基于 HIS 小波变换和 MOPSO 的全色与多光谱图像融合*

赵辽英[1)] 马启良[1)†] 厉小润[2)]

1) (杭州电子科技大学计算机应用技术研究所, 杭州 310018)

2) (浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

(2012 年 2 月 13 日收到; 2012 年 3 月 28 日收到修改稿)

有效的全色图像和多光谱图像的融合方法必须保证光谱和空间信息的最大化. 采用 HIS 小波融合算法框架, 提出了新的高频系数提取方法和一种新的全色和多光谱图像融合方法. 根据小波变换后高频中的细节以及边缘信息都具有方向性, 而噪声点一般都是孤立点这一物理特性, 设计了一种基于一阶高斯微分的高频系数提取方法. 以多个融合评价指标为目标函数, 对 HIS 小波融合算法中采用不同融合规则得到的结果图像, 通过多目标粒子群优化算法优化加权组合得到最终结果. 对实际 TM 多光谱图像和 SPOT 全色图像进行了融合实验比较研究, 结果表明, 改进的高频系数提取方法得到的融合图像在光谱信息和空间信息上都有较好的改善, 用多目标粒子群优化算法得到的结果图像在光谱信息保留上具有较明显的优势且空间信息也得到了较大的提高.

关键词: 遥感图像融合, 小波变换, 高频系数提取, 多目标粒子群优化算法

PACS: 42.30.K

1 引 言

遥感技术的发展不仅为资源与环境监测提供了宏观、实时、动态的数据, 也大大减少了工作量, 提高了监测的实效性. 单一的遥感数据有时不能满足信息提取的需要, 这样就需要进行多种遥感数据的综合运用. 像素级融合能够充分应用原始数据中的信息量, 综合集成多源遥感信息的优点, 尽可能多的保持图像的原始信息, 获取更高质量数据, 因此像素级融合一直是遥感信息处理研究的热点.HIS 变换融合方法可以提高图像的空间细节信息, 但是光谱信息失真较为严重. HIS 变换 [1] 和小波变换 [2−4] 是目前全色 (PAN) 和多光谱图像 (MS) 像素级融合研究中用得较多的方法. 小波变换方法可以保证图像的光谱信息得到较好的保留, 但空间信息比较缺乏. 为此, 很多学者采用 HIS 变换结合小波变换的方法对遥感图像进行融合 [5−7], 使空间信息跟光谱信息同时得到改善. 高低频系数融合规则是 HIS 小波变换的核心, 研究者们提出了各种不同的融合规则, 这些融合规则各有优点, 因此, 如果对多种不同的融合规则融合后的结果进行优化组合, 可以进一步提高融合图像的质量.

多目标粒子群优化 (multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)[8−10] 算法是利用多个目标函数作为衡量标准, 对多个参数进行优化, 使多个目标函数同时达到最优的最佳状态. 本文以 HIS 变换和小波变换相结合的 HIS 小波融合算法为基础, 首先分析了小波分解后高低频系数的物理特点, 以既能抑制噪声又能充分提取图像的细节信息为原则, 提出了一种基于一阶高斯微分的高频系数融合规则, 在高频系数的融合过程中充分考虑了高频细节信息和噪声信息在方向性上的差异; 然后, 针对高频融合规则的多样性提出了一种 HIS 小波结合多目标优化的融合算法, 以多种不同的融合结果评价指标构造多目标函数, 基于 MOPSO 对多

* 国家自然科学基金 (批准号: 61171152) 和教育部支撑计划项目 (批准号: 625010216) 资助的课题.

† E-mail: 289519451@qq.com

© 2012 中国物理学会 Chinese Physical Society

种不同融合规则得到的结果图像进行优化加权组合, 实验结果证明了该算法的有效性.

2 HIS 结合小波变换的全色和多光谱图像融合算法

HIS 结合小波变换的 PAN 和 MS 图像融合算法一般分为以下几个步骤: 首先, 将 MS 图像的红、蓝和绿三个可见光波段进行 HIS 变换; 对 MS 图像的 I 分量和 PAN 图像分别进行两层小波变换 [11]; 对所有高频分量和低频分量按一定的融合规则进行融合, 作为 I 分量新的高频分量和低频分量; 将融合后的高频分量和低频分量进行逆小波变换, 得到一个新的 I 分量; 新的 I 分量和原来的 H 和 S 一起经过 HIS 逆变换得到融合图像. 整个融合过程如图 1 所示.

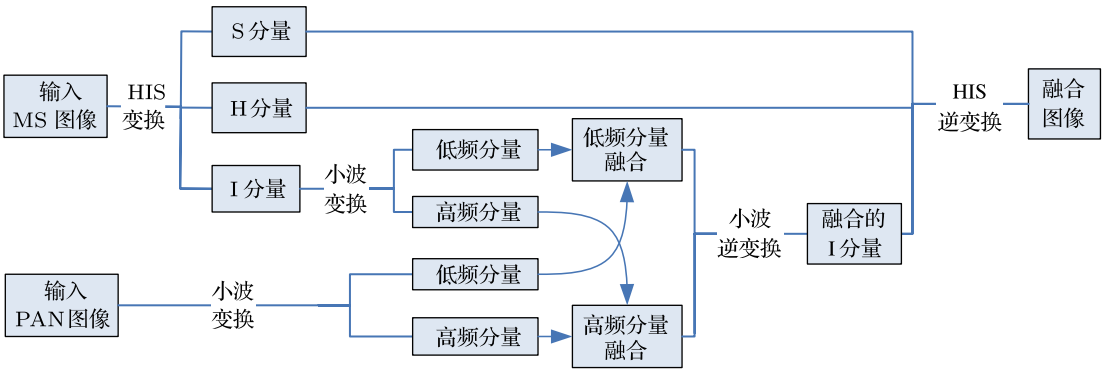

图 1 HIS 小波变换的图像融合流程图

在上述各步骤中, 最主要的是高频分量和低频分量的融合规则. 下面首先介绍图像的小波分解和重构, 然后重点介绍高频系数和低频系数的融合规则.HIS 变换及逆变换参见文献 [1].

