

# 一种基于变分方法的多分辨率域融合策略

马宁<sup>1,2</sup> 周则明<sup>1</sup> 罗立民<sup>2</sup>

(解放军理工大学气象海洋学院 南京 210007)<sup>1</sup> (东南大学影像科学与技术实验室 南京 210096)<sup>2</sup>

**摘要** 针对常规多分辨率域融合策略的处理过于直接可能会降低融合图像质量的现象,提出了一种多分辨率域变分融合策略。该策略根据源图像分解系数的梯度信息构造目标系数梯度场,寻找梯度最接近目标梯度场的系数作为融合图像的分解系数。为了保持与源图像的相似性,对高、低频系数分别加入了约束条件。针对高频系数对噪声敏感的特点,还引入了全变分项来保证解的平滑性。在多聚焦图像、红外图像与可见光图像上的融合实验结果表明:与常规融合策略相比,提出的融合策略能够注入更多的空间细节信息,同时能更有效地保留源图像的结构信息。

**关键词** 多分辨率分析,变分,图像融合,融合策略

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

## Variational Fusion Strategy for Multiscale Analysis Domain

MA Ning<sup>1,2</sup> ZHOU Ze-ming<sup>1</sup> LUO Li-min<sup>2</sup>

(College of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China)<sup>1</sup>

(Laboratory of Image Science & Technology, Southeast University, Nanjing 210096, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Conventional fusion strategies typically manipulate the fused coefficient too directly, which may introduce artifacts and decrease the fused image quality. This paper presented a variational fusion strategy for multiscale analysis domain. An energy minimization problem was proposed to find the solution whose gradient is closest to that of the target gradient field, which is built from the gradient information of the source images' decomposition coefficients. To keep the similarity with source images, the constraint condition was imposed into the highpass and lowpass coefficients separately. Since the highpass coefficients are sensitive to the noise, the total variation term is also introduced to assure the smoothness of the solution. The performance of the proposed fusion strategy was evaluated on multifocus images, infrared and visible images. Experimental results show that the strategy can inject more spatial detail information and meanwhile preserve more structural information of the original image than conventional fusion strategies.

**Keywords** Multiscale analysis, Variation, Image fusion, Fusion strategy

## 1 引言

由于人类视觉系统具有多分辨率特性,基于多分辨率分析的图像融合技术已成为众多图像融合技术研究的热点,其算法主要可以分为以下几个步骤:首先将源图像 A、B 进行多分辨率分解,得到多尺度、多方向的子带系数,然后对高、低频子带系数分别根据相应的融合策略获得融合图像的子带系数,最后经过多分辨率重构得到融合图像 F。多分辨率域的融合流程示意图如图 1 所示。

在多分辨率域的融合过程中,对融合图像的性能起决定性关键作用的因素主要有两个。

### (1)多分辨率分解、重构工具

多分辨率分析方法中最常用的是小波变换,其中,离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)<sup>[1]</sup>采用了下采样的处理方式,当输入图像发生较小平移时,小波系数会发生较

大的变化,这常常会导致融合图像在边缘附近出现振铃现象。针对该缺陷,人们提出了基于平稳小波变换(Stationary Wavelet Transform, SWT)<sup>[2]</sup>、提升小波变换<sup>[3]</sup>、非下采样轮廓波变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[4]</sup>等融合方法,取得了较好的融合效果。

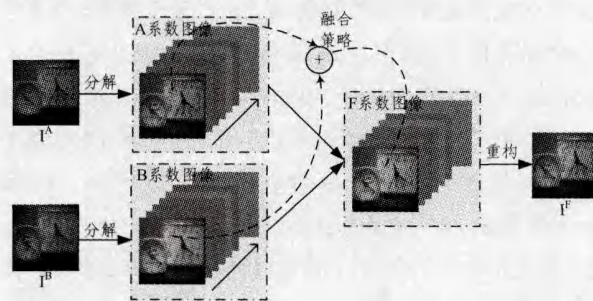


图1 多分辨率域融合流程示意图

### (2)各子带系数的选取规则,即融合策略

到稿日期:2012-11-24 返修日期:2013-02-03 本文受国家自然科学基金(41174164),解放军理工大学预研基金(KYQYZLXY1207)资助。

