

# 基于 $\hat{a}$ trous-NSCT 变换和区域特性的图像融合方法

曹义亲 曹 婷 黄晓生

(华东交通大学软件学院 南昌 330013)

**摘 要** 针对  $\hat{a}$ trous 小波变换与 NSCT 这两种多尺度变换的优缺点,通过引入  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换工具,提出了一种基于  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换和区域特性的图像融合方法。此方法将区域平均梯度作为活性测度,以系数取大的融合方法完成低频子带图像的融合;选用基于区域方差加权自适应模型的融合方法完成高频子带图像的融合,通过  $\hat{a}$ trous 逆变换处理获得融合后的最终结果。在实验中将新提出的方法与其他 5 种多尺度融合方法进行比较,结果表明,当新型多尺度变换的分解层数为 4 时,所获得的融合结果在主观视觉与客观评价两方面的性能都得到了明显的提升。

**关键词**  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换,区域平均梯度,活性测度,区域方差加权

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.040

## Image Fusion Method Based on $\hat{a}$ trous-NSCT Transform and Region Characteristic

CAO Yi-qin CAO Ting HUANG Xiao-sheng

(College of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract** Aiming at the advantages and disadvantages of two kinds of multi-scale transforms of  $\hat{a}$ trous wavelet transform and NSCT, through introducing  $\hat{a}$ trous-NSCT transform tool, this paper proposed an image fusion method based on  $\hat{a}$ trous-NSCT transform and region characteristics. This method regards the regional average gradient as the activity measure, and makes use of the fusion method with large coefficient to complete the low-frequency sub-band image fusion. Then, it utilizes the fusion method based on adaptive model with regional variance weighting for high-frequency sub-band images to complete the fusion, thus obtaining the final fusion results through  $\hat{a}$ trous inverse transform process. In the experiment, the proposed method was compared with other five multi-scale fusion methods. The experimental results show that the fusion results obtained by the proposed method are significantly improved in both subjective vision and objective evaluation as the number of decomposition layers of the new multi-scale transformation is 4.

**Keywords**  $\hat{a}$ trous-NSCT transform, Regional average gradient, Activity measure, Regional variance weighting

近年来,多尺度域内的图像融合<sup>[1]</sup>研究非常活跃,较为普遍与经典的是以 Fourier 分析理论为依据发展而来的小波变换。小波理论以其多尺度与多分辨率的特性受到广泛青睐,越来越多的小波变换理论被提出。文献[2]在小波域内针对高频分量提出了一种改进的融合方法,使得融合图像的信息含有量得到了提升。文献[3]对图像进行了多尺度变换分析,利用此工具的局部时频特性实现了计算复杂度较低的融合方式。文献[4]提出了一种在离散小波变换(Discrete Wavelet Transformation, DWT)域内特征残差与统计匹配结合的融合方式,得到了精准的融合结果。文献[5]将具备平移不变性的多孔( $\hat{a}$ trous)小波变换与随机森林分类器相结合,提出了人脸识别融合算法,融合后的人脸图像的识别度较高。这类小波在实验方面均取得了较为满意的结果,但小波变换在应用过程中存在方向性的局限,无法最大化地将曲线表达出来<sup>[6]</sup>,因此不是所有的小波都适用。多尺度变换的出现弥补了这一

缺陷,如 Contourlet 变换<sup>[7]</sup>与 Shearlet 变换<sup>[8]</sup>等多尺度变换在方向性信息的捕捉方面具备了良好的优势。但平移不变性的缺乏使得此类变换在应用过程中无法保证信息的准确性。鉴于此,文献[9-11]提出了较为典型的非下采样轮廓波(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)和非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)。新多尺度变换在具备高稀疏特性的同时,在融合效果方面也远优于传统的变换波。Li 等<sup>[12]</sup>实现了 NSCT 域内可见光和红外图像的有效融合。与文献[13]应用的 NSST 相比,NSCT 与 NSST 的结构示意图相似,主要区别在于方向滤波器的选择;NSST 针对医学图像的分析,具有独特的效果。冯颖等<sup>[14]</sup>将 NSCT 变换与混合粒子群思想相结合,得到了信息丰富的融合结果。多尺度变换的应用使得图像融合技术得到了空前的发展,但目前各类多尺度变换都存在各自的短板,如  $\hat{a}$ trous 小波捕捉方向性信息的能力较弱;Contourlet 变换缺乏平移

到稿日期:2018-05-10 返修日期:2018-08-03 本文受国家自然科学基金项目(61365008),江西省科技支撑计划项目(20161BBE50081),江西省教育厅科技项目(GJJ150522, GJJ150526)资助。

曹义亲(1964—),男,硕士,教授,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、模式识别, E-mail: yqcao@ecjtu.jx.cn(通信作者);曹 婷(1993—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理;黄晓生(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、机器视觉。

不变性,易导致 Pseudo-Gibbs 现象;而 NSCT 进行多尺度分解时使用的滤波器易使得图像产生频谱混叠现象。这一问题有两种解决方式:多种小波结合的方式和小波与多方向变换波相结合的方式<sup>[6,15]</sup>。

本文采用小波与多方向变换波相结合的方式,提出一种改进的多尺度域内的图像融合方法。该方法结合  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换与 NSCT 各自互补的特性,引入了一种新型的多尺度变换,即  $\hat{\text{a}}\text{trous}$ -NSCT 变换。新型变换实现了对图像的有效分解。

