i 层 àtrous 小波面, PAN_r 代表全色图像的近似冗余分量;

步骤 4. 为了将高分辨率图像的结构信息叠加到低分辨率多光谱图像中, 采用加法的融合规则进行融合, 把全色图像的 àtrous 小波面直接加到三个独立分量上, 即:

$$J(\boldsymbol{x}(t_0)) = \frac{1}{2}[\boldsymbol{x}(t_0) - \boldsymbol{x}^b(t_0)]^{\tau} B^{-1}[\boldsymbol{x}(t_0) - \boldsymbol{x}^b(t_0)] + \frac{1}{2}\sum_{i=0}^{N}[H_i(M(\boldsymbol{x}_i)) - \boldsymbol{y}_i^o]^{\tau} R_i^{-1}[H_i(M(\boldsymbol{x}_i)) - \boldsymbol{y}_i^o] \quad (1)$$

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

$$IC_1_\text{new} = n\sum_{i=1}^{n} W_{pi} + IC_1$$

$$IC_2_\text{new} = n\sum_{i=1}^{n} W_{pi} + IC_2$$

$$IC_3_\text{new} = n\sum_{i=1}^{n} W_{pi} + IC_3$$

步骤 5. 进行逆独立分量分析变换, 所得图像作为预测数据.

1.3 优化算法

在气象领域中, 利用优化算法来优化目标函数, 从而求得目标解. 差分进化 (Differential evolution, DE) 算法是由 Price 首先提出的一种基于种群并行随机搜索的新型进化算法, 该算法从原始种群开始, 通过变异、杂交、选择几种遗传操作来衍生出新的种群, 经过逐步迭代, 不断进化, 可实现全局最优解的搜索[12]. 由于标准 DE 的变异操作容易造成中间结果图像的像素值越界, 本文把改造后的 DE 用作数据同化系统的优化算法. 设在一个 n 维的目标搜索空间中 (n 为每幅图像像素的个数), 有 m 个个体 (每个个体代表一幅图像) 组成种群 $X = \{X_1, X_2, \cdots, X_m\}$, 具体流程描述如下[12]:

步骤 1. 生成 m 个维数为 n 的个体作为 DE 的初始种群, 每个个体表示为:

$$\boldsymbol{X}_i(t), \quad i = 1, 2, \cdots, m$$

步骤 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};

步骤 3. 对每个个体从集合 $\{1, 2, \cdots, m\}$ 中随机选取一个不等于 i 的随机数 r, 按照式 (2) 执行变异操作, 以获得相对应的变异个体;

$$\boldsymbol{V}_i(t+1) = \boldsymbol{X}_r(t) + \lambda(\boldsymbol{X}_{\text{best}}(t) - \boldsymbol{X}_r(t)) \tag{2}$$

步骤 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

$$\boldsymbol{u}_{i,j}(t+1) = \begin{cases} \boldsymbol{v}_{i,j}(t+1), & \text{若 rand}\,(j) \le CR \\ & \text{或 } j = \text{randn}\,(i), \\ & j = 1, 2, \cdots, n \\ \boldsymbol{x}_{i,j}(t), & \text{其他} \end{cases} \tag{3}$$

步骤 5. 计算试验每个个体的目标函数值;

步骤 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

$$\boldsymbol{X}_i(t+1) = \begin{cases} \boldsymbol{U}_i(t+1), & \text{若 } F(\boldsymbol{U}_i(t+1)) \le F(\boldsymbol{X}_i(t)) \\ \boldsymbol{X}_i(t), & \text{其他} \end{cases} \tag{4}$$

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

步骤 8. 判断是否达到终止条件或进化代数达到最大, 若是则进化终止, 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.