马宁(1977—),男,硕士,讲师,主要研究方向为数字图像处理和模式识别, E-mail: flywithyu@yahoo.com.cn; 周则明(1966—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理和模式识别; 罗立民(1956—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理与计算机视觉。

在建立融合图像的子带系数时,必须确定哪幅源图像的子带系数对融合更加有利。在一幅图像的多分辨率分解中,绝对值较大的子带系数通常对应于图像中对对比度变化较大的边缘或轮廓等特征,而人类视觉系统对于这些细节信息比较敏感。因此,许多融合算法都尝试将边缘信息传递给融合图像<sup>[5]</sup>。常规的融合策略通常是基于单像素的系数值或者根据某个区域特征测度对系数进行简单的选择或加权组合处理,如对低频子带系数,常用平均法等准则;而对高频子带系数,常采用系数绝对值最大或区域能量最大等准则进行选择。由于这些融合策略处理过于直接,在获得一定融合效果的同时,也会在一定程度上降低图像的对对比度或者引入噪声,从而使源图像中的有用信息丢失,图像质量下降。

近年来,人们开始关注变分方法在图像融合应用方面的研究。将变分方法应用于“融合”的思想最早可以追溯到 Sapiro 等的研究工作。2000 年, Sapiro 等<sup>[6]</sup>提出了矢量图像水平集的概念,并且指出:通过由矢量图像获得保持形状的灰度图像的方法,可将同一地区的多通道遥感图像表示为清晰度更高并同时具有多通道形状特性的单幅灰度图像。约翰霍普金斯大学的 Socolinsky 博士<sup>[7,8]</sup>则具体研究了图像融合的变分方法,他的研究为图像融合问题提供了新的思路和方法。2002 年, Socolinsky 提出了一种图像融合的变分模型<sup>[8]</sup>,该模型利用所有输入图像的梯度信息构造目标梯度场,通过寻找梯度最接近目标梯度场的解作为融合图像。2009 年, Piella<sup>[5]</sup>通过结构张量的方式用所有输入图像的梯度信息来建立目标梯度场,得到了与 Socolinsky 模型相同的变分形式;为了提高融合图像的局部对比度,他还把 Bertalmio 的视觉增强项<sup>[9]</sup>引入变分模型,以获得视觉效果更好的融合图像。

受到 Socolinsky 变分融合思想的启发,本文结合多分辨率分析方法多尺度、多方向分解的特点,提出了一种多分辨率域的变分融合策略。首先将 Socolinsky 变分融合模型推广到多分辨率域的子带系数,根据子带系数的梯度信息构造融合图像子带系数的目标梯度场,为了保持源图像结构、细节等重要信息,引入了变分约束条件。针对高频系数对噪声敏感的特点,还加入了全变分项来保证解的平滑性。在多聚焦图像、红外和可见光图像上进行了定量和定性实验,实验结果表明:该变分融合策略能够注入更多的空间细节信息,同时能够更有效地保留源图像的结构信息。

## 2 变分融合模型

对于图像融合来说,传递源图像的边缘信息给融合图像的一种最直接方法就是将各输入图像的梯度信息合成为一个目标梯度  $V$ , 梯度最接近  $V$  的灰度图像就是融合图像。而其关键就在于如何组合梯度信息<sup>[5]</sup>。Socolinsky 等基于结构张量的方式构造目标梯度场,以更合理地组合梯度信息。

设  $I^i: \Omega \rightarrow [0, 255]$  ( $i=1, 2, \dots, N, N$  是输入图像数) 是第  $i$  幅输入图像,  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ 。对于图像  $I^i$  和点  $p=(x, y) \in \Omega$ ,  $p$  点处的结构张量定义如下:

$$\chi^2(p) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N (s_i(p) \frac{\partial I^i}{\partial x})^2 & \sum_{i=1}^N s_i^2(p) \frac{\partial I^i}{\partial x} \frac{\partial I^i}{\partial y} \\ \sum_{i=1}^N s_i^2(p) \frac{\partial I^i}{\partial y} \frac{\partial I^i}{\partial x} & \sum_{i=1}^N (s_i(p) \frac{\partial I^i}{\partial y})^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,  $s_i(p)$  为归一化的权重系数,且

$$s_i(p) = \frac{|\nabla I^i(p)|}{(\sum_{i=1}^N (|\nabla I^i(p)|)^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (2)$$

