

基于熵率分割和多尺度分解的图像融合方法

殷向, 马骏

河南大学计算机与信息工程学院, 河南 开封 475001

摘要 为了提高多聚焦融合技术中融合图像系数间的相关性, 增强区域信息丰富度, 提出一种基于熵率分割和多尺度分解的多聚焦图像融合方法。利用多尺度分解后边缘和细节信息保存在高频子带这一特征, 通过模值比较和一致性检测, 可以更好地保留图像的细节; 同时结合低频子带与熵率分割, 把图像中相近的信息系数分到同一个区域中, 再根据区域空间频率和能量融合图像, 提高系数间的相关性, 使得融合图像边缘过渡更加自然; 最后, 对图像进行逆变换得到融合结果图。实验结果表明, 本文方法在主客观评价中都具有较好的表现, 能够得到较好的融合效果, 适用性高。

关键词 图像处理; 图像融合; 熵率分割; 多尺度分解; 空间频率

中图分类号 TP301.6 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.011011

Image Fusion Method Based on Entropy Rate Segmentation and Multi-Scale Decomposition

Yin Xiang, Ma Jun

School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475001, China

Abstract In order to improve the correlation of the fusion coefficients in multi-focus image fusion technology and enhance regional information abundance, we propose a method based on the entropy rate segmentation and multi-scale decomposition on multi-focus image fusion. After multi-scale decomposition, the edge and detail information are stored in the high frequency subband. We can better preserve the details of the image through model value and comparison consistency check. At the same time, the similar information coefficients of image are assigned to the same area, combined with low frequency subband and entropy rate segmentation. Then the image is fused according to the regional spatial frequency and energy, the correlation of the coefficients is improved, and the fusion image edge transition is more natural. Finally, the inverse transformation is carried out on the images to get the fusion results. Experimental results show that the proposed method has better performance in both subjective and objective evaluation, and achieves better fusion effect with high applicability.

Key words image processing; image fusion; entropy rate segmentation; multi-scale decomposition; spatial frequency

OCIS codes 100.2000; 100.3010; 350.2660

1 引言

随着传感器技术的快速发展, 传感器性能不断地提升, 多个传感器的协同工作所获得的信息数量大幅增长, 种类也呈现多样性。信息融合技术就是

为了处理这些多传感器的信息。多传感器图像融合是信息融合技术的一种, 主要处理各个图像传感器对同一场景成像中得到的互补信息, 并对其进行优化结合, 产生出对场景描述更精确全面的图像。在实际成像过程中, 不同传感器的聚焦点不同, 成像信

收稿日期: 2017-07-19; 收到修改稿日期: 2017-08-18

基金项目: 高分重大专项(Y4D00100GF, Y4D0100038)

作者简介: 殷向(1990—), 男, 硕士研究生, 主要从事空间数据处理和图像处理等方面的研究。

E-mail: yy11nn320320@163.com

导师简介: 马骏(1964—), 男, 本科, 教授, 硕士生导师, 主要从事空间数据处理及网络应用等方面的研究。

E-mail: mj@henu.edu.cn

息中得到的聚焦目标也不相同,如何在一幅图像中把整体场景的各个目标都清晰地表现出来,就需要多聚焦图像的融合技术^[1]。

目前常见的图像融合主要是像素级的融合,方法也多种多样,主要包括基于空间域的算法和基于变换域的算法。基于空间域的算法主要是对图像系数的直接处理,比如像素值加权方法、主成分分析(PCA)方法、基于显著性分析的融合方法^[2]、基于统计模型的贝叶斯优化融合方法、基于人类视觉特性提出的 IHS 变换方法、基于人工神经网络的脉冲耦合神经网络(PCNN)融合方法^[3]。基于变换域的方法先对图像进行多尺度分解,然后根据高低频融合法则对系数进行选择,最后通过逆变换得到融合后的图像。比如基于金字塔变换的融合方法、基于小波变换(WT)的融合方法、基于 Contourlet 变换的融合方法等。近年来提出的新算法大都把两者结合起来,信息互补,可以得到更好的融合结果图。文献[4]提出的基于金字塔变换的融合方法,通过改进重构方法,获得更清晰的图像;文献[5]提出的基于 WT 和区域能量的融合方法,文献[6]提出的基于多尺度分解和方向区域的融合方法都是通过空间域和变换域的结合实现的,在进行系数选择时均需通过目标系数的局部能量比较。