## 1 多孔小波理论

若设定  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换<sup>[16]</sup>中的高通与低通滤波器分别为  $h_i(n)$  与  $l_i(n)$ ,信号  $F$  分解成一个低频分量与多个高频分量的基本实现过程可描述为<sup>[17]</sup>:

$$L_i(m) = \sum_n L_i(n) H_{i-1}(m+n2^{i-1}), i=1, \dots, N \quad (1)$$

$$H_i(m) = \sum_n h_i(n) H_{i-1}(m+n2^{i-1}), i=1, \dots, N \quad (2)$$

其中,  $L_i(m)$  是在小波变换的  $i$  尺度下得到的近似信息,小波系数  $H_i(m)$  表示高频分量数据,即源图像的细节数据,可称之为小波面。同理,拓展至二维图像的分析中,分解获取的子带图像与原图像尺寸一致,能够获得更好的融合效果。小波系数可由两相邻近似信号的差值表示,此性质可表示为:

$$H_i(m) = L_{i-1}(m) - L_i(m), i=1, \dots, N \quad (3)$$

对源信号进行处理后,若将全部的小波系数与所得近似信息  $L_N(m)$  相叠加,则可得到重构信号  $F'(m)$ 。此过程如式(4)所示:

$$F'(m) = L_N(m) + \sum_{i=1}^N H_i(m) \quad (4)$$

综上所述,若处理对象为二维图像  $F(x, y)$  时,小波变换没有对源图像实施上采样步骤。若是随机的样本数据,常常会具有优良插值性质的  $B_3$  样条函数进行插值处理,若将图像进行  $N$  层分解处理,则分解后得到的近似信息与小波系数可表示为式(5)和式(6)<sup>[17]</sup>:

$$\begin{cases} L_1[F(x, y)] = L_1(x, y) \\ L_2[L_1(x, y)] = L_2(x, y) \\ \dots \\ L_N[L_{N-1}(x, y)] = L_N(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

$$H_i(x, y) = L_{i-1}(x, y) - L_i(x, y), i=1, \dots, N \quad (6)$$

其中,  $L_N$  表示对二维图像  $F(x, y)$  的低通滤波操作,源图像点  $(x, y)$  的定位以及细节信息值可由分解后的小波系数与近似信息图像叠加得到:

$$F'(x, y) = L_N(x, y) + \sum_{i=1}^N H_i(x, y) \quad (7)$$

$\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换具备的平移不变特性使得它在众多小波变换中脱颖而出,又由于获得的子带图像与原图像尺寸一致,因此在实际研究中图像的融合效果较普通的小波变换有较大的提升。在对源图像的重构操作中,由于舍去了卷积操作,因此基于区域对象类的融合方法能够提取到更多有效信息。

## 2 非下采样轮廓波理论

非下采样方向滤波器组 (Non-Subsampled Directional

Filter Bank, NSDFB) 是特殊的双通道滤波器组,舍去了上、下采样操作,故而存在平移不变性,可有效地解决 Contourlet 变换容易出现影像混叠和块效应等问题。源图像通过非下采样金字塔滤波器组 (Non-Subsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB) 处理之后,获得低频与高频子带图像。针对高频子带图像完成 NSDFB 滤波器<sup>[18]</sup> 处理,此次分解是针对高频分量的方向系数进行的信息捕捉,因此能够获得多个方向上的高频分量。之后再使用低频子带图像进行下一步分解,可根据需求选择适量次数的迭代分解,直到获得满足要求的分解层。滤波器组 NSDFB 与 NSPFB 皆存在 Bezout 等式关系<sup>[19]</sup>。大量实验表明,NSCT 的分解系数集中在 3-4 层左右时能够取得较好的分解子带图像,此时图像的融合效果也较为显著<sup>[11]</sup>。具体结构如图 1 所示。

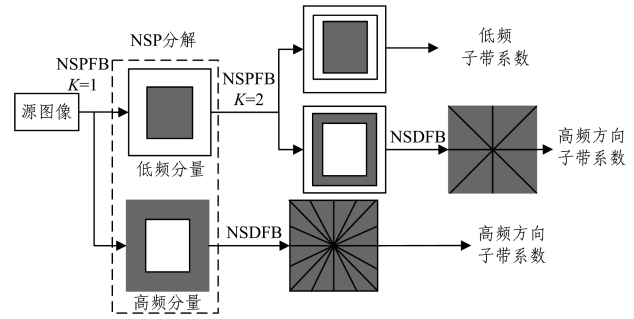


图 1 NSCT 多尺度多方向的分解过程

Fig. 1 Decomposition process of NSCT multi-scale and multi-directional

## 3 基于 $\hat{\text{a}}\text{trous}$ -NSCT 变换和区域特性的图像融合方法

$\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换具备平移不变性,能够从图像中获取丰富且足够的特征信息,并能够保证图像的尺寸一致,是一种在时域与频域内皆具备良好定位能力的全局小波变换。但考虑到  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换存在方向信息表达方面的缺陷,通过引入 NSCT 理论,应用 NSCT 中的 NSDFB 能够将图像多方向有效分解的特质,并与  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换相结合,提出了一种改进的多尺度域内的图像融合方法。

