

基于改进型NSST变换的图像融合方法

刘 健^{a†}, 雷英杰^a, 邢雅琼^a, 程英蕾^b

(空军工程大学 a. 防空反导学院, b. 信息与导航学院, 西安 710065)

摘要: 为了进一步提高捕获图像细节的能力,提高运算效率,提出一种改进型NSST变换,采用冗余提升不可分离小波替换经典NSST中的非下采样金字塔分解.针对改进型NSST分解得到的不同子带,对低频子带选用区域能量和融合规则,高频子带选用简化型PCNN融合规则,提出基于改进型NSST的图像融合方法.实验结果表明,所提出的方法在主观视觉评价和客观指标评价中具有很大优势.

关键词: 冗余提升不可分离小波; 非下采样剪切波变换; 融合规则; 图像融合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Innovative image fusion method based on improved NSST

LIU Jian^{a†}, LEI Ying-jie^a, XING Ya-qiong^a, CHENG Ying-lei^b

(a. Air and Missile Defence College, b. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710065, China)

Abstract: To extract more detail information of the image and enhance the calculation effectiveness, an improved non-subsample shearlet transform(NSST) is proposed. The improved non-subsampled pyramid(NSP) in the traditional NSST is replaced by the redundant lifting non-separable wavelet. In this improved NSST, the low frequency subbands are fused by summing of the region energy, while the high frequency sub-bands are optimized by a simplified-pulse coupled neural network(PCNN) model. The experimental results show that the proposed method is of very competitive advantages in extracting exact information from images according to evaluation criterion of both visual appearance and objective criteria.

Keywords: redundant lifting non-separable wavelet; non-subsampled shearlet transform; fusion rule; image fusion

0 引言

图像融合是信息融合的重要组成部分,其目的是利用多源传感器的冗余性和互补性,获得一副具有更好质量或计算机更易处理的融合图像.小波分解虽然在图像融合领域取得了重大成就,但是只具备水平、垂直、对角线3个方向,在表示图像中边界、轮廓等对象时十分吃力,因此,学者们提出一系列具有各向异性的多分辨率分析工具,包括有限脊波变换、曲波变换、轮廓波变换等.它们虽然在表示图像各向异性方面的能力较强,但是由于进行方向滤波时对图像进行了重组,导致频率混叠现象^[1],且不具备平移不变性,应用受限.非下采样轮廓波(NSCT)理论的出现^[2],使得图像融合领域达到新的高度,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,极大地克服了吉布斯现象.文献[3]利用提升小波的最新成果对NSCT进行了改进,使得NSCT域图像融合的效果进一步提高,但是由于自身结构的问题,NSCT的运算十分耗时,且对图像方向的表示方面十分受限,对要求实时性处理十分不利.非下采样剪切波变换(NSST)具有类似小波的数学基础,相对于NSCT,不仅运算简单,而且对剪切后的方向数没有限制.NSST已逐渐应用到图像处理领域^[4-5],苗启广等^[6-8]将其与脉冲耦合神经网络(PCNN)相结合.孔韦韦等^[9-11]进一步将人类的视觉特性和邻域特性等相关概念引入到NSST域中,取得了较好的效果.但是,NSST理论自身还存在改进空间,在NSST多尺度分解机制中,高频子带和低频子带是由对细节信息捕捉能力较差的非下采样金字

收稿日期: 2016-01-17; 修回日期: 2016-04-13.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61309008).

作者简介: 刘健(1987—),男,博士生,从事图像处理的研究;雷英杰(1957—),男,教授,博士生导师,从事智能信息处理等研究.

†通讯作者. E-mail: liujian758@163.com

塔(NSP)分解得到的. 鉴于此, 本文提出一种改进型NSST模型(INSST), 即利用冗余提升不可分离小波(RLNSW)^[12]替换NSST中的NSP, 使得分解后得到的子带兼备了五株采样和提升算法的优良特性, 并结合PCNN模型, 达到图像融合的目的.

