

基于 NSST 域方向性加权的多聚焦图像融合方法

刘 健¹, 程英蕾², 聂玉泽²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

摘要 传统区域特性方法在进行图像融合时,一方面,低频子带融合规则不能同时充分利用区域内能量信息和边缘信息,另一方面,高频子带融合规则没有充分利用子带的方向性信息。针对传统区域融合方法存在上述局限性的问题,提出了基于 NSST 域方向性加权的区域特性图像融合方法。首先对图像进行 NSST 分解,得到一个表征图像概貌的低频子带和多个表征图像细节的高频子带;针对低频子带含有轮廓能量的特点,提出采用基于区域能量匹配的空间频率融合规则,从能量和区域变换 2 个方面对邻域信息加以利用。针对高频子带含有方向性信息的特点,提出采用带有方向加权的改进拉普拉斯能量和的融合规则,并通过实例验证了该方法的有效性。

关键词 NSST; 图像融合; Shearlet

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.02.013

中图分类号 TP23 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)02-0074-09

A Multi-focus Image Fusion Based on NSST Domain

LIU Jian¹, CHENG Yinglei², NIE Yuze²

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The traditional methods based on regional characteristics of image fusion have two limitations. First, the fusion rule of low-frequency sub-image does not make full use of regional energy information and regional edge information at the same time. Second, the fusion rule of high-frequency sub-image even sometimes ignores the directional information. In order to overcome the limitation for getting more the neighborhood information from the traditional region characteristics method, an improved image fusion method is proposed based on the NSST(Non-Subsampled Shearlet Transform)and the modified directional fusion rule. First, the source images are decomposed by the NSST algorithm to obtain a low-frequency sub-image and a series of high-frequency sub-images. Subsequently, the low-frequency sub-image is performed by adaptive contrast Spatial Frequency algorithm based on region energy, and the high-frequency sub-images contained the directional information is performed by a novel Sum-modified-Laplacian fusion rule. Finally, the method is verified by living example.

Key words: NSST; image fusion; Shearlet

图像融合是信息融合的重要组成部分,随着光 学、遥感、红外等传感器的广泛使用,图像融合已经

收稿日期: 2016-01-02

基金项目: 陕西省自然科学基金(2015JM6346)

作者简介: 刘 健(1987-),男,陕西西安人,博士生,主要从事计算机应用技术、图像处理研究. E-mail: liujian758@163.com

引用格式: 刘健,程英蕾,聂玉泽. 基于 NSST 域方向性加权的多聚焦图像融合方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2017,18(2):74-82. LIU Jian, CHENG Yinglei, NIE Yuze. A Multi-focus Image Fusion Based on NSST Domain[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(2): 74-82.

在医学、航空航天数据处理、计算机视觉等领域产生深远影响。与广义的图像融合不同,多聚焦图像融合是指通过对多个感兴趣的目标分别进行聚焦成像,再将它们融合为一副清晰图像的过程。多聚焦图像融合是为了解决由于光学传感器镜头聚焦长度自身的局限性而引起的图像不清晰等问题,经过融合处理使得人、机对图像本身有了更全面的理解,具有重要的现实意义。

小波变换(Wavelet),有限脊波变换(Finite Ridgelet Transform, FRIT),曲波变换(Curvelet)和轮廓波变换(Contourlet)变换都是不段发展的多分辨率分析方法,它们虽然在表示图像的各向异性方面的能力逐步增强,但是由于在进行方向滤波时对图像进行了重组,导致了频率混叠现象^[1],且不具备平移不变性,使得其应用受限。非下采样轮廓波(Non-sampled Contourlet Transform, NSCT)理论的出现^[2-5],使得图像融合领域达到新的高潮,这是因为 NSCT 不仅继承了多尺度、多方向的能力而且具备各向异性和平移不变性的特点。但是由于自身结构的问题,NSCT 的运算是十分耗时的,这对要求实时性的处理十分不利。Shearlet 变换具有类似小波的数学基础,相对于 NSCT,它的优势在于用剪切矩阵代替方向滤波器,对剪切后方向的数量没有限制,具有更强的方向性,且逆变换是简单的求和运算,具有更高的运算效率。苗启广^[6-7]等人在基于 Shearlet 的图像融合方面做了大量研究,并将其与脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)结合起来。由于不具备平移不变性,图像经过 Shearlet 变换后容易产生吉布斯现象,影响融合效果。非下采样 Shearlet(Non-Sampled Shearlet Transform, NSST)的出现克服了 Shearlet 这一缺陷^[8]。其基本思想是将非下采样拉普拉斯变换与剪切波滤波器结合起来,不仅吸收了多维小波变换理论的一些成果,而且具备平移不变性,具有较低的运算复杂度,使得 NSST 成为多分辨分析领域的研究热点,但 NSST 在图像处理领域的探索才处于起步阶段^[9-11]。文献[12]在对图像进行 NSST 分解的基础上,对子带分别采用了基于区域特性的融合规则。孔韦韦^[13-16]等进一步将人类的视觉特性,感受野,以及非负矩阵分解等相关概念引入到 NSST 域中,提高了 NSST 的潜力。

融合规则同样是影响图像质量的关键因素,本文以多聚焦图像融合为例,结合相应的融合规则,研究 NSST 变换在多聚焦图像融合方面的应用。低频子带代表着图像的轮廓信息,通常对低频子带往往采用加权平均法处理。高频子带则包含着边缘等