2.1 图像的小波分解

小波可由一个定义在有限区间的函数 $\Psi(x)$ 来构造, $\Psi(x)$ 称为母小波, 或者叫做基本小波. 对 $\Psi(x)$ 进行缩放和平移后, 得到一组小波基函数 $\{\Psi_{a,b}(x)\}$, 称 $\Psi_{a,b}(x)=\left|\frac{1}{\sqrt{a}}\right|\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$ 为连续小波, 其中 a 为进行缩放的缩放参数, 反映特定基函数的宽度 (或者叫做尺度), b 为沿 x 轴平移的参数. 函数 $f(x)$ 以小波 $\Psi(x)$ 为基的连续小波变换定义为函数 $f(x)$ 和 $\Psi_{a,b}(x)$ 的内积

$$\begin{aligned}W_f(a,b)&=\langle f,\Psi_{a,b}\rangle\\&=\int_{-\infty}^{+\infty}f(x)\frac{1}{\sqrt{a}}\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)\mathrm{d}x.\end{aligned}\tag{1}$$

对 a, b 进行离散化, 取 $a=2^i$ 和 $b=ka$, 得到离散小波基函数 $\Psi_{i,k}(x)=2^{-i/2}\Psi\left(2^{-i}x-k\right)$, 其中, k 为平移参数, i 为缩放因子. 对应的小波变换为离散小波变换. 为实现二维图像的快速分解和重构, 1989 年, Mallat[2] 提出了离散小波变换的快速分解和重构算法, 用 $\boldsymbol{H}$(低通) 和 $\boldsymbol{G}$(高通) 两个一维镜像滤波器实现图像 $\boldsymbol{C}_j$ 的离散小波分解, 分解公式为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}_{j+1}&=\boldsymbol{H}_r\boldsymbol{H}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{C}_j,\quad \boldsymbol{D}^1_{j+1}=\boldsymbol{G}_r\boldsymbol{H}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{C}_j,\\ \boldsymbol{D}^2_{j+1}&=\boldsymbol{H}_r\boldsymbol{G}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{C}_j,\quad \boldsymbol{D}^3_{j+1}=\boldsymbol{G}_r\boldsymbol{G}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{C}_j,\end{aligned}\tag{2}$$

其中 j 表示图像的尺度, $\boldsymbol{H}_r$, $\boldsymbol{H}_{\mathrm{c}}$ 分别表示低通滤波器作用在图像的行和列上, $\boldsymbol{G}_r$, $\boldsymbol{G}_{\mathrm{c}}$ 分别表示高通滤波器作用在图像的行和列上, $\boldsymbol{C}_{j+1}$, $\boldsymbol{D}^1_{j+1}$, $\boldsymbol{D}^2_{j+1}$ 和 $\boldsymbol{D}^3_{j+1}$ 分别对应图像 $\boldsymbol{C}_j$ 的低频成分、垂直方向上的高频成分、水平方向上的高频成分和对角方向上的高频成分. 与之对应的二维图像的 Mallat 重构算法为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}_j=&\boldsymbol{H}^*_r\boldsymbol{H}^*_{\mathrm{c}}\boldsymbol{C}_{j+1}+\boldsymbol{H}^*_r\boldsymbol{G}^*_{\mathrm{c}}\boldsymbol{D}^1_{j+1}\\&+\boldsymbol{G}^*_r\boldsymbol{H}^*_{\mathrm{c}}\boldsymbol{D}^2_{j+1}+\boldsymbol{G}^*_r\boldsymbol{G}^*_{\mathrm{c}}\boldsymbol{D}^3_{j+1},\end{aligned}\tag{3}$$

其中 H^*, G^* 分别是 H 和 G 的共轭转置矩阵.

2.2 各个频率域的融合规则

对 Pan 图像和 MS 图像的 I 分量经过 N 层的小波分解, 可分别得到相应的高频系数和低频系数. 接下来就要在两者的多分辨率分解中选择每层的高频系数和低频系数, 得到融合后 I 分量的多分辨率分解. 小波变换的低频信息主要包含了图像的整体概貌, 而高频信息主要包含了边缘和细节的特征, 为了在合成图像中保留原图像在不同频率域的显

著特征, 在不同的频率域运用不同的融合规则.

2.2.1 低频系数的融合规则

目前, 低频系数融合规则最常用的为加权平均法 [12], 表示为

$$C_{\mathrm{F}}\left(p_n\right)=\omega_{\mathrm{MS}}C_{\mathrm{MS}}\left(p_n\right)+\left(1-\omega_{\mathrm{MS}}\right)C_{\mathrm{PAN}}\left(p_n\right), \tag{4}$$

其中 $C_{\mathrm{MS}}(p_n)$ 和 $C_{\mathrm{PAN}}(p_n)$ 分别为 PAN 图像和 MS 图像的低频系数, 对于 PAN 图像和 MS 图像的融合, 低频部分的融合要充分考虑多光谱图像, 尽可能多地保留它的低频部分.

2.2.2 高频系数的融合规则

目前, 高频系数的融合规则有极大值选择法、添加法、直接替代法和基于边缘检测的融合规则 [7,12,13] 等. 基于边缘检测的融合规则能充分提取 PAN 图像中高频细节信息, 是目前高频分量融合较好的选择. 图像融合中常用的边缘检测算子, 如 Sobel 算子 [7] 及文献 [12] 和 [13] 中的边缘检测算子, 都是对图像进行不同方向的一阶微分, 以各个方向的梯度信息平方和作为检测结果.

