

文章编号 1004-924X(2011)05-1143-08

# 采用改进投影梯度非负矩阵分解 和非采样 Contourlet 变换的图像融合方法

杨粤涛<sup>1,2\*</sup>, 朱明<sup>1</sup>, 贺柏根<sup>1,2</sup>, 高文<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

**摘要:**针对非负矩阵分解(NMF)算法时间复杂度较高,而投影梯度(PG)优化方法可以大幅降低 NMF 约束优化迭代问题的时间复杂度,提出一种基于改进的投影梯度 NMF(IPGNMF)和非采样 Contourlet 变换(NSCT)相结合的图像融合方法。采用 NSCT 对已配准的源图像进行多尺度、多方向的分解,将分解后的低频部分作为原始数据,利用 IPGNMF 得到包含特征基的低通子带系数;高频部分应用了一种基于邻域一致性测度(NHM)的局部自适应融合规则得到各带通方向子带系数。经过 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明,融合结果在主观和客观评价上均优于 NSWT 方法、IPGNMF 方法和 NSCT 方法。与 NSCT 法相比,实验所采用的两组图像的信息熵、清晰度和 Q 指标分别提高了 0.0627%、0.901%、3.1201%和 2.769%、2.203%、1.049%。

**关键词:**图像融合;非负矩阵分解;投影梯度;非采样 Contourlet 变换

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111905.1143

## Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT

YANG Yue-tao<sup>1,2\*</sup>, ZHU Ming<sup>1</sup>, HE Bai-gen<sup>1,2</sup>, GAO Wen<sup>1,2</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: xmuyyt@163.com*

**Abstract:** As the Non-negative Matrix Factorization (NMF) algorithm has a higher iteration time complexity and the Gradient Projection(BP) optimization method can significantly reduce the NMF iteration time complexity, an image fusion algorithm by combing the Improved PGNMF(IPGNMF) and Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) is proposed in this paper. Firstly, the registered original images are in multi-scale and multi-direction decomposition in NSCT domain. According to the characters of the different areas, different fusion rules are designed in the NSCT domain. The low-pass sub band coefficients used as original data impose to the IPGNMF algorithm to obtain the fused

收稿日期:2010-08-04;修订日期:2010-09-13.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2005AA778032)

low-pass sub band coefficients and the band-pass directional sub band coefficients impose to the Neighborhood Homogeneous Measurement (NHM) algorithm to obtain the fusion band-pass directional sub band coefficients. Finally, the fused result is obtained through inverse NSCT. The proposed algorithm has been experimented on two groups of different scene images, and experimental results show that it superior to those conventional fusion methods based on NSWT, IPGNMF and NSCT in subjective and objective standards. As contrasted with NSCT method in two group images, its entropy, definition and  $Q_{ABF}$  have been increased by 0.0627%, 0.901%, 3.1201% and 2.769%, 2.203%, 1.049%, respectively.

**Key words:** image fusion; Non-negative Matrix Factorization(NMF); projected gradient; Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT)

## 1 引言

由于不同图像传感器的成像机理和成像波段不同,所获得的同一场景的图像具有信息的冗余性和互补性。图像融合技术综合利用此特性,生成一个新的图像,旨在减少不确定性,更有利于人类视觉系统和计算机视觉。图像融合技术在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、自动小车、复杂智能制造系统、医学图像处理以及军事应用等领域有着广泛的应用潜力。

近年来,基于多分辨率分解的融合算法被广泛应用于多源图像融合中,有效地克服了频谱失真问题,其中小波变换具有较好的时频分析特性,成为多源图像融合的研究热点。由两个一维小波张量积构成的二维小波,非抽样小波变换(Non-subsampled Wavelet Transform, NSWT)的提出解决了传统小波变换的平移不变性缺失问题。但是,NSWT不具有“各向异性”,不能稀疏地表示图像中方向性较强的纹理和边缘信息。2002年 M. N. Do 和 M. Vetteri 等人提出的轮廓波变换 Contourlet 提供了一种灵活的多尺度、局域的、方向性的分析方法,可以很好地捕捉图像的几何结构。但是轮廓波变换基函数光滑度不理想,存在频谱混淆现象。2006年 A. L. Cunha 等提出了一种非采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[1]</sup>法,针对轮廓波变换的一些局限性进行了改进,是一种平移不变、多尺度、多方向的超完备变换<sup>[15]</sup>。