目标梯度  $V$  可由结构张量  $\chi^2(p)$  的特征值与特征矢量构造得到。为了避免特征矢量的二义性,令  $V$  的方向与所有输入图像梯度的平均方向一致,则定义  $V$  为<sup>[4]</sup>:

$$V(p) = \sqrt{\lambda_p^+} \theta_p^+ \text{sign}(\theta_p^+ \cdot \sum_{i=1}^N s_i(p) \nabla I^i(p)) \quad (3)$$

式中,  $\text{sign}(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 0 \\ -1, & t < 0 \end{cases}$ ,  $\lambda_p^+$  是  $\chi^2(p)$  的最大特征值,  $\theta_p^+$  是对应的特征矢量。

找到梯度最接近  $V$  的函数  $F: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  的一种做法是直接求解方程  $\nabla F = V$ 。由于  $V$  不一定可积,因此这个方程通常没有解<sup>[8]</sup>。对这种问题的处理,通常采用在误差的  $L^2$  范数意义下寻找最接近的函数的办法,即希望问题解的梯度距离  $V$  有最小均方误差。这等价于最小化如下泛函:

$$E(F) = \int_{\Omega} |\nabla F(p) - V(p)|^2 dp \quad (4)$$

式中,  $F$  表示融合图像。实际上,泛函式(4)可看作度量融合图像梯度变化( $\nabla F$ )与目标图像梯度变化( $V$ )匹配程度的能量项<sup>[5]</sup>。

## 3 多分辨率域变分融合策略

为了利用多分辨率分析对边缘等细节信息多尺度、多方向分解的特性,我们首先将 Socolinsky 变分模型式(4)推广到多分辨率域分解系数图像,可表示为:

$$E(C) = \int_{\Omega} |\nabla C^F(p) - V_C(p)|^2 dp \quad (5)$$

式中,  $C^F$  为融合图像的分解系数,  $V_C$  为输入图像分解系数  $C$  的目标梯度场,定义为:

$$V_C(p) = \sqrt{\lambda_p^+} \theta_p^+ \text{sign}(\theta_p^+ \cdot \sum_{i=1}^N s_i(p) \nabla C^i(p)) \quad (6)$$

且

$$s_i(p) = \frac{|\nabla C^i(p)|}{(\sum_{i=1}^N (|\nabla C^i(p)|)^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

能量泛函式(5)可以理解为将不同尺度子带系数的细节信息注入到融合图像的子带系数中。为了控制梯度信息的注入程度,引入正常数  $\zeta$ ,则新的能量泛函形式为:

$$E(C) = \int_{\Omega} |\nabla C^F(p) - \zeta V_C(p)|^2 dp \quad (8)$$

假设第  $i$  幅图像经多分辨率分解后得到的分解系数为  $\{C_j^i, C_{j,l}^i\}$ 。其中,  $J$  是分解层数,  $C_j^i$  表示低频子带系数,  $C_{j,l}^i$  表示第  $j$  层 ( $j=1, 2, \dots, J$ ) 第  $l$  个方向的高频子带系数,对于 SWT 来说,  $l=1, 2, 3$  分别表示水平、垂直和对角线方向。

### 3.1 低频系数融合策略

对于低频子带系数  $C_j^i$ , 为了避免与原系数相差太大,增加相应约束,则定义泛函为:

$$\begin{aligned} \tilde{E}_L(C_j^f) = & \alpha_j \int_{\Omega} |\nabla C_j^f(p) - \zeta_j V_{C_j}(p)|^2 dp + \gamma_j \int_{\Omega} \\ & |C_j^f(p) - C_{j_0}(p)|^2 dp \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $\alpha_j$  和  $\gamma_j$  是正的权重参数, 用于平衡各能量项对结果图像的贡献,  $C_{j_0}$  是输入图像低频系数的组合(如取为平均值)。