目前基于变换域的方法中,融合规则都是针对目标像素或目标像素及周围少量像素组成的小窗口,使用这样的融合规则虽然能得到较好的结果图,但是图像的某些区域由于像素来自不同的源图像会产生融合过渡不自然的现象,无法充分体现图像的区域相关性。针对这种情况,本文提出一种在多

尺度分解基础上结合了熵率分割的融合方法。首先对图像进行多尺度分解,然后对低频子带进行熵率分割,得到多块具有相关性的区域,针对不同的区域进行选择,再对多个尺度图像进行反变换得到融合图像。实验结果表明,本文方法得到的融合图像边缘更加平滑,信息更加丰富,融合效果更好。

2 基本原理

2.1 非下采样 Contourlet 变换

多尺度分解方法采用非下采样 Contourlet 变换(NSCT),包括非降采样金字塔(NSP)滤波器和非降采样方向滤波器组(NSDFB)^[7]。NSCT 具有多尺度、多分辨率、各向异性和平移不变的特性。除此之外,NSCT 分解得到的子带具有相同大小的系数,更容易体现出子带系数之间的对应关系,可以更好地帮助图像融合。同时 NSCT 还消除了伪吉布斯现象,避免了其对融合产生的影响。

非降采样金字塔滤波器组是由多个不进行下采样的非降采样金字塔滤波器级联组成,因此具有平移不变的特性。通过滤波器把图像分解成一个高频子带和一个低频子带,然后对低频子带进行迭代分解来获得多级结构。这种滤波器组可以进行完全重构,但需要满足 Bezout 恒等式中的条件:

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1, \quad (1)$$

式中 $H_0(z)$ 表示低通分解滤波器, $H_1(z)$ 表示带通分解滤波器, $G_0(z)$ 表示低通重构滤波器, $G_1(z)$ 表示带通重构滤波器。图 1 为 NSP 一级分解重建的结构示意图。

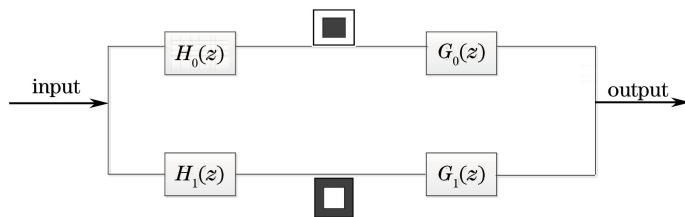


图 1 NSP 一级分解重建示意图

Fig. 1 First order decomposition and reconstruction of NSP

通过对非降采样滤波器进行级联获得塔型滤波。在级联过程中,对后一层上的所有滤波器都进行上采样处理,由此完成双通道非采样塔形的分解和重构过程。图 2 为 NSP 示意图。

NSDFB 结构与 NSP 结构相似,由一组扇形结构的非采样滤波器组构成,为了使滤波器具有平移不变性,去掉了所有结构块中的下采样操作。这种非降采

样方向滤波器是双通道非降采样滤波器,为了获得多方向分解图,同时避免对图像的采样,将方向滤波器进行级联构成滤波器组,并在下一级对滤波器进行上采样,经过每一级滤波器的迭代,图像会分解成多个具有方向性的块结构。图 3 为 NSDFB 级联示意图。其中第一级采用标准扇形滤波器将图像分解为水平和垂直两个方向,在第二级中,先用梅花矩阵对上一