以上算法中, i 表示个体在种群中的序号; t 表示当前进化的代数; m 为种群规模; $V_i(t+1)$ 为第 i 个个体在 $t+1$ 代时对应的变异个体; 当 $0 \le \lambda \le 1$ 且 $\boldsymbol{X}_r(t)$ 和 $\boldsymbol{X}_{\text{best}}(t)$ 的值都在 $[0, 255]$ 范围内时, 利用式 (2) 所产生的 $V_i(t+1)$ 的像素值也在 $[0, 255]$ 范围内; $\text{rand}\,(j)$ 是第 j 个独立的 0 到 1 之间均匀分布的随机变量; $\text{randn}\,(i)$ 是在集合 $\{1, 2, \cdots, n\}$ 中随机选取的随机数; CR 为 0 到 1 之间的交叉参数; 控制种群的分散度; $F(\boldsymbol{U}_i(t+1))$ 为 $\boldsymbol{U}_i(t+1)$ 的目标函数值; $F(\boldsymbol{X}_i(t+1))$ 为 $\boldsymbol{X}_i(t))$ 的目标函数值.

2 数据同化框架下的图像融合

图像融合一般可看成是两 (多) 幅图像的综合, 结果图像的像素值是所有源图像的对应像素值的某种特定的加权和, 可看成是源图像互相向对方靠拢而成的结果, 这正是文献 [6] 所介绍的第 3 种数据同化方式.

2.1 融合流程

本文把源图像作为数据同化的驱动数据, 利用基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法 (模型算子) 产生的图像作为预测数据; 利用独立分量分析和 àtrous 小波变换的方法 (观测算子) 产生的图像作为观测数据; 图像的定量评价指标作为目标函数; 利用 DE 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 所示:

算法步骤如下:

步骤 1. 运行模型算子, 把利用基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法产生的图像作为预测数据;

步骤 2. 运行观测算子, 把利用基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的方法产生的图像作为观测数据;

步骤 3. 构造数据同化的目标函数, 不同的后续处理对图像的各项属性所依赖的程度是不同的, 因此可以用属性的权重来反映该属性对后续处理影响的程度, 由多个评价指标的加权和来组成目标函数,

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

目标函数可写成:

$$f = a_1 \cdot index_1 + a_2 \cdot index_2 + \cdots + a_n \cdot index_n \quad (5)$$

式中, $index_1$, $index_2$, $\cdots$, $index_n$ 表示图像的各个评价指标, 指标可以是标准方差、平均梯度、熵、空间频率、均方根交叉熵、结构相似度、相关系数等; a_1, a_2, $\cdots$, a_n 表示各个指标的权重. 当用平均梯度为目标函数时, 上式就变成了:

$$f = \text{averageGradient}$$

其中, averageGradient 表示图像的平均梯度, 在这种情况下, 只有平均梯度的权重为 1, 其余指标的权重都为 0. 本文分别单独选取了融合图像的平均梯度和空间频率作为目标函数.

步骤 4. 初始化优化算法, 把步骤 1 和步骤 2 得到的每个图像再复制 4 份, 共 10 幅图像一起作为 DE 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).

考虑到利用多种方法分别产生个体来增加初始种群多样性的方案会带来过大的计算开销, 本文采用复制方式来扩大初始种群规模.

步骤 5. 运行同化算法, 即利用差分进化算法来优化目标函数, 得到最终结果图像.

