

基于 Retinex 的弱可见光和红外图像融合算法

孔玲君^{1,2}, 张孟孟¹

(1.上海理工大学, 上海 200093; 2.上海出版印刷高等专科学校, 上海 200093)

摘要: **目的** 针对目前弱可见光与红外图像融合后的图像仍存在细节大量丢失、目标模糊不清的问题, 提出一种基于 Retinex 对弱可见光图像进行增强预处理后, 再基于 NSST 和 SWT 变换进行图像融合的算法。 **方法** 首先用 SSR 对弱可见光图像进行增强处理, 增强后的可见光和红外图像进行 NSST 分解得到第 1 次的高低频系数, 高频系数采用基于局部能量特征的方法进行融合; 低频系数经过 SWT 分解得到第 2 次高低频系数, 第 2 次的高频系数采用同样的方法融合, 低频系数采用线性加权方法融合, 然后将第 2 次高低频的融合结果经过 SWT 逆变换得到新的低频系数。最后把第 1 次高频系数融合结果和新的低频系数进行 NSST 逆变换得到融合图像。 **结果** 通过仿真实验, 将文中算法与 NSST, NSCT 以及文献 [5] 算法进行对比, 结果表明主观视觉上融合图像细节更加清晰, 客观评价上, 平均梯度、空间频率 (SF)、标准差、信息熵、边缘信息保留量等指标分别提高了 35.63%, 26.73%, 16.89%, 7.2%, 4.6%。 **结论** 文中算法对图像融合有较好的改善作用, 融合图像的可视性和图像质量都得到显著提高。

关键词: 图像融合; SSR 算法; NSST 算法; SWT 算法; 局部能量特征

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)19-0237-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.19.034

Fusion Algorithm of Low Visible Light and Infrared Image Based on Retinex

KONG Ling-jun^{1,2}, ZHANG Meng-meng¹

(1. University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to propose an algorithm to enhance the weak visible light image based on Retinex and then to fuse image based on NSST and SWT for the problem that the images after the fusion of weak visible light and infrared images still have a large amount of details lost and blurred target. Firstly, the SSR was used to enhance the low visible light image, and then the enhanced visible and infrared images were decomposed by NSST to obtain the first high and low frequency coefficients. The high frequency coefficients were fused by a method based on local energy characteristics. The low frequency coefficients were decomposed by SWT to obtain the second high and low frequency coefficients. The high frequency coefficients of the second time were fused by the same method, and the low frequency coefficients were fused by the linear weighting method. Then, the low frequency coefficients of the second time were obtained through the inverse transformation of SWT. Finally, the fusion results of the high frequency coefficients of the first time and the new low frequency coefficients were transformed by NSST inverse transformation to obtain the fusion image. Through simulation experiments, the proposed algorithm was compared with NSST, NSCT, and the algorithm in literature 5. The results

收稿日期: 2020-04-20

基金项目: 绿色制版与柔印标准化实验室资助项目 (LGPSFP-03)

作者简介: 孔玲君 (1972—), 女, 博士, 上海出版印刷高等专科学校教授, 主要研究方向为图文信息处理与色彩再现、数字印刷及质量评价等。

showed that the fusion image details were clearer in subjective vision, and the average gradient, standard deviation, information entropy and information retention indexes increased by 35.63%, 26.73%, 16.89%, 7.2% and 4.6% respectively in the objective. The proposed algorithm has a better effect on image fusion, and the visibility and quality of the fusion image are improved.