### 3.2 高频系数融合策略

对于高频子带系数  $C_{j,l}^f$ , 还要考虑到高频系数可能包含噪声成分, 并且梯度信息对于噪声比较敏感, 为了去除噪声的影响, 我们引入全变分项<sup>[10]</sup>, 则能量泛函定义为:

$$\begin{aligned} \tilde{E}_H(C_{j,l}^f) = & \alpha_{j,l} \int_{\Omega} |\nabla C_{j,l}^f(p) - \zeta_{j,l} V_{C_{j,l}}(p)|^2 dp + \gamma_{j,l} \int_{\Omega} \\ & |C_{j,l}^f(p) - C_{j_0,l}(p)|^2 dp + \beta_{j,l} \int_{\Omega} |\nabla C_{j,l}^f(p)| dp \end{aligned} \quad (10)$$

式中,  $\alpha_{j,l}$ ,  $\beta_{j,l}$  和  $\gamma_{j,l}$  是正的参数, 用来控制能量项之间的权重,  $C_{j_0,l}$  是输入图像高频系数的组合。

### 3.3 离散数值化求解方案

对于高频子带系数, 计算能量泛函的一阶变分, 得到:

$$\begin{aligned} \frac{\delta \tilde{E}_H(C_{j,l}^f)}{\delta C_{j,l}^f} = & 2\alpha_{j,l} (\zeta_{j,l} \operatorname{div} V_{C_{j,l}}(p) - \Delta C_{j,l}^f(p)) + 2\gamma_{j,l} \\ & (C_{j,l}^f(p) - C_{j_0,l}(p)) - \beta_{j,l} \nabla \cdot \frac{\nabla C_{j,l}^f(p)}{|\nabla C_{j,l}^f(p)|} \end{aligned} \quad (11)$$

为了最小化能量泛函, 引入时间变量  $t$ , 并基于梯度下降流法求解:

$$\frac{\partial C_{j,l}^f}{\partial t} = -\frac{\delta \tilde{E}_H(C_{j,l}^f)}{\delta C_{j,l}^f} \quad (12)$$

则式(11)可被离散化为:

$$\begin{aligned} \frac{C_{j,l}^{f,k+1}(p) - C_{j,l}^{f,k}(p)}{\Delta t} = & 2\alpha_{j,l} (\Delta C_{j,l}^{f,k}(p) - \zeta_{j,l} \operatorname{div}(\nabla V_{C_{j,l}} \\ & (p))) + 2\gamma_{j,l} (C_{j_0,l}(p) - C_{j,l}^{f,k}(p)) \\ & + \beta_{j,l} \nabla \cdot \frac{\nabla C_{j,l}^{f,k}(p)}{|\nabla C_{j,l}^{f,k}(p)|} \end{aligned} \quad (13)$$

类似地, 可以得到融合图像低频系数的离散数值化求解公式:

$$\begin{aligned} \frac{C_j^{f,k+1}(p) - C_j^{f,k}(p)}{\Delta t} = & 2\alpha_j (\Delta C_j^{f,k}(p) - \zeta_j \operatorname{div}(\nabla V_{C_j} \\ & (p))) + 2\gamma_j (C_{j_0}(p) - C_j^{f,k}(p)) \end{aligned} \quad (14)$$

梯度算子由前向差分近似, 散度项  $\operatorname{div}(\nabla V_C)$  由  $\nabla V_C$  的后向差分近似。拉普拉斯算子采用5点法近似:

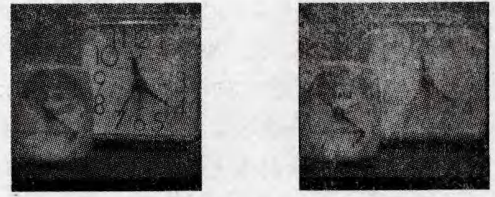
$$\Delta C^{f,k}(x, y) = C^{f,k}(x+1, y) + C^{f,k}(x, y+1) + C^{f,k}(x-1, y) + C^{f,k}(x, y-1) - 4C^{f,k}(x, y) \quad (15)$$

对于边界, 采用对称拓展方法。

需要注意的是: 在每次迭代之后, 都要保持  $C^{f,k}$  取值在原系数取值范围内, 对于超出范围的部分进行截断处理。

## 4 实验结果与分析

为了验证提出策略的有效性, 我们在多聚焦图像、红外和可见光图像上进行了大量的融合实验, 部分实验图像如图2所示。



(a) clock(512×512)