上述高频系数融合规则在提取高频信息时, 很难避免噪声点被误选, 一旦噪声点被作为细节信息选择后, 就会减少 I 分量自身的高频细节信息, 从而在逆变换时会严重影响融合结果图像. 如何在充分提取 PAN 图像中高频细节信息的同时, 减少噪声点的影响是高频系数提取时必须考虑的关键问题.

高频系数具有如下物理特点: 高频的边缘细节信息都具有方向性, 而噪声都是以孤立点的形式存在不具有方向性. 根据该特点, 借鉴 Canny 算子 [14] 的思想, 在高频系数融合过程中采用高斯一阶微分提取图像的高频特征量, 在充分提取 PAN 图像中高频细节信息的同时, 减少噪声点的影响.

设 MS 图像的 I 分量和 PAN 分量经 N 层小波分解后高频系数分别为 $D_{\mathrm{MS}}\left(p_n\right)$ 和 $D_{\mathrm{PAN}}\left(p_n\right)$, $1\leqslant n\leqslant 3N$. 二维高斯函数

$$G=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\Big(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\Big)$$

对应的高斯一阶微分为

$$\begin{aligned}\frac{\partial G}{\partial x}&=kx\exp\Big(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\Big)\exp\Big(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\Big),\\ \frac{\partial G}{\partial y}&=ky\exp\Big(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\Big)\exp\Big(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\Big),\end{aligned} \tag{5}$$

其中, σ 是高斯函数的分布参数.

定义图像的高频特征量

$$\begin{aligned}E(p_n)&=\Big(\frac{\partial G}{\partial x}*D_{\mathrm{PAN}}(p_n)\Big)^2\\&\quad+\Big(\frac{\partial G}{\partial y}*D_{\mathrm{PAN}}(p_n)\Big)^2,\\ E_{\mathrm{MS}}(p_n)&=\Big(\frac{\partial G}{\partial x}*D_{\mathrm{MS}}(p_n)\Big)^2\\&\quad+\Big(\frac{\partial G}{\partial y}*D_{\mathrm{MS}}(p_n)\Big)^2,\end{aligned} \tag{6}$$

其中 $*$ 号表示卷积. 选择 E 较大的高频特征量作为融合后 I 分量的高频系数, 这样就能在融合图像中最大程度的保留原图像的边缘信息, 融合函数表达如下:

$$D_{\mathrm{F}}(p_n)=\omega_{\mathrm{MS}}D_{\mathrm{MS}}(p_n)+\omega_{\mathrm{PAN}}D_{\mathrm{PAN}}(p_n), \tag{7}$$

其中

$$\omega_{\mathrm{MS}}=\begin{cases}1, & E_{MS}(p_n)>E_{\mathrm{PAN}}\left(p_n\right),\\ 0 & \text{其他},\end{cases}$$

$\omega_{\mathrm{PAN}}=1-\omega_{\mathrm{TM}}$, $D_{\mathrm{F}}(p_n)$ 为融合后的高频系数.

3 HIS 小波变换结合 MOPSO 的融合算法

HIS 小波变换融合算法中, 采用不同的高低频系数融合规则, 或者同样是基于边缘检测的融合规则, 但边缘检测算子不同, 所得的结果各有优点. 因此, 如果对多种不同的融合规则融合后的结果进行优化组合, 可以进一步提高融合图像的质量. HIS 小波变换结合 MOPSO 的融合算法的思路就是对两种采用不同融合规则时 HIS 小波变换融合结果图像 Fus_1 和 Fus_2 加权组合

$$\mathrm{Fus}(i,j)=\omega_1\mathrm{Fus}_1(i,j)+\omega_2\mathrm{Fus}_2(i,j), \tag{8}$$

其中, Fus 为结果图像, i, j 为对应像素点的坐标. 通过多目标粒子群优化算法确定最优加权系数 $W=(\omega_1,\omega_2)$, 其中 $0\leqslant w_t\leqslant 1, t=1,2$. 由于对不同大小的图像应用该算法得到的结果不同, 所以对图像进行分块处理, 块大小为 35×35 [10]. 算法流程如图 2. 多目标优化是该算法的关键部分, 下面先介绍图像融合的客观评价指标和 PSO 算法原理, 然后着重介绍该融合算法中的 MOPSO 的实现.

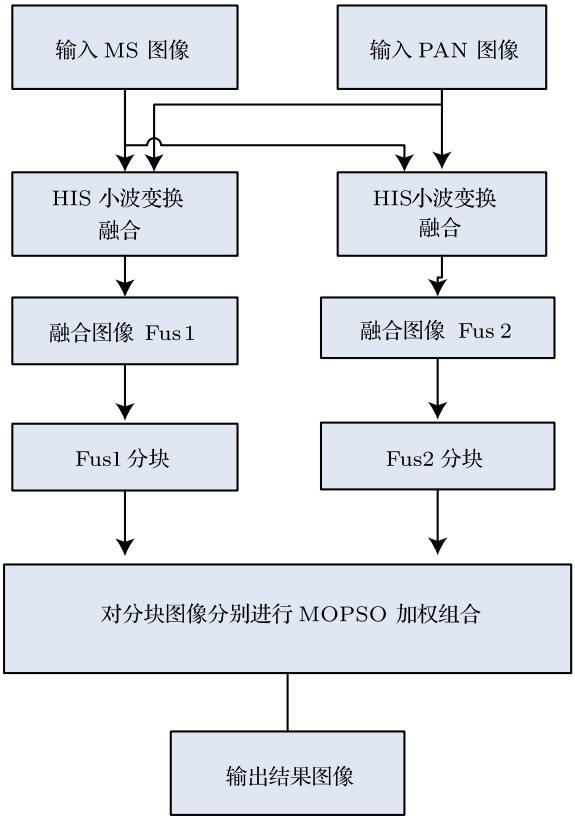

图 2 HIS 小波变换结合 MOPSO 的图像融合流程图

3.1 图像融合的客观评价指标

目前衡量融合结果图像与原 MS 图像和 PAN 图像之间相关性的客观评价指标比较多, 常用的客观评价指标包括均值、信息熵、交叉熵、平均梯度、相关系数、标准偏差、小波能量、标准差、均方根误差、信噪比等 [15]. 下面介绍常用的四种评价指标: 相关系数 (CC)、峰值信噪比 (PSNR)、平均梯度值 (Grad) 和均方根误差 (RASE).