### 3.1 $\hat{\text{a}}\text{trous}$ -NSCT 变换的实现

$\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波具备平移不变性,不需要进行插值以及下采样操作,且 NSCT 弥补了  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换在表达方向几何信息方面的不足,具有多尺度的同时还兼具多方向特性。由于在分解过程中,多尺度分解步骤所使用的 NSPFB 分解易使得图像出现频带混叠现象,NSPFB 分解的使用并不能保证图像分解的效果。而  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换可以替换 NSPFB 进行多尺度分解,并得到与源图像大小一致的子带图像数据,对图像的后续融合处理具有较大的优势;之后展开 NSCT 后续操作,将获得的高频分量数据进行 NSDFB 分解操作,此过程如图 2 所示;最后针对图像实现区域性融合。由于在重构时剔除了卷积运算这一步骤,因此融合后的图像在图像边缘区域的清晰度能够得到明显的提升,这也是本文所提方法在重构部分选用  $\hat{\text{a}}\text{trous}$  小波变换的原因。

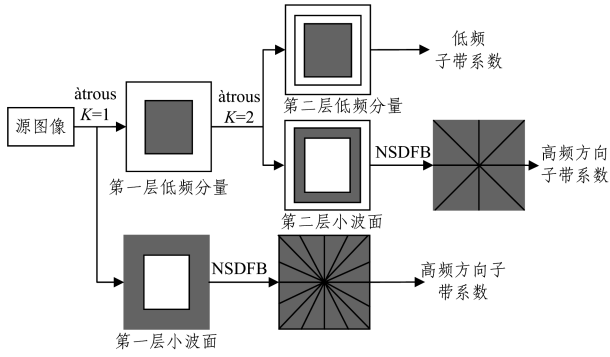


图2 àtrous-NSCT变换的分解过程

Fig. 2 Decomposition process of àtrous-NSCT transform

综上所述,本文综合了 àtrous 小波变换与 NSCT 理论的优势,并考虑到二者所具备的互补性,引入了一种新的多尺度分析变换模式——àtrous-NSCT 变换。

### 3.2 高频融合规则

分解后得到的高频分量系数表达了源图像在方向上的边

$$M^{AB}(x,y) = \frac{2 \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |H^A(x+m,y+n) - \bar{H}^A(x,y)| |H^B(x+m,y+n) - \bar{H}^B(x,y)|}{V^A(x,y) + V^B(x,y)} \quad (9)$$

其中,若设定点  $P(x,y)$  为中心,则  $\bar{H}(x,y)$  为区域内的均值系数。 $i=A \parallel B$ ,  $V^i(x,y)$  为源图像 A 或源图像 B 中的区域方差。 $(x,y)$  为像素点的坐标,  $(M,N)$  为邻域窗口大小,在本文中设定邻域窗口为  $3 \times 3$ 。

方差匹配度反映出源图像 A 与源图像 B 之间的矩阵相关度与信息相似性。若两张源图像信息相近,则匹配值会无限趋近于 1;反之,则无限趋近于 0。固定阈值  $\alpha=0.5$  与匹配度数值的比较结果决定了高频分量系数进行融合时选用的融合方法,其具体分类<sup>[20]</sup>如下。

(1)  $M^{AB}(x,y) < \alpha$ , 表示原始图像之间相应区域的差异较大,选用区域方差取大的融合方式可以最大化地捕获详细的细节数据。

$$H^F(x,y) = \begin{cases} H^A(x,y), & V^A(x,y) \geq V^B(x,y) \\ H^B(x,y), & V^A(x,y) < V^B(x,y) \end{cases} \quad (10)$$

(2)  $M^{AB}(x,y) \geq \alpha$ , 反映出源图像之间差异较小。此时,选用区域方差取大的融合规则会使得另一个被舍弃的源图像所包含的有效信息被浪费,因此针对此情况选用区域方差自适应加权的融合方式。

$$T^i(x,y) = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{[I(x,y) - I(x+1,y)]^2 + [I(x,y) - I(x,y+1)]^2}}{2} \quad (14)$$

其中,  $I=A \parallel B$ ,  $T^i$  代表源图像 A 或源图像 B 中的区域平均梯度,  $(x,y)$  为像素点的坐标,  $(M,N)$  表示邻域窗口大小,本文算法中设定邻域窗口为  $3 \times 3$ 。融合算子可为:

$$L^F(x,y) = \begin{cases} L^A(x,y), & |T^A(x,y) \geq T^B(x,y)| \\ L^B(x,y), & |T^A(x,y) < T^B(x,y)| \end{cases} \quad (15)$$

### 3.4 算法的实现步骤

本文结合多尺度变换的特性,提出了 àtrous-NSCT 变换融合算法,基本融合步骤如下:

(1) 利用 àtrous-NSCT 变换对源图像 A 和 B 进行若干尺度的分解处理,本文算法中所选择的分解尺度为 4,分别得到

缘细节数据,简单的取最大值法会使得图像呈现较多的噪声,从而对图像的融合效果造成影响,因此融合方法的选择与融合结果的信息度含量密切相关。通常,用于评判信息含量丰富程度的参量大致有区域方差、熵以及粗糙度大小等,参量数值的变化与信息量的丰富程度成正比。人眼视觉特性对图像边缘比较敏感,方差的选用对图像的边缘信息具有较为敏感的表现力,而与匹配度的结合使用能够量化源图像中的矩阵相关度。因此,在考虑高频分量系数存在的特性基础上,本文提出了一种方差匹配度和区域方差加权相结合的融合方法。