非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)是由 Lee 和 Seung 于 1999 年提出的一种新的矩阵分析方法<sup>[2]</sup>,并且在 2000 年证

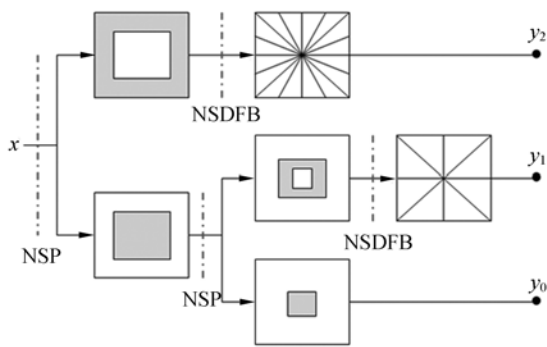
明了该算法的收敛性<sup>[3]</sup>。NMF 的非负性限制使其具有很强的应用背景,已成功地应用于图像分析、文本聚类、数据挖掘、语音处理,机器人控制、人脸识别、生物医学和化学工程等领域,如苗启广等将 NMF 用于多聚焦图像融合<sup>[4]</sup>; M. Novak 等将 NMF 用于语言建模中的文法识别<sup>[5]</sup>; Feng 等将 NMF 用于人脸识别等<sup>[6-7]</sup>。由于数字图像分析和处理中的像素一般为非负数,从而 NMF 算法得到的结果能直接表达一定的物理意义。

本文提出了一种基于改进投影梯度非负矩阵分解(IPGNMF)和 NSCT 相结合的图像融合算法,与传统的 NMF 相比,IPGNMF 计算复杂度大大降低,从而提高了计算效率,且分解效果优于 NMF。从实验结果可以看出,该融合算法很好地融合了源图像的特征信息,并且体现了较强的鲁棒性,其融合效果优于 NSWT 方法、IPGNMF 方法和 NSCT 方法。

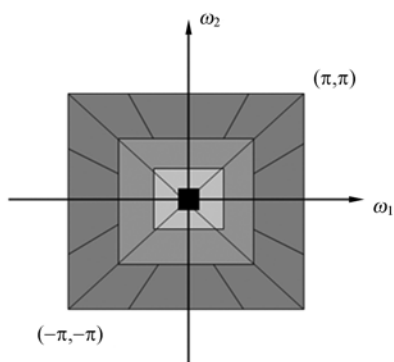
## 2 非采样 Contourlet 变换

非采样 Contourlet 变换(NSCT)是在 Contourlet 变换<sup>[8]</sup>基础上提出的,NSCT 在图像的分解和重构过程中,取消了上采样和下采样环节,通过使用迭代非采样滤波器组来获得平移不变、多分辨、多方向的图像表示能力。

NSCT 的结构如图 1 所示,包含两部分:第一部分是具有多尺度性质的非采样塔形分解结构(Nonsubsampled Pyramid, NSP), NSP 是采用  $\hat{a}$ trous 算法设计成的一个双通道非抽样滤波器,不存在下采样过程,具有平移不变性。其结构如图 2 所示,对于下一级分解,先对滤波器  $H(z)$  按采样矩阵  $\mathbf{D}=(2,0;0,2)$  进行上二采样,再以迭代



(a) NSCT 滤波器组  
(a) Filter banks of NSCT



(b) NSCT 理想频域分布  
(b) Frequency distribution of NSCT

图 1 非采样 Contourlet 变换的结构图

Fig. 1 Structure of Nonsubsampled Contourlet Transform

的方式对上一级分解的低频分量以相同的方式分解,构成一个树型结构以达到多尺度分解的目的。 $j$  尺度下低通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-(\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$ ,而相应的高通滤波器的理想频域支撑区间则为 $[-(\pi/2^{j-1}), (\pi/2^{j-1})]^2 / [-(\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$ 。图像经  $L$  级非采样塔式分解后,可得到  $L+1$  个与源图像具有相同尺寸的子带图像。第二部分是具有多方向分解性质的非采样方向滤波器组结构 (Nonsubsampled Directional Filter Banks, NSDFB), NSDFB 是基于 Bamberger 和 Smith 所构造的扇形方向滤波器组而提出的,该滤波器组移除了方向滤波器组中的上采样和下采样环节,而对方向滤波器组中相对应的滤波器进行按采样矩阵  $\mathbf{D}=(1, 1; 1, -1)$  采样得到的,其结构如图 3 所示。对 NSP 分解后的某一尺度下的子带图像进行  $L$  级方向分解后可得到