(b) navi(256×256)

图2 实验图像

对于初始图像  $C^{f,0}$ , 本文采用了两种设置方案:(1)高频系数采用常规融合策略(如系数绝对值最大策略)的结果作为约束条件, 而低频系数采用加权平均(Weighted AVErage, WAVE)策略的结果, 即  $C_j^{f,0} = \sum_i s_i C_j^i$ , 权重  $s_i$  如式(7)定义;(2)高、低频系数都采用常规融合策略结果, 此时变分策略等价于在常规融合策略的基础上注入不同尺度下分解系数的结构细节信息, 同时保持系数的约束。

本文实验中的参数设置如下: 对于低频系数,  $\alpha_j = 1$ ,  $\zeta_j = 2$ ,  $\gamma_j = 0.5$ ; 对于高频系数, 为了简单起见, 设  $\alpha_{j,l} = 0.2$ ,  $\zeta_{j,l} = 2$ ,  $\gamma_{j,l} = 1$ ,  $\beta_{j,l} = 0.01$ ; 时间步长  $\Delta t = 0.015$ 。

为了评价提出策略的融合性能, 在 SWT 域上对融合策略进行了实验, SWT 小波基函数为“db4”, 分解层数为2。我们还选择了几种常规的低、高频系数融合策略组合作为对比, 如表1所列。

表1 融合策略组合说明

策略代号	低频系数	高频系数
A	AVE	CAM
A*	WAVE <sup>V</sup>	CAM <sup>V</sup>
B <sup>[11]</sup>	AVE	WEM
B*	WAVE <sup>V</sup>	WEM <sup>V</sup>
C <sup>[12]</sup>	AVE	WEIM
C*	WAVE <sup>V</sup>	WEIM <sup>V</sup>

表1中上标V表示以相应融合策略的计算结果作为约束, 如WVM<sup>V</sup>表示将WVM融合策略的结果作为约束条件。表1中常规低、高频子带融合策略的说明如下。

(1)系数平均(AVErage, AVE)策略, 融合系数为各源图像对应系数的均值。

$$C_j^f(m, n) = \frac{C_j^A(m, n) + C_j^B(m, n)}{2}$$

(2)系数绝对值最大(Coefficient Absolute Maximum, CAM)策略。

$$C_{j,l}^f(m, n) = \begin{cases} C_{j,l}^A(m, n), & |C_{j,l}^A(m, n)| \geq |C_{j,l}^B(m, n)| \\ C_{j,l}^B(m, n), & |C_{j,l}^A(m, n)| < |C_{j,l}^B(m, n)| \end{cases}$$

(3)窗口能量最大(Window-based Energy Maximum, WEM)策略。

窗口能量定义为:

$$WE_{j,l}^X(m,n) = \sum_{(\Delta m, \Delta n) \in W(m,n)} (C_{j,l}^X(m+\Delta m, n+\Delta n))^2$$

其中,上标  $X$  表示  $A$  或  $B$ ,  $W(m,n)$  表示以  $(m,n)$  为中心的小邻域。

则融合系数为:

$$C_{j,l}^F(m,n) = \begin{cases} C_{j,l}^A(m,n), & WE_{j,l}^A(m,n) \geq WE_{j,l}^B(m,n) \\ C_{j,l}^B(m,n), & WE_{j,l}^A(m,n) < WE_{j,l}^B(m,n) \end{cases}$$

(4)窗口边缘信息最大(Window-based Edge Information Maximum, WEIM)策略。

边缘信息定义为:

$$EI_{j,l}^X(m,n) = \sum_{(\Delta m, \Delta n) \in W(m,n)} \omega(\Delta m, \Delta n) \times C_{j,l}^X(m+\Delta m, n+\Delta n)$$

其中,  $\omega$  是边缘检测算子。

则融合系数为:

$$C_{j,l}^F(m,n) = \begin{cases} C_{j,l}^A(m,n), & EI_{j,l}^A(m,n) \geq EI_{j,l}^B(m,n) \\ C_{j,l}^B(m,n), & EI_{j,l}^A(m,n) < EI_{j,l}^B(m,n) \end{cases}$$