方法的主要思想在于针对高频系数获得区域方差与方差匹配度,通过比较方差匹配度与阈值的实际大小情况,选取适当的融合规则。阈值  $\alpha \in [0.5, 1]$ ,本文中取  $\alpha=0.5$ 。对源图像 A 和源图像 B 完成 àtrous-NSCT 变换分解后,可得其高频系数为  $H^A(x,y)$ ,  $H^B(x,y)$ 。若融合后图像为  $F$ ,则其方差性质与匹配度性质分别如式(8)与式(9)所示:

$$V^i(x,y) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [H^i(x+m,y+n) - \bar{H}^i(x,y)]^2 \quad (8)$$

$$H^F(x,y) = \begin{cases} \omega_{\max} H^A(x,y) + \omega_{\min} H^B(x,y), & V^A(x,y) \geq V^B(x,y) \\ \omega_{\min} H^A(x,y) + \omega_{\max} H^B(x,y), & V^A(x,y) < V^B(x,y) \end{cases} \quad (11)$$

$$\omega_{\min} = 0.5 - 0.5 \times \frac{1 - M^{AB}(x,y)}{1 - \alpha} \quad (12)$$

由于在本文算法中,阈值固定为  $\alpha=0.5$ ,因此由式(12)可得:

$$\begin{cases} \omega_{\min} = M^{AB}(x,y) - 0.5 \\ \omega_{\max} = 1 - \omega_{\min} = 1.5 - M^{AB}(x,y) \end{cases} \quad (13)$$

### 3.3 低频融合规则

通过 àtrous-NSCT 变换处理后的低频分量系数代表的是源图像的基本轮廓以及像素等基本信息数据;换言之,即是变换处理之后得到的近似数据信息,源图像之间的区域相关性质也包含在其中,区域平均梯度能够将图像中细微的瑕疵有效地呈现出来,其值越大则图像越清楚。受文献[21]启发,本文采用区域平均梯度作为衡量算子,选择区域平均梯度取大的融合方式对经过 àtrous-NSCT 变换获取的低频分量系数进行融合操作。在源图像 A 中,以  $P(x,y)$  为中心的区域平均梯度的定义表达式如式(14)所示:

高频分量系数  $H^A(x,y)$  和  $H^B(x,y)$ , 以及低频分量系数  $L^A(x,y)$  和  $L^B(x,y)$ ;

(2) 根据分解后得到的高频分量系数的特殊性,选择基于区域方差的加权自适应模型,以高频分量系数为目标,依据区域方差匹配度的实际大小选择合适的融合算法完成融合,得到高频分量融合算子  $H^F(x,y)$ ;

(3) 将区域平均梯度作为衡量算子,并以其为基准的取大原则对低频分量系数  $L^A(x,y)$  和  $L^B(x,y)$  进行融合操作,获得低频分量融合算子  $L^F(x,y)$ ;

(4) 应用 àtrous 逆变换对步骤(2)和步骤(3)得到的两个

融合算子进行处理,获得本文算法的最终结果——图像  $F$ 。

融合方法的基本步骤如图 3 所示。

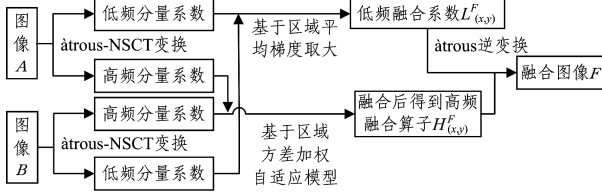


图 3 基于  $\hat{\alpha}$ trous-NSCT 变换和区域特性的图像融合方法

Fig. 3 Image fusion method based on  $\hat{\alpha}$ trous-NSCT transform and region characteristic

## 4 实验结果与分析

针对本文所提出的方法,采用 3 组经过标准配准处理、尺寸大小为  $256 \times 256$  的多聚焦图像进行实验,如图 4 所示。

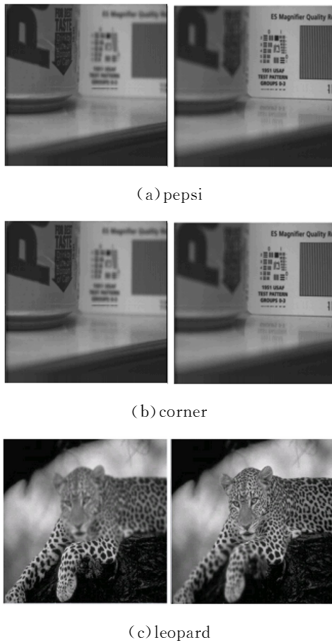


图 4 多聚焦源图像

Fig. 4 Multi-focus source image

本文所有实验皆在 Win10 的操作系统、AMD E-450 APU with Radeon(tm) HD Graphics 1.65 Hz、内存为 4GB 的计算机中进行。采用 MATLAB 与 C++ 混合编程,使用 MATLAB R2014a 进行仿真实验,并选取了其他 5 种融合算法进行详细对比。

### 4.1 参数设置

本文实验中,为了设定一个最优分解层数,利用本文提出的算法对源图像 pepsi 进行了 1—5 层分解,并完成融合,结果如图 5 所示。其中,NSDFB 采用扇形滤波器。