相关系数

$$\mathrm{CC}(\mathrm{Fus},\mathrm{PAN}) = \frac{\sum\limits_{m=1}^{M}\sum\limits_{n=1}^{N}(\mathrm{Fus}_{n,m}-\bar{\mathrm{Fus}})(\mathrm{PAN}_{n,m}-\bar{\mathrm{PAN}})}{\sum\limits_{m=1}^{M}\sum\limits_{n=1}^{N}(\mathrm{Fus}_{n,m}-\bar{\mathrm{Fus}})^2(\mathrm{PAN}_{n,m}-\bar{\mathrm{PAN}})^2}, \quad (9)$$

用来衡量结果图像和原 PAN 图像的空间分辨率的相关性, 值越大, 与原 PAN 图像的相关性就越大, 其中, M, N 是一块图像的行数和列数, Fus, MS 和 PAN 分别是最终结果图像、原 MS 图像和原 PAN 图像. $\bar{\mathrm{Fus}}$ 和 $\bar{\mathrm{PAN}}$ 分别为融合结果图像和全色图像对应图像块所有像素值的均值.

峰值性噪比

$$\mathrm{PSNR}(\mathrm{Fus},\mathrm{MS}) = 10\log\frac{255^2}{\mathrm{RMSE}^2}, \quad (10)$$

用来衡量结果图像和原 MS 图像的光谱质量, 值越大, 保留的光谱信息就越多.

平均梯度值

$$\mathrm{Grad} = \frac{1}{M*N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sqrt{\frac{\Delta I_x^2+\Delta I_y^2}{2}}, \quad (11)$$

反映了空间细节信息, 其中, M, N 表示图像的宽度和高度, $\Delta I_x = f(i+1,j)-f(i,j)$, $\Delta I_y = f(i,j+1)-f(i,j)$, $f(i,j)$ 表示图像中对应的 i 行 j 列像素值. 梯度值越大, 表明图像的细节信息越丰富, 图像也就越清晰.

均方根误差

$$\mathrm{RASE} = \frac{100}{L}\sqrt{\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\mathrm{RMSE}^2(k)}, \quad (12)$$

反映了光谱信息, 其中, K 表示原 MS 图像的光谱波段数, L 表示原 MS 图像的 K 个光谱波段的均值, RMSE 表示根方差

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M*N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(F(i,j)-MS(i,j))^2}, \quad (13)$$

其中, M, N 表示图像的大小, F 表示融合的结果图像, MS 原多光谱图像. RASE 反映了融合图像与原 MS 图像的光谱接近程度, 值越小, 说明保留的光谱信息越多.

3.2 PSO 算法的基本原理

粒子群优化算法 (PSO)[8] 是 Eberhart 和 Kennedy 基于鸟群觅食行为而提出的. PSO 中, 每个优化问题的解类似于搜索空间中的一只鸟, 称之为 "粒子", 每个粒子有两个特征量: 速度和位置. PSO 初始化为 D 维目标搜索空间中的一群随机粒子, 然后通过粒子速度和位置的迭代找到最优解. 设 m 个粒子构成一个群体, 其中第 i 个粒子的位置可表示为 D 维的矢量 $\boldsymbol{Z}_i = (Z_{i1}, Z_{i2}, \cdots, Z_{id}, \cdots, Z_{iD})$. 粒子 i 的飞行速度为 $\boldsymbol{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{id}, \cdots, v_{iD})$, 粒子 i 的个体最优位置为 $\boldsymbol{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \cdots, P_{id}, \cdots, P_{iD})$, 整个粒子群迄今为止搜索到的全局最优位置为 $\boldsymbol{P}_\varepsilon = (P_{\varepsilon 1}, P_{\varepsilon 2}, \cdots, P_{\varepsilon d}, \cdots, P_{\varepsilon D})$, 每次迭代中,

粒子 i 通过跟踪 $\boldsymbol{P}_i$ 和 $\boldsymbol{P}_\varepsilon$ 两个极值, 更新自己的速度和位置

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} =& wv_{id}^k + c_1\gamma_1(P_{id} - Z_{id}^k) \\ &+ c_2\gamma_2(P_{\varepsilon d} - Z_{id}^k), \end{aligned} \tag{14}$$

$$Z_{id}^{k+1} = Z_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \tag{15}$$

其中 $i = 1, 2, \cdots, m$, $d = 1, 2, \cdots, D$, w 是可以动态修改的权重, k 是迭代次数, γ_1 和 γ_2 为 [0, 1] 之间的随机数. c_1 和 c_2 为学习因子, 也称加速因子, 其使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力. 此外速度 v_i 取值范围 $v_{\min}$—$v_{\max}$, 位置 Z_i 的取值范围为 $Z_{\min}$—$Z_{\max}$.

3.3 图像融合的多目标粒子群优化

对两幅融合结果图像 Fus_1 和 Fus_2 加权组合的目的是为了使多个客观评价指标更优, 从而得到更好的融合结果图像, 其实质是一个多目标优化问题.