融合规则在图像融合过程中同样起到关键作用. 对于低频子带, 选择区域能量和作为融合准则, 这是因为低频子带包含图像的大部分能量, 而区域能量和算法可以利用邻域信息, 捕获中心元素包含能量的情况; 对于高频子带, 采用改进型PCNN作为融合规则, PCNN是基于生物视觉皮层模型提出的一种神经元互联型反馈网络, 它模仿大脑皮层对环境学习, 通过交互对环境适应, 在图像处理中得到了广泛应用. 本文提出基于INSST域PCNN的图像融合方法, 相对于文献[6, 8], 一方面, 改进了多分辨率分析方法, 采用INSST作为多尺度分析工具; 另一方面, 对标准PCNN模型进行适当改进, 使融合规则更符合人眼视觉特性. 最后通过实验表明了所提出方法的有效性.

1 改进的NSST变换

1.1 NSST变换框架

Shealet变换是由Easley等人在传统仿射系统的基础上, 将几何与多尺度结合起来提出的一种新的多分辨率分析工具, 其二维的表达式如下:

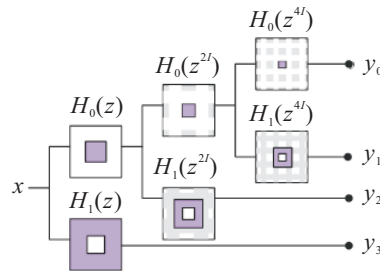
$$\{\psi_{i,j,k}(x) = |\det B|^{i/2} \psi(S^j B^i x - k) : i, j \in Z, k \in Z^2\}. \quad (1)$$

其中: $\psi \in L^2(R)^2$; 矩阵 S 和 B 的大小都为 2×2 , $|\det S| = 1$, S 和 B 两个矩阵共同决定Shearlet的处理方式, 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, 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, 通常取

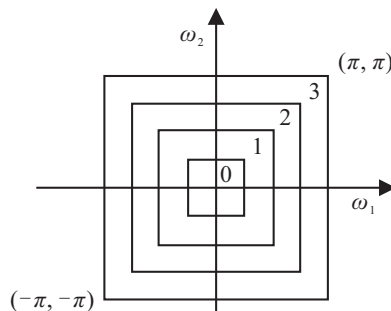
$$B_0 = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix},$$

$$S_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

离散Shearlet变换可以通过对连续型采样获得, NSST由NSP和剪切滤波器(SF)两部分组成, 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, 对低频子带反复进行 k 级NSP分解, 最终形成大小相同的1个低频子带和 k 个高频子带. 一般情况下, 低通滤波器和高通滤波器的理想传输频带的支撑区间互为补集, 低通滤波器理想支撑区间为 $[-\pi/2^j, \pi/2^j]^2$, 高通滤波器理想支撑区间为 $[-\pi/2^{j-1}, \pi/2^{j-1}]^2 \setminus [-\pi/2^j, \pi/2^j]^2$, 见图1.



(a) NSP分解过程



(b) NSP频带划分

图1 非下采样金字塔分解示意图

1.2 改进型NSST变换框架

与传统NSST模型不同, 所提出的INSST变换结合了提升小波变换的最新理论, 并考虑到平移不变性, 用RLNSW替换传统NSST中的NSP变换. 这样做是基于以下几点考虑: 1) NSP对图像细节的捕获能力较差, RLNSW则可以捕获丰富的图像细节; 2) 由提升算法实现的分解不仅提高了计算效率和精度, 而且具备五株采样的特性, 可以较好地提取图像信息; 3) 从视觉系统方面出发, 将提升算法直接应用到二维图像中得到不可分离小波, 其低通滤波器的截止频率位于对角线上, 更符合视觉特性.

RLNSW不同层次的提升过程是水平提升和对角提升交互进行的. 以水平提升为例, 与传统提升算法一样分为3步, 具体步骤如下.