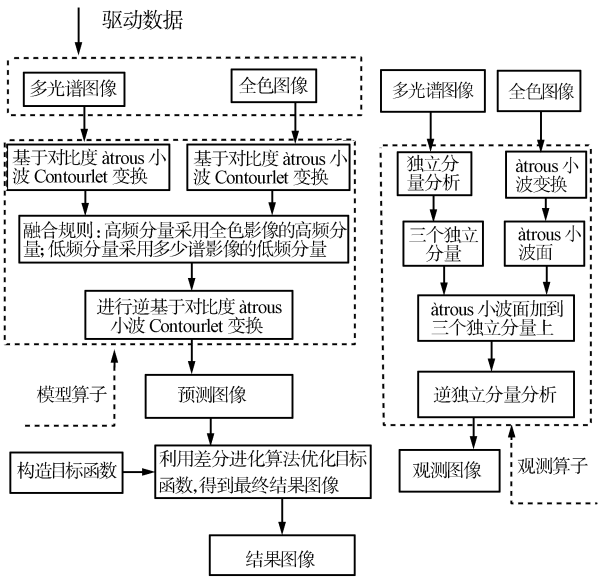


图 2　算法流程

Fig. 2　Workflow of our proposed algorithm

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, 每个交叉操作需要 $3n$ 个运算, 选择操作需要 n 个运算, 计算标准方差、平均梯度、熵、和空间频率的时间复杂度都小于 $O(10n)$, 本文方法的时间复杂度为 $O(18m \cdot t \cdot n)$, 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 $O(1\,536n)$[13]. 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, 优化算法有 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; 加上一个保存全局最优解的空间, 由此可知本文共需要 31 个单位空间, 即空间复杂度为常数 31.

从上述的分析可知, 本文方法的时空复杂度只是在传统融合方法的基础上分别增加了线性和常数的复杂度, 正常情况下是可以得到满足的.

3　实验及结果分析

为验证本文算法的有效性, 实验通过两组全色与多光谱图像的融合进行, 图像的大小均为 256×256, 每组实验都分别采用基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法、基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的融合方法、数据同化框架下的分别以平均梯度和空间频率作为目标函数的 4 种融合方法.

第 1 组实验采用 SPOT 全色图像和 TM 多光谱图像, 分辨率分别为 2.5 m 和 10 m, 多光谱图像经过了最邻近重采样, 重采样后的分辨率为 2.5 m, 源图像及各种方法融合图像如图 3 所示, 第 2 组实验采用 IKONOS 的全色图像和多光谱图像, 分辨率分别为 1 m 和 4 m, 多光谱图像经过了最邻近重采样, 重采样后的分辨率为 1 m, 源图像及各种方法融合图像如图 4 所示, 从视觉上可看出 4 种方法融合所得图像其空间分辨率都有一定的提高, 地物边界等信息更加清晰, 更有利于判读.

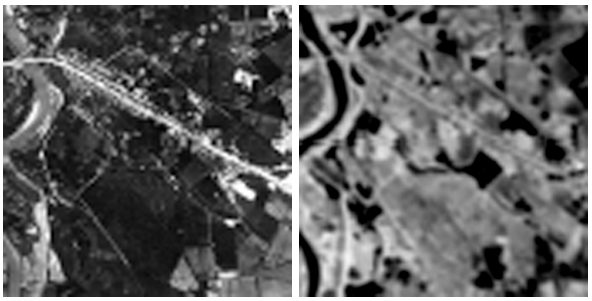
本文采用标准方差、平均梯度、熵、和空间频率、均方根交叉熵等定量指标来评价融合图像的质量. 其中, 标准差是由图像灰度值相对于均值的分散度测定, 其值越大则图像的灰度阶调变化范围越大, 图像的反差越大, 图像的信息量也越大, 分辨率越高. 平均梯度能够反映出图像中微小细节反差和纹理特征, 一般说来, 其值越大, 图像就越显得清晰. 熵反映了信息量, 熵越大, 图像所含的信息越丰富. 空间频率反映了一幅图像空间的总体活跃程度. 均方根交叉熵表示源图像与融合图像间的综合差异, 其值越小, 表示融合图像与源图像差异越小[14−15]. 两组融

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

合图像的定量指标值分别如表 1 和表 2 所示 (见下页).

表 1 和表 2 中的方法 1～4 分别表示基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合方法、基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的融合方法、数据同化框架下分别以平均梯度和空间频率作目标函数的方法.