以 3.1 介绍的四种评价指标为例来说明. 除了RASE, 其他三个指标都与波段无关, 而且, 都是值越大, 表示融合结果越好, 可以作为本文算法中的目标函数.

假定融合过程中, 选择其中的 m 个评价指标 $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{W}) = (f_1(\boldsymbol{W}), f_2(\boldsymbol{W}), \cdots, f_m(\boldsymbol{W}))^{\mathrm{T}}$ 作为目标函数, 则 (7) 式中最优加权系数的确定可以表示为如下的约束多目标优化问题:

$$\begin{aligned} &\max_{\boldsymbol{W}} \boldsymbol{F}(\boldsymbol{W}), \\ &\text{s.t.} \quad 0 \leqslant w_t \leqslant 1, \ \forall\, t \end{aligned} \tag{16}$$

以待确定的 $\boldsymbol{W}$ 作为粒子的位置 $\boldsymbol{Z}$, 用粒子群优化算法求解该目标优化问题. (14) 式和 (15) 式 $\boldsymbol{Z}$ 用 $\boldsymbol{W}$ 代替. 在算法的每一次迭代中, 都会根据 (14) 式生成一个新的速度 v, 并根据 (15) 式来更新对应粒子的位置 $\boldsymbol{W}$, 然后用 (8) 式产生新的融合结果图像 Fus, 并计算新的目标函数.

粒子群算法用于优化问题的关键是如何确定每个个体的局部最优位值 $\boldsymbol{P}_i$ 和整个粒子群的全局最优位置 $\boldsymbol{P}_\varepsilon$. 实际问题中通常不可能使所有的目标同时达到最优化, 因此多目标优化问题通常无单个的最优解, 而是协调各个准则的一组优化解, 即折衷解, 或称 "Pareto 解"[9].

设 $\boldsymbol{W}_i^k$ 表示第 i 个粒子第 k 次迭代时的权值 (粒子的位置), f_{ji} 表示每次迭代时第 i 个粒子的第 j 个目标函数的局部最优函数值. 为了便于描述, 类似文献 [9], 先给出 3 个定义.

定义 1 $\boldsymbol{W}_i^k$ 局部最优

如果对所有 $j = 1, 2, \cdots, m$, 均存在 $f_j(\boldsymbol{W}_i^k) \geqslant f_{ji}$, 且至少有一个满足 $f_j(\boldsymbol{W}_i^k) > f_{ji}$, 则称 $\boldsymbol{W}_i^k$ 局部最优.

定义 2 占优和优于

如果对所有目标, $\boldsymbol{x}_1$ 不比 $\boldsymbol{x}_2$ 差, 或对所有 $j = 1, 2, \cdots, m$, 均存在 $f_j(\boldsymbol{x}_1) \geqslant f_j(\boldsymbol{x}_2)$, 且至少有一个满足 $f_j(\boldsymbol{x}_1) > f_j(\boldsymbol{x}_2)$, 则称解 $\boldsymbol{x}_1$ 优于 $\boldsymbol{x}_2$, 或 $\boldsymbol{x}_2$ 被 $\boldsymbol{x}_1$ 占优.

定义 3 非劣解和 Pareto 解

对于解集 $\boldsymbol{X}_d = \{\boldsymbol{X}_d(1), \boldsymbol{X}_d(2), \cdots, \boldsymbol{X}_d(n)\}$, 如果 $\boldsymbol{X}_d(p) \in \boldsymbol{X}_d$ 不被 $\boldsymbol{X}_d$ 中其他任一解占优, 则称 $\boldsymbol{X}_d(p)$ 为一个非劣解或 Pareto 解.

设有一个外部记忆体存放 Pareto 解集 $\mathbf{PF}^*$, 粒子数为 N. 每次迭代后, 确定 $\boldsymbol{P}_i$ 和 $\boldsymbol{P}_\varepsilon$ 的算法具体过程描述如下.

步骤 1 对每个粒子 i, $i = 1, 2, \cdots, N$, 重复如下过程:

更新每个粒子 i 的局部最优权值

$$\boldsymbol{P}_i = \begin{cases} \boldsymbol{W}_i^k, & \boldsymbol{W}_i^k\text{局部最优}, \\ \boldsymbol{P}_i, & \text{其他}. \end{cases} \tag{17}$$

确定本次解集

$$\boldsymbol{X}_d(i) = \begin{cases} \boldsymbol{W}_i^k, & \boldsymbol{W}_i^k\text{局部最优}, \\ \varphi, & \text{其他}. \end{cases} \tag{18}$$

更新每个目标函数的局部最优值

$$f_{ji} = \begin{cases} f_{ji}(\boldsymbol{W}_i^k), & \boldsymbol{W}_i^k\text{局部最优}, \\ f_{ji}, & \text{其他}. \end{cases} \tag{19}$$

更新每个目标函数对应整个粒子群的全局最优值

$$\mathrm{PBEST}_j = \begin{cases} f_{ji}(\boldsymbol{W}_i^k), & f_{ji}(\boldsymbol{W}_i^k) \leqslant \mathrm{PBEST}_j, \\ \mathrm{PBEST}_j, & \text{其他}. \end{cases} \tag{20}$$

步骤 2 对 $i = 1, 2, \cdots, N$, 根据定义 2 和 3, 从本次解集 $\boldsymbol{X}_d$ 中找到 Pareto 解集

$$\mathbf{PF}(i) = \begin{cases} \boldsymbol{X}_d(i), & \boldsymbol{X}_d(i)\text{是 Pareto 解}, \\ \varphi, & \text{其他}. \end{cases} \tag{21}$$