由图 5 可知,多尺度分解的级数在 4 级之前影响较大,从人眼视觉特性方面考虑,图像的画面随着分解尺度层数的增加逐渐清晰。图 5(a)中,方框区域内存在明显的重影现象,效果较差。相比之下,图 5(b)的效果得到了明显提升,但方框区域内依旧存在模糊重影状况。图 5(c)与图 5(d)的效果差别不大,但仔细观察后不难发现,第 3 层分解后,融合图像

中方框标注区域内“ES Magnifier Quality Re”字体的背景斑块较为明显,而第 4 层分解后融合图像的这一区域却不存在较为明显的背景斑块。相比于第 4 层的融合效果,图 5(e)所示的第 5 层的融合效果已无太大的区别,人眼无法轻易辨别出优劣,因此可以根据客观评价指标来进行判别。

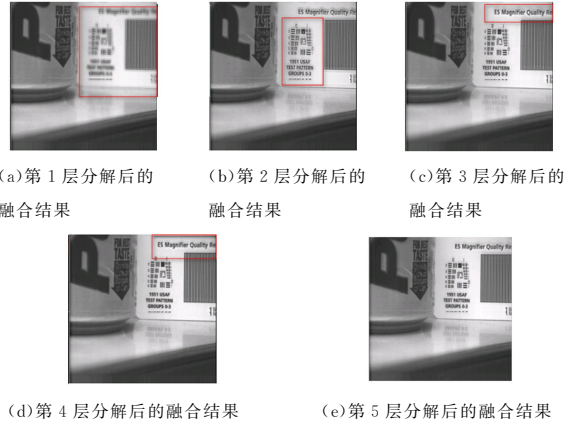


图 5 不同尺度下的多聚焦 pepsi 图像融合实验

Fig. 5 Multi-focus pepsi image fusion experiment under different scales

为了直观地表示出融合效果,表 1 和下文中的相关系数指标皆取融合结果图和两原始图像的相关系数的平均数作为最终的结果。其中分解尺度处于 1—4 层时,随着多尺度分解级数的逐渐增大,整体上各项指标数据均在逐渐增长。而与 5 层的指标数值相比,4 层除了熵值与相关系数之外,其他数据皆低于 5 层,其中值得注意的是,相关系数指标的变化随着分解尺度的增大,其值呈现减小的趋势,此情况反映了随着尺度分解层数的变大,融合图像质量的提升是以减少图像的信息含量为条件的。多次实验亦表明,当图像进行 5 层多尺度分解时,其运算代价极高,相比于进行 4 层多尺度分解的图像融合过程,进行 5 层多尺度分解的运行时间大致是进行 4 层多尺度分解的 2 倍。

表 1 不同尺度下多聚焦 pepsi 融合图像的客观指标评价

Table 1 Objective evaluation indicators of multi-focus pepsi fusion images at different scales

指标	分解层数				
	1	2	3	4	5
均值	135.17690	131.12840	135.92470	136.91030	137.29000
标准差	61.36580	60.12830	62.79610	63.26110	63.38480
熵	7.50430	7.47950	7.54990	<b>7.55890</b>	7.55840
清晰度	7.13910	7.89260	8.52680	8.55270	8.56700
偏差度	0.38830	0.34290	0.38870	0.39790	0.40160
空间频率	17.73390	20.54710	22.62080	22.76100	22.82450
相关系数	0.98685	0.98605	0.98565	<b>0.98620</b>	0.95640

因此,在本文实验过程中, $\hat{\alpha}$ trous-NSCT 变换的多尺度分解级数选为 4 层。而在下面的实验对比部分,尺度方向分解为  $nlevels=[2,3,3,3]$ ,选用的滤波器组合为:“9-7”和“damx-flat7”。对于 db4 小波、NSCT 以及  $\hat{\alpha}$ trous 小波等变换,均对其进行了 4 层多尺度变换分解。

### 4.2 实验结果

与本文方法进行对比实验的 5 种方法分别是:Method 1,

在 db4 小波分解条件下,使用加权平均法以及绝对值取大的方式;Method 2,经过 Laplace 变换之后,利用绝对值取大的方式完成融合;Method 3,使用  $\hat{a}$ trous 小波对图像进行 4 级分解后,结合简单的平均值法与绝对值最大法对图像进行融合;Method 4,结合应用 NSCT 变换与 PCNN 理论,且低频融合部分选用边缘值取大规则完成融合;Method 5,在与本文算法较为相似的  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换下,采用常见的加权平均法与绝对值取大规则。