Step 1: 复制. 将输入图像 F 复制为偶数子带 F_{even} 和奇数子带 F_{odd} , 分别用来存放低频信息和高频信息, 此时输入图像与两个子带图像的数据完全相同, 有

$$F_i(n) = F_{\text{even}}(n) = F_{\text{odd}}(n). \quad (2)$$

Step 2: 预测. 利用偶数子带 F_{even} 周围的低频信息, 借助一定预测算子 P , 对奇数子带中的高频信息进行插值预测, 并将奇数子带与预测值 $P(F_{\text{even}})$ 的差值 $d_i(n)$ 作为高频分量, 有

$$d_i(n) = F_{\text{odd}}(n) - P(F_{\text{even}}(n)). \quad (3)$$

Step 3: 更新. 利用Step2得到的高频分量 $d_i(n)$, 借助一定的更新算子 U 对其进行修正, 并叠加到偶数子

带 F_{even} 的低频信息中, 得到低频分量 C_i , 有

$$C_i(n) = F_{\text{even}}(n) + U(F_{\text{even}}(n)). \quad (4)$$

需要说明的是, 文献[13]以Neville滤波器作为内插滤波器, 构造了任意维任意阶数 (\tilde{N}, N) 的小波簇, 本文在实现RLNSW中采用Neville(2,2)滤波器作为预测和更新算子。

2 改进型NSST的图像融合算法

改进型NSST同样对方向分解的数量没有限制, 可以将源图像分解为不同尺度、不同方向且大小相同的子带图像。在图像融合过程中, 针对不同尺度、不同方向子带的特性, 制定相应的融合算子, 对最终的融合结果同样起到重要作用。一般地, 图像的低频子带包含图像大部分能量, 可以形成图像的轮廓和概貌。对于低频子带通常采用平均法或区域能量求和法的融合规则, 以保证融合后的图像可以获得源图像的基本信息。平均法的优点是简单高效, 但是由于人眼对单一像素并不敏感, 采用区域能量和作为融合规则能得到更好的效果。

高频子带对方向性十分敏感, 它代表图像的细节和边缘信息, 合适的融合算子是保证融合后图像细节清晰、视觉良好的重要基础。在高频子带中, 往往是数量较少的大系数含有较多的信息, 因此对于高频子带, 通常采用绝对值取大法等融合方法, 但是取大法没有利用邻域信息, 且对噪声十分敏感。本文采用改进型PCNN作为高频子带的融合规则, 借助神经网络的点火机制, 充分挖掘图像的细节信息, 以达到融合的效果。这样, 源图像经INSST分解后的不同尺度、不同方向的子带借助一定的融合算子最终形成新的子带, 再进行逆INSST变换即可得到新的融合图像。

2.1 低频子带融合算法

低频子带包含图像的大部分能量, 保留了图像的近似特征, 平均法虽然可以达到融合的目的, 但是由于人眼对单个像素并不敏感, 均值法的应用十分受限。区域能量和算法可以利用邻域信息, 对中心元素的能量情况进行分析, 结合低频子带的特性, 对包含能量大的元素进行选择。利用区域能量和指导低频子带的融合可以保证融合图像包含源图像的基本信息, 且融合图像的低频子带包含绝大部分能量。因此, 针对低频子带, 提出采用基于区域能量和作为融合规则。图像的区域能量和通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得, 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

$$E(x, y) = \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} c^2(x+l, y+r), \quad (5)$$

其中 $c(x, y)$ 为低频子带的系数。以两幅图像 A 、 B 为例, 融合后的子带系数 $c_F(x, y)$ 为

$$c_F(x, y) = \begin{cases} c_A(x, y), & E_A(x, y) \geq E_B(x, y); \\ c_B(x, y), & E_A(x, y) < E_B(x, y). \end{cases} \quad (6)$$