细节信息,常采用直接取大运算。但是由于人类的视觉特性对单个像素的亮度不敏感,而对区域特征等比较敏感,研究者们提出了包含区域信息的梯度能量和,空间频率,区域方差及拉普拉斯能量和等清晰度准则。但是基于区域能量和的方法对高亮度区域与低亮度区域的倾向程度不同,更偏向高亮度区域的选取;而基于梯度信息,空间频率及区域方差的方法虽然可以感知图像的清晰程度,捕获边缘信息,但易受到噪声影响。针对以上问题,对于低频子带,本文提出基于区域能量匹配的空间频率融合规则,该规则不仅利用到区域能量信息,而且可以敏感地捕获边缘信息。首先分别计算对应子带系数的区域能量和,并判断它们的区域能量和匹配度,如果匹配度较低,则说明对应子带的区域能量和相差大,则直接选取区域能量和较大的子带系数作为融合子带系数;如果匹配度较高,则说明对应子带系数的区域能量较为接近,此时区域能量和则不能作为融合规则,而接着采用空间频率法对对应子带系数进行判断,选择区域变换较剧烈的子带系数作为融合子带系数;这样低频子带的融合规则便可以从区域能量大小和区域变换程度两个方面对融合过程做指导。对于包含方向性信息高频子带,提出将带有方向性加权的改进拉普拉斯能量和作为融合规则,改进的拉普拉斯能量和不仅考虑到了中心像素的距离因素,提高了区域信息的利用率,而且还考虑到了高频子带的方向性特征,通过在融合规则中加入相应的方向性权值,提高了 NSST 域高频子带方向性信息的利用率。这些融合规则不仅符合多聚焦图像的特性,也有效克服了融合规则各自的倾向性缺陷,既考虑到了亮度信息,又可获得图像的清晰度,且对噪声不敏感,实验证明文本提出的方法取得了较好效果。

1 NSST

Easley 等人在传统仿射系统的基础上,将几何和多尺度结合起来,提出了一种新的多分辨率分析工具——Shearlet,它不仅吸收了小波理论的最新研究成果,且具有严格的数学基础。在二维情况下,合成放射系统的表达式为:

$$\{\psi_{i,j,k}(x) = |\det \mathbf{B}|^{-1/2} \psi(S^j B^i - k); i, j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (1)$$

式中: $\psi \in L^2(\mathbb{R})^2$, 矩阵 \mathbf{S} 和 \mathbf{B} 的大小都为 2×2 , 且 $|\det \mathbf{S}| = 1$, 当 $\mathbf{B} = \mathbf{B}_0$, $\mathbf{S} = \mathbf{S}_0$ 时, 上式则为 Shearlet 变换。

$$\mathbf{B}_0 = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \mathbf{S}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

\mathbf{S} 和 \mathbf{B} 2 个矩阵共同决定 Shearlet 的处理方

式。其中, \mathbf{S} 为各向异性膨胀矩阵, 与变换的尺度相关, 控制 Shearlet 变换的尺度; \mathbf{B} 为剪切矩阵, 与旋转、剪切等几何变换有关, 控制 Shearlet 变换的方向。

Shearlet 的基函数 $\psi_{i,j,k}$ 由下式得到:

$$\hat{\psi}^{(0)}(\xi) = \hat{\psi}^{(0)}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_1) \hat{\psi}_2(\xi_2/\xi_1) \quad (3)$$

式中: $\hat{\psi}$ 是 ψ 的傅里叶变换; $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in \mathbb{R}^2, \xi_1 \neq 0$ 。 $\hat{\psi}_1, \hat{\psi}_2 \in C^\infty(\mathbb{R}), \text{supp}\hat{\psi}_1 \subset [-1/2, -1/16] \cup [1/16, 1/2]$, 且 $\text{supp}\hat{\psi}_2 \subset [-1, 1]$ 。由此可得到 $\hat{\psi}^{(0)} \in C^\infty(\mathbb{R})$, 并且 $\text{supp}\hat{\psi}^{(0)} \subset [-1/2, 1/2]^2$, 并且由 $\xi, \mathbf{B}_0, \mathbf{S}_0$ 可得:

$$(\xi_1, \xi_2) \mathbf{B}_0^{-i} \mathbf{S}_0^{-j} = (2^{-2i}\xi_1, -j2^{-2i}\xi_1 + 2^{-i}\xi_2) \quad (4)$$

假设:

$$\sum_{i \geq 0} |\hat{\psi}_1(2^{-2i}\omega)|^2 = 0, |\omega| \geq 1/8 \quad (5)$$

并且对 $\forall i \geq 0$,

$$\sum_{j=-2^i}^{2^i-1} |\hat{\psi}_2(2^i\omega - j)|^2, |\omega| \leq 1 \quad (6)$$

综合式(4)~(6), $\forall \xi = (\xi_1, \xi_2) \in D_0$, 可得到:

$$\sum_{i \geq 0} \sum_{j=-2^i}^{2^i-1} |\hat{\psi}^{(0)}(\xi \mathbf{B}_0^{-i} \mathbf{S}_0^{-j})|^2 = \sum_{i \geq 0} \sum_{j=-2^i}^{2^i-1} |\hat{\psi}_1(2^{-2i}\xi_1)|^2 \left| \hat{\psi}_2(2^i \frac{\xi_2}{\xi_1} - j) \right|^2 = 1 \quad (7)$$

其中 $D_0 = \{(\xi_1, \xi_2) \in \hat{\mathbb{R}}^2: |\xi_1| \geq 1/8, |\xi_2| \leq 1\}$, 也就是说 $\{\hat{\psi}^{(0)}(\xi \mathbf{B}_0^{-i} \mathbf{S}_0^{-j})\}$ 形成了 D_0 上的一个紧支集, 结合 $\hat{\psi}^{(0)}$ 的支集在 $[-1/2, 1/2]^2$, 那么可以得到集合:

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi^{(0)}_{i,j,k}(x) = 2^{\frac{3j}{2}} \psi^{(0)}(\mathbf{B}_0^i \mathbf{S}_0^j x - k) \\ i \geq 0, -2^i \leq j \leq 2^i - 1, k \in \mathbb{Z}^2 \end{array} \right\}$$

该集合是 $L^2(D_0)^\vee = \{f \in L^2(\mathbb{R}^2): \text{supp}f \subset D_0\}$ 上的一个紧框架。

并且由 $\hat{\psi}_1, \hat{\psi}_2$ 的支集可以得到 $\psi_{i,j,k}$ 的频域支集为:

$$\text{supp}\hat{\psi}_{i,j,k}^{(0)} \subset \left\{ \begin{array}{l} (\xi_1, \xi_2): \xi_1 \in [-2^{2i-1}, -2^{2i-4}] \\ \cup [2^{2i-4}, 2^{2i-1}], \\ \left| \frac{\xi_2}{\xi_1} + j2^{-i} \right| \leq 2^{-i} \end{array} \right\}$$

这说明, 每个 $\hat{\psi}_{i,j,k}$ 都是一个方向沿着 $j2^{-i}$, 大小为 $2^{2i} \times 2^i$ 的梯形对, 见图 1。

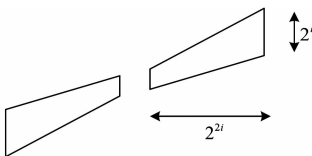


图 1 Shearlet 变换基的示意图

Fig. 1 The diagram of Shearlet

离散 Shearlet 变换可以通过对连续型采样获得, NSST 的模型由两部分组成, 首先是非下采样金字塔 (Non-Subsampled Pyramid, NSP), 图像经过 NSP 分解后形成大小相同的低频子带和高频子带, 为捕获图像中的奇异点, 低频子带反复进行 k 次 NSP 分解, 最终形成大小相同的 1 个低频子带及 $k+1$ 个高频子带。然后便是剪切滤波器 (Shearlet Filter, SF), 它主要完成子带的多方向分解, 值得注意的是, 标准 Shearlet 中的 SF 是在伪极化网格中处理的, 包含了下采样等操作, 因此不具备平移不变性, 而在 NSST 中, 为避免下采样环节, 整个过程通过二维卷积运算完成, 将 SF 从伪极化网格系统中映射到笛卡尔坐标系, 从而实现在频域中直接进行处理。当 l 尺度的高频子带经过 SF 分解后, 形成 2^l+2 个大小相同的方向子带图像, 图 2 为 3 级 NSST 分解过程的示意图。

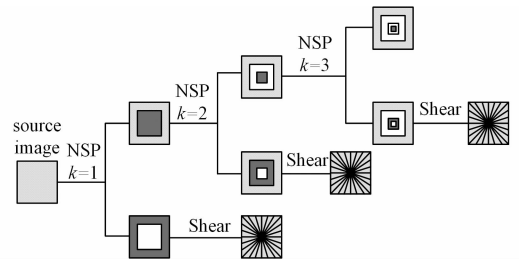


图 2 NSST 的分解过程

Fig. 2 The decomposition course

2 融合规则

多聚焦图像具有自身的一些特点, 由于多幅源图像都是经过同一传感器产生, 因此不同源图像的灰度级的分布较为相似, 除了局部有差异, 其他区域完全相同。多聚焦图像具有局部清晰, 局部模糊的特点, 图像经过多尺度分解后, 清晰图像所含的能量大, 其高频系数远大于模糊图像分解后的高频系数^[17-18], 因此以区域的能量和作为判断清晰图像与模糊图像的依据是合理的, 但是由于能量和准则更偏重高亮度区域的选取, 对差异较大区域可以很好的判断, 而对清晰图像的边缘与模糊图像的边缘判断能力不足。多聚焦图像除了在能量和方面有差异外, 其在空间频率等方面的差异可以弥补能量和判断的不足^[19], 这是因为清晰图像包含丰富的边缘信息, 且在边缘处变换较为明显, 使用空间频率可以充分捕捉到边缘差异。因而, 本文对低频子带提出采用基于区域能量和匹配的空间频率融合算法; 针对高频

子带凸显大系数的原则,则提出带有方向性加权的改进拉普拉斯能量和算法,一方面可以考虑到不同距离元素对中心元素的影响程度,另一方面可以利用子带的方向性信息。

2.1 低频子带系数融合

针对低频子带,提出采用基于区域能量匹配的空间频率融合算法,对于能量差异较大的区域可直接判断出清晰图像,而对能量差异较小的区域进一步通过空间频率反映出清晰图像边缘的变化。

图像的区域能量和是通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得的, n 通常取 3 或 5 的奇数,定义像素点 (x, y) 的区域能量和 $E(x, y)$ 为:

$$E(x, y) = \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} c^2(x+l, y+r) \quad (8)$$

式中: c 为低频子带的系数。进一步,以 2 幅图像 A, B 为例,其位置为 (x, y) 的像素点区域能量匹配度函数 $M(x, y)$ 为:

$$RF = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} [c(x+r, y+l) - c(x+r, y+l-1)]^2} \quad (13)$$

$$CF = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} [c(x+r, y+l) - c(x+r-1, y+l)]^2} \quad (14)$$

因此,以 2 幅图像 A, B 为例,低频子带的融合算法步骤为:

1) 首先计算区域能量和 $E_1(x, y)$, $E_2(x, y)$ 以及区域能量和匹配函数 $M(x, y)$, 设定能量和匹配度相似阈值 $\lambda = 0.85$, 当 $M(x, y) < \lambda$, 表明 2 幅图像区域相差较大, 此时通过 $E_1(x, y)$ 和 $E_2(x, y)$ 的值决定融合系数:

$$c_F(x, y) = \begin{cases} c_A(x, y), & E_A(x, y) \geq E_B(x, y) \\ c_B(x, y), & E_A(x, y) < E_B(x, y) \end{cases} \quad (15)$$

2) 当 $M(x, y) \geq \lambda$ 时, 表明 2 幅图像的像素值特征较为接近, 区域能量和的判断并不准确, 采用空间频率对融合系数进行选择:

$$c_F(x, y) = \begin{cases} c_A(x, y), & SF_A(x, y) \geq SF_B(x, y) \\ c_B(x, y), & SF_A(x, y) < SF_B(x, y) \end{cases} \quad (16)$$

2.2 高频子带系数融合

本文针对高频子带的融合算法, 提出带有方向性加权的改进拉普拉斯能量和算法, 该算法不仅考虑到区域内不同距离的权值因素, 并着重对权值矩阵加入方向性权值, 确保融合过程中更合理的运用到高频系数。

高频子带的拉普拉斯能量和 (Sum-Modified-

$$M(x, y) = \frac{1}{E_1 + E_2} \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} c_1(x+l, y+r) c_2(x+l, y+r) \quad (9)$$

且由数学知识可知:

$$c_1 c_2 \leq \frac{c_1^2 + c_2^2}{2} \quad (10)$$

因此可以得到:

$$0 \leq M(x, y) \leq 1 \quad (11)$$

区域能量和匹配度函数 $M(x, y)$ 可以衡量 2 幅图像的相似程度, 当 $M(x, y)$ 值较小时, 区域差异较大, 可以通过能量对系数进行选取; 当 $M(x, y)$ 较大时, 2 幅图像区域的像素特征接近, 此时需通过空间频率 (Spatial Frequency, SF) 进一步判断, SF 同样是通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得的, 且取值与区域能量和中窗口大小相同, 其定义为:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (12)$$

式中: RF 和 CF 分别为行频率及列频率。

Laplacian, SML) 同样是通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得, n 通常取 3 或 5 等奇数, 定义为:

$$SML^{l,k}(x, y) = \sum_{a=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{b=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} [ML^{l,k}(x+a, y+b)]^2 \quad (17)$$

$$ML^{l,k}(x, y) = \left| \begin{array}{c} 2MP^{l,k}(x, y) - \\ MP^{l,k}(x-step, y) \\ -MP^{l,k}(x+step, y) \end{array} \right| + \left| \begin{array}{c} 2MP^{l,k}(x, y) - MP^{l,k}(x, y-step) \\ -MP^{l,k}(x, y+step) \end{array} \right| \quad (18)$$

式中: $step$ 为间距, 通常取 1; $MP^{l,k}(x, y)$ 表示 l 尺度 k 方向的高频子带中位置在 (x, y) 的系数。由式 (17) 可以看出, SML 并没有凸显中心像素系数值的重要性, 没有主次之分, 远距离的大系数可能覆盖中心系数的信息, 且对于不同方向子带而言, 没有考虑其方向性信息, 因此, 本文对区域内系数进行加权处理, 即构造权值函数 $\omega(x, y)$, $\omega(x, y)$ 应满足以下 2 个条件: ① 考虑距离因素, 距离中心像素越远, 权值越小; ② 考虑高频子带方向性信息, 在处理某一方向的子带时, 增大该方向的权值。

其构造方式如下:

$$\omega(x, y) = \omega^0(x, y) + d^0(x, y) \quad (19)$$

$$\omega^0(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{(x-x')^2+(y-y')^2}, (x,y) \neq (x',y') \\ 1, (x,y) = (x',y') \end{cases} \quad (20)$$

d^0 根据高频子带的方向不同赋值不同,为考虑到距离因素,定义:

$$d^0(x,y) = \alpha \omega^0(x,y) \quad (21)$$

式中: $0 < \alpha < 1$, 本文取 0.5。以方向数是 4, 窗口大小是 5×5 为例, 根据定义权值矩阵 W^0 的值为:

$$W^0 = \begin{bmatrix} 1/8 & 1/5 & 1/4 & 1/5 & 1/8 \\ 1/5 & 1/2 & 1 & 1/2 & 1/5 \\ 1/4 & 1 & 1 & 1 & 1/4 \\ 1/5 & 1/2 & 1 & 1/2 & 1/5 \\ 1/8 & 1/5 & 1/4 & 1/5 & 1/8 \end{bmatrix}$$

以一个例子说明带有权值矩阵 W^0 的改进 SML 在处理图像时相对于传统 SML 的优势所在。假设 2 幅图像 A, B 某一同位置的像素经过 $ML(x,y)$ 计算后得到的窗口如下:

$$ML_1 = \begin{bmatrix} 10 & 10 & 10 & 10 & 10 \\ 10 & 10 & 10 & 10 & 10 \\ 10 & 10 & 10 & 10 & 10 \\ 10 & 10 & 10 & 10 & 10 \\ 10 & 10 & 10 & 10 & 10 \end{bmatrix}$$

$$ML_2 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 30 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}$$