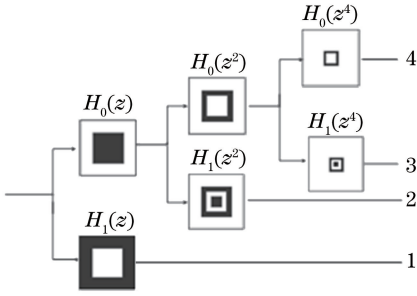


图2 NSP 双通道滤波器组的迭代结构

Fig. 2 Iteration structure of NSP double-channel filter banks

级滤波器进行上采样操作,并用得到的对应滤波器对图像进行滤波处理。

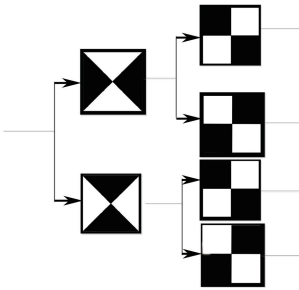


图3 NSDFB 级联示意图

Fig. 3 Diagram of NSDFB cascading

2.2 低频子带融合规则

源图像经过 NSCT 后,图像的能量主要集中在低频子带中,且低频子带系数间的相关性较高,特征信息不只体现在一个像素点或者局部像素中,一般大量相关的信息会聚集在图像的某部分区域。目前

大多数尺度算法都是对低频部分进行局部能量和方差的对比^[8]。虽然都取得了一定的效果,但是由于局部对比不能完全体现系数的相关性,图像区域中的特征信息也无法完全获得,因此本文采用熵率分割,再对分割后的小块区域进行融合判断,这样可以更好地体现区域系数之间的相关性。

熵率分割是一种超像素分割的方法。2013年, Li 等^[9]在超像素分割的问题研究过程中,提出了熵率超像素分割。通过熵率分割可以获得更均匀紧凑的区域,使得分割后的区域符合人眼感知,且分割后得到的各个区域具有较高的相似度。这种方法是将图像映射成无向图,即 $G = (V, E)$,其中 V 代表图像的像素, E 代表像素间的相似性,这样就把图像的分割问题转化为图的划分问题。对图 G 划分就是选取 E 的子集 A ,得到 K 个子集构成的无向图,即 $G_1 = (V, A)$ ^[10]。Li 等^[9]提出了一个新的聚类组合目标函数,其表达式为

$$F = H + \lambda B, \quad (2)$$

式中 H 代表熵率条件, B 代表平衡条件, $\lambda \geq 0$ 为平衡项权值。(2)式包含两个条件:1) 熵率随机游走条件;2) 集群分布的平衡条件。这两个条件的表达式解析过程比较复杂,本文不再重复讨论,可参考文献^[9-10]。

对图像而言,熵率可以用来衡量图像中像素之间的相似程度,通过熵率对图像进行分割,使得分割后每一块区域都比较紧凑均匀,如图4所示。

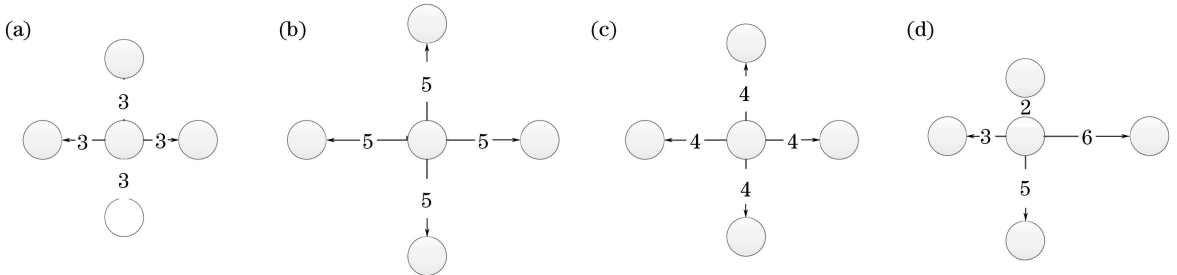


图4 熵率对集群紧凑度的影响。(a)熵率为 0.81;(b)熵率为 0.43;(c)熵率为 0.64;(d)熵率为 0.61

Fig. 4 Influence of entropy rate on cluster compactness. (a) Entropy rate is 0.81;

(b) entropy rate is 0.43; (c) entropy rate is 0.64; (d) entropy rate is 0.61

观察图4(a)、(b)可知,图像顶点之间的距离越小,熵率越高,观察图4(c)、(d)可知,在两者距离都相等的情况下,整体越均匀,熵率也越高。

本文使用熵率超像素分割作为低频子带的融合规则,流程如下:

1) 把源图像 A 和 B 简单求平均融合在一起,得到图像 C 。

2) 使用熵率分割法把图像 C 分割成 K 个超像素块,得到分割后的图像 D 。

3) 分别对源图像 A 和 B 做 NSCT 分解并得到低频子带 L_0^A 和 L_0^B ,并根据图像 D 的分割区域对子带 L_0^A 和 L_0^B 进行分割。

4) 计算图像 L_0^A 和 L_0^B 对应的超像素分割区域的空间频率(SF)和区域能量(R_E)。SF 虽然能够反

映出空间的活跃度,但是对某些不够活跃的区域进行判断时可能不够可靠,因此需要增加区域能量的比较,由于低频子带包含图像的大部分能量,通过比较区域能量,可以更好地找出哪些区域包含的信息更丰富。由于分割区域大多数是不规则图形,本文提出一种改进的空间频率公式,考虑到原方法中区域边界系数的空间频率计算会受到其他区域系数的影响,因此修改了边界系数的计算方法。空间频率的公式定义为

$$R_F = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [K(i,j) - K(i,j-1)]^2}{S_{\text{sum}}}}, \quad (3)$$

$$K(i,j) \in K \cap K(i,j-1) \in K,$$

$$C_F = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [K(i,j) - K(i-1,j)]^2}{S_{\text{sum}}}},$$

$$K(i,j) \in K \cap K(i-1,j) \in K, \quad (4)$$

$$R_{\text{SF}} = \sqrt{R_F^2 + C_F^2}. \quad (5)$$

式中分割区域 K 中共有 S_{sum} 个系数, $M \times N$ 表示区域 K 的最小外接矩阵的大小, R_F 表示空间行频率, C_F 表示空间列频率。区域能量 $R_{E,K}$ 则是区域 K 的能量和。

5) 比较图像 L_0^A 和 L_0^B 中不同区域的空间频率和能量,如果 L_0^A 中某区域的空间频率大于 L_0^B 中对应区域的空间频率并且能量也大于对应区域能量,则融合图像 L_0^F 中该对应区域取 L_0^A 的点,否则,融合图像 L_0^F 中该对应区域取 L_0^B 的点。即

$$L_k^F(x,y) = \begin{cases} L_k^A(x,y), & R_{\text{sf}_k}^A > R_{\text{sf}_k}^B \text{ and } R_{E,K}^A > R_{E,K}^B \\ L_k^B(x,y), & R_{\text{sf}_k}^A < R_{\text{sf}_k}^B \text{ and } R_{E,K}^A < R_{E,K}^B \\ \frac{L_k^A(x,y) + L_k^B(x,y)}{2}, & \text{else} \end{cases}, \quad (6)$$

式中 $L_k^F(x,y)$ 表示融合图像 L_0^F 的第 k 个区域系数, $L_k^A(x,y)$ 表示图像 L_0^A 中第 k 个区域系数, $R_{\text{sf}_k}^A$ 表示图像 L_0^A 中第 k 个区域的空间频率, $R_{E,K}^A$ 表示图像 L_0^A 中第 k 个区域的能量, $L_k^B(x,y)$ 表示图像 L_0^B 中第 k 个区域系数, $R_{\text{sf}_k}^B$ 表示图像 L_0^B 中第 k 个区域的空间频率, $R_{E,K}^B$ 表示图像 L_0^B 中第 k 个区域的能量。

2.3 高频子带融合规则

高频子带中包含了图像的边缘细节和纹理特征,这些信息强度可以由像素系数的绝对值直接度量^[11],因此对于高频子带采用基于单个像素的模最大值比较法。考虑到边缘纹理信息在图像中都会有一定的聚集,很少孤立地存在,因此在高频子带比较之后,还需要做一致性检测,使得这些像素和它周围的像素都来自一幅图像,这样融合的效果不会过于生硬。融合流程如下:

1) 分别对源图像 A 和 B 进行 NSCT 分解,经过 N 级分解后,可以得到 $\sum_{j=1}^N 2^j$ 个与源图像大小相同的子带图像,其中 l_j 为尺度 j 下的方向分解层数,用 d 表示。分解得到的高频子带分别定义为 $H_{A,j}^d$ 、 $H_{B,j}^d$ 。