$2^L$  个与原图像大小相同的带通方向子带图像。从而,图像经过  $L$  级 NSCT 分解后可以得到一个低通子带图像和  $\sum_{j=1}^L 2^L j$  个带通方向子带图像。

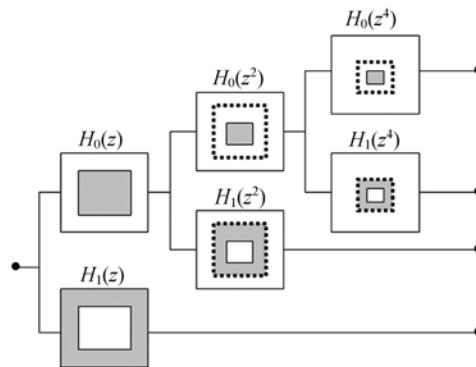


图 2 图像的三级通道塔形分解

Fig. 2 Three-channel nonsubsampled pyramid decomposition

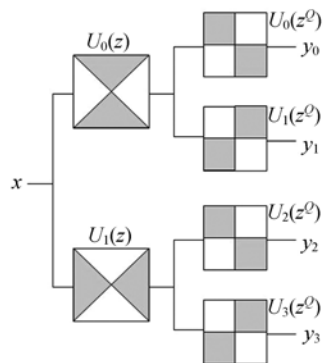


图 3 非采样方向滤波器组分解

Fig. 3 Decomposition of nonsubsampled directional filter banks

### 3 改进投影梯度非负矩阵分解

#### 3.1 非负矩阵分解(NMF)

非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)是由 Lee 和 Seung 于 1999 年在 Nature 上提出的<sup>[2]</sup>,并且在 2000 年证明了该算法的收敛性<sup>[3]</sup>。它使分解后的所有分量均为非负值(要求纯加性的描述),并且同时实现非线性的维数约减。其定义如下:

对一个  $M$  维的随机向量  $\mathbf{v}$  进行了  $N$  次观测,记这些观测为  $v_j, j=1, 2, \dots, N$ ,取  $\mathbf{V}=[V_{.1},$

$V_{.2}, \dots, V_{.N}]$ , 其中  $V_{.j} = v_j, j = 1, 2, \dots, N$ 。NMF 要求发现非负的  $M \times L$  的基矩阵  $\mathbf{W} = [W_{.1}, W_{.2}, \dots, W_{.N}]$  和  $L \times N$  的系数矩阵  $\mathbf{H} = [H_{.1}, H_{.2}, \dots, H_{.N}]$ , 使  $\mathbf{V} \approx \mathbf{WH}^{[2]}$ 。这也可以用向量标量积的形式更为直观地表示为  $V_{.j} \approx \sum_{i=1}^L W_{.i} H_{.j}$ 。其中  $L$  的选择应满足  $(M+N)L < MN$ 。

对与非负矩阵分解问题的求解, 为了寻找满足条件的子空间  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{H}$ , 常用的两个目标函数如下所示<sup>[10]</sup>:

$$E(\mathbf{V} \parallel \mathbf{WH}) = \|\mathbf{V} - \mathbf{WH}\|_F^2 = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (V_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2, \quad (1)$$

$$D(\mathbf{V} \parallel \mathbf{WH}) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[ V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}} - V_{ij} + (\mathbf{WH})_{ij} \right], \quad (2)$$

其中对(1)(2),  $\forall i, a, j$  有  $W_{ia} > 0$  且  $H_{aj} > 0$ 。 $\|\cdot\|_F$  为 Frobenius 范式, (1) 为 Euclid 距离, (2) 为 K-L 散度函数。求  $\mathbf{V} \approx \mathbf{WH}$  的近似解就相当于求解(1)(2)两个目标函数的优化问题。

