

基于减影图像与 NSML 的多焦点融合图像增强

田帅¹, 任亚飞¹, 邵馨叶^{1,2}, 邵建龙^{1*}

¹昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500;

²佛罗里达理工学院科学与工程学院, 佛罗里达 墨尔本 32901

摘要 针对现有图像融合算法生成的融合结果质量不一、多数融合图像含有大量噪声的问题, 提出一种融合图像增强方法。首先对源图像进行均值滤波并借助数字减影技术获得目标图像的显著区域, 利用改进拉普拉斯算子对减影图像进行双尺度分解, 得到对应的粗略聚焦区域和细化聚焦区域。然后根据像素级线性混合规则生成初始决策图, 借助一致性检验算法对其进行细化以获得最终决策图。最后综合产生的结果重构新的融合图像。实验结果表明, 所提方法不仅对现有融合算法生成的融合图像实现不同程度的增强, 对噪声具有更强的鲁棒性, 处理时间小于 0.4 s; 对待融合图像中小散焦或聚焦区域有更好的识别能力, 识别的边缘信息更清晰光滑, 并在客观指标上给出具体的验证结果。

关键词 图像处理; 图像融合; 聚焦区域检测; 数字减影; 改进拉普拉斯算子

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201016

Multifocus Fusion Image Enhancement Based on Image Subtraction Angiography and NSML

Tian Shuai¹, Ren Yafei¹, Shao Xinye^{1,2}, Shao Jianlong^{1*}

¹Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China;

²College of Engineering & Science, Florida Institute of Technology, Melbourne, FL 32901, U. S. A.

Abstract With the aim of denoising the results of the existing image-fusion algorithms and making them more uniform with respect to quality, we propose a fusion image enhancement method. First, the source image is mean-filtered and salient area of the target image is obtained using the digital subtraction technology. The subtracted image is then decomposed in two-scale using an improved Laplacian operator to obtain the corresponding coarse and refined focus areas. Further, an initial decision graph is generated according to the pixel-level linear mixing rules, and the final decision graph is obtained by refining the initial decision graph using the consistency check algorithm. Finally, the results are synthesized to reconstruct a new fusion image. Experimental results show that the proposed method achieves different degrees of enhancements of the fusion image generated using the existing fusion algorithms, the image has improved robustness to noise, and processing time is less than 0.4 s. The small defocus or focus area in the fusion image is more. With good recognition ability, the edge information of recognition increases in clarity and smoothness, and specific verification results are given for objective indicators.

Key words image processing; image fusion; focus area detection; digital subtraction angiography; improved Laplacian

OCIS codes 100.2960; 110.4190; 330.6110; 350.2660

收稿日期: 2020-01-07; 修回日期: 2020-02-07; 录用日期: 2020-03-09

基金项目: 国家自然科学基金(61302042)、昆明理工大学慕课及金课建设项目(20171113, 2019090211)

* E-mail: sj-long@163.com

1 引言

随着信息融合技术的发展,图像融合技术在许多领域得到了广泛的应用与关注,如医学诊断、遥感图像处理、安全监控以及数字摄影等^[1]。数字摄影领域中,科研人员提出了有关聚焦图像融合的方法,该方法可以有效解决常规图像采集传感器中光学镜头景深限制的问题,并已逐渐应用于计算机视觉、无人驾驶和人工智能等新兴科研领域^[2-3]。围绕图像融合技术,现有的融合方法大致可分为变换域和空间域^[4]两类。对于变换域的方法,基本是按照一个通用的框架模型对图像相关系数进行变换,即分解、融合与重建。常用的方法包括基于离散小波^[5-7]、金字塔变换^[8-9]、非下采样轮廓波变换(NSCT)^[10-11]和非下采样剪切波变换(NSST)^[12-13]以及基于稀疏表示(SR)^[14-15]等。然而,上述基于变换域的方法必须考虑融合过程中空间一致性的问题,否则将会导致源图像中一些空间信息丢失和融合图像失真。相较于变换域的方法,空间域的方法一般采用基于像素、块或区域处理的方法,实现起来相对容易,并且可以保留大量的空间信息。例如最早提出的基于像素处理的方法,通过直接计算源图像的像素平均值来实现融合,但是该方法通常会丢失许多原始图像的细节信息。因此为了得到更好的融合图像,近年来相继提出了一些基于聚焦区域检测的新颖融合方法,如基于卷积神经网络(CNN)^[16-17]、边界提取^[18]、多尺度加权^[19-20]、多尺度

引导滤波^[21-22]以及广义随机游走^[23]等。虽然这些新颖的融合方法在聚焦区域的检测上都展现出较好的效果,但是其融合过程仍然会受到计算效率或对噪声鲁棒性的影响。同时,对于众多融合算法产生的融合结果质量不一的现状,如何选择合适的方法实现多焦点图像的融合也是一个备受关注的话题。

因此,针对上述问题,本文基于减影图像和改进拉普拉斯算子的聚焦区域检测方法的基础上,提出一种基于现有融合算法产生的融合图像作为参考图像和输入图像的多焦点融合图像增强方法。经过大量的实验分析,所提方法具有非常稳定的适应性,以及准确的聚焦区域识别、还原能力和良好的抗噪声效果。将提出的方法应用于灰度图像和彩色图像上,融合效果均实现不同程度的增强,并且所消耗的时间成本较低。

2 所提方法

将基于减影图像和改进的加权拉普拉斯能量和(NSML)的聚焦区域检测(SNFS)方法用于多聚焦融合图像的增强,原理如图1所示,其中“ \oplus ”为加操作,“-”为减操作。从图1可以看到,增强过程大致可分为聚焦区域的检测、决策图的获取及其细化、重构出新的融合图像三个部分。其中,聚焦区域的检测为所提方法的主要创新部分,将利用现有融合算法得到的融合图像作为参考图像和输入图像,并用于多聚焦融合图像的增强。