步骤 3 对 $i = 1, 2, \cdots, N$, 更新外部存放

的 Pareto 解集

$$\mathbf{PF}^*(i)=\begin{cases}\mathbf{PF}(i), & \mathbf{PF}(i)\text{不被原}\mathbf{PF}^*\\ & \text{中任意解占优},\\ \mathbf{PF}^*(i), & \mathbf{PF}^*(i)\text{不被}\mathbf{PF}\\ & \text{中任意解占优},\\ \varphi, & \text{其他}.\end{cases}\tag{22}$$

步骤 4 真正的 Pareto 解应该是每个目标函数都等于全局最优值的粒子, 为了尽可能收敛到真正的 Pareto 前沿, 对全局 Pareto 解集 $\mathbf{PF}^*$ 中的对每个粒子, 计算适应值

$$d(i)=\sum_{j=1}^{m}(f_j(\mathrm{PF}^*(i))-\mathrm{PBEST}_j)^2,\tag{23}$$

其中, m 表示目标函数个数, $d(i)$ 表示在全局 Pareto 解集 $\mathbf{PF}^*$ 中的第 i 个粒子的所在位置的适应度. 选择 $d(i)$ 最小的 Pareto 解作为整个粒子群的全局最优位置, 即 $t=\arg_i\min d(i)$, $\boldsymbol{P}_\varepsilon=\boldsymbol{P}F^*(t)$.

4 实验结果与分析

对不同区域已经配准的 512×512 的多幅 MS 和 Spot 遥感图像, 做两个方面的融合实验研究, 来验证本文算法的有效性. 图像数据来源于文献 [16] 自带的光盘.

实验 1 算法有效性验证

采用 Mallat 小波, HIS-Mallat 融合中高频系数融合规则分别采用文献 [13] 的高频梯度平方和融合规则和本文提出的高斯一阶微分融合规则, 两种 HIS-Mallat 融合结果 MOPSO 优化过程中以相关系数和峰值信噪比为优化目标. 融合结果如图 3(c)—(e) 所示, 图 3(c) 是 HIS-Mallat 变换中采用高频梯度平方和融合的结果, 其中图 3(d) 是 HIS-Mallat 变换中采用高斯一阶微分融合的结果, 图 3(e) 是最后优化的结果.

从图 3 可以看出, 经过融合后, 结果图像的亮度都增加了, 视觉效果略好于原 MS 图像, 光谱信息比原 PAN 图像丰富. 但从结果图中无法直接判断哪种方法更优. 为了更客观地评价结果, 需要计算评价指标. 在计算峰值信噪比前, 首先对两幅待融合的图像进行拉普拉斯滤波 [10], 3×3 的模板为 $\mathrm{lap}=\{-1,-1,-1;-1,8,-1;-1,-1,-1\}$.

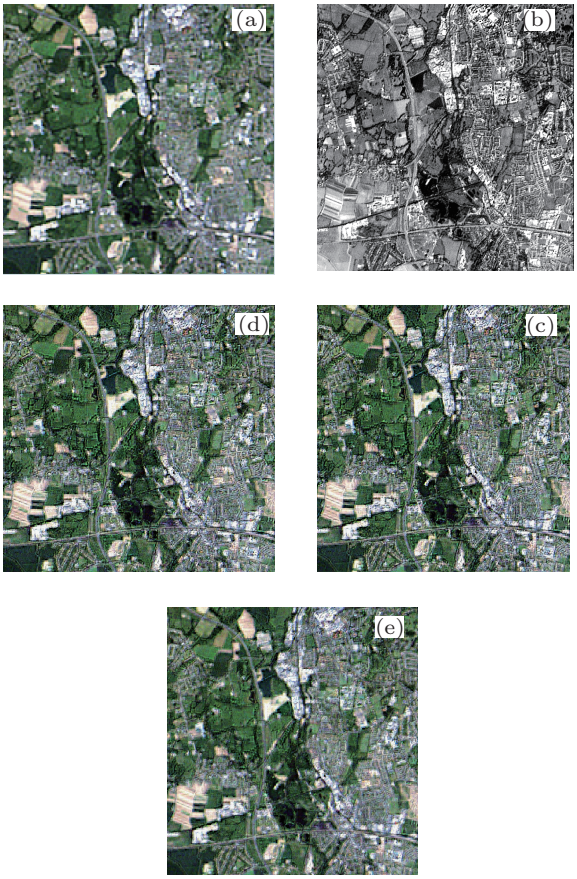

图 3 不同融合方法的结果图像 (a) 原 MS 图像; (b) 原 PAN 图像; (c) HIS-Mallat(梯度平方和) 融合结果; (d) HIS-Mallat(高斯一阶微分) 融合结果; (e) HIS-Mallat 结合 MOPSO 融合结果

表 1 不同融合方法的结果性能比较

融合方法	RASE	Grad	CC	PNSR
HIS-Mallat(梯度平方和)	0.3762	0.6322	19.1681	27.3799
HIS-Mallat(高斯一阶微分)	0.3730	0.6449	19.2546	26.2633
MOPSO 融合	0.3640	0.6572	19.4962	25.9142

表 1 给出了融合结果的 RASE、相关系数、峰值信噪比和平均梯度. RASE 和峰值信噪比反映了光谱信息, RASE 越小光谱信息越好, 峰值信噪比越大光谱信息越好; 相关系数和平均梯度反映了空间信息, 相关系数越大表示与原 PAN 图像的空间信息越接近, 平均梯度越大表示图像让人看着越清晰. 从表 1 可以看出, HIS- 小波结合 MOPSO 的结果 RASE 最小且 PNSR 最大, 相关系数最大且平均梯度仅略小于其他方法, 说明该方法在光谱信息的保留和细节信息的提取方面较优于其他方法; 从两种 HIS 小波融合结果来看, 高频系数采用高斯一阶微分融合的结果各个指标要较优于高频梯度平方

和融合的结果仅平均梯度略小.