以下列出了 3 组多聚焦图像的实验数据对比结果。

针对多聚焦图像 pepsi,不同方法的融合结果如图 6 所示。

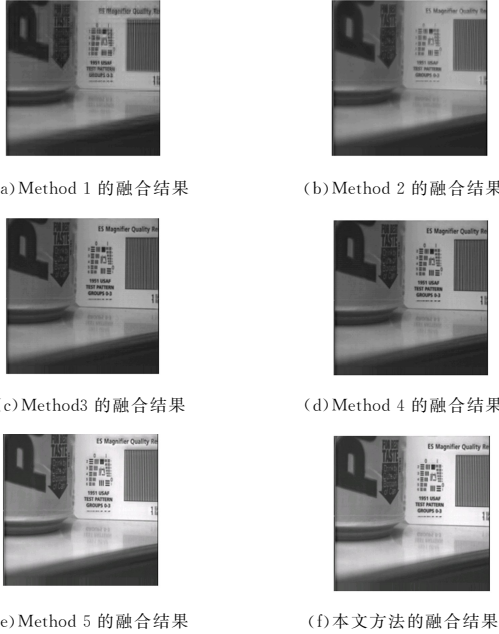


图 6 不同方法的下多聚焦 pepsi 图像融合

Fig. 6 Multi-focus pepsi image fusion with different methods

由图 6 可知,从主观角度考虑,很容易看出 Method 1 与 Method 2 的融合效果较差,Method 1 存在较多的条纹干扰和重影现象,引入了少量噪声的影响,Method 2 中大部分画面属于模糊的状态。而本文方法与 Method 5 在亮度方面较其他 4 种方法更突出,由于本文方法与 Method 5 使用的是同种多尺度变换方式,因此两者在视觉方面差别并不大,但是在“ES Magnifier Quality R”字体区域中,Method 5 的融合图像中存在较为明显的斑块效应,而本文方法有效地改善了这种情况。

由于人眼视觉特性存在一定的视觉误差,因此针对以上实验,本文引入了均值、标准差、熵、清晰度、空间频率以及相关系数 6 个指标来对各方法的融合效果进行分析。客观的指标评价如表 2 所列。

由表 2 可知,本文方法的标准差与清晰度两个指标虽然分别略低于 Method 4 与 Method 5,但从主观视觉评价方面考虑,本文算法的亮度视觉效果明显优于 Method 4,且本文方法在斑块效应方面处理得比 Method 5 好。值得注意的是,对于均值、熵值、空间频率以及相关系数这 4 个指标,本文方法明显高于其他 5 种方法。

表 2 不同方法下多聚焦 pepsi 融合图像的客观指标评价

Table 2 Objective evaluation indicators of multi-focus pepsi fusion images with different methods

算法	均值	标准差	熵	清晰度	空间频率	相关系数
Method 1	96.525 00	60.561 70	7.083 00	5.126 20	13.269 90	0.983 05
Method 2	102.260 50	57.579 30	7.097 20	4.149 50	10.664 20	0.982 50
Method 3	97.662 30	62.691 30	7.049 20	7.049 20	16.401 00	0.985 95
Method 4	96.667 00	63.501 40	7.054 00	7.054 00	16.416 50	0.985 55
Method 5	135.877 30	62.697 00	7.535 20	8.674 10	22.665 60	0.986 30
本文方法	<b>136.910 30</b>	<b>63.261 10</b>	<b>7.558 90</b>	<b>8.552 70</b>	<b>22.761 00</b>	<b>0.986 40</b>

考虑到个别图片的独特性,为了能更全面地体现本文方法的优越性,本文针对多聚焦图像 corner 与图像 leopard 进行了相关实验,两组图像的融合效果如图 7 所示,客观效果评价数据如表 3 所列。



图 7 不同方法下的多聚焦 corner 图像融合

Fig. 7 Multi-focus corner image fusion with different methods

表 3 不同方法下多聚焦 corner 融合图像的客观指标评价

Table 3 Objective evaluation indicators of multi-focus corner fusion images with different methods

算法	均值	标准差	熵	清晰度	空间频率	相关系数
Method 1	112.670 30	50.452 50	7.436 20	8.737 20	19.616 60	0.974 85
Method 2	122.008 90	53.029 90	7.423 80	7.246 40	17.402 70	0.971 70
Method 3	112.690 00	51.921 50	7.444 20	9.232 70	23.107 20	0.978 50
Method 4	112.838 00	52.103 50	7.396 60	8.270 30	20.264 80	0.981 60
Method 5	108.760 00	29.308 40	6.613 40	5.345 70	13.079 70	0.978 80
本文方法	<b>176.981 50</b>	<b>51.976 00</b>	<b>7.447 80</b>	<b>9.290 20</b>	<b>22.862 30</b>	<b>0.984 70</b>

由图 7 与表 3 可得,Method 1 与 Method 2 融合图像中花盆与花枝区域明显模糊,存在块状干扰现象。Method 5 中由于使用了简单的加权平均法,造成了明显的图像失真,在各项指标中皆未达到较好的融合数据。本文算法同样在 4 项指标(均值、熵、清晰度与相关系数)中达到了较好的实验效果。虽然 Method 3 在空间频率方面比本文算法略高,但其只应用了  $\hat{a}$ trous 小波,不能对图像的有效信息进行分析与提取,导致融合图像的信息含有量较贫乏,使得相关系数与本文算法的差

距较大。虽然 Method 3 与本文算法的细节融合效果较为相似,但可以明显观察到,本文算法(图 7(f))较 Method 3(见图 7(c))而言,总体画面亮度适中,视觉效果更好。