KEY WORDS: image fusion; SSR; NSST; SWT; local energy characteristics

图像融合是指在相同场景同时或不同时,由不同类传感器采集的多幅图像融合成所需图像的过程^[1]。图像融合技术属于多传感器间的信息融合技术,在图像目标检测与识别、遥感图像以及医学图像等领域都有着广泛的应用。可见光和红外图像的融合是图像融合研究领域的热点,主要是因为可见光传感器成像与红外传感器成像有着极好的互补性^[2]。红外图像根据物体的热辐射来呈现,不依靠外界环境的亮度,但红外图像分辨率和层次感都不是很好,再加上外界环境中的分子热运动,红外传感器获得的图像噪声很多。可见光图像主要是利用物体对可见光的反射能力来成像,完全依靠于外部环境的光照亮度,光照好的环境下,可见光图像的分辨率和细节层次感都比较好,但在光照不足的条件下,图像就无法展现出全部信息,因此,在低照度下,可以通过图像融合算法,将红外图像呈现的优点和可见光图像呈现的优点进行融合,得到一幅既有可见光图像中丰富的细节信息,较好对比度,分辨率又含有红外图像中清晰的目标物体的图像。

图像融合技术大体分为空间域和变换域两大类,其中基于空间域的融合算法包括加权平均融合法、统计估计法、神经网络等^[3],此方法主要针对空间域里的像素做处理来完成图像融合。虽然该方法简单易操作,但处理得到的图像效果不是很理想。基于变换域的融合算法包括金字塔变换^[4]、小波变换、平稳小波变换、非下采样变换^[5]、Contourlet^[6]变换、颜色空间的变换等方法^[7]。此方法主要是利用变换算法将高低频信息分开,在根据特点选择性融合,这时选择的融合规则直接决定融合结果。目前图像融合处理技术大多基于变换域处理。20世纪中期,自小波变换应用到图像融合,图像融合技术得到迅速发展。随着小波技术的不断发展,小波对二维信息进行分解时结果会随着平移发生改变的缺点也随着暴露。M.N.DO等提出的Contourlet变换,虽弥补了小波变换的短板,但容易产生吉布斯效应^[8]。随后诸多科学家对多尺度分解方法进行了研究和总结,陆续提出了许多不同的算法,其中SWT(Stationary Wavelet Transform)、NSCT(Nonsubsampled Contourlet)、NSST(Nonsubsampled)等多个方法在平移不变性和多尺度几何分解性能方面表现良好。

目前,红外和可见光图像的融合技术研究领域已取得很大进步,但是严重失真、纹理细节缺失和目标

模糊不清仍然是图像融合领域的难题,因此文中提出一种基于SSR对弱可见光图像进行增强预处理,然后再进行NSST和SWT融合处理的方法,以更好地增加融合后图像的细节信息,使融合后的图像更加清晰。

1 基本理论

1.1 Retinex 算法原理

Retinex 算法^[9]被广泛应用于各种图像处理中,Retinex 模型假设传感器获取的图像信号由入射光性质和物体反射性质 2 个因素决定^[10]。就物体本身的颜色而言,它具有恒常性,不会受光照情况的影响,见图 1。



图 1 Retinex 模型假设的图像信号构成
Fig.1 Image signal composition hypothesized by Retinex model

该算法认为一幅图像可以看成是照度分量和反射分量的乘积,见式(1)。

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y) \tag{1}$$

式中: $R(x, y)$ 为反射图像,表示物体的反射性质; $L(x, y)$ 为入射光,决定了 I 的动态范围; $I(x, y)$ 为人眼或摄像系统读取的图像。此算法主要运用数学的方法去分离图像中的照度分量,从而获得反射分量。其中使用最广的是 SSR (Single Scale Retinex) 单尺度算法,它是在中心环绕基础之上结合高斯低通滤波器得到照度分量^[11],即用高斯环绕形式可表示为:

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log [F(x, y) * I_i(x, y)] \tag{2}$$

式中: $F(x, y)$ 为高斯环绕函数,其表达式为:

$$F(x, y) = \lambda \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}} \tag{3}$$

式中: σ 为尺度因子; λ 为常量(可表示为 $\lambda = \frac{1}{2\pi\sigma^2}$), 它使得 $\iint F(x, y) dx dy = 1$ 。