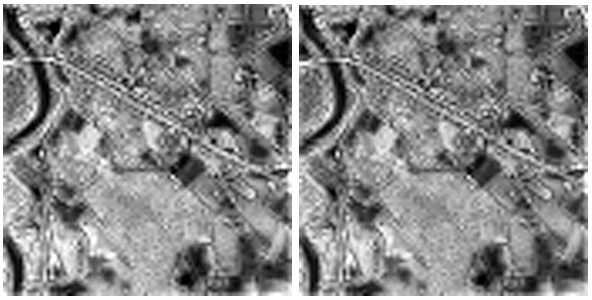
(a) 源全色图像 (b) 源多光谱图像

(a) Panchromatic image (b) Multispectral image



(c) 基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合算法结果 (d) 基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的融合算法结果

(c) Fused image of using contrast àtrous wavelet contourlet transform (d) Fused image of using independent component analysis and àtrous wavelet transform

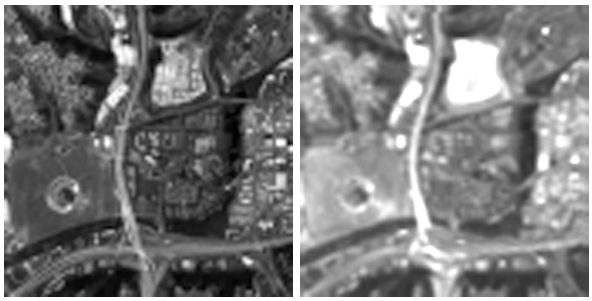


(e) 数据同化框架下平均梯度作为目标函数的融合算法结果 (f) 数据同化框架下空间频率作为目标函数的融合算法结果

(e) Average gradient as objective function under data assimilation framework (f) Spatial frequency as objective function under data assimilation framework

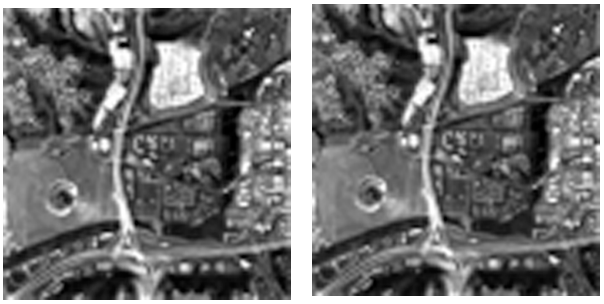
图 3 第 1 组实验图像的融合

Fig. 3 The first group of images



(a) 源全色图像 (b) 源多光谱图像

(a) Panchromatic image (b) Multispectral image



(c) 基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换的融合算法结果 (d) 基于独立分量分析和 àtrous 小波变换的融合算法结果

(c) Fused image of using contrast àtrous wavelet contourlet transform (d) Fused image of using independent component analysis and àtrous wavelet transform



(e) 数据同化框架下平均梯度作为目标函数的融合算法结果 (f) 数据同化框架下空间频率作为目标函数的融合算法结果

(e) Average gradient as objective function under data assimilation framework (f) Spatial frequency as objective function under data assimilation framework

图 4 第 2 组实验图像的融合

Fig. 4 The second group of images

从两个表中可看出, 当以平均梯度为目标函数时, 所得到的对应图像的平均梯度较基于对比度 àtrous 的 Contourlet 变换和基于独立分量分析和 àtrous 小波变换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, 而这很有利于后续处理的特定需要. 以空间频率作为目标函数方法也有类似的结论, 这里就不再赘述. 本文与模型算子及观测算子在

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

均方根交叉熵这个指标上的表现相差甚微, 这表明本文算法在优化目标函数的过程中没有明显地引入虚假信息.