图3给出了对图像 clock 应用表1融合策略融合得到的结果图像。

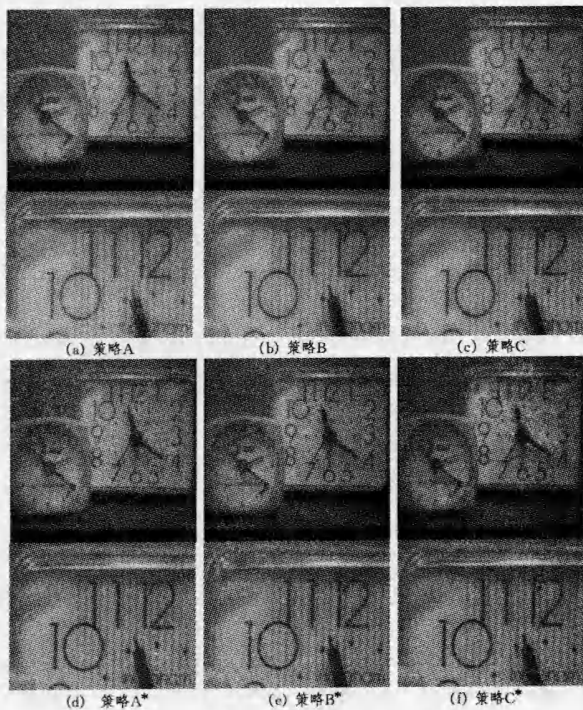


图3 图像 clock 的融合结果

从图3中可以看出,所有融合策略都能够得到较为清晰的全聚焦图像。其中,图3(a)~(c)的清晰度略低,在数字的周围还有伪影出现,而(d)~(f)则没有这种现象,说明变分策略可以在常规融合策略基础上进一步增加细节信息,提高图像的清晰度。

航拍图像 navi 的融合结果如图4所示。

从图4可以看出,虽然变分策略A\*、B\*、C\*融合结果的道路信息更加清晰,特征和边缘部分也更加突出,但是整幅图像显得过于锐化,背景地物信息相对模糊,而传统策略A、B和C的融合结果则较好地保持了道路与背景信息清晰度的折中,更符合人的视觉。这主要是由于当源图像之间光谱特

征差异较大时,利用梯度信息构造权重的加权平均结果可能会与源图像偏差较大。对于这种情况,可以采用基于平均常规策略的结果作为低频系数的约束条件,其融合结果如图5所示。

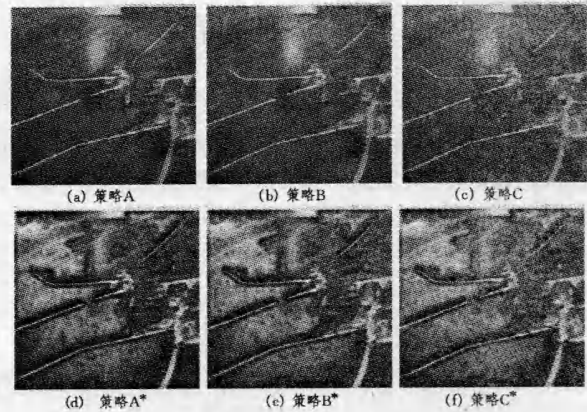


图4 图像 navi 的融合结果

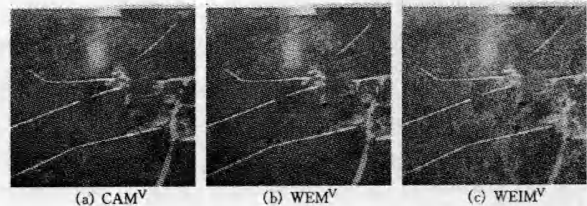


图5 航拍图像基于平均变分策略的融合结果

图5(a)~(c)为低频系数采用  $AVE^V$ , 高频系数分别采用  $CAM^V$ 、 $WEM^V$  和  $WEIM^V$  的融合结果图像(融合策略代号依次设为  $A^{**}$ 、 $B^{**}$ 、 $C^{**}$ )。可以看到,其视觉效果与图4中策略A、B、C的结果相近。