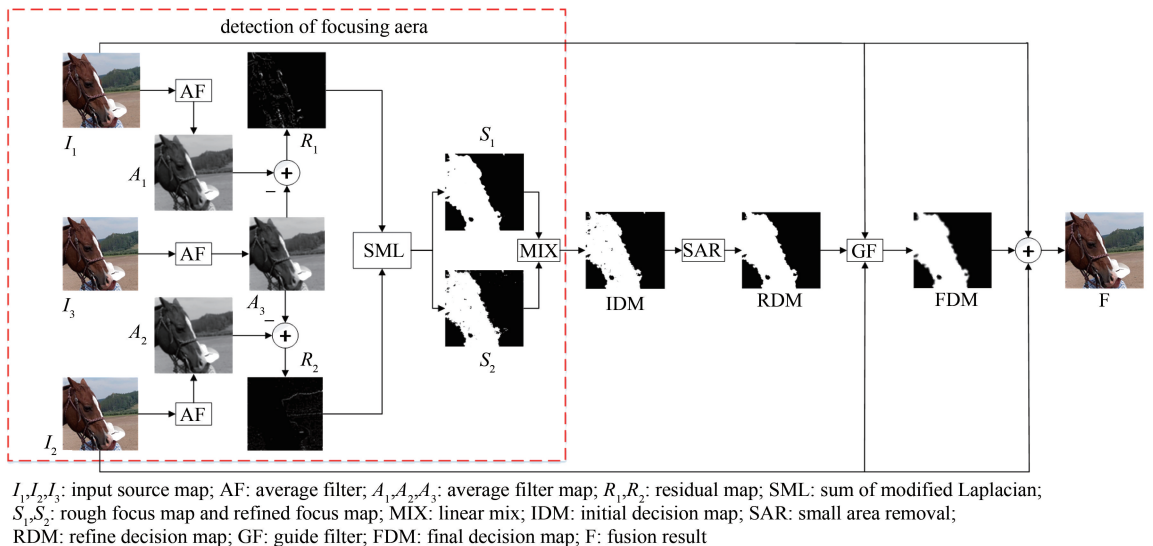


图1 SNFS方法的原理示意图

Fig. 1 Schematic of principle of SNFS method

2.1 聚焦区域的检测

对于聚焦图像的检测,主要是利用聚焦区域比

散焦区域有更多的高频信息这一特点来实现的^[24],为此提出一种基于减影图像和改进拉普拉斯能量和

的新型聚焦区域检测方法,该方法包括模糊与去噪处理、减影计算以及改进拉普拉斯能量和处理,具体步骤如下。

step 1: 利用均值滤波器 f_a 对降维后的源图像 I'_1 、 I'_2 和 I'_3 进行去噪和模糊处理,表达式为

$$A_1(i, j) = I'_1(i, j) * f_a, \quad (1)$$

$$A_2(i, j) = I'_2(i, j) * f_a, \quad (2)$$

$$A_3(i, j) = I'_3(i, j) * f_a, \quad (3)$$

式中: $*$ 表示卷积运算符; (i, j) 表示为像素坐标。

滤波器对噪声处理效果的好坏直接影响 step 2 的结果,因此使用均值滤波器为数字减影(DSA)操作加上一道保险。待处理图像中可能含有的噪声会影响 DSA 操作产生的结果,使用滤波器是为了去除源图像中含有的噪声以剔除影响因素。对于无噪声的待处理图像,均值滤波器则是起到模糊的作用,目的是为了得到更有利于后期处理的减影图像。同时,为了实现更好的融合效果,对提供的 24 对测试图像在 4 个客观指标上进行比较,得到各参数对融合图像增强性能的影响,详细分析过程见 3.1.2 节的实验参数设定。

step 2: 利用 DSA 方法对滤波后的图像 A_1 、 A_2 和 A_3 进行减影处理,主要是去除不需要的叠加图案和对图像中的高低频信息实现分离,进而获得减影图像 R_1 和 R_2 ,表达式为

$$R_1(i, j) = |A_3(i, j) - A_1(i, j)|, \quad (4)$$

$$R_2(i, j) = |A_3(i, j) - A_2(i, j)|, \quad (5)$$

式中: $|\cdot|$ 表示绝对值运算符。

step 3: 相比于源图像,减影图像虽已将聚焦图像的大致轮廓信息分离出来,但是其边缘信息仍比较模糊。为了解决这类问题,文献[25-26]通过引入 SML(Sum-Modified-Laplacian)实现了焦点区域的检测。其中文献[25]指出拉普拉斯方程中的二阶导数在 x 和 y 方向上可以有相反的符号并且倾向于相互抵消,因此文献[25]提出了修正的拉普拉斯算子(ML),并在像素之间通过使用可变间距($d=1$)来计算 ML,以适应纹理元素大小的变化。对于 SML 的定义表达式

$$S_{\text{SML}}[(i, j), N] = \sum_{i=x-N}^{i=x+N} \sum_{j=y-N}^{j=y+N} \nabla_{\text{ML}}^2 f(i, j),$$