表 1　第 1 组图像融合实验的客观性能指标

Table 1　Performances of different fusion schemes for the first group of images

融合方法	波段	标准方差	平均梯度	熵	空间频率	均方根交叉熵
	R	64.7819	38.1749	7.6797	83.0066	0.5233
1	G	59.9732	38.7551	7.7023	83.0590	0.7035
	B	55.4426	28.7140	7.3555	66.2832	0.2858
	R	67.0403	23.9641	7.5438	50.2555	0.7128
2	G	58.9796	23.4442	7.5391	50.2000	0.4312
	B	65.5985	19.8780	7.4654	43.8575	0.3252
	R	69.0846	44.2260	7.6651	96.9105	0.5435
3	G	65.5066	44.9727	7.7184	96.6235	0.6181
	B	54.9038	32.8715	7.3634	75.7777	0.3279
	R	69.0840	44.2256	7.6649	96.9108	0.5437
4	G	65.5063	44.9725	7.7185	96.6240	0.6182
	B	54.9035	32.8712	7.3634	75.7765	0.3278

表 2　第 2 组图像融合实验的客观性能指标

Table 2　Performances of different fusion schemes for the second group of images

融合方法	波段	标准方差	平均梯度	熵	空间频率	均方根交叉熵
	R	58.5304	18.0046	7.6831	27.0677	0.1692
1	G	57.8937	17.9268	7.6666	27.1402	0.1112
	B	58.9882	17.9633	7.5050	27.5300	0.1772
	R	56.4810	17.3981	7.6532	26.6250	0.1523
2	G	55.7927	17.3129	7.6406	26.6724	0.0890
	B	56.9585	17.3755	7.5154	27.0343	0.1563
	R	62.2111	20.8956	7.6998	31.2461	0.1921
3	G	61.7007	20.8576	7.6801	31.3868	0.1565
	B	62.6898	20.7859	7.4513	31.7920	0.2268
	R	62.1761	20.8571	7.6968	31.2569	0.1909
4	G	61.6714	20.8199	7.6790	31.3999	0.1539
	B	62.6980	20.7584	7.4545	31.8117	0.2254

当式 (5) 中的 $a_1, a_2, \cdots, a_n$ 取不同的组合, 会有不同的结果, 总之是那些大权重所对应的属性指标会得到较大的提高, 而小权重对应的属性指标会得到较小的提高, 有时小权重所对应的指标还会有所下降. 各个属性指标的权重大小不仅要考虑各属性指标对后续处理影响的程度, 还要考虑到各个属性指标值的大小, 也就是各个属性指标值要进行归一化处理, 不同的归一化处理方法对最终结果也会有一定的影响.

4　结论与展望

本文的方法在一定程度上解决了现有融合模型的建立不够客观, 参数选取随意性大, 不易根据后续处理目的对融合规则进行自适应调整的缺点, 也解决了不同融合方法的优点不易综合的问题, 能够更容易地获取合适的结果图像.

选取合适的融合方法作为数据同化系统的模型算子和观测算子是一个难点和重点, 合适的模型算子和预测算子有利于获取好的预测数据和观测数据, 而好的预测数据和观测数据有助于最终合适数据的获取[16−17]. 如何在机理上和实验上分析各度量指标的相互关系, 综合考虑多个属性对图像后续处理的协同影响, 选取合适的指标权重来构造合适的目标函数, 选择合适的优化方法以充分利用所选模型算子和观测算子的各自优点, 以及满足特定的后续应用需要, 是下一步研究的重点.

References

1 Gonzalez-Audicana M, Saleta J L, Catalan R G, Garcia R. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(6): 1291−1299

2 Wu J, Liu J, Tian J W, Yin B K. Wavelet-based remote sensing image fusion with PCA and feature product. In: Proceedings of the 2006 International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang, China: IEEE, 2006. 2053−2057

3 Chen Mi, Xuan Jian-Hui, Li De-Ren, Qin Qian-Qing, Jia Yong-Hong. Image fusion algorithm based on independent component analysis. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(6): 82−87
(陈蜜, 佟剑辉, 李德仁, 秦前清, 贾永红. 独立分量分析的图像融合算法. 光电工程, 2007, **34**(6): 82−87)

4 Miao Qi-Guang, Wang Bao-Shu. Multi-sensor image fusion based on improved Laplacian pyramid transform. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(9): 1605−1610
(苗启广, 王宝树. 基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法. 光学学报, 2007, **27**(9): 1605−1610)