实验 2 算法鲁棒性研究

为了验证算法的鲁棒性, 分三个方面来进行研究, 一是实验图像与实验一不同, 二是 HIS 小波采用不同高频融合规则后的结果的不同组合优化结果比较, 三是 MOPSO 中目标函数个数不同的结果比较. HIS-Mallat 中用到的不同高频系数融合规则为梯度平方和和、区域方差和高斯一阶微分融合规则, 对这三种 HIS-Mallat 结果分别选用两个目标和三个目标进行两两组合优化. 两个目标是CC和PNSR, 三个目标是 CC, PNSR和Grad. MOPSO 算法的初始参数 w, c_1, c_2, $v_{\min}$, $v_{\max}$, $Z_{\min}$ 和 $Z_{\max}$, 对其初始化为 0.65, 1, 1, −1, 1, 0 和 1; 粒子群大小 POPSIZE 和迭代次数 MAXITER, 分别取值为 15 和 40.

图 4 给出了实验结果. 从图 4 可以得出图 3 一样的结论. 为了客观评价结果, 表 2 给出了各个评价指标值.

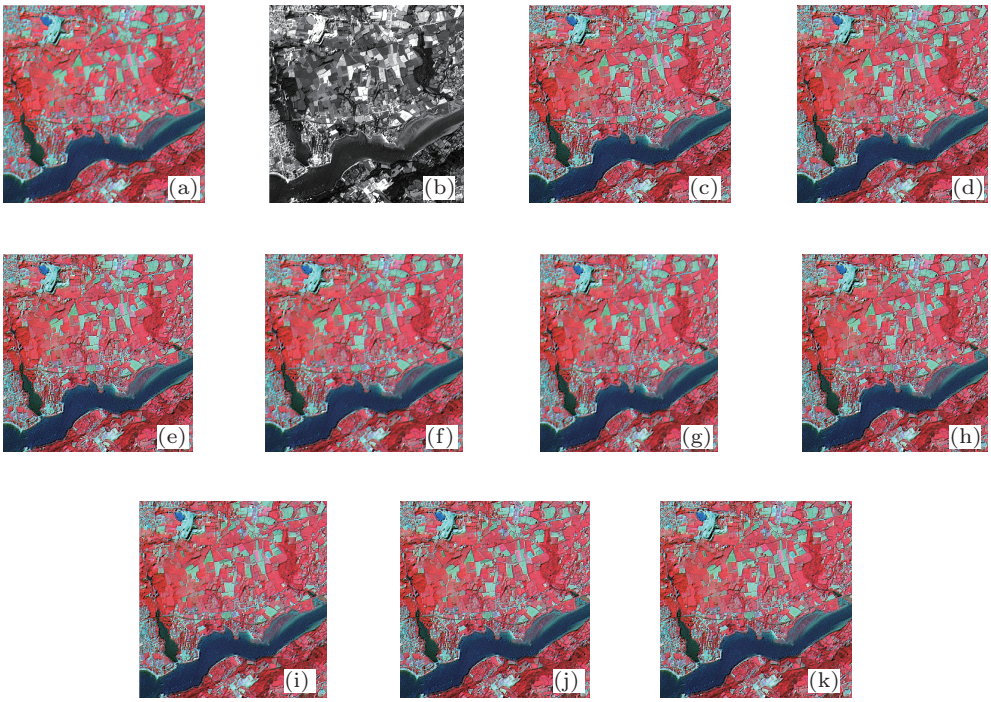

图 4 HIS 小波结合 MOPSO 融合的不同优化组合结果 (a) 原 MS 图像; (b) 原 PAN 图像; (c)HIS 小波 (梯度平方和); (d)HIS 小波 (高斯一阶微分); (e)HIS 小波 (区域方差); (f) 双目标 MOPSO(梯度平方和 + 高斯一阶微分); (g) 双目标 MOPSO(梯度平方和 + 区域方差); (h) 双目标 MOPSO(高斯一阶微分 + 区域方差); (i) 三目标 MOPSO(梯度平方和 + 高斯一阶微分); (j) 三目标 MOPSO(梯度平方和 + 区域方差); (k) 三目标 MOPSO(高斯一阶微分 + 区域方差)

表 2 HIS 小波结合 MOPSO 融合的不同优化组合结果性能比较

融合方法		RASE	Grad	CC	PNSR
HIS 小波 (梯度平方和)		0.1836	37.7770	0.2875	16.5855
HIS 小波 (高斯一阶微分)		0.1775	36.3099	0.3008	16.8649
HIS 小波 (区域方差)		0.1865	37.3713	0.2887	16.4496
两目标 MOPSO(CC/PSNR)	梯度平方和 + 高斯一阶微分	0.1770	36.3055	0.3020	16.9170
	梯度平方和 + 区域方差	0.1833	37.2913	0.2906	16.6126
	高斯一阶微分 + 区域方差	0.1783	36.0955	0.3026	16.8510
三目标 MOPSO (CC/PNSR/Grad)	梯度平方和 + 高斯一阶微分	0.1821	37.4232	0.2903	16.6716
	梯度平方和 + 区域方差	0.1838	37.6953	0.2881	16.5864
	高斯一阶微分 + 区域方差	0.1847	37.0836	0.2915	16.5491

从表 2 可看出, 就三种 HIS 小波方法相比, HIS 小波 (高斯一阶微分) 的 RASE 最小且PNSR最大, 相关系数最大且平均梯度仅略小于其他两种方法, 所以性能较优, 另外两种算法性能不差上下. 三种 HIS 小波方法不同的组合对应的两目标 MOPSO 性能均优于单独的 HIS 小波方法, 说明本文算法对于 HIS 小波采用不同高频融合规则后的结果的不同组合优化具有一定的鲁棒性. 所有的三目标 MOPSO 性能则是介于所组合的两种 HIS 小波方法之间, 说明三目标 MOPSO 不如两目标 MOPSO, 算法对于目标个数的鲁棒性较差.