$$\text{if } \nabla_{\text{ML}}^2 f(i, j) \geq T, \quad (6)$$

$$\nabla_{\text{ML}}^2 f(i, j) =$$

$$|2f(i, j) - f(i-d, j) - f(i+d, j)| +$$

$$|2f(i, j) - f(i, j-d) - f(i, j+d)|, \quad (7)$$

式中: T 表示阈值; N 表示焦点测量的窗口大小; x 、 y 表示区别于 i, j 的像素点; $f(i, j)$ 表示点 (i, j) 的定向带通子带系数。然而,当使用 SML 方法对预处理后的减影图像进行融合时,既不能突出中心像素的重要性,也未考虑中心像素和邻域像素之间的距离,当一些长距离的像素对求和修正拉普拉斯算子的贡献较大时,可能丢失中心像素的信息,使得处理效果不理想。为了解决此类问题,借助提出的自适应 NSML 对减影图像的轮廓和边缘信息进行增强处理,并引入自适应加权算子来提高图像的融合效果和测量计算图像的显著性,以获得清晰的粗略聚焦图和细化聚焦图。NSML 的表达式为

$$N_{\text{NSML}}^{l,k}(i, j) = \sum_{m=-P}^P \sum_{n=-Q}^Q \omega(m, n) \cdot$$

$$[\nabla_{\text{ML}}^2 f^{l,k}(i+m, j+n)]^2, \quad (8)$$

$$\nabla_{\text{ML}}^2 f^{l,k}(i, j) =$$

$$|2f^{l,k}(i, j) - f^{l,k}(i-d, j) - f^{l,k}(i+d, j)| +$$

$$|2f^{l,k}(i, j) - f^{l,k}(i, j-d) - f^{l,k}(i, j+d)|, \quad (9)$$

式中: $f^{l,k}(i, j)$ 表示位于第 l 个标度和第 k 个方向上点 (i, j) 的定向带通子带系数; P 和 Q 表示参数,主要是用来确定大小为 $(2P+1)(2Q+1)$ 的正方形窗口,一般认为 P 与 Q 相等,值为 1; $\omega(m, n)$ 表示 $\nabla_{\text{ML}}^2 f^{l,k}(i+m, j+n)$ 的权重。为了更好地突出显示窗口的中心像素,实验中使用的 3×3 权重模板为

$$\omega_{3 \times 3} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

该模板必须满足 $\sum_m \sum_n \omega(m, n) = 1$,从而降低 NSML 在显著性度量计算上的影响,可以更好地反映结果图像在不同方向上的局部区域特征。因此,为了得到减影图像经过 NSML 处理后的图像 $S^{l,k}(i, j)$,使用所提方法与文献[26]选择最大像素值的传统方法进行对比,比较任一像素 (i, j) 的 NSML 值与所设 $T=0$ 的大小,用来确定粗略聚焦图和细化聚焦图对应的像素值。经过 NSML 处理后的图像 $S^{l,k}(i, j)$,可以表示为

$$S^{l,k}(i, j) = \begin{cases} N_{\text{NSML}, S_1}^{l,k}(i, j), & \text{if } \omega(m, n) [\nabla_{\text{ML}}^2 f^{l,k}(i+m, j+n)]^2 \geq T \\ N_{\text{NSML}, S_2}^{l,k}(i, j), & \text{if } \omega(m, n) [\nabla_{\text{ML}}^2 f^{l,k}(i+m, j+n)]^2 \leq T \end{cases}. \quad (11)$$

2.2 空间一致性的验证

为了实现初始决策图的获取和细化,进行空间一致性的验证实验。在 2.1 节生成的结果上,根据像素级线性混合规则得到初始决策图,并借助一致性检验算法在小区域图像上进行去除边缘细节的处理,处理结果如图 2 所示。关于一致性检验算法的具体实现过程可参考文献[16, 19, 21],实验过程中均采用一致性验证算法来实现对决策图的细化处理,其中引导滤波器作为一种边

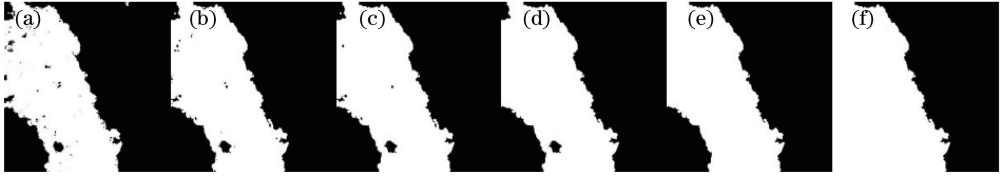


图 2 不同 r 值的去除细节处理结果。(a) IDM;(b) 0.00001 pixel;(c) 0.0001 pixel;(d) 0.001 pixel;(e) 0.01 pixel;(f) 0.1 pixel

Fig. 2 Removal of detail processing results for different r values. (a) IDM; (b) 0.00001 pixel; (c) 0.0001 pixel; (d) 0.001 pixel; (e) 0.01 pixel; (f) 0.1 pixel

2.3 融合图像的重构

对融合决策图与源图像根据逐像素加权平均规则进行融合,可重构新的融合图像,表达式为

$$F(i, j) = F_{\text{FDM}}(i, j)I_1(i, j) + [1 - F_{\text{FDM}}(i, j)]I_2(i, j). \quad (14)$$

3 实验结果与分析

3.1 实验对象的设定

3.1.1 基于聚焦区域检测的方法

为了评估所提方法的性能,采用公共数据集中 24 对^[16-23]多焦点图像用作测试图像,其中有 11 对为灰度图像,其余 13 对为彩色图像。一部分灰度和彩色图像,如图 3 所示。将所提方法与 7 种具有代表