### 3.2 改进投影梯度非负矩阵分解(IPGNMF)

NMF 算法的时间复杂度很高, 算法的总体性能也因此显得优势非常有限, 所以引入快速的迭代规则来优化 NMF 方法, 对于提高算法的性能至关重要。从算法优化的角度上来看, NMF 是一种满足非负性约束下的优化问题。在非负性约束的基础上, 人们提出很多种分解算法: 如乘性迭代规则、交互非负最小二乘法、梯度方法和投影梯度法等<sup>[11]</sup>。其中投影梯度(Projected Gradient, PG)优化方法通过大幅降低 NMF 约束优化子迭代问题的时间复杂度, 使得 NMF 在大数据集中的应用中变为现实, 而且兼具物理意义明确、数据描述稀疏有效、分类精度提升以及时间消耗大幅降低等特点。Lin C J 在 2007 年提出一种改进的投影梯度计算方法(IPGNMF), 大大降低了迭代的复杂度。其算法思想如下<sup>[12]</sup>:

NMF 分别优化  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{H}$  的过程可改写为以下两个子问题:

$$\min_{\mathbf{H}} \bar{f}(\mathbf{H}) \equiv \frac{1}{2} \|\mathbf{V} - \mathbf{WH}\|_F^2 = \sum_i \sum_j (V_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2$$

subject to  $H_{rj} \geq 0, \forall r, j,$  (3)

$$\min_{\mathbf{W}} \bar{f}(\mathbf{W}) \equiv \frac{1}{2} \|\mathbf{V}^T - \mathbf{H}^T \mathbf{W}^T\|_F^2 = \sum_i \sum_j (V_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2$$

$$\text{subject to } W_{ir} \geq 0, \forall r, j, \quad (4)$$

对(3)式, 若  $\bar{\mathbf{H}}$  是当前结果, 则采用投影梯度  $\hat{\mathbf{H}} \equiv P(\bar{\mathbf{H}} - \alpha \nabla \bar{f}(\bar{\mathbf{H}}))$  更新当前结果  $\bar{\mathbf{H}}$  为  $\hat{\mathbf{H}}$ 。式(4)根据同样的规则更新。这里投影梯度定义为  $P(x) = \max(0, x)$ , 取和 0 中的最大值。投影梯度中的  $\alpha$  为步长, 步长的检测是投影梯度法中最耗时的部分, 更新  $\alpha$  的算法如下:

Step1: 输入非负矩阵  $\mathbf{V}$ , 生成均匀分布的随机  $\mathbf{W}^1$  和  $\mathbf{H}^1$  作为迭代初始值;

Step2: 对于给定的  $0 < \beta < 1, 0 < \sigma < 1$ , 设  $\alpha_0 = 1$ 。本文取  $\beta = 0.1, \sigma = 0.01$ ;

Step3: 对迭代次数  $k = 1, 2, \dots$ ,

①  $\alpha_k \leftarrow \alpha_{k-1}$ 。

② 若  $\alpha_k$  满足

$$f(\mathbf{H}^{k+1}) - f(\mathbf{H}^k) \leq \alpha \nabla f(\mathbf{H}^k)^T (\mathbf{H}^{k+1} - \mathbf{H}^k), \quad (5)$$

则  $\alpha_k \leftarrow \alpha_k / \beta$  直到不满足式(5)或者  $\mathbf{H}(\alpha_k / \beta) = \mathbf{H}(\alpha_k)$ ; 若  $\alpha_k$  不满足式(5), 则  $\alpha_k \leftarrow \alpha_k \cdot \beta$  直到满足(5)。

③ 设  $\mathbf{H}^{k+1} = P[\mathbf{H}^k - \alpha^k \nabla f(\mathbf{H}^k)]$ 。

Step4: 用 Step3 方法计算  $\mathbf{W}^{k+1}$ 。

Step5: 检验  $\mathbf{H}^{k+1}$  和  $\mathbf{W}^{k+1}$  是否满足迭代停止条件(5), 若满足则输出  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{H}$ , 不满足则重复 Step2 ~ Step5。

验证  $\hat{\mathbf{H}} \equiv P(\bar{\mathbf{H}} - \alpha \nabla \bar{f}(\bar{\mathbf{H}}))$  的所需要的时间为  $O(nmr)$ , 若有  $t$  个  $\bar{\mathbf{H}}$ , 那么时间复杂度为  $O(tnmr)$ 。为了再次降低时间复杂度, 将  $\alpha$  的迭代条件设为:

$$(1 - \sigma) \langle \bar{f}(\bar{\mathbf{H}}), \hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}} \rangle + \frac{1}{2} \langle \hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}}, (\mathbf{W}^T \mathbf{W}) (\hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}}) \rangle \leq 0, \quad (6)$$