为了客观评价融合性能,我们选择了平均梯度(Average Gradient, AG)、互信息(Mutual Information, MI)、通用图像质量指标  $Q_0$ 、加权融合质量指标  $Q_w$  4个指标对融合结果图像进行评价。

(1)源图像  $A$  与融合图像  $F$  的互信息  $I_{AF}$  定义如下<sup>[13]</sup>:

$$I_{AF} = \sum_{a,f} p_{AF}(a,f) \log \frac{p_{AF}(a,f)}{p_A(a)p_F(f)} \quad (16)$$

式中,  $p_{AF}$  表示图像  $A$  和  $F$  的归一化联合灰度直方图,  $p_A$  和  $p_F$  分别表示  $A$  和  $F$  的归一化直方图,  $a$  和  $f$  分别表示图像  $A$  和  $F$  的灰度值。类似地,可以得到源图像  $B$  与融合图像  $F$  的互信息  $I_{BF}$ 。图像  $A$ 、 $B$  和  $F$  三者之间的互信息为  $I_{AF}$  和  $I_{BF}$  的和,即

$$MI(A,B,F) = I_{AF} + I_{BF}$$

(2)源图像  $A$  和融合图像  $F$  的指标  $Q_0(A,F)$  定义如下<sup>[14]</sup>:

$$Q_0(A,F) = \frac{2\sigma_{AF}}{\sigma_A^2 + \sigma_F^2} \cdot \frac{2\mu_A\mu_F}{\mu_A^2 + \mu_F^2} \quad (17)$$

式中,  $\sigma_{AF}$  表示  $A$  和  $F$  的协方差,  $\sigma_A$  和  $\sigma_F$  分别表示  $A$  和  $F$  的标准差。类似地,可以得到源图像  $B$  与融合图像  $F$  的  $Q_0(B,F)$ 。

两幅源图像与融合图像的指标  $Q_0(A,B,F) = (Q_0(A,F) + Q_0(B,F))/2$ 。

(3) 加权融合质量指标  $Q_w(A, B, F)$  定义如下<sup>[15]</sup>:

$$Q_w(A, B, F) = \sum_{w \in W} c(w) (\lambda(w) Q_0(A, F|w) + (1 - \lambda(w)) Q_0(B, F|w)) \quad (18)$$

式中,  $\lambda(w)$  表示在窗口  $w$  内图像  $A$  相对图像  $B$  的显著特征,  $c(w)$  表示窗口  $w$  的全局归一化显著特征,  $W$  表示所有窗口的集合。

4 个指标中,  $AG$  反映了图像的清晰度, 值越大表示图像的清晰度越好。  $MI$  越大, 说明融合图像从源图像提取的信息越多。  $Q_0$  从相关性损失、亮度失真和对比度失真 3 个方面综合度量了两幅图像间的结构相似程度, 值为 1 时说明两幅图像完全一样。  $Q_w$  在  $Q_0$  的基础上对源图像和融合图像综合评价, 值越接近于 1, 表示融合图像质量越高。

实验图像的客观评价结果如表 2 所列。

从表 2 可以看出, 对于图像 clock, 就指标  $AG$ 、 $MI$  和  $Q_w$  来说, 变分策略  $A^*$ 、 $B^*$ 、 $C^*$  的结果都高于相应常规策略的融合结果, 这表明变分策略能够在常规策略的基础上注入更多细节信息, 同时保持原有的结构相似性; 就指标  $Q_0$  来说, 基于变分策略的结果要略低于常规策略的, 这主要是因为由变分策略得到的系数图像不是源图像系数简单的二选一, 从而导致融合图像的像素值可能会与两幅源图像的都不一样。综合主观评价和客观评价结果, 变分融合策略要优于相应的常规融合策略。