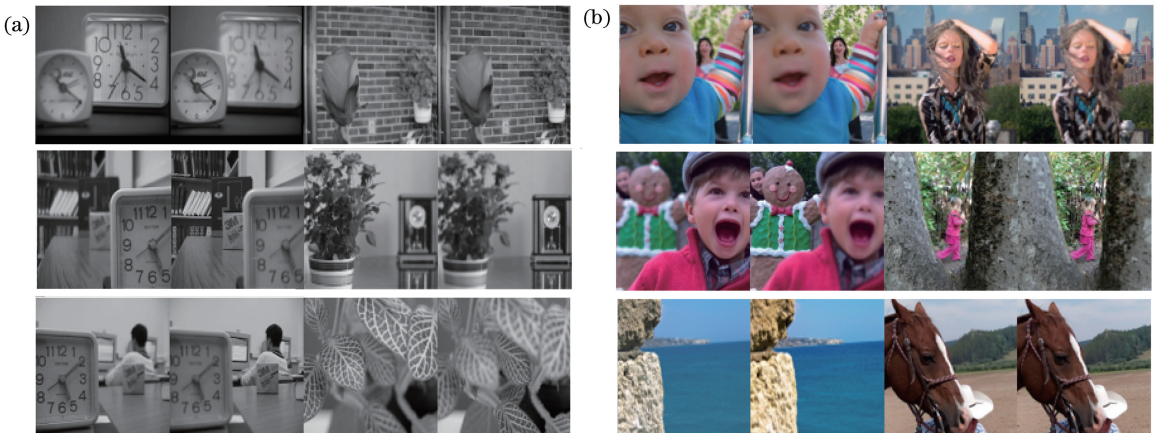


图 3 部分公共数据集图像。(a)灰度图像;(b)彩色图像

Fig. 3 Partial public dataset image. (a) Grayscale images; (b) color images

缘保留滤波器,可以将引导图像的结构信息转换为输入图像的滤波结果,实验将源图像用作引导图像,以引导细化决策图的过滤。在引导滤波器的设计过程中需要设置局部窗口半径 r 和正则化因子 ϵ 两个自由参数。实现线性混合与引导滤波的表达式为

$$I_{\text{IDM}}(i, j) = S_1(i, j)S_2(i, j), \quad (12)$$

$$F_{\text{FDM}}(i, j) = G_{r, \epsilon}[I_1(i, j), R_{\text{RDM}}(i, j)], \quad (13)$$

式中: $G_{r, \epsilon}$ 表示在 r 和 ϵ 参数下的引导滤波。

性的方法进行逐一比较,分别是基于 NSCT_SR^[14]、自适应 SR(ASR)^[15]、CNN^[16]、多尺度加权梯度融合(MWGF)^[19]、结合聚焦区域检测和引导滤波(GFDF)^[21]、多尺度引导滤波(MGFF)^[22]和多尺度与广义随机游走(Ma')^[23]。为了获得最准确的对比效果,在对比测试实验中使用的代码均为在线提供,相关实现参数均保持不变。实验中发现,使用同一种算法分别对灰度图像和彩色图像进行增强,由于输入图像维度不同,所产生的相关过程图和融合结果也存在不同程度的差异,尤其是在处理图像的边缘和细节部分,彩色图像往往表现出更好的视觉效果。

3.1.2 实验参数的设定

为了验证所提方法中使用的三个重要参数对融

合图像增强性能的影响,使用 24 对多焦点图像作为测试图像,在 4 个客观指标上进行量化对比。4 个客观指标为基于信息论的评估指标 $Q_{MI}^{[27]}$ 、基于图像特征的评估指标 $Q_M^{[28]}$ 、基于结构相似性的评估指标 $Q_Y^{[29]}$ 和基于人类视觉激发的指标 $Q_{CB}^{[30]}$,三个参数分别为滤波器设置的滑动窗口 w 、 r 和 ϵ ,结果如图 4 所示。首先设置 w 为 10 pixel, ϵ 为 0.1, r 为自变量,分析 r 对融合质量指标的影响。从图 4(a) 可以看到,除了 Q_Y 随着 r 值的增加而缓慢降低外,其余三个指标均随着 r 值的增加而明显降低,同时在测试过程中发现,当 r 值大于 13 pixel 时,融合图像的主

观视觉效果会受到不同程度失真的影响,客观评价指标也略有降低。然后设置 ϵ 为 0.1, r 为 5 pixel, w 为自变量。从图 4(b) 可以看到,除了 Q_M 随着 w 值的增加而略有降低外,其余三个指标均保持相对稳定,然而在测试过程中发现,当 w 值大于 15 pixel 时,融合图像的边缘部分开始出现少量的虚影,客观评价指标也略有降低。最后设置 w 为 10 pixel, r 为 5 pixel, ϵ 为自变量,设置 ϵ 呈指数增长。从图 4(c) 可以看到,随着 ϵ 值的增加,用于测评的 4 个指标基本上没有发生相应的变化。因此,根据上述分析,所提方法中使用的 w 、 r 和 ϵ 分别设置为 10 pixel、5 pixel 和 0.1。

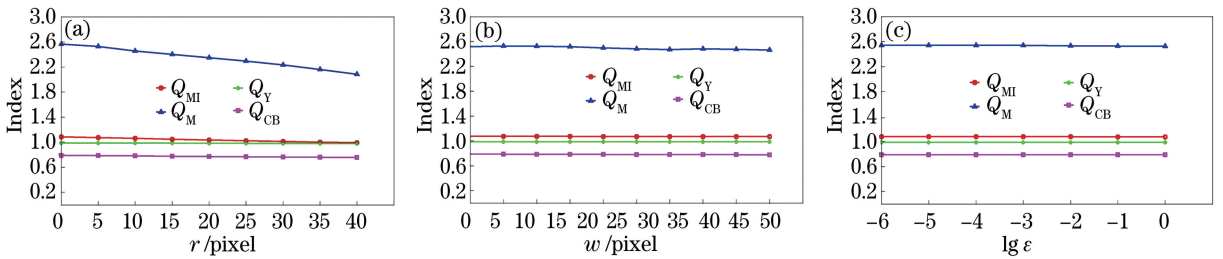


图 4 不同参数对融合指标的量化结果。(a) r ; (b) w ; (c) ϵ

Fig. 4 Quantitative results of different parameters on fusion index. (a) r ; (b) w ; (c) ϵ