2) 定义一个与源图像尺寸相同的融合矩阵 M_j^d ,比较 $H_{A,j}^d$ 和 $H_{B,j}^d$ 对应系数的绝对值大小,如果 $H_{A,j}^d$ 系数大,则 M_j^d 对应系数定义为 1,表示来源

于图像 A ,如果 $H_{B,j}^d$ 系数大,则 M_j^d 对应系数定义为 0,表示来源于图像 B 。具体定义为

$$M_j^d(x,y) = \begin{cases} 1, & |H_{A,j}^d(x,y)| \geq |H_{B,j}^d(x,y)| \\ 0, & |H_{A,j}^d(x,y)| < |H_{B,j}^d(x,y)| \end{cases}. \quad (7)$$

3) 虽然图像分解到多个尺度上,但是同一个位置的系数应当来自于同一个源图像,这样融合的结果才能更加符合人眼视觉,因此对不同尺度子带进行一致性检测。检测尺度 j 下不同方向子带系数是否来自同一源图像,若不是来自同一源图像,则比较不同子带中该系数来自源图像 A 和 B 的数量,如果来自源图像 A 的数量多,则把该尺度下所有方向对应的融合矩阵 M_j^d 对应系数定义为 1;如果来自源图像 B 的数量多,则把该尺度下所有方向对应的融合矩阵 M_j^d 对应系数定义为 0。具体定义为

$$M_j^d(x,y) = \begin{cases} 1, & \sum_{d=1}^{2^j} M_j^d(x,y) \geq 2^j - \sum_{d=1}^{2^j} M_j^d(x,y) \\ 0, & \sum_{d=1}^{2^j} M_j^d(x,y) < 2^j - \sum_{d=1}^{2^j} M_j^d(x,y) \end{cases}. \quad (8)$$

4) 检测图像中系数和周围的 8 个系数来源,并把 M_j^d 中该系数改成来源较多的源图像的对应系数

$$M_j^d(x, y) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 M_j^d(x+i, y+j) \geq 9 - \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 M_j^d(x+i, y+j) \\ 0, & \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 M_j^d(x+i, y+j) < 9 - \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 M_j^d(x+i, y+j) \end{cases}. \quad (9)$$

5) 高频子带融合。根据高频子带对应的融合

$$(1 - M_j^d) H_{B,j}^d. \quad (10)$$

矩阵 M_j^d , 得到融合后的高频子带:

$$H_{F,j}^d = H_{A,j}^d \times M_j^d +$$

2.4 整体融合流程

整体流程如图 5 所示。

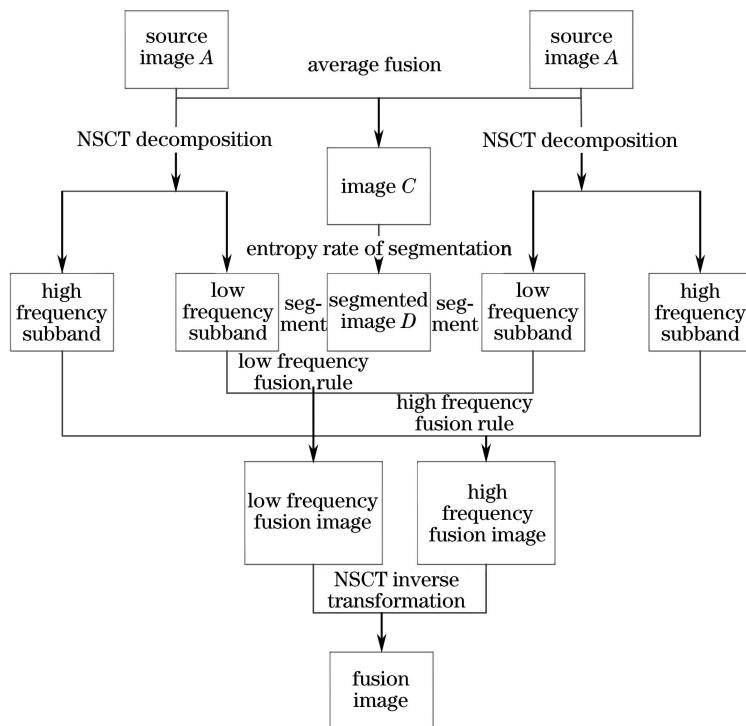


图 5 本文融合方法的流程图

Fig. 5 Flow chart of proposed fusion method

3 实验结果及分析

对三组源图像 Pepsi、Disk 和 Lab 进行了融合, 并与基于 NSCT 的融合方法、基于 WT 的融合方法、基于 PCNN 的融合方法、基于熵率分割的融合方法进行比较, 结果证明本文方法效果更好。在 NSCT 变换过程中, 随着分解层数的增加, 图像的融合效果会更好, 但当分解层数超过某一数值时, 融合效果反而变差, 同时随着分解层数增加, 融合时间也会不断增加。当分解参数分别为 $[2, 2]$, $[2, 3]$, $[2, 4]$, $[2, 2, 3]$, $[2, 3, 3]$, $[2, 3, 4]$, $[2, 2, 3, 3]$, $[2, 3, 3, 3]$ 时, 参数 $[2, 3]$, $[2, 2, 3]$ 明显高于其他参数, 参数 $[2, 2, 3]$ 虽然在 SF、边缘保留值和平均梯度 (AG) 上略高于参数 $[2, 3]$, 但由于分解层数的增加使高频子带较多, 在进行一致性检测时需要大量的时间, 实验中参数 $[2, 2, 3]$ 比参数 $[2, 3]$ 所用时间增

加了 31%, 因此本文实验中选取参数 $[2, 3]$ 。

实验选取已经配准过的多聚焦融合图像 Pepsi。大小为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, 实验结果如图 6 所示, 其中图 6(a)、(b) 分别是对同一场景的左聚焦和右聚焦图像, 图 6(c) 是基于 NSCT 的融合方法结果图, 图 6(d) 是基于 WT 的融合方法结果图, 图 6(e) 是基于 PCNN 的融合方法结果图, 图 6(f) 是基于熵率分割的融合方法结果图, 图 6(g) 是本文方法结果图。

通过观察图 6 的融合结果发现, PCNN 融合方法效果较差, 图像有些模糊, 细节丢失比较严重; NSCT 融合方法和 WT 融合方法都具有比较好的效果, 但是两者的结果中右侧字体仍不够清晰; 从主观角度比较, 熵率分割方法和本文方法的结果图都具有较好的对比度和细节表现, 也更接近源图像, 边缘信息保持也更好, 视觉效果优于其他几种方法。

考虑到主观比较方法很容易受到观察者本身主

观性和片面性的影响,采用5种融合图像质量评价标准对不同的方法进行客观的比较,包括边缘信息保留值($Q^{AB/F}$,用来计算融合图像中保留的来自源图像的边缘信息值)、互信息(MI,用来衡量融合图像从源图像中提取的信息量)、信息熵(用来描述图像的平均信

息量,是衡量图像信息丰富程度的指标)、SF(用来反映图像在空间域的总体活跃程度)、AG(用来描述图像的清晰程度,反映图像的细节反差程度和纹理变换特征能力)^[12-13]。上述评价标准值越大,融合效果越好。表1是Pepsi融合图像质量评价结果。

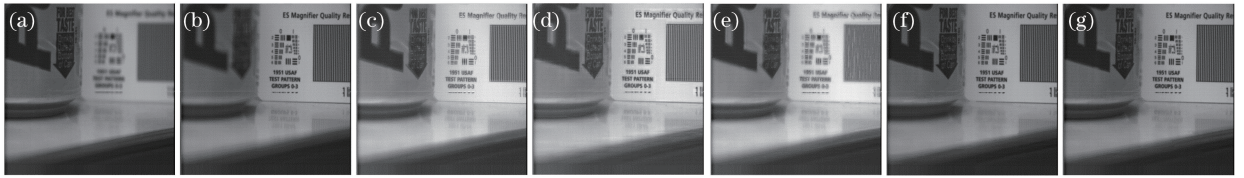


图6 Pepsi图像的融合结果。(a)左聚焦图像;(b)右聚焦图像;(c) NSCT融合方法;(d) WT融合方法;(e) PCNN融合方法;(f)熵率分割融合方法;(g)本文方法