经典的 SML 通过计算得到 $SML_1 = 2\ 500$, $SML_2 = 1\ 500$, 那么根据融合规则将选取图像 A 中的中心像素作为融合图像 F 的对应像素值, 但是由分析可知, 图像 A 中心像素变换相对较为平稳, 而图像 B 中心像素变换较为剧烈, 且中心像素值远远大于邻域像素值, 这说明图像 B 的中心像素应包含类似纹理、边缘等信息, 即应选取图像 B 中心像素作为融合图像 F 的对应像素, 因此经典的 SML 具有不足之处。而改进的带有距离权值的 SML 通过计算可得 $SML_1^* = 1\ 010$, $SML_2^* = 1\ 127$, 通过融合规则, 符合实际分析的情况, 因此, 改进的 SML 可以更有效地获取图像信息。

θ 取 0, 1, 2, 3, 分别对应 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 4 个方向, 根据定义对应的方向矩阵 D^0 为:

$$D^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1/8 & 1/2 & 1 & 1/2 & 1/8 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D^1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1/8 \\ 0 & 0 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 0 \\ 1/8 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D^2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1/8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/8 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D^3 = \begin{bmatrix} 1/8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/8 \end{bmatrix}$$

因此针对高频子带, 本文提出的带有方向性加权的改进拉普拉斯变换 (Sum-Modified-Laplacian With Directional information, SMLD) 定义为:

$$SMLD^{l,k}(x,y) = \sum_{a=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{b=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \omega(x,y) [ML^{l,k}(x+a,y+b)]^2 \quad (22)$$

加入方向性信息的原因在于, NSST 变换形成的高频子带, 都是不同方向的高频子带, 针对某方向的高频子带, 对该方向的像素值增加一定权值分配, 进一步增加高频子带在其对应方向的像素的取值, 即突出了该方向的细节信息, 因此可以更有效地获得该方向的细节信息。在两幅图像的对应高频子带进行融合时, 直接选取 $SMLD^{l,k}$ 值较大的图像对应的像素作为融合图像的像素, 这样保证了可以更精确的选择例如边缘、纹理等细节信息, 融合图像像素选择公式为:

$$C_F^{\text{High}}(x,y) = \begin{cases} C_A^{\text{High}}(x,y), SMLD_1(x,y) \geq SMLD_2(x,y) \\ C_B^{\text{High}}(x,y), SMLD_1(x,y) < SMLD_2(x,y) \end{cases} \quad (23)$$

2.3 基于 NSST 域方向性加权的多聚焦图像融合方法

为充分利用图像的方向性信息, 并结合多聚焦图像自身特点, 提出了一种基于 NSST 的多聚焦图像融合算法, 综合上述, 该算法的步骤如下:

1) 首先将图像采用 NSST 进行多尺度分解, 获得大小相同的低频子带及高频子带。

2) 利用基于区域能量匹配的空间频率方法对低频系数进行融合, 而对高频系数则采用带有方向性加权的改进拉普拉斯能量和方法融合。

3) 对融合后的系数进行逆 NSST 变换, 获得融合图像, 见图 3。

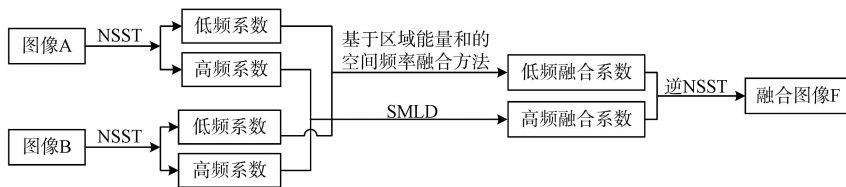


图 3 基于 NSST 的图像融合算法

Fig. 3 Image fusion algorithm based on NSST

3 实验结果

为验证本方法的有效性,分别从主观视觉评价及客观参数计算两方面进行评价。如图 4 所示,选取多幅不同的多聚焦图像进行仿真实验,它们都是经过配准的部分清晰,部分模糊的图像。将该方法分别与基于小波的融合方法、基于 Contourlet 的融合方法、基于 NSCT 的融合方法以及基于 Shearlet 的融合方法进行对比(分别记为 Wv-based、Contourlet-based、NSCT-based、ST-based,以及 NSST-based)。第 1 组实验:对不同的多尺度方法采取相同的融合规则,即低频子带融合规则统一采用加权平均法,高频子带采用取最大值法,通过比较得到融合性能优越的多尺度方法;第 2 组实验:将本文方法分别与文献[3]、[19]、[20]以及第 1 组实验中效果最好的方法进行对比。在仿真实验中,窗口大小选择 5×5 ,区域能量和匹配相似阈值 $\lambda = 0.85$ 。

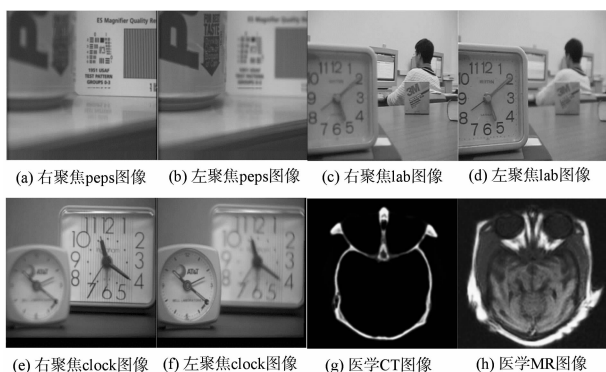


图 4 多聚焦图像对

Fig. 4 Source multi focus images for fusion

在实验中,除了主观视觉对比外,客观评价准则采用文献[3]和文献[20]中的互信息量(Mutual Information, MI)和通用测度(Universal Image Quality Index of Multi-Subbands) $Q^{AB/F}$ 。这是因为这两个指标不需要知道标准的参考图像就可以判断融合的效果,MI 反映了融合图像中包含了多少源图像中的信息, $Q^{AB/F}$ 则利用了 Sobel 算子衡量了融合图像中包含了源图像中边缘信息的多少,两者的值越