3.2 主观定性评估

3.2.1 基于聚焦区域检测的方法

将两组灰度图像和两组彩色图像作为展示图像,用来比较 4 种基于聚焦区域检测的融合算法与所提方法的性能,其中每 4 张图像为一组对照组,每组右侧图像均为所提方法处理后的图像,结果如图 5 所示。从图 5 可以看到,相较于现有的融合算法得到的决策图和融合图像,所提方法不仅可以准确还原原始融合图像的聚焦区域和散焦区域,甚至相比于某些算法,在小的散焦区域和边缘部分的处理上表现得更细腻且更清晰。

3.2.2 其他方法

为了进一步验证除上述基于聚焦区域检测的其他三种算法的性能,提供每个融合图像与任一相同的源输入图像之间的白化残影图进行实验,其中每 4 张图像为一组对照组,每组右侧图像均为所提方法处理后的图像,结果如图 6 所示。从图 6 可以得到,基于 MGFF 的方法在 4 种方法中的融合效果最差,因为不论输入对象是灰度图像,还是彩色图像,都有较多的残影信息;对于基于 NSCT_SR 和 ASR 的方法来说,残影信息较少,融合效果更好一些;在残影图中可以明显看到,所提方法比其他方法有更好的视觉效果,存留的残影信息是最少的,而且对于源图像保留下来的有效信息,其边缘也表现得更

光滑。

3.3 客观定量评估

实验中,利用多个评估指标来客观评价不同方法的性能。同时,为了说明参考图像的融合质量对新融合图像质量的影响,采用折线图量化的方法来验证所提方法的适应性。

3.3.1 定量评估质量的指标

为了能够客观评价所提方法与其他方法之间的性能,分别对灰度(11 对)和彩色(13 对)图像进行验证。使用 4 个评估指标的平均值作为评估标准,指标数值越大表示对应方法的性能在实验中表现得越好,最大值已加粗,分析结果如表 1 和表 2 所示。

从表 1 和表 2 可以看到,与现有的融合算法相比,所提方法得到的结果更好,仅 CNN 方法在灰度图像的处理上高于所提方法,其结果与主观的定性评估结果基本一致。

3.3.2 时间成本

本节主要是在各种算法之间给出相应的计算效率,用来比较不同方法在时间成本上的差异。所有用于比对的算法都已在同一台配置 AMD 处理器和 8 GB 内存的计算机上运行,并依靠 MATLAB 2014a 来实现。通过在灰度与彩色图像上计算不同方法的平均时间,具体数据如表 3 所示,其中最佳时间已加粗。

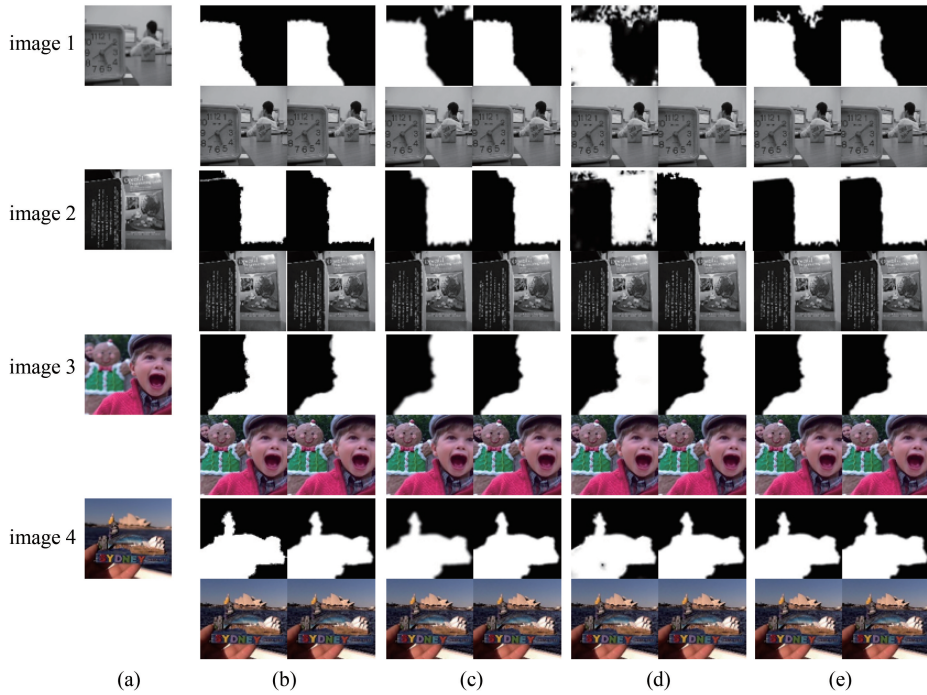


图 5 不同检测方法得到的决策图和融合结果。(a) I_1 ; (b) MWGF; (c) CNN; (d) Ma' ; (e) GFDF
 Fig. 5 Decision graphs and fusion results obtained by different detection methods. (a) I_1 ;
 (b) MWGF; (c) CNN; (d) Ma' ; (e) GFDF