针对多聚焦图像 leopard,其各组的融合图像如图 8 所示,客观效果评价数据如表 4 所列。

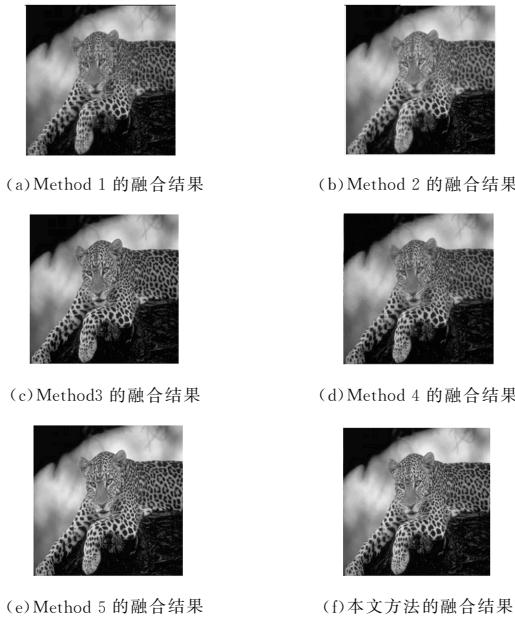


图 8 不同方法下的多聚焦 leopard 图像融合

Fig. 8 Multi-focus leopard image fusion with different methods

表 4 不同方法下多聚焦 leopard 融合图像的客观指标评价结果

Table 4 Objective evaluation indicators of multi-focus leopard fusion images with different methods

算法	均值	标准差	熵	清晰度	空间频率	相关系数
Method 1	91.03770	69.61230	7.41730	10.70900	22.85920	0.99025
Method 2	96.01500	67.32610	7.41630	9.65490	20.54030	0.98960
Method 3	91.04050	70.15400	7.40570	12.49050	27.18930	0.99070
Method 4	91.13630	72.39870	7.40770	11.69330	25.50390	0.99205
Method 5	98.04670	70.24590	7.49210	13.33610	29.07600	0.99090
本文方法	<b>98.59750</b>	<b>70.27790</b>	<b>7.50920</b>	<b>13.10040</b>	<b>28.48490</b>	<b>0.99265</b>

由以上多聚焦图像 leopard 的融合结果可知,6 种方法均具备优良的融合表现。从指标数据分析,前 4 种方法明显不如 Method 5 与本文算法所含有的信息量丰富。Method 5 虽然同样使用了  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换,但使用的融合方式是普通的加权平均法以及绝对值最大法,在信息的捕捉中存在一定的虚假信息混入。而本文算法引入了区域平均梯度以及区域方差作为活性测度,在信息捕获方面的能力更强。表 4 中诸多指标数据显示,本文算法较其他 5 种融合方法更具有优势。

通过对以上 3 组图像的融合效果进行对比之后,选取了客观评价指标中的 4 组数据,从整体的视角对 6 种方法的实验效果进行分析,结果如图 9 所示。

其中,熵值表达了图像的信息含有量,均值和标准值代表了灰度平均值,又称为图像的明亮程度。清晰度与空间频率则是对图像质量好坏的体现,相关系数表达的是图像的保真度。针对此情况,给出均值、熵值与空间频率以及相关系数的横向对比图。

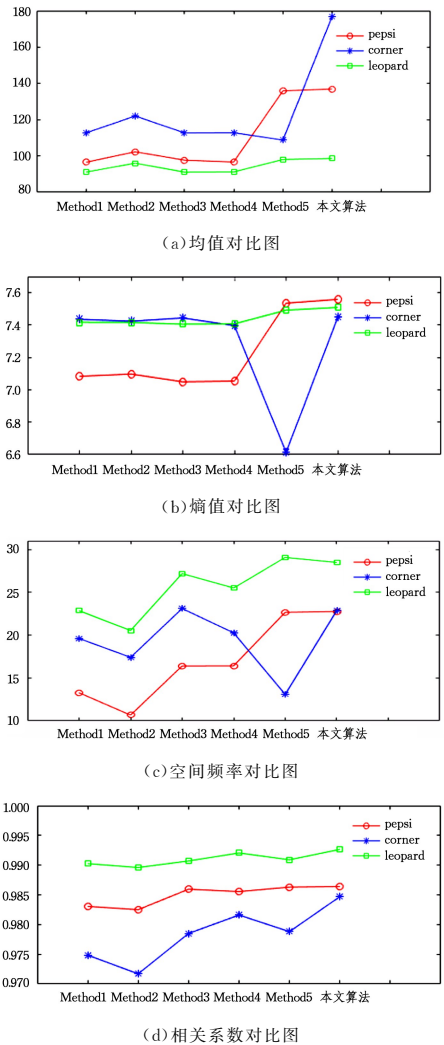


图 9 不同算法针对 3 组图像的融合结果的评价指标折线图  
Fig. 9 Evaluation indicator charts of fusion results of different algorithms for three sets of images

由于融合目标不同,不同的源图像含有的信息量也存在区别,导致融合后具体的指标数据结果存在区别。但很容易看出,本文算法中 3 组图像的各个指标变化皆呈现出优于其他算法的现象,如相关系数表达了融合结果自原始图像所延续的信息含量,在图 9(d)中,本文方法的相关系数较其他 5 种方法均有较为明显的提升。

综上所述,本文所提出的基于  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换,以区域平均梯度与区域方差为活性测度的算法,无论是从人眼视觉特性考量,还是从客观指标进行比较,相对于另外 5 种融合算法,融合效果均有较大的提升。

**结束语** 本文针对两种多尺度变换的优缺点,引入了  $\hat{a}$ trous-NSCT 变换,提出了一种多尺度域内基于区域特性的图像融合方法。以区域平均梯度和区域方差为活性测度,分别应用于低频与高频分量系数的融合中,采用  $\hat{a}$ trous 小波逆变换对图像完成重构。由于在重构时剔除了卷积运算这一步骤,因此融合后的图像在图像边缘区域的清晰度得到了明显的提升。与其他 5 种融合方法的对比,验证了所提算法的有效性。