大,融合效果越好。

3.1 多尺度变换融合方法对比

这部分实验中,将小波变换,Contourlet, NSCT, Shearlet 以及 NSST 等不同的多尺度方法进行对比,融合规则将选择经典的“平均法”和“取大法”,即低频子带中系数选择两者分解系数的平均值,而高频子带中系数选择两者中较大的一个。

由图 5 可以得到这些多尺度融合方法都能达到图像融合的目的,但是基于小波变换和 Conourlet 变换的融合方法具有明显的吉布斯现象,融合得到的效果并不满意,而 NSCT 和 NSST 得到的融合效果最好,融合图像较为清晰,这是因为它们具备平移不变性,有效地克服了吉布斯现象,表 1 是多幅图像 MI 和 $Q^{AB/F}$ 的客观指标,由结果可以得出 NSST 算法不仅具有较好的主观融合效果,且在客观评价指标中表现最佳,因此 NSST 方法较其他几种多尺度法具有更好的融合效果。

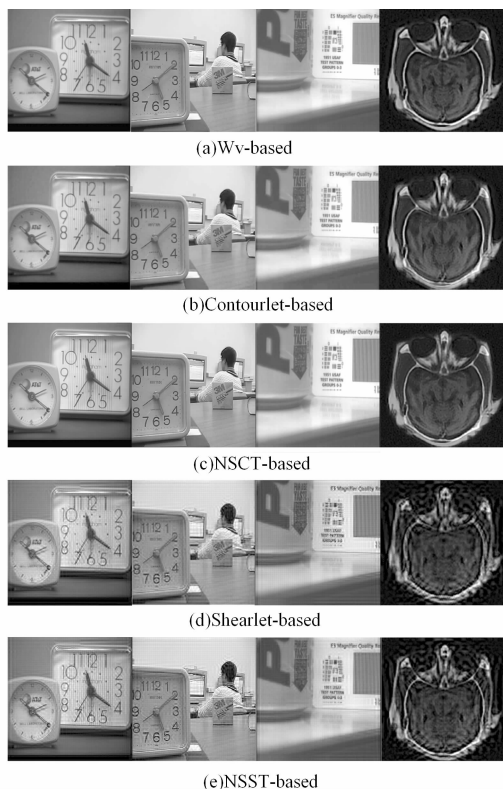


图 5 多聚焦图像融合结果

Fig. 5 Comparison on visual appearance

表 1 多尺度方法融合方法性能比较

Tab. 1 Performance of different fusion method on multi-scale transform

images	criteria	Wv-based	Contourelt-based	NSCT-based	Shearlet-based	NSST-based
Fig. 4(a) and (b)	MI/bit	4.430 9	4.331 4	6.616 9	6.621 6	6.658 2
	$Q^{AB/F}$	0.379 4	0.273 2	0.655 7	0.661 8	0.653 8
Fig. 4(c) and (d)	MI/bit	3.788 7	3.610 7	7.056 5	7.023 1	7.039 3
	$Q^{AB/F}$	0.448 8	0.303 3	0.712 7	0.703 5	0.698 2
Fig. 4(e) and (f)	MI/bit	4.346 2	3.828 2	6.733 6	6.752 8	6.757 0
	$Q^{AB/F}$	0.422 8	0.200 2	0.758 6	0.765 0	0.762 8
Fig. 4(g) and (h)	MI/bit	1.335 9	1.266 9	2.029 7	2.207 6	2.307 8
	$Q^{AB/F}$	0.421 4	0.258 8	0.549 8	0.487 3	0.656 0

3.2 基于 NSST 的改进图像融合方法

虽然融合规则选取传统的“平均法”和“取大法”时,基于 NSST 的图像融合方法取得了较好效果,但是这些融合规则并没有利用到多聚焦图像部分清晰、部分模糊的特点,也没有涉及周围像素点对中心像素点的影响,对系数的处理不够细致,致使融合图像在细节方面效果差强人意。提出改进的图像融合方法关键在于给性能优越的 NSST 方法提供合适的融合规则,在低频子带采用基于区域能量匹配的空间频率融合方法,不仅可以充分利用到周围像素的信息,提高大数值像素的影响力,并且空间频率的引用使得多聚焦图像的清晰部分更易获得。高频系数采用的带有方向加权的改进拉普拉斯能量和算法,相对于“取大法”,不仅能突显大数值的优越性,而且能体现方向性信息,更适合多尺度多方向的 NSST 算法。

由图 6 可以看出,具备平移不变性的多尺度方法可以有效地克服吉布斯现象,文献[3]、[19]和[20]在处理系数时都采用了空间频率,区域能量和等清晰度准则作为系数选择依据,其在融合效果的细节上都优于传统方法。文献[3]将空间频率作为神经网络的输入,通过点火映射图确定融合系数,但是这样却减弱了通过空间频率直接判断清晰度的能力,融合图像虽然在客观指标中占优,但主观方面存在一些模糊。文献[19]直接对图像通过空间频率作为融合图像系数依据,并通过形态学操作进行优化,融合在主观方面达到了较好效果,但是结果却会因图像的不同以及形态学操作的不同差异较大,没有多尺度融合方法经过不同子带处理后的效果稳定。文献[20]是基于 NSST 变换的融合方法,但是未针对多聚焦图像提出相应的融合规则,其在高频子带融合规则中并没有加入方向性信息权值,在细节处