Fig. 6 Fusion results on Pepsi image. (a) Left-focus image; (b) right-focus image; (c) NSCT fusion method; (d) WT fusion method; (e) PCNN fusion method; (f) entropy rate segmentation fusion method; (g) proposed method

表1 Pepsi融合图像质量评价结果

Table 1 Quality assessment results on fusion image of Pepsi

Method	$Q^{AB/F}$	MI	Entropy	SF	AG
NSCT	0.7211	2.1789	7.1235	13.3785	3.8968
DWT	0.7070	1.3029	7.1450	14.1593	4.3208
PCNN	0.5564	1.1790	7.4545	14.5264	3.7707
Segmentation	0.7766	3.1921	7.1274	13.8048	4.0551
Proposed	0.7713	3.9969	7.1341	14.8981	4.1420

比较表1中的数据发现,与主观观察结果基本一致,熵率分割和本文方法的多个指标值都比较高,其中本文方法在MI、信息熵、SF和AG指标中都略微优于熵率分割。由综合主观视觉和客观图像质量评价结果可以看出,对于Pepsi图像来说,本文方法具有较好的表现,能保留源图像的内容和细节,具有良好的适用性。

为了进一步验证本文方法的性能,选取已经配准

过的多聚焦融合图像Disk,大小为640 pixel×480 pixel,实验结果如图7所示。其中图7(a)、(b)分别是同一场景对应的左聚焦和右聚焦图像,图7(c)是基于NSCT的融合方法结果图,图7(d)是基于WT的融合方法结果图,图7(e)是基于PCNN的融合方法结果图,图7(f)是基于熵率分割的融合方法结果图,图7(g)是本文方法结果图。

由图7可知,NSCT融合方法、WT融合方法、PCNN融合方法的结果中后面书架上白色的书籍都有不同程度的模糊,熵率分割融合方法的结果中在时钟的左上角有一部分区域有些模糊。本文方法的结果更加清晰,细节和纹理效果也都保留下来。再对比表2数据,本文方法在多个指标中都具有比较明显的优势,信息的保留程度和边缘的清晰程度都明显高于其他几种方法。



图7 Disk图像融合结果。(a)左聚焦图像;(b)右聚焦图像;(c) NSCT融合方法;(d) WT融合方法;(e) PCNN融合方法;(f)熵率分割融合方法;(g)本文方法

Fig. 7 Fusion results on Disk. (a) Left-focus image; (b) right-focus image; (c) NSCT fusion method; (d) WT fusion method; (e) PCNN fusion method; (f) entropy rate segmentation fusion method; (g) proposed method

表2 Disk融合图像质量评价结果

Table 2 Quality assessment results on fusion image of Disk

Method	$Q^{AB/F}$	MI	Entropy	SF	AG
NSCT	0.6137	4.1236	7.2590	13.8936	4.2835
DWT	0.6325	2.7109	7.3659	15.6530	4.9537
PCNN	0.4637	2.8012	7.1698	10.5605	3.1140
Segmentation	0.7005	8.6958	7.2668	15.2244	4.4776
Proposed	0.7193	9.2561	7.2908	15.5444	4.9806

为了验证本文方法的适用性,选取已经配准过的多聚焦融合图像Lab,大小为640 pixel×480 pixel,实验结果如图8和表3所示。其中图8(a)、(b)分别是同一场景对应的左聚焦和右聚焦图像,图8(c)是基于NSCT的融合方法结果图,图8(d)是基于WT的融合方法结果图,图8(e)是基于PCNN的融合方法结果图,图8(f)是基于熵率分割的融合方法结果图,图8(g)是本文方法结果图。



图 8 Lab 图像融合结果图。(a)左聚焦图像;(b)右聚焦图像;(c) NSCT 融合方法;(d) WT 融合方法;(e) PCNN 融合方法;(f)熵率分割融合方法;(g)本文方法

Fig. 8 Fusion results on Lab image. (a) Left-focus image; (b) right-focus image; (c) NSCT fusion method; (d) WT fusion method; (e) PCNN fusion method; (f) entropy rate segmentation fusion method; (g) proposed method