式(6)的计算量主要在于  $(\mathbf{W}^T \mathbf{W}) (\hat{\mathbf{H}} - \bar{\mathbf{H}})$ , 其时间复杂度只有  $O(mr^2)$ 。

### 3.3 将 IPGNMF 用于图像融合的可行性

图像融合中的源图像为真实图像在不同传感器中所成的像并且引入了背景噪声而获得, 将 NMF 算法用于图像融合中, 可理解为将所有源图像按照行优先的方式组成的矩阵  $\mathbf{V}$  是由加权的标准图像  $\mathbf{WH}$  和背景噪声  $\sigma$  相加得到的, 其中基向量  $\mathbf{W}$  为标准图像,  $\mathbf{H}$  为权重系数。特别的, 当  $\mathbf{W}$  的列数即特征基的数量  $n=1$  时,  $\mathbf{W}$  包含了原始数据的整体特征, 可以用于源图像的近似再现, 且能使  $\sigma$  趋近于收敛, 有效抑制背景噪声, 从

而达到图像融合的目的<sup>[11]</sup>。IPGNMF 是传统 NMF 的一种优化算法,其大大降低了迭代的复杂度,使得 NMF 在大数据集中的应用变为现实。因此,将 IPGNMF 应用于图像融合中是完全可行的。

### 4 IPGNMF 与 NSCT 相结合的图像融合算法

#### 4.1 融合规则的选取

一幅图像的近似和平均特性信息属于频域中的低频部分,而频域中的高频部分表现的是边缘和纹理等细节特性信息。本文利用 NSCT 方法,将待融合图像的高频和低频部分进行分离,然后针对高频和低频部分特点分别采用不同融合规则进行处理,这样能够互补图像中的各种细节信息,使融合图像具有更高的可信度、清晰度和更好的可理解性。

低通子带系数是在低分辨率下对原始图像的近似,大体反映图像轮廓,基本不含边缘、区域轮廓等高频细节信息。因此本文在低通子带系数融合规则上采用 IPGNMF 算法,得到了包含两幅源图像原始数据整体特征的融合图像低通子带系数。与一般的采用像素点加权和区域能量加权的融合方法相比,IPGNMF 考虑两幅待融合图像的整体特征进行融合,具有计算复杂度低、耗时短和融合效果好等优点。

各带通方向子带系数体现了图像的细节信息,如边缘、线条以及区域的边界等,其融合的主要目标是尽可能地获取图像的空间细节信息。因此本文在各带通方向子带系数上采用基于邻域一致性测度(NHM)的局部自适应融合规则,通过计算对应邻域的一致程度决定系数融合规则的选取(区域能量和综合加权),得到融合图像的各带通方向子带系数。与一般的采用像素绝对值最大法和区域方差选取的融合规则相比,NHM 对一致程度不同邻域自适应地采取不同的融合规则,有效地保留了两幅源图像空间细节信息,融合效果有显著提高。

#### 4.2 融合过程

设已配准待融合源图像 A、B,融合图像 F,融合算法流程如图 4,步骤如下:

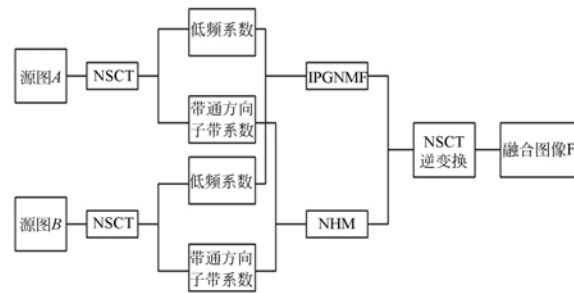


图 4 融合算法流程图

Fig. 4 Flowchart of fusion algorithm

(1) 将源图像 A、B 进行 NSCT 多尺度分解,得到不同尺度、方向子带系数:  $\{C_{i_0}^A(m, n), C_{i,l}^A(m, n)\}, \{C_{i_0}^B(m, n), C_{i,l}^B(m, n)\}$ 。