## 参考文献

- [1] WANG J, PENG J, JIANG X, et al. Remote-Sensing Image Fusion Using Sparse Representation with Sub-Dictionaries[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(12): 3564-3585.
- [2] TAN R L. An Image Fusion Algorithm Using Wavelet Transform[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(9): 42-45. (in Chinese)  
谭仁龙. 一种基于小波变换的图像融合方法[J]. 测绘通报, 2017(9): 42-45.
- [3] WANG L J, HAN J, ZHANG Y, et al. Image Fusion Via Feature Residual and Statistical Matching[J]. Iet Computer Vision, 2016, 10(6): 551-558.
- [4] ZHANG J Y, KUN Z. A Wavelet Image Fusion Algorithm Based on Multi-Resolution and Multi-Scale Transform[J]. Boletin Tecnico/technical Bulletin, 2017, 55(7): 35-41.
- [5] SEAL A, BHATTACHARJEE D, NASIPURI M. Human Face Recognition Using Random Forest Based Fusion of Atrous Wavelet Transform Coefficients from Thermal and Visible Images[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2016, 70(8): 1041-1049.
- [6] DING L, YANG Z R, WEN R C, et al. Application of Shearlet and Wavelets in Signal and Image Denoising[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2016, 33(2): 272-280. (in Chinese)  
丁亮, 杨卓然, 闻瑞琛, 等. 剪切波与小波在信号及图像去噪中的应用[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2016, 33(2): 272-280.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet Transform: an Efficient Directional Multi-Resolution Image Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [8] LABATE D, LIM W Q, KUTYNIOK G, et al. Sparse Multi-Dimensional Representation Using Shearlets[J]. Proceedings of the SPIE, 2005, 39(1): 298-318.
- [9] YANG D S. Image Fusion Algorithm Based on Shearlet Transform and Block Matching [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017. (in Chinese)  
杨东盛. 基于剪切波变换和图像块匹配的图像融合算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [10] DA C A, ZHOU J, DO M N. The Non-Subsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [11] QIN X, ZHENG J, HU G. Image Fusion Method Based on The Local Neighborhood Feature and Non-Subsampled Contourlet Transform[C]// International Conference on Image, Vision and Computing. IEEE, 2017: 396-400.
- [12] LI H, QIU H, YU Z, et al. Infrared and Visible Image Fusion Scheme Based on NSCT and Low-Level Visual Features[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76(5): 174-184.
- [13] CAO Y Q, CAO T, HUANG X S. Image Fusion Method Combined CS and Regional Characteristics Based on NSST[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(20): 190-196. (in Chinese)  
曹义亲, 曹婷, 黄晓生. 基于 NSST 的 CS 与区域特性相结合的图像融合方法[J/OL]. 计算机工程与应用, 2018, 54(20): 190-196.
- [14] FENG Y, HE X S, YANG X S. Infrared and Visual Image Fusion Based on NSCT and Hybrid Particle Swarm Optimization [J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1): 23-27. (in Chinese)  
冯颖, 贺兴时, 杨新社. 基于 NSCT 和混合粒子群算法的红外与可见光图像融合[J]. 电光与控制, 2018, 25(1): 23-27.
- [15] ZHANG L, LI Z, LIU J, et al. Improved Algorithm of Adaptive DR Image Denoising Based on Fast Curvelet Transform and Anisotropic Median-diffusion Filtering[C]// The 15th International Conference on Biomedical Engineering. Cham: Springer, 2014: 581-584.
- [16] MICHAEL D, MC N, HOLLY S, et al. A Framework for Cognitive Field Studies[J]. International Journal of Cognitive Ergonomics, 1999, 3(4): 307-331.
- [17] ZHANG K. Research on a Rapid Fusion Method for Remote Sensing Images Based on an Improve Atrous Wavelet Decomposition[D]. Kaifeng: Henan University, 2016. (in Chinese)  
张凯. 基于改进 atrous 小波分解的遥感影像快速融合方法的研究[D]. 开封: 河南大学, 2016.
- [18] HUA K L, DAI B R, SRINIVASAN K, et al. A Hybrid NSCT Domain Image Watermarking Scheme [J]. Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2017, 2017(1): 1-17.
- [19] LI L, SI Y, JIA Z. Remote Sensing Image Enhancement Based on Non-Local Means Filter in NSCT Domain [J]. Algorithms, 2017, 10(4): 1-13.
- [20] CAO Y Q, HE Y E, HUANG X S. Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on Compressed Sensing and Regional Characteristics[J]. Computre Science, 2017, 44(1): 295-299. (in Chinese)  
曹义亲, 贺亚飞, 黄晓生. 基于区域特性的压缩感知多聚焦融合算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(1): 295-299.
- [21] GONG J M, YANG X, YANG M, et al. An Image Fusion Algorithm Based on Region Average Gradient and Region Energy [J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2016, 21(3): 54-58. (in Chinese)  
巩稼民, 杨潇, 杨萌, 等. 基于区域平均梯度与区域能量的图像融合[J]. 西安邮电大学学报, 2016, 21(3): 54-58.