表 2 各实验图像融合的客观评价结果

融合策略	AG	MI	$Q_0(A, B, F)$	$Q_w$	
clock	A	3.037	2.3064	0.71769	0.83447
	A*	<b>3.1702</b>	2.3289	0.7148	<b>0.84941</b>
	B	2.9864	2.3085	0.714655	0.8324
	B*	3.1054	<b>2.3338</b>	0.71097	0.84828
	C	3.0259	2.3043	0.71553	0.83166
	C*	3.1504	2.3281	0.71526	0.84895
navi	A	7.001	2.2177	0.37158	0.63503
	A*	<b>10.2944</b>	2.1442	0.25928	<b>0.6481</b>
	A**	7.3099	2.2183	<b>0.3759</b>	0.64272
	B	6.9457	2.2182	0.363925	0.63061
	B*	10.1952	2.1444	0.25431	0.64497
	B**	7.176	<b>2.2194</b>	0.36769	0.63807
	C	6.9847	2.2168	0.367535	0.63085
	C*	10.2251	2.1441	0.25773	0.6471
C**	7.2624	2.2185	0.37351	0.64041	

对于图像 navi, 基于加权平均变分策略的结果指标  $AG$  虽然都高于相应的常规策略结果, 但是其  $MI$  和  $Q_0(A, B, F)$  相对较低, 说明在清晰度提高的同时, 也丢失了更多的源图像信息; 而基于平均变分策略的结果, 虽然指标  $AG$  和  $Q_w$  略低于基于加权平均变分策略的结果, 但其  $MI$  和  $Q_0$  要优于加权平均变分策略的结果, 并且所有指标都优于相应的常规策略结果, 这说明基于平均约束条件的变分策略更适合于红外和可见光图像融合。

需要指出的是: 本文提出的变分策略同样适用于 NSCT 域, 但是由于 NSCT 的分解方向数目更多, 而且 NSCT 本身的计算效率较低, 再加上变分方法迭代运算的时间耗费, 将会导致更低的整体处理性能。

**结束语** 在已有的对比度融合模型基础上, 提出了一种多分辨率域的变分融合策略。为了保持与源图像的相似性,

对高频系数采取了常规融合策略的结果作为约束条件, 对低频系数采取了两种变分约束方案: 基于输入图像系数梯度信息的加权平均约束和基于常规低频系数融合(即平均)策略结果的约束。在 SWT 域上对多聚焦图像融合、红外图像与可见光图像融合做了实验, 实验结果表明: 提出的变分策略在常规融合策略的基础上注入了更多的空间细节信息, 同时能够尽量保留源图像的结构信息。基于加权平均约束的变分策略较适用于多聚焦图像融合, 而对于红外图像和可见光图像这类源图像之间差异较大的图像融合, 基于平均约束的变分策略则更适合。

## 参考文献

- [1] Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872
- [2] 陈焕平, 何明一, 李旭. 基于 SWT 区域对比度像素提取的多聚焦图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 865-870
- [3] 杨艳春, 党建武, 王阳萍, 等. 基于提升小波变换的医学图像融合方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(12): 266-268
- [4] 杨晓慧, 贾建, 焦李成. 基于活性测度和闭环反馈的非下采样 Contourlet 域图像融合[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 422-426
- [5] Piella G. Image fusion for enhanced visualization: A variational approach[J]. International journal of computer vision, 2009, 83(1): 1-11
- [6] Sapiro G. On the level lines and geometry of vector-valued images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2000, 7(9): 241-243
- [7] Socolinsky D A. A variational approach to image fusion[D]. The Johns Hopkins University, 2000
- [8] Socolinsky D A, Wolff L B. Multispectral image visualization through first-order fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(8): 923-931
- [9] Bertalmio M, Caselles V, Provenzi E, et al. Perceptual color correction through variational techniques[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(4): 1058-1072
- [10] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1): 259-268
- [11] Jiang Xiao-yu, Zhou Li-wei, Gao Zhi-yun. Multispectral image fusion using wavelet transform [C] // Electronic Imaging and Multimedia Systems. Beijing, China, 1996, 2898: 35-42
- [12] Zheng Yong-an, Zhu Chang-sheng, Song Jian-she, et al. Fusion of multi-band SAR images based on Contourlet transform [C] // International Conference on Information Acquisition. Shandong, China, 2006: 420-424
- [13] Qu Gui-hong, Zhang Da-li, Yan Ping-fan. Medical image fusion by wavelet transform modulus maxima [J]. Optics Express, 2001, 9(4): 184-190
- [14] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
- [15] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion [C] // International Conference on Image Processing. Barcelona, Spain, 2003: 173-176