2.2 高频系数融合规则

高频子带是带有方向性信息的众多子带的集合, 包含图像边缘、纹理等细节信息。通常, 高频子带中模值较大的系数对细节信息的贡献最大, 但是“取大法”同样没有利用图像的邻域信息, 容易受到噪声等不良信息的干扰。标准PCNN模型直接将对应的系数作为外部刺激, 输入至PCNN模型, 但是单个系数没有考虑到周围的邻域信息, 且人眼对单个像素并不敏感, 因此应选择含有区域信息的外部刺激。拉普拉斯能量和可以从邻域变换程度和邻域能量两方面对系数进行分析, 选取系数邻域的拉普拉斯能量和作为PCNN的外部刺激, 可以更合理地引导点火发生。本文针对高频子带, 将高频系数的拉普拉斯能量和作为PCNN的输入, 结合改进型PCNN的点火机制指导融合过程, 最终获得融合后的高频子带。高频子带的拉普拉斯能量和(SML)同样通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得, n 取3或5的奇数, 定义为

$$S^{l,k}(i, j) = \sum_{a=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{b=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} [ML^{l,k}(i+a, j+b)]^2, \quad (7)$$

$$ML^{l,k}(x, y) = |2MP^{l,k}(x, y) - MP^{l,k}(x - \text{step}, y) - MP^{l,k}(x + \text{step}, y)| + |2MP^{l,k}(x, y) - MP^{l,k}(x, y - \text{step}) - MP^{l,k}(x, y + \text{step})|. \quad (8)$$

其中: step 为间距, 通常取1; $MP^{l,k}(x, y)$ 为 i 尺度 k 方向的高频子带中位置在 (x, y) 的系数。

经典的PCNN具有计算复杂、参数过多、只利用单一像素信息等缺陷, 本文对PCNN作简单改进, 简化反馈域, 将子带的拉普拉斯能量和作为反馈域的输入, 并将 θ 的衰减模型改为与人类视觉相符的线性衰减模型。简化的PCNN模型如下:

$$F_{ij} = S_{ij}. \quad (9)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L) L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}[n-1]. \quad (10)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]). \quad (11)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] \geq \theta_{ij}[n]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

$$\theta_{ij}[n] = \theta_{ij}[n-1] - \Delta + V_{\theta} Y_{ij}[n]. \quad (13)$$

其中:下标 ij 为单个神经元所在位置; F_{ij} 为神经元的反馈输入; S_{ij} 为神经元的外部刺激,即当前系数的拉普拉斯能量和; L_{ij} 为链接输入; U_{ij} 为内部活动项; θ_{ij} 为动态阈值; Δ 为线性因子; V_{θ} 、 V_L 为幅度常数; W 为链接权矩阵.

3 仿真实验

仿真实验采用如下计算机配置:CPU 为 Intel Core i7,内存为 4G,仿真软件为 Matlab R2010b.为证明所提出方法的有效性,不失一般性,在数据选择方面,选取两组不同的源图像作为实验样本,其中一组为经典的多聚焦图像,另一组为 256×256 的 SAR 和可见光图像.仿真实验中,将改进模型 INSST 分别与基于五株采样的提升小波融合法^[4]、基于 NSCT 的融合方法、基于 NSST 的融合方法进行对比(分别记为 LISQ-based、NSCT-based、NSST-base 和 INSST-based).首先,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采用加权平均法,高频子带采用取最大值法,通过比较得到 INSST 变换自身的一些基本特性;然后将 INSST 与本文提出的融合规则相结合,即低频子带采用区域能量和法,高频子带采用改进 PCNN 法,并将结果与文献[6]的方法进行对比.