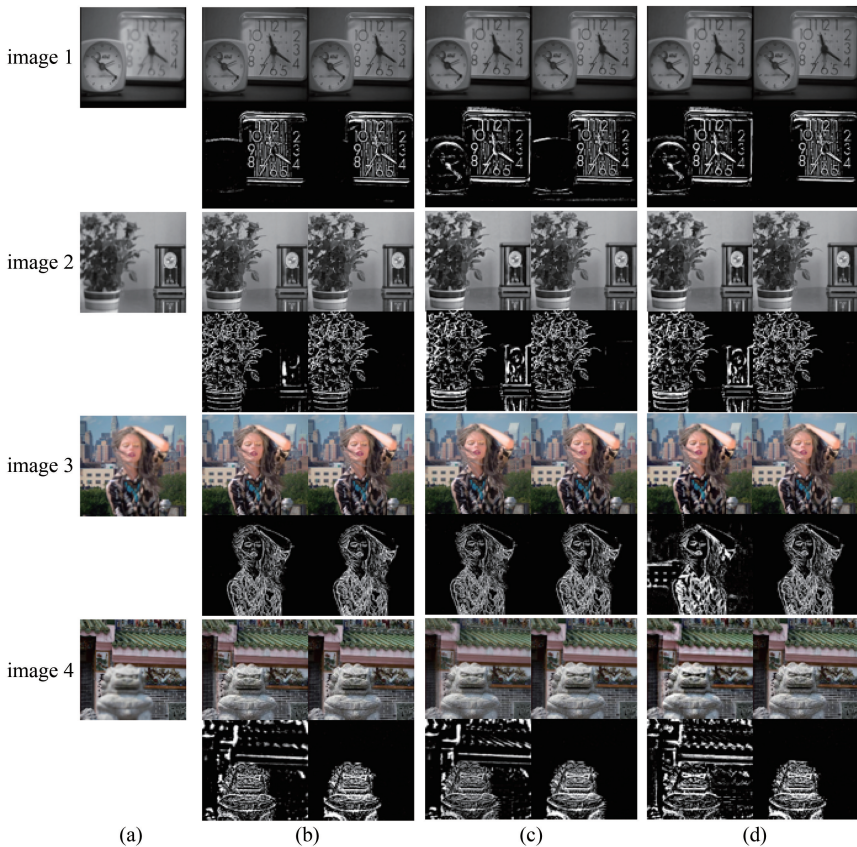


图 6 不同检测方法得到的白化残影图。(a) I_1 ; (b) NSCT_SR; (c) ASR; (d) MGFF
 Fig. 6 Whitening afterimages obtained by different detection methods. (a) I_1 ; (b) NSCT_SR; (c) ASR; (d) MGFF

表 1 13 组彩色图像的综合评估结果

Table 1 Comprehensive evaluation results of 13 sets of color images

Method	Q_{MI}	Q_M	Q_Y	Q_{CB}
MWGF	0.9807	1.7485	0.9524	0.7741
Proposed	1.0132	1.7983	0.9532	0.7797
NSCT_SR	0.8630	1.4200	0.9348	0.7358
Proposed	1.0118	1.8062	0.9527	0.7813
ASR	0.8706	1.1907	0.9291	0.7237
Proposed	1.0117	1.7710	0.9435	0.7882
CNN	1.0063	1.7476	0.9526	0.7808
Proposed	1.0149	1.8113	0.9531	0.7813
Ma'	1.0091	1.7758	0.9532	0.7816
Proposed	1.0146	1.8091	0.9532	0.7812
MGFF	0.7558	0.6227	0.8746	0.6668
Proposed	1.0083	1.7782	0.9511	0.7793
GFDF	1.0108	1.7953	0.9534	0.7823
Proposed	1.0142	1.8142	0.9530	0.7815

从表 3 可以看到,所提方法在灰度和彩色图像上的计算效率都是最高的,花费时间最少。在没有进行 GPU 并行加速的情况下,忽略基于 ASR 的方法,因为

表 3 不同方法计算后的平均时间

Table 3 Average time calculated by different methods

unit: s

Image	MWGF	NSCT_SR	Ma'	CNN	MGFF	GFDF	Proposed
Grayscale	18.39	159.48	4.89	155.13	1.00	0.66	0.40
Color	15.62	166.14	3.60	133.47	1.96	0.52	0.37

3.4 适应性分析

本节主要借助折线图量化的方法来分析现有融合算法的融合质量是否会影响新融合图像的质量。对于现有的一些融合方法,融合图像中含有的噪声是影响新融合图像质量的最主要因素,因此为了评估可能存在的影响因素,给出融合图像增强前后的量化折线图,结果如图 7 和图 8 所示。从图 7 和图 8 可以看到,经过所提方法处理后,原始融合图像的质量不仅得到不同程度的增强,而且增强后的融合图像质量大致在同一水平,量化结果与客观评价指标分析结果基本相同。实验结果表明,所提方法不仅实现对原始融合图像的增强,并可以克服原始融

表 2 11 组灰度图像的综合评估结果

Table 2 Comprehensive evaluation results of 11 sets of grayscale images

Method	Q_{MI}	Q_M	Q_Y	Q_{CB}
MWGF	1.0302	1.4084	0.8757	0.7333
Proposed	1.0470	1.4274	0.8793	0.7375
NSCT_SR	0.9483	1.2140	0.8524	0.7035
Proposed	1.0453	1.4262	0.8801	0.7371
ASR	0.9567	1.0546	0.8540	0.6717
Proposed	1.0447	1.4258	0.8767	0.7340
CNN	1.1243	1.7473	0.9152	0.7685
Proposed	1.0457	1.4302	0.8792	0.7380
Ma'	1.0354	1.3870	0.8745	0.7315
Proposed	1.0440	1.4320	0.8785	0.7353
MGFF	0.8090	0.5988	0.7716	0.6188
Proposed	1.0375	1.3972	0.8763	0.7310
GFDF	1.0408	1.4203	0.8782	0.7361
Proposed	1.0446	1.4304	0.8786	0.7371