(2) 对 A、B 的低通子带系数  $C_{i_0}^A(m, n)$  和  $C_{i_0}^B(m, n)$  构造如下矩阵  $V$ :

$$V = [v_A, v_B] = \begin{bmatrix} v_{1A} & v_{1B} \\ v_{2A} & v_{2B} \\ \dots & \dots \\ v_{nA} & v_{nB} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式(7)中  $v_A$  和  $v_B$  分别为源图像 A、B 中逐个像素值按照行优先的方式组成的列向量。 $n$  为源图像的像素数量。对  $V$  采用本文 3.2 节所述的 IPGNMF 算法进行分解,分解所得的  $W$  即为融合图像  $F$  的低通子带系数。其中 IPGNMF 算法中,最大迭代次数取 1 000 次,步长  $\alpha$  初始值  $\alpha_0 = 1$ ,步长迭代系数  $\beta = 0.1, \sigma = 0.01$ <sup>[13]</sup>。

对源图像 A、B 的各带通方向子带系数  $C_{i,l}^A(m, n)$  和  $C_{i,l}^B(m, n)$  应用一种基于邻域一致性测度(Neighborhood Homogeneous Measurement, NHM)的局部自适应融合规则。其算法如下:

$$NHM_{i,l}(m, n) = \frac{2 \cdot \left\{ \sum_{(k,j) \in N_{i,l}(m,n)} |C_{i,l}^A(m, n)| \cdot |C_{i,l}^B(m, n)| \right\}}{E_{i,l}^A(m, n) + E_{i,l}^B(m, n)}, \quad (8)$$

式(8)中  $E_{i,l}(m, n)$  表示  $2^l$  分辨率下,  $i$  方向上的邻域能量。 $N_{i,l}(m, n)$  为以  $(m, n)$  为中心的  $3 \times 3$  邻域。NHM 实际上衡量了两幅图像对应邻域的一致程度,一致程度越高,则 NHM 越大。可以看出  $0 \leq NHM_{i,l}(m, n) \leq 1$ 。定义匹配阈值  $T$  (一般取  $0.5 < T < 1$ ), 本文经过多次仿真实验得到:  $T$  取值越小,图像平滑程度越高,融合痕迹越小,但是图像中高频信息含量也越小。所以综合考虑各

项指标,比较得出匹配阈值  $T=0.75$ 。带通方向子带系数融合规则为:

当  $NHM_{i,l}(m,n) < T$ ,

$$\begin{cases} c_{i,l}^F(m,n) = c_{i,l}^A(m,n) & \text{if } E_{i,l}^A(m,n) \geq E_{i,l}^B(m,n) \\ c_{i,l}^F(m,n) = c_{i,l}^B(m,n) & \text{if } E_{i,l}^A(m,n) < E_{i,l}^B(m,n) \end{cases}$$

当  $NHM_{i,l}(m,n) \geq T$ ,

$$c_{i,l}^F(m,n) = NHM_{i,l}(m,n) \cdot \max(c_{i,l}^F(m,n), c_{i,l}^A(m,n)) + (1 - NHM_{i,l}(m,n)) \cdot \min(c_{i,l}^F(m,n), c_{i,l}^A(m,n))$$

(3) 对(2)得到的  $F$  的融合系数进行 NSCT 逆变换,得到融合图像  $F$ 。

### 5 融合实验结果与主客观分析

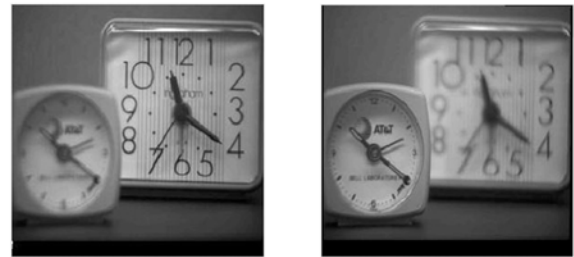
#### 5.1 融合实验

为了验证本文提出的图像融合算法的正确性和有效性,同时也为了证明本文算法的鲁棒性,选择了两组图像进行融合实验。第一组待融合的红外和可见光图像如图 5(a)(b)所示。第二组待融合的多聚焦图像如图 6(a)(b)所示。选取了 3 种不同的融合算法与本文融合算法作比较,分别为 NSWT 的融合算法、直接采用 IPGNMF 的融合算法和基于 NSCT 的融合算法。其中基于 NSCT 的融合算法的融合规则为:低频系数采用区域能量最大法,高频系数与本文算法融合规则相同,采用 NHM 法。融合图像分别如图 5(c)(d)(e)(f)和图 6(c)(d)(e)(f)所示。