需要说明的是,在仿真对比实验中,3种多尺度变换的分解层数均为 3. LISQ 变换中,选取 Neville(2, 2) 作为预测和更新滤波器;NSCT 变换中,分解和方向分解滤波器为 9-7pkva,方向分解数为 [4, 8, 16];NSST 变换中采用 maxflat 作为 NSST 的分解滤波器,采用 shear 滤波器作为方向滤波器,方向分解数为 [4, 8, 16];INSST 变换中,RLNSW 分解采用 Neville(2, 2) 作为预测和更新滤波器,采用 shear 滤波器作为方向滤波器,方向分解数为 [4, 8, 16].实验中除了主观视觉对比外,客观评价准则采用文献[15-16]中的互信息量 MI 和 $Q^{AB/F}$,因为这两个指标不需要知道标准的参考图像即可判断融合的效果, MI 反映融合图像中包含的源图像信息, $Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 算子衡量融合图像中包含的源图像边缘信息,两者的值越大,融合效果越好.

在进行 LISQ-based、NSCT-based、NSST-based 和 INSST-based 等不同的多尺度方法对比时,融合规则

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,高频子带中系数选择两者中较大的一个.

图2为时钟图像融合结果对比,图3为 SAR 与可见光图像融合结果对比.由图2和图3可见,这些多尺度融合方法都能达到图像融合的目的,但是 LISQ 变换的融合方法较为模糊,具有明显的吉布斯现象,这是因为 LISQ 存在下采样操作,并不具备平移不变性,因此造成了吉布斯现象.从直观角度来讲,NSST 较 NSCT 融合图像较为清晰,因为它保留了更多的方向性信息,且有效地克服了吉布斯现象.INSST 方法效果最好,它兼备了五株采样、多方向性和平移不变性等诸多优点.具体而言,图2(f)融合的时钟图像整体效果最好,没有图2(d)和图2(e)突兀的噪音信息,且图像清晰、平滑,具有较高的对比度,更适合人眼的视觉特性.图3有类似结论,由于吉布斯现象的存在,图3(c)效果最差,图3(d)和图3(e)都具有一定的噪声信息,图像中的目标识别度不高,图3(f)更加清晰、平滑,抑制了刺眼的噪声,且图像中的建筑物分辨率较高.表1是多种方法的 MI 和 $Q^{AB/F}$ 的客观指标,由结果可以得出,INSST 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较好.在表1的最后,以图2为例记录了各种方法的运算时间,可以得出,