表 3 Lab 图像质量评价结果

Table 3 Quality assessment results on fusion image of Lab

Method	$Q^{AB/F}$	MI	Entropy	SF	AG
NSCT	0.6402	2.3116	6.9799	11.5695	3.3906
DWT	0.6427	2.3430	7.7073	13.0328	3.8591
PCNN	0.5178	2.3071	6.9884	9.4181	2.6328
Segmentation	0.6875	5.6882	6.9586	11.6893	3.3539
Proposed	0.6878	2.7457	7.0274	13.1593	3.5515

通过比较表 3 中各数据可以看出,本文方法在多个标准中都具有比较好的结果,再通过主观观察各个方法的融合结果中的男子头部区域,除了本文方法能够通过融合较好地展示出来,其他几个方法在此区域都存在不同程度的模糊现象。经过多幅图像的主客观的比较,发现本文方法的结果较其他几种方法有较明显的改进,得到的融合结果更加清晰、自然,具有更好的适用性。

4 结 论

针对多聚焦图像融合问题,提出了一种基于 NSCT 和熵率分割的融合方法。首先把两幅源图像简单融合并进行熵率分割,再分别对其进行 NSCT 分解,将分解后的低频子带按照熵率分割的结果划分成不同区域,根据区域的 SF 和能量进行融合,同时对高频子带进行模值比较和一致性检测。最后对高低频子带进行逆变换生成融合结果图。本文方法得到的结果图保留了更多的图像特征信息,且边缘过渡自然,在主观分析和客观评价中均有较好的表现。今后的工作中,仍然需要提高方法性能,采用并行思路提升运行效率,缩短方法运行的时间。

参 考 文 献

[1] Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.

[2] Zhang L B, Zhang J. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for remote sensing images [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(1):

0114001.

张立保, 章珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0114001.

- [3] Shen C, Gao W, Song Z X, *et al.* A new effective image fusion algorithm based on NSCT and PCNN [J]. Journal of Information & Computational Science, 2015, 12(10): 4137-4144.
- [4] Miao Q G, Wang B S. Multi-sensor image fusion based on improved Laplacian Pyramid Transform [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(9): 1605-1610.
- 苗启广, 王宝树. 基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法 [J]. 光学学报, 2007, 27(9): 1605-1610.
- [5] Cai Z S, Chen M S. Study on multi-focus image fusion method based on wavelet transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(9): 091003.
- 蔡植善, 陈木生. 基于小波变换的多聚焦图像融合方法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(9): 091003.
- [6] Zhou S L, Zhang T, Kuai D J, *et al.* Nonsubsampled contourlet image fusion algorithm based on directional region [J]. Laser & Infrared, 2013, 43(2): 204-207.
- 周生龙, 张涛, 蒯多杰, 等. 基于方向区域的 NSCT 图像融合算法 [J]. 激光与红外, 2013, 43(2): 204-207.
- [7] da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] Sravya K, Govaedhan P, Goud M N. Image fusion on multi focused images using NSCT [J]. International Journal of Computer Science & Information Technologies, 2014, 5(4): 5393-5396.
- [9] Li Q P, Du J P, Song F Z, *et al.* Region-based multi-focus image fusion using the local spatial frequency [C]. IEEE 25th Chinese Control and Decision Conference, 2013: 3792-3796.
- [10] Wang Y J, Ye Y S, Shi X B. Multi-focus image fusion based on entropy rate superpixel segmentation [J]. Opto-

Electronic Engineering, 2014, 41(9): 56-62.

王亚杰, 叶永生, 石祥滨. 一种基于熵率超像素分割的多聚焦图像融合[J]. 光电工程, 2014, 41(9): 56-62.

- [11] Song R X, Wang M, Wang X C. A multi-focus image fusion algorithm combining NSCT with edge detection[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(12): 2134-2141.
宋瑞霞, 王孟, 王小春. NSCT 与边缘检测相结合的多聚焦图像融合算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(12): 2134- 2141.
- [12] Yang Y T. Research on image fusion based on

nonsubsamepled contourlet transform [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2012: 16-20.

杨粤涛. 基于非采样 Contourlet 变换的图像融合 [D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2012: 16-20.

- [13] Xu Y M. Study on multi-focus image fusion based on multi-scale transform[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2012: 14-16.
徐月美. 多尺度变换的多聚焦图像融合算法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2012: 14-16.