5 Tang L, Zhao Z G. Multiresolution image fusion based on the wavelet-based contourlet transform. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion. Quebec, Canada: IEEE, 2007. 184−189

6 Wang Yue-Shan. Data assimilation — its cause, its meaning and main procedures. *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. 海洋预报, 1999, **16**(1): 11−20)

内容版权归作者所有

更多技术文章，论文请登录www.srvee.com

7 Bach H, Mauser W. Methods and examples for remote sensing data assimilation in land surface process modeling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, **41**(7): 1629−1637

8 Huang Chun-Lin, Li Xin. A review of land data assimilation system. *Remote Sensing Technology and Application*, 2004, **19**(5): 424−430
(黄春林, 李新. 陆面数据同化系统的研究综述. 遥感技术与应用, 2004, **19**(5): 424−430)

9 Li X, Toshio K, Mahadevan P. A very fast simulated reannealing approach for land data assimilation. *Computers and Geosciences*, 2004, **30**(3): 239−248

10 Chen Mi. Research on Methods and Applications of Image Data Fusion Based on Independent Component Analysis [Ph. D. dissertation], Wuhan University, China, 2006
(陈蜜. 基于独立分量分析的影像信息融合方法与应用研究 [博士学位论文], 武汉大学, 中国, 2006)

11 Mitianoudis N, Stathaki T. Optimal contrast for color image fusion using ICA bases. In: Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany: IEEE, 2008. 1−7

12 Liu Bo, Wang Ling, Jin Yi-Hui. Advances in differential evolution. *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. 控制与决策, 2007, **22**(7): 721−729)

13 da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089−3101

14 Liu Gui-Xi, Chen Wen-Jin, Yang Wan-Hai. Study on the influence of fusion parameters on the performance of contrast pyramid decomposition-based image fusion scheme. *Journal of Circuits and Systems*, 2006, **11**(1): 39−45
(刘贵喜, 陈文锦, 杨万海. 融合参数对对比度塔形分解图像融合方法性能的影响研究. 电路与系统学报, 2006, **11**(1): 39−45)

15 De A A, Moschitta A, Russo F, Carbone P. Image quality assessment: an overview and some metrological considerations. In: Proceedings of the 2007 IEEE International Workshop on Advanced Methods for Uncertainty Estimation in Measurement. Trento, Italy: IEEE, 2007. 47−52

16 Chen R Y, Li S, Yang R, Qin Q Q. Multi-focus images fusion based on data assimilation and genetic algorithm. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. Wuhan, China: IEEE, 2008. 249−252

17 Chen R Y, Li S, Yang R, Qin Q Q. Remote sensing image fusion based on data assimilation and genetic simulated annealing algorithm. In: Proceedings of the 2008 International Symposium on Information Science and Engineering. Shanghai, China: IEEE, 2008. 520−524



陈荣元 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生, 湖南商学院信息学院讲师. 主要研究方向为图像处理、信息融合和人工智能. 本文通信作者. E-mail: chenrongyuan@126.com
(**CHEN Rong-Yuan** Ph. D. candidate at the State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University. Lecturer in the Department of Information, Hunan University of Commerce. His research interest covers image processing, information fusion, and artificial intelligence. Corresponding author of this paper.)



林立宇 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室讲师. 主要研究方向为图像处理、信息融合和超分辨率.
E-mail: foxery@126.com
(**LIN Li-Yu** Lecturer at the State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University. His research interest covers image processing, information fusion, and super resolution.)



王四春 湖南商学院信息学院教授. 主要研究方向为人工智能和智能决策.
E-mail: wscabcbank@sina.com
(**WANG Si-Chun** Professor at the College of Information, Hunan University of Commerce. His research interest covers artificial intelligence and intelligent decision.)



秦前清 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室教授. 主要研究方向为信息处理和小波分析.
E-mail: qqqin@lmars.whu.edu.cn
(**QIN Qian-Qing** Professor at the State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University. His research interest covers information processing and wavelet transform.)

内容版权归作者所有