(e)基于NSCT的融合图像  
(e) Fusion image based on NSCT  
(f)本文算法  
(f) Fusion image based on algorithm in this paper

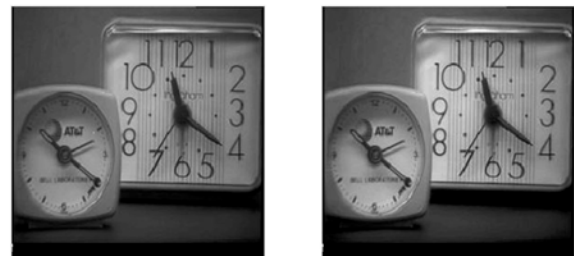
图 5 红外和可见光图像的融合图像  
Fig. 5 Fusion images of infrared and visible light images



(a)源图像A  
(a) Original Image A  
(b)源图像B  
(b) Original Image B



(c)基于非抽样小波变换的融合图像  
(c) Fusion image based on NSWT  
(d)基于IPGNMF算法的融合图像  
(d) Fusion image based on IPGNMF



(e)基于NSCT的融合图像  
(e) Fusion image based on NSCT  
(f)本文算法  
(f) Fusion image based on algorithm in this paper

图 6 多聚焦图像的融合图像

Fig. 6 Fusion images of multi-focus images



(a) 源图像A  
(a) Original image A  
(b) 源图像B  
(b) Original image B



(c)基于非抽样小波变换的融合图像  
(c) Fusion image based on NSWT  
(d)基于IPGNMF算法的融合图像  
(d) Fusion image based on IPGNMF

## 5.2 实验结果的主客观分析

两组融合图像从主观视觉效果上来看,对于第一组红外和可见光图像,本文算法得到的融合图像无论从热目标信息的显著程度还是在图像细节表现能力方面,均明显优于其它3种融合算法,视觉效果更好;对第二组多聚焦图像,本文算法得到的融合图像纹理清晰,空间细节保持能力强,优

于其他3种融合算法。

为了能更全面地衡量本文算法的有效性,除了用主观目视判别,还需要用客观评价指标做定量分析。本文采用图像的信息熵,清晰度和文献[14]提出的Q评价指标3种性能指标来对4种融合算法进行定量分析<sup>[14]</sup>,并且记录了每种算法所耗费的时间。结果如表1所示。

表1 融合结果的客观评价

Tab.1 Objective evaluation to fusion results

实验图像 性能评价方法	第一组图像				第二组图像			
	信息熵	清晰度	Q指标	耗时/s	信息熵	清晰度	Q指标	耗时/s
NSWT	4.582 973	0.021 369	0.715 389	14	5.057 854	0.032 189	0.899 423	8
IPGNMF	4.882 239	0.026 633	0.741 868	17	5.210 419	0.041 762	0.946 190	10
NSCT	4.896 576	0.028 898	0.752 115	176	5.247 880	0.049 017	0.985 640	122
本文算法	4.899 646	0.029 158	0.776 178	168	5.393 207	0.050 097	0.995 981	117

对于表1的数据从数值结果分析,在两组图像的融合中,本文算法的信息熵、清晰度和Q指标均大于其他3种方法,与目前最新文献中的基于NSCT融合算法相比,第一组融合图像分别提高了0.0627%、0.901%和3.1201%;第二组融合图像分别提高了2.769%、2.203%和1.049%。在耗时方面,本文算法也缩短了时间。本文实验中还将IPGNMF算法单独使用在图像融合中,从表1中看出,与NSWT算法相比,虽然在耗时上有所增加,但在融合图像质量评价的3个性能指标中,均高于NSWT算法,这说明了在对图像质量要求不是很高而对实时性有要求的应用中,IPGNMF用于快速图像融合的可行性。选取一组红外和可见光图像和一组多聚焦图像进行融合实验,也说明了本文算法有一定的鲁棒性。