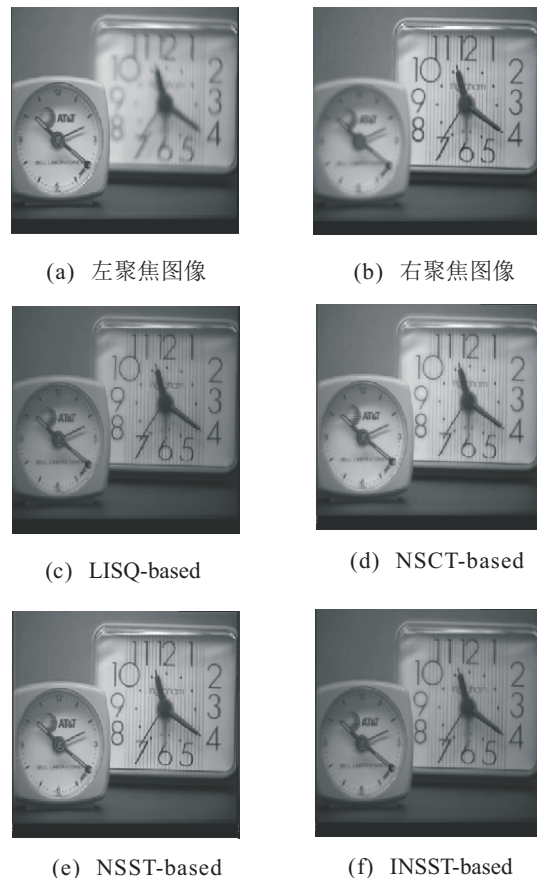


图2 时钟图像融合结果对比

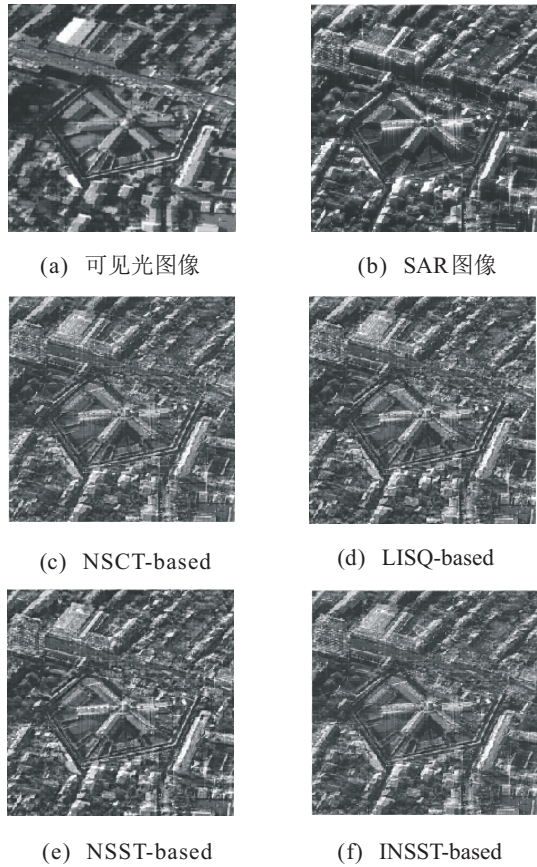


图3 SAR与可见光图像融合结果对比

表1 不同融合方法性能比较

images	criteria	LISQ-based	NSCT	NSST	INSSST
图2	MI	6.507 2	6.616 9	6.620 9	6.756 1
	$Q^{AB/F}$	0.589 0	0.655 7	0.653 8	0.657 8
图3	MI	2.062 4	2.167 6	2.191 4	2.226 1
	$Q^{AB/F}$	0.438 8	0.504 9	0.513 1	0.515 6
图2	Times(s)	0.397 6	9.076 5	0.970 3	0.917 6

由于采用了第2代提升方法, INSSST在计算时间上也得到了一定提升,因此本文提出的INSSST方法在图像融合领域具有一定优势。

平均法和取大法等简单的融合规则只能证明不同多尺度方法自身的优劣性,为了进一步提高融合效果,需要选择合适的融合规则,这是因为,平均法和取大法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.对低频子带采用基于区域能量的融合方法,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.将高频系数的拉普拉斯能量和输入至改进的PCNN算法进行融合,相对于取大法,不仅能突显大数值的优越性,而且利用了视觉皮层模型,更符合人眼的观察。

表2为本文方法融合结果.图4为文献[6]方法与本文提出的改进PCNN方法的融合图像结果对比.由图4可见,在结合PCNN模型后,基于多分辨率分析方法的图像融合效果又进一步得到了提高,这一方面得益于采用的融合规则利用了邻域信息,提高了图像的可信度;另一方面得益于采用了PCNN算法,它模仿人眼视觉皮层工作机制,使融合图像更符合人眼视觉特性.相对于文献[6]的融合结果,本文方法在主观观察方面不仅保留了自然、舒适等效果,还进一步增强了对比度,使融合图像更加清晰,可观.具体而言,图4(b)相对于图4(a)表盘的字母更加清晰,对比度更强;图4(d)具有类似优势,相对于图4(c),图4(d)中的建筑物浑然一体,具有极高的可辨识度,图4(c)则存在一些杂波点,影响图像质量.由表2还可见,本文方法在客观指标方面也具有一定优势,这一方面是由于采用了INSST变换,相对于Shearlet变化,还具备五株采样的优良特性,可以进一步捕获重要信息;另一方面,采用了改进的融合规则,使得融合过程更加合理.由此可见,INSST具有计算简单、性能优越的特性,结合一定的融合规则,在主观和可观两方面都取得了更好的融合效果。