此类方法的计算复杂度高且相当耗时。综上分析,所提方法不仅在融合性能方面可以表现较好的效果,同时在计算效率上也有很大提升,处理时间小于 0.4 s。

合图像的质量不一对新融合图像的影响,而且具有较强的适应性。

4 结 论

根据数字减影技术在图像增强处理及改进拉普拉斯算子在焦点区域识别的优势,提出一种基于减影图像处理和改进拉普拉斯算子的多焦点融合图像增强方法。实验结果表明,所提方法不仅对现有的融合算法生成的融合图像实现不同程度的增强,并且克服原始融合图像的质量不一对新融合图像的影响;同时,所提方法在运行效率上也体现出较好的性能,对今后融合图像增强的研究有一定的借鉴和应用价值。

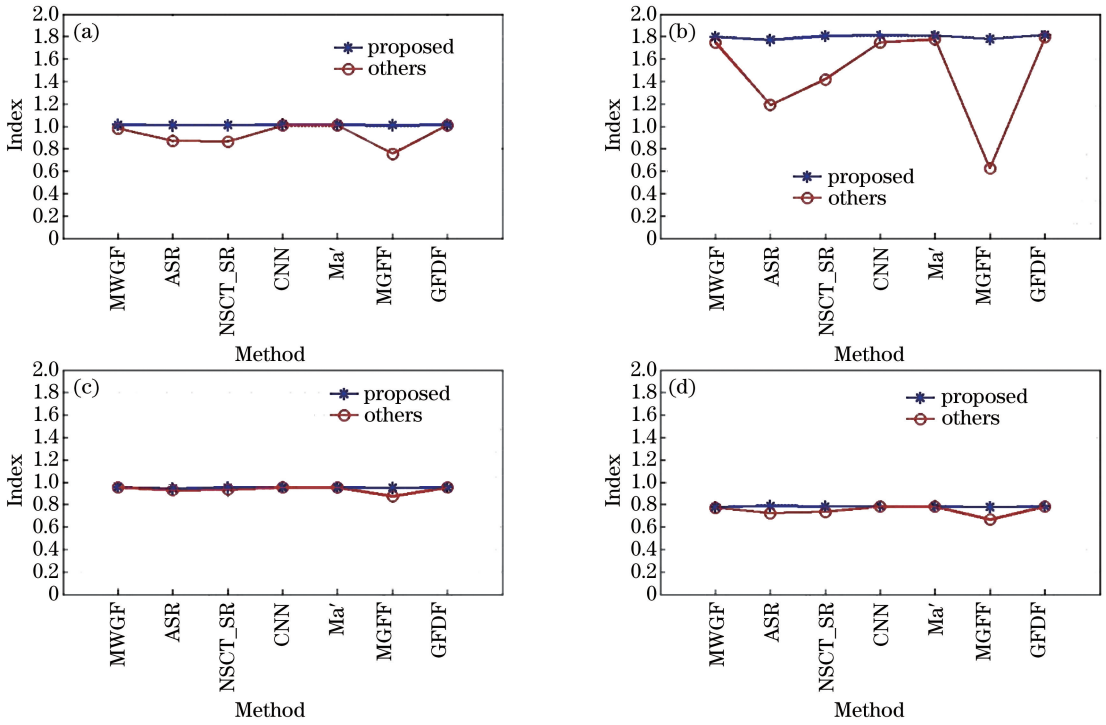


图7 彩色图像的适应性分析结果。(a) Q_{MI} ; (b) Q_M ; (c) Q_Y ; (d) Q_{CB}

Fig. 7 Adaptability analysis results of color images. (a) Q_{MI} ; (b) Q_M ; (c) Q_Y ; (d) Q_{CB}