理上存在不足。

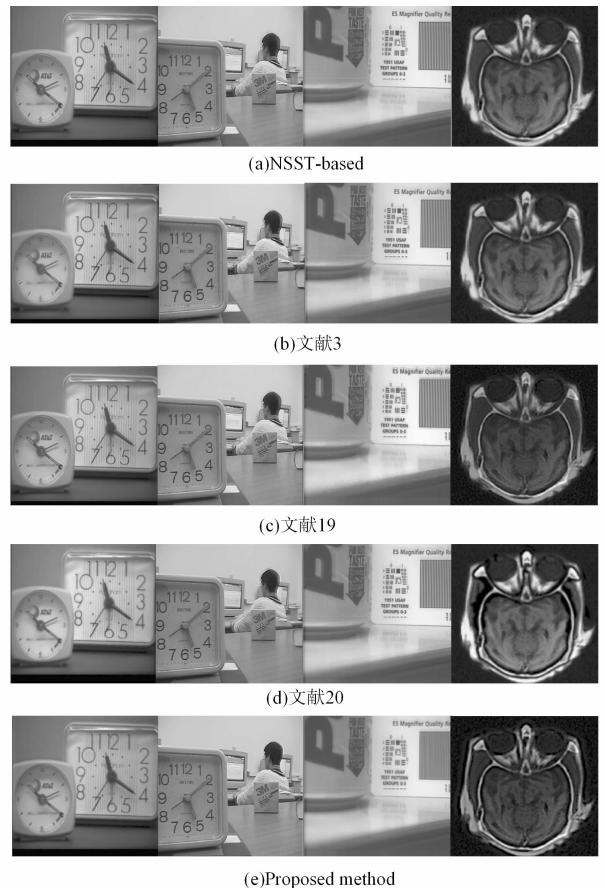


图 6 多聚焦图像融合结果

Fig. 6 Comparison on visual appearance

为凸显本文方法在表达融合图像细节方面的优越性,图 7 选取图 6 中 3 幅多聚焦图像的融合结果,并对不同融合方法的结果进行了放大,通过对红色方框内的细节对比可知,本文方法在融合 clock 图像后,表盘字母更加清晰,表盘数字对比度更高;在融合 lab 图像后,人物头部边缘失真程度保持最小,观察更加自然;在融合 peps 图像后,字母上端没有

重影干扰,字母的对比度也相对较高。表 2 可以得出,首先采用空间频率等清晰度准则作为融合规则的方法都具备较高的互信息量 MI 的值,由此说明此类融合规则针对多聚焦图像可以充分获得源图像信息,再次证明了清晰度准则对于判断多聚焦图像的有效性。其次,经过非下采样多尺度分解的融合方法

都获得了较高的 $Q^{AB/F}$ 值,即充分获得了源图像的边缘和细节信息,进一步说明了多尺度融合方法通过对不同频率子带的处理,有效保留的源图像的低频信息和高频信息。最后,本文提出的方法利用了 NSST 分解以及改进的清晰度准则对多聚焦图像进行处理,在主观视觉和客观指标上都取得了较好效果。

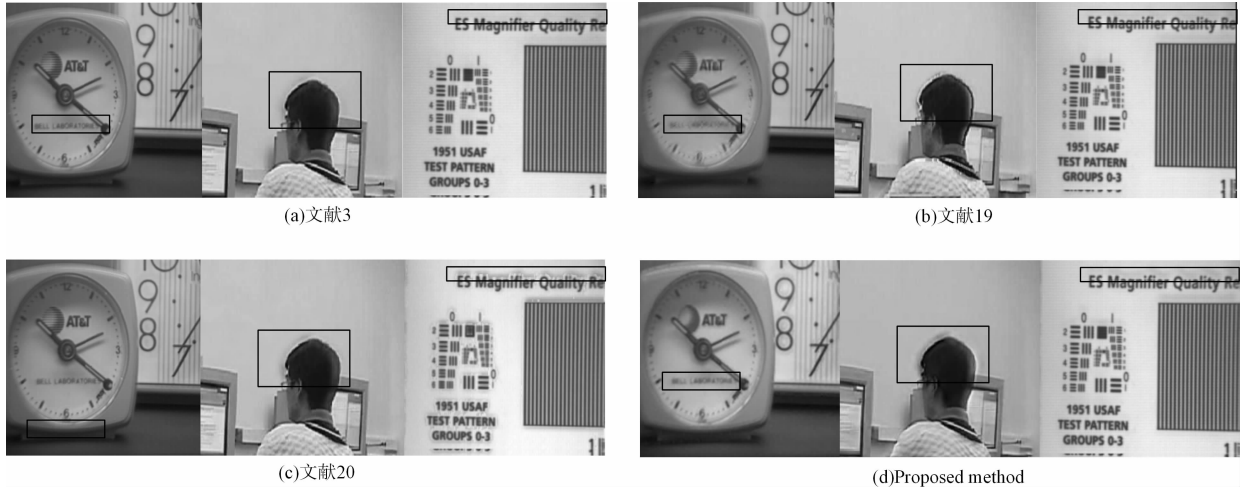


图 7 融合结果细节对比

Fig. 7 Comparison on visual detail appearance

表 2 5 种融合方法性能比较

Tab. 2 Performance of 5 different fusion methods

images	criteria	NSST-based	文献[3]	文献[19]	文献[20]	Proposed method
Fig. 4(a) and (b)	MI/bit	6.658 2	6.995 7	6.897 6	6.698 0	7.039 5
	$Q^{AB/F}$	0.653 8	0.630 7	0.646 8	0.653 5	0.669 4
Fig. 4(c) and (d)	MI/bit	7.039 3	7.030 3	7.080 4	7.000 7	7.213 4
	$Q^{AB/F}$	0.698 2	0.707 9	0.711 5	0.708 9	0.714 7
Fig. 4(e) and (f)	MI/bit	6.757 0	6.770 6	6.769 2	6.759 3	6.833 6
	$Q^{AB/F}$	0.762 8	0.754 5	0.757 6	0.762 5	0.763 3
Fig. 4(g) and (h)	MI/bit	2.307 8	4.011 7	3.839 6	4.144 0	4.205 1
	$Q^{AB/F}$	0.656 0	0.773 2	0.710 8	0.762 4	0.780 1