5 结 论

本文主要做了两方面的工作, 一方面是从小波变换后图像的高低频分量物理特性分析出发, 以更好保留原多光谱图像细节信息为目标, 对 HIS 小波变换算法的高频系数融合规则做了改进, 提出了高斯一阶微分高频系数融合规则, 实验结果表明改进的 HIS 小波 (高斯一阶微分) 算法略优于其他的 HIS 小波算法, 如 HIS 小波 (梯度平方和) 和 HIS 小波 (区域方差). 另一方面, 针对高频融合规则的多样性提出了一种 HIS 小波结合多目标优化的融合算法, 基于 MOPSO 对多种不同融合规则得到的结果图像进行优化加权组合, 实验结果表明该算法对不同高频融合规则的组合优化具有一定的鲁棒性, 并且两目标优化时, 算法能迅速并有效地捕捉到非劣最优解, 到达 Pareto 前沿, 结果在有效提取空间细节信息的同时, 很好地保留了光谱信息, 但该算法的多目标优化求解方法需进一步研究, 以提高算法对目标个数的鲁棒性.

[1] Tu T M, Shyu H C, Huang P S 2001 *Inf. Fusion* **2** 177

[2] Mallat S G 1989 *IEEE Trans. PAMI* **11** 674

[3] Tanish Zaveri, Ishit Makwana, Mukesh Zaveri 2010 *International Conference on Hybrid Intelligent Systems* **10** 13

[4] Gan T, Feng S T, Nie S P, Zhu Z Q 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 114205 (in Chinese) [甘甜, 冯少彤, 聂守平, 朱竹青 2011 物理学报 **60** 114205]

[5] Guo Q, Liu S May 2011 *International Journal for Light and Electron Optics* **122** 811

[6] Arash G M, June M Y 2011 *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing* **49** 1976

[7] Wen L M, Peng L 2011 *Computer Engineering and Applications.* 10 (in Chinese) [温黎茗, 彭力 2011 计算机工程与应用 10]

[8] Li X D 2003, 3 August. *In: Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference.* Chicago, USA p37–48

[9] Li H B, Li X, Liu X P, Ai B, Liu T 2008 *Journal of Remote Sensing.* **12** 724 (in Chinese) [黎海波, 黎夏, 刘小平, 艾彬, 刘涛 2008 遥感学报**12** 724]

[10] Saeedi J, Faez K 2011 *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **66** 365

[11] Gong J Z, Liu Y S, Xia B C, Chen J F 2010 *Journal of Image and Graphics.* **15** 1269 (in Chinese) [龚建周, 刘彦随, 夏北成, 陈健飞 2010 中国图象图形学报 **15** 1269]

[12] Chao R, Zhang K, Li Y J. 2004 *Acta Electronica Sinica* **32** 750 (in Chinese) [晁锐, 张科, 李言俊 2004 电子学报 **32** 750]

[13] Yang Y 2011 *Journal of Multimedia* **6** 91

[14] Bai T T, Deng C X, Geng Y 2010 *Science and Technology Journal of Harbin University* **15** 44 (in Chinese) [白婷婷, 邓彩霞, 耿英 2010 哈尔滨理工大学学报**15** 44]

[15] Wang H H, Peng J X, Wu Wei 2004 *Infrared and Laser Project.* **33** 189 (in Chinese) [王海晖, 彭嘉雄, 吴巍 2004 红外与激光工程 **33** 189]

[16] Zhao W J, Duan F Z, Liu X M, Xue Z Y 2007 *ENVI remote sensing image processing project and practice* (Beijing: China Environmental Science Press) [赵文吉, 段福州, 刘晓萌, 徐智勇 2007 ENVI 遥感影像处理专题与实践 (北京: 中国环境科学出版社)]

Multi-spectral and panchromatic image fusion based on HIS-wavelet transform and MOPSO algorithm*

Zhao Liao-Ying[1)] Ma Qi-Liang[1)†] Li Xiao-Run[2)]

1) (*Institute of Computer Application Technology, HangZhou Dianzi University, Hangzhou* 310018*, China*)

2) (*College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou* 310027*, China*)

(Received 13 February 2012; revised manuscript received 28 March 2012)

Abstract

Effective fusion method of remote sensing multispectral and panchromatic image must ensure maximizations of spectrum and space information. Using the fusion algorithm framework with combining HIS transformation and wavelet transform (HIS-wavelet), in this paper we propose a new method to extract high frequency coefficients and a new multispectral and panchromatic image fusion method by using multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) algorithm. According to the physical characteristics that the edge information in the high frequency has the nature of direction and noise points in the high frequency are generally isolated, a high frequency coefficient extraction method based on Gauss first order differential is proposed. The final resulting image is optimally combined by two images obtained by using different fusion rules in HIS-wavelet. Multiple fusion evaluation indicators are used as object functions and the MOPSO algorithm is used to find the optimal weights. The experiments on TM multi-spectral image and SPOT panchromatic image are carried out. Experimental results demonstrate that the improved method has a better improvement in spectral and spatial information. At the same time, the resulting image which is obtained using MOPSO algorithm has obvious advantages in retaining the spectral information and the spatial information is also greatly improved.

Keywords: remote sensing image fusion, wavelet transformation, extraction of high frequency coefficients, multi-objective particle swarm optimization algorithm

PACS: 42.30.K

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61171152), and the Program for New Century Excellent Talents in University of Ministry of Education of China (Grant No. 625010216).

† E-mail: 289519451@qq.com