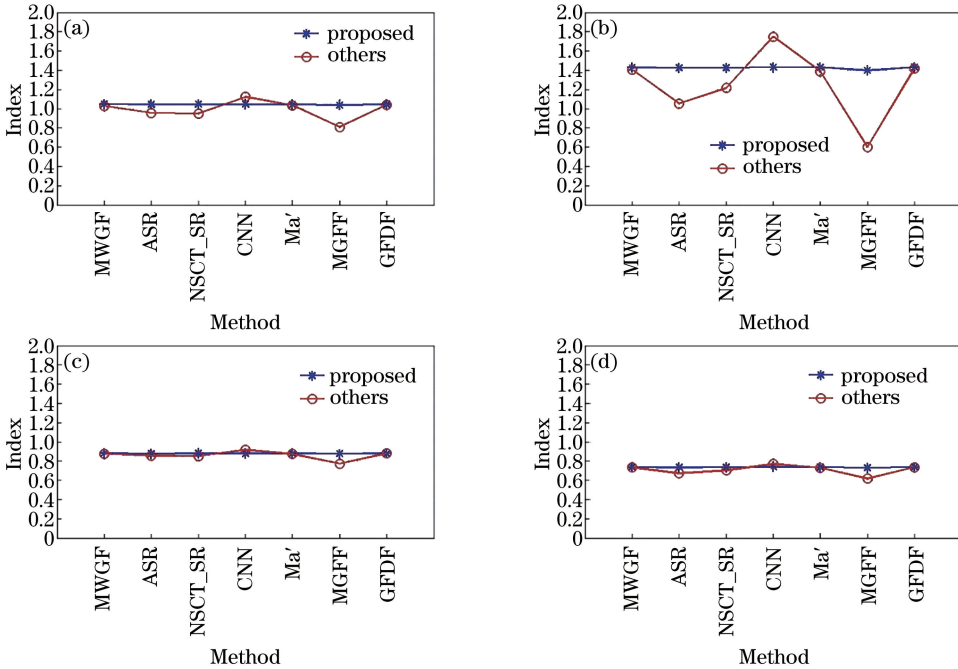


图8 灰度图像的适应性分析结果。(a) Q_{MI} ; (b) Q_M ; (c) Q_Y ; (d) Q_{CB}

Fig. 8 Adaptability analysis results of grayscale images. (a) Q_{MI} ; (b) Q_M ; (c) Q_Y ; (d) Q_{CB}

参 考 文 献

[1] Li S T, Kang X D, Fang L Y, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art [J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.

[2] Li H F, Li X S, Yu Z T, et al. Multifocus image fusion by combining with mixed-order structure tensors and multiscale neighborhood [J]. Information Sciences, 2016, 349/350: 25-49.

[3] Yuan J, Chen H, Sun F C, et al. Multisensor

- information fusion for people tracking with a mobile robot: a particle filtering approach [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(9): 2427-2442.
- [4] Tania S. Image fusion: algorithms and applications [M]. Pittsburgh: Academic Press, 2008.
- [5] Rockinger O. Image sequence fusion using a shift-invariant wavelet transform [C]//Proceedings of International Conference on Image Processing, October 26-29, 1997, Santa Barbara, CA, USA. New York: IEEE, 1997: 288-291.
- [6] Abdipour M, Nooshyar M. Multi-focus image fusion using sharpness criteria for visual sensor networks in wavelet domain [J]. Computers & Electrical Engineering, 2016, 51: 74-88.
- [7] Chao R, Zhang K, Li Y J. An image fusion algorithm using wavelet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(5): 750-753.
晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 电子学报, 2004, 32(5): 750-753.
- [8] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [9] Toet A, van Ruyven L J, Valeton J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. Proceedings of SPIE, 1989, 2877: 287789.
- [10] Wang Y, Yang Y C, Dang J W, et al. Image fusion based on fuzzy logic combined with adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling Contourlet transform domain [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101006.
王艳, 杨艳春, 党建武, 等. 非下采样 Contourlet 变换域内结合模糊逻辑和自适应脉冲耦合神经网络的图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101006.
- [11] Li J, Yang Y C, Dang J W, et al. Multi-focus image fusion based on NSCT and guided filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071007.
李娇, 杨艳春, 党建武, 等. 基于 NSCT 与引导滤波的多聚焦图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071007.
- [12] Lü D, Jia Z H, Yang J, et al. Remote sensing image enhancement based on the combination of nonsubsampling shearlet transform and guided filtering [J]. Optical Engineering, 2016, 55(10): 103104.
- [13] Zhu D R, Xu L, Wang F B, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on fast finite shearlet transform and guided filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011001.
朱达荣, 许露, 汪方斌, 等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011001.
- [14] Zhang Q, Liu Y, Blum R S, et al. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: a review [J]. Information Fusion, 2018, 40: 57-75.
- [15] Liu Y, Wang Z F. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation [J]. IET Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [16] Liu Y, Chen X, Peng H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network [J]. Information Fusion, 2017, 36: 191-207.
- [17] Chen Q J, Li Y, Chai Y Z. A multi-focus image fusion algorithm based on depth learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071015.
陈清江, 李毅, 柴昱洲. 一种基于深度学习的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071015.
- [18] Zhang Y, Bai X Z, Wang T. Boundary finding based multi-focus image fusion through multi-scale morphological focus-measure [J]. Information Fusion, 2017, 35: 81-101.
- [19] Zhou Z Q, Li S, Wang B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images [J]. Information Fusion, 2014, 20: 60-72.
- [20] Chai Y, He Y, Qu C W. Multiscale image fusion algorithm based on subpixel weighted region energy [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(10): 2732-2737.
柴勇, 何友, 曲长文. 基于亚像素区域加权能量特征的多尺度图像融合算法[J]. 光学学报, 2009, 29(10): 2732-2737.
- [21] Qiu X H, Li M, Zhang L Q, et al. Guided filter-based multi-focus image fusion through focus region detection [J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 72: 35-46.
- [22] Bavisrissetti D P, Xiao G, Zhao J H, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2019, 38(12): 5576-5605.
- [23] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Multi-focus image fusion based on multi-scale focus measures and generalized random walk [C]//2017 36th Chinese Control Conference (CCC), July 26-28, 2017,

- Dalian, China. New York: IEEE, 2017: 17171710.
- [24] Li S T, Kang X D, Hu J W, et al. Image matting for fusion of multi-focus images in dynamic scenes [J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 147-162.
- [25] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(8): 824-831.
- [26] Yin M, Liu W, Zhao X, et al. A novel image fusion algorithm based on nonsubsampling shearlet transform [J]. Optik, 2014, 125(10): 2274-2282.
- [27] Hosny M, Nahavandi S, Creighton D. A quadtree driven image fusion quality assessment [C]//2007 5th IEEE International Conference on Industrial Informatics, June 23-27, 2007, Vienna, Austria. New York: IEEE, 2007: 419-424.
- [28] Xydeas C, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [29] Ho T K, Hull J J, Srihari S N. Decision combination in multiple classifier systems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(1): 66-75.
- [30] Qu G H, Zhang D L, Yan P. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.