## 6 结 论

本文提出了一种基于IPGNMF和NSCT相结合的图像融合方法,将IPGNMF算法应用在NSCT分解后的低频系数的融合规则中,得到了较好的效果,选取的两组源图像的融合图像既能够保留源图像的光谱信息,又能够有效获取源图像的细节信息,在主客观质量评价上均优于NSWT、IPGNMF和NSCT算法。同时将IPGNMF直接应用于图像融合中,实验结果显示了IPGNMF算法用于快速图像融合的可行性。实验对选取的两组不同类型的源图像进行融合,结果也说明了本文算法有一定的鲁棒性。

## 参考文献:

- [1] CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsub-sampled Contourlet transform: theory, design and applications[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [2] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401(6755): 788-791.
- [3] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [C]. *Advances in Neural*

*Information Processing Systems* 13, Denver, 2000: 556-562.

- [4] 苗启广, 王宝树. 基于非负矩阵分解的多聚焦图像融合研究[J]. *光学学报*, 2005, 25(6): 755-759.
- MIAO Q G, WANG B SH. Multi-focus image fusion based on Non-Negative Matrix Factorization [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(6): 755-759. (in Chinese)
- [5] NOVAK M, MAMMONE R. Use of non-negative matrix factorization for language model adaptation in a lecture transcription task [C]. *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and*

- Signal Processing, SaltLake*, 2001,541-544.
- [6] GUILLAMET D, BRESSAN M, VITRIA J. A weighted non-negative matrix factorization for local representations [C]. *Proc IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition VI, Kauai, HI*, 2001:942-947.
- [7] FENG T, LI S Z, SHUM H Y, et al.. Local non-negative matrix factorization as a visual representation[C]. *Proc. 2nd International Conference on Development and Learning, Cambridge*, 2002:1-6.
- [8] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet Transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005,14(12):2091-2106.
- [9] BAMBERGER R H, SMITH M T. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1992,40(4):882-893.
- [10] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for Non-negative Matrix Factorization [J]. *Advances in Neural Information Processing, MIT Press*, 2001, 13: 556-562.
- [11] 李乐, 章毓晋. 非负矩阵算法综述[J]. *电子学报*, 2008,36(4):737-743.
- LI L, ZHANG Y J. A survey on algorithms of Non-Negative Matrix Factorization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008,36(4):737-743. (in Chinese)
- [12] LIN C J. Projected gradient methods for non-negative matrix factorization [J]. *Neural Computation*, 2007,19(10):2756-2779.
- [13] LANGGREBE D A. Multispectral Data Analysis: A Signal Theory Perspective [EB/OL]. <http://cobweb.ecn.purdue.edu/~biehl/MultiSpec/documentation.html>
- [14] 胡良梅, 高隽, 何柯峰. 图像融合质量评价方法的研究[J]. *电子学报*, 2004,32(12A):218-221.
- HU L M, GAO J, HE K F. Research on Quality Measures for Image Fusion[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004,32(12A):218-221. (in Chinese)
- [15] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. *光学 精密工程*, 2009,17(5):1203-1211.
- QU X B, YAN J W, YANG G D. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(5): 1203-1211. (in Chinese)

#### 作者简介:



杨粤涛 (1985—), 男, 广东潮州人, 博士研究生, 2007 年于厦门大学获得工学学士学位, 主要从事视频图像处理, 图像融合等方面的研究。E-mail: xmuyyt@163.com



贺柏根 (1983—), 男, 山西平遥人, 博士研究生, 2007 年于吉林大学获得工学学士学位, 主要从事视频图像处理, 成像目标跟踪等方面的研究。E-mail: hebaigen@sohu.com



高文 (1985—), 女, 黑龙江友谊人, 博士研究生, 2007 年、2009 年分别于吉林大学获得学士、硕士学位, 主要从事视频图像处理, 自动目标识别技术等方面的研究。E-mail: cwenzi@126.com

#### 导师简介:



朱明 (1964—), 男, 江西南昌人, 研究员, 博士生导师, 1985 年于南京航空航天大学获得学士学位, 1991 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位, 主要从事视频图像处理, 自动目标识别技术及成像目标跟踪等方面的研究。E-mail: zhu\_mingca@163.com