4 结语

非下采样剪切波变换可以有效地克服吉布斯现象,充分获得方向性信息,其在图像融合领域中的应用可以高效、稳定地获得多尺度子带。本文在非下采样剪切波分解的基础上,针对低频子带,提出基于区域能量匹配的空间频率融合规则,有效克服了单个清晰度在选择系数时的局限性,对高频子带提出带有方向性加权的改进拉普拉斯能量和方法,利用多尺度分解的方向性信息,进一步增强了对不同方向子带细节信息的处理能力,融合效果从主观视觉效果及客观评价准则两方面都获得证明。

参考文献(References):

- [1] EASLEY G R, PATEL V, HEALY D M. An M-channel Directional Filter Bank Compatible with the Contourlet and Shearlet Frequency Tiling[C]//Proc SPIE. San Diego, CA, 2007, 6701: 67010C1-67010C11.
- [2] 刘坤,郭雷,常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 681-686.
LIU K, GUO L, CHANG W W. Regional Feature Self-Adaptive Image Fusion Algorithm based on Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 681-686. (in Chinese)

- [3] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image Fusion Algorithm Based on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsampled Contourlet Transform Domain[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12):1508-1514.
- [4] LI H F, CHAI Y, LI Z F. Multi-Focus Image Fusion Based on Nonsampled Contourlet Transform and Focused Region Detection[J]. *Optik*, 2013, 124: 40-51.
- [5] 王珺, 彭进业, 何贵青, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换和稀疏表示的红外与可见光图像融合方法[J]. *兵工学报*, 2013, 34(7):815-820.
WANG J, PENG J Y, HE G Q, et al. Fusion Method for Visible and Infrared Image Based on Non-Sampled Contourlet Transform and Sparse Representation[J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(7):815-820. (in Chinese)
- [6] MIAO Q G, SHI C, XU P F, et al. A Novel Algorithm of Image Fusion Using Shearlets[J]. *Optics Communications*, 2011, 284(6):1540-1547.
- [7] SHI C, MIAO Q G, XU P F. A Novel Algorithm of Remote Sensing Image Fusion Based on Shearlets and PCNN[J]. *Neurocomputing*, 2013, 117:47-53.
- [8] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse Directional Image Representation Using the Discrete Shearlet Transforms[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1):25-46.
- [9] LIU J L, LEI L, ZHOU S L. Nonsampled Shearlet-Based Image Denoising Using Multiscale Products[C]//ICICIP. Beijing, 2013: 476-480.
- [10] HOU B, ZHANG X H, BU X M, et al. SAR Image Despeckling Based on Nonsampled Shearlet Transform[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(3):809-823.
- [11] CAO Y, LI S T, HU J W. Multi-Focus Image Fusion by Nonsampled Shearlet Transform[J]. *International Conference on Image and Graphics*, 2011, 17-21.
- [12] YIN M, LIU W, ZHAO X, et al. A Novel Image Fusion Algorithm Based on Nonsampled Shearlet Transform[J]. *Optik*, 2014, 125(10):2274-2282.
- [13] 孔韦韦, 雷英杰. 基于 NSST 域人眼视觉特性的图像融合方法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2013, 34(6): 777-782.
KONG W W, LEI Y J. Technique for Image Fusion Based on NSST Domain and Human Visual Characteristics[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2013, 34(6):777-782. (in Chinese)
- [14] KONG W W, LIU J P. Technique for Image Fusion Based on NSST Domain Improved Fast Non-Classical RF[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2013, 61(2013):27-36.
- [15] KONG W W, LEI Y. Technique for Image Fusion Between Gray-Scale Visual Light and Infrared Images Based on NSST and Improved RF[J]. *Optic*, 2013, 124:6423-6431.
- [16] KONG W W. Technique for Image Fusion Based on NSST Domain INMF[J]. *Optik*, 2014, 125(11): 2716-2722.
- [17] WEI H, JING Z L. Evaluation of Focus Measures in Multi-Focus Image Fusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4):493-500.
- [18] 李郁峰, 陈念年, 张佳成. 一种快速高灵敏度聚焦评价函数[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(4): 1534-1596.
LI Y F, CHEN N N, ZHANG J C. Fast and High Sensitivity Focusing Evaluation Function[J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(4): 1534-1596. (in Chinese)
- [19] YANG B, LI S T. Multi-Focus Image Fusion Based on Spatial Frequency and Morphological Operators[J]. *Chinese Optics Letters*, 2007, 10, 5(8):452-453.
- [20] 刘卫, 殷明, 栾静, 等. 基于平移不变剪切波变换域图像融合算法[J]. *光子学报*, 2013, 42(04):496-503.
LIU W, YIN M, LUAN J, et al. Image Fusion Algorithm Based on Shift-Invariant Shearlet Transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, 42(4): 496-503. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)