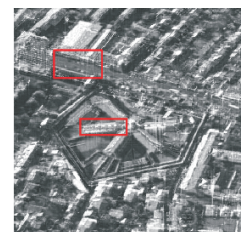
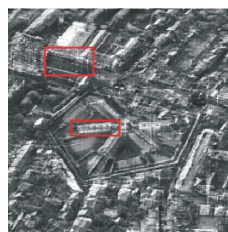
表2 本文方法融合结果

images	criteria	文献[6]	本文方法
图2	MI	6.713 0	7.258 1
	$Q^{AB/F}$	0.662 3	0.668 7
图3	MI	2.213 7	2.570 0
	$Q^{AB/F}$	0.515 4	0.533 5



(a) 文献[6]融合结果(1)

(b) 本文方法融合结果(1)



(c) 文献[6]融合结果(2)

(d) 本文方法融合结果(2)

图4 基于INSST的图像融合结果

4 结 论

本文提出了一种基于INSST变换的图像融合方法,该方法在冗余提升不可分离小波和NSST变换的基础上,通过采用RLNSW替代NSP,得到改进型NSST变换.INSST不仅具有RLNSW计算简单、五株采样等特性,还具备平移不变性和Sheart剪切波在方向性上的优势.仿真实验表明,所提出方法在图像的细节保留、视觉观察和计算效率方面具有一定优势,结合适当的融合规则,在图像融合方面具备较强的应用潜力.进一步寻找适合INSST的融合规则,进一步挖掘它在图像融合方面的潜力是以后的工作方向.

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, 2007, 8: 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.)
- [3] 孔韦韦, 雷英杰, 雷阳, 等. 基于改进型NSCT变换的灰度可见光与红外图像融合方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(11): 1607-1612.
(Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. A fusion method for gray-scale visible and infrared image based on improved NSCT[J]. Control and Decision, 2010, 25(11): 1607-1612.)
- [4] 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.
- [5] Biao Hou, Xiaohua Zhang, Xiaoming Bu, et al. SAR image despeckling based on nonsubsampling shearlet transform[J]. IEEE J of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(3): 809-823.
- [6] Cheng Shi, Qiguang Miao, Pengfei Xu. A novel algorithm of remote sensing image fusion based on Shearlets and PCNN[J]. Neurocomputing, 2013, 117(2013): 47-53.
- [7] Biswagit Biswas, Biplab Kanti Sen, Ritamshirsa Choudhuri. Remote sensing image fusion using pcnn model parameter estimation by gamma distribution in shearlet domain[J]. Procedia Computer Science, 2015, 70(2015): 304-310.
- [8] Ping Jiang, Qiang Zhang, Jing Li, et al. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. Laser and Infrared, 2014, 44(1): 108-112.
- [9] Weiwei Kong. Technique for image fusion based on NSST domain INMF[J]. Int J for Light and Electron Optics, 2014, 125(2014): 2716-2722.
- [10] Weiwei Kong, Binghe Wang, Yang Lei. Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampling shearlet transform and spiking cortical model[J]. Infrared Physics And Technology, 2015, 71(2015): 87-98.
- [11] Baohua Zhang, Xiaoqi Lu, Haiquan Pei, et al. A fusion algorithm for infrared and visible images based on saliency analysis and non-subsampling shearlet transform[J]. Infrared Physics And Technology, 2015, 73(2015): 286-297.
- [12] 王卫星, 曾基兵. 冗余提升不可分离小波的图像融合方法[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(1): 13-16.
(Wang W X, Zeng J B. Image fusion method based on redundant lifting non-separable wavelet transforms[J]. J of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(1): 13-16.)
- [13] Kovacevic J, Sweldens W. Wavelet families of increasing order in arbitrary dimensions[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(3): 480-496.
- [14] 祝青, 刘斌. 提升五株形小波在多光谱图像融合中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(11): 170-177.
(Zhu Q, Liu B. Application of lifting quincunx wavelet in multispectral image fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(11): 170-177.)
- [15] Xiaobo Qu, Jingwen Yan, Hongzhi Xiao, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling Contourlet transform domain[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [16] 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(4): 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.)

(责任编辑: 郑晓蕾)