在式 (3) 中, 可变参数 σ 被称为尺度因子, 在 SSR 算法处理中起着重要的作用。当 σ 较小时, SSR 具有较高的动态范围压缩能力和更好的图像细节增强效果, 但会导致一定程度的色调变浅。当 σ 越大, SSR 会降低动态范围压缩能力, 但更好地保持输出图像的色彩保真度, 但图像的细节信息会显示不完全, 因此参数 σ 的选择应与原始图像的大小相关, 以平衡计算复杂度和融合图像的质量。

1.2 NSST 变换原理

非下采样剪切波变换 (NSST) 在方向上运用的是局部剪切波滤波器^[12], 与剪切波相比较, 省去了下采样部分。它主要是根据仿射系统将多尺度和几何结合起来。在二维的图像中合成的膨胀放射系统 $A_{AB}(\psi)$ 见式 (4)。

$$A_{AB}(\psi) = \left\{ \psi_{i,j,k}(x) = |\det A|^{i/2} \psi(B^j A^i x - k) : i, j \in Z, k \in Z^2 \right\} \quad (4)$$

式中: $\psi \in L^2(R^2)$, L 为可积空间; A 为尺度变换矩阵; B 为剪切矩阵, 维数均为 2×2 的可逆矩阵, $\det B = 1$; 其中, 当 $A_{AB}(\psi)$ 可构成紧支撑框架 (即 Parseval 框架), $A_{AB}(\psi)$ 的元素称为合称小波^[13]。矩阵 A^i 为与尺度的变换相联系, 矩阵 B^j 为与几何变换相联系的, 因此这种结构不仅可以像小波变换那样在各个尺度和区域位置的 Parseval 框架上构造基元素, 更可以在各个方向上构造。一般情况^[14]取 $A=[4 \ 0; 0 \ 2]$, $B=[1 \ 1; 0 \ 1]$ 。

NSST 变换主要包括 2 个部分, 首先通过非下采样金字塔 (NSP) 对图像进行分解, 分解后得到高频和低频 2 个部分, 再对其低频部分进行操作, 反复分解 K 次可以得到 $K+1$ 个系数矩阵^[15]。然后再运用局部剪切波 (SF) 滤波器完成图像分解后系数的多尺度分解方向化操作。在分解的时候就完成了对图像关键信息采样^[16], 分解过程见图 2。

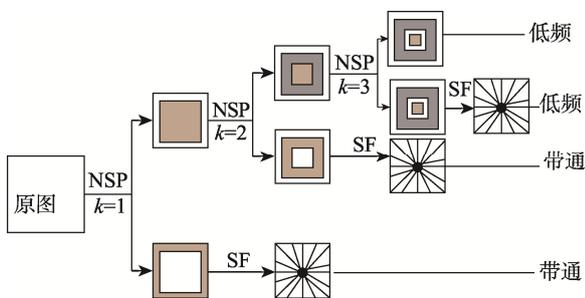


图 2 NSST 三级分解过程
Fig.2 NSST three-level decomposition process

1.3 SWT 变换原理

平稳小波变换算法是改进的小波变换^[17]。它同时具备良好的时域和频域特性, 也因具备平移不变性使

它能够较好地克服振铃效应问题。SWT 变换包含正、逆变换 2 部分^[18], 设 $h(n)$ 和 $g(n)$ 分别为 SWT 变换的低通和高通滤波器, 则原图像经分解后, 在 2^j 尺度下的低频以及不同方向上的高频细节分量公式见式 (5—8)。

$$A^{(j)}(m, n) = \sum_{k,l} h^{(j)}(k) h^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) \quad (5)$$

$$D^{(j)}(m, n) = \sum_{k,l} g^{(j)}(k) g^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) \quad (6)$$

$$H^{(j)}(m, n) = \sum_{k,l} g^{(j)}(k) h^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) \quad (7)$$

$$V^{(j)}(m, n) = \sum_{k,l} h^{(j)}(k) g^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) \quad (8)$$

逆变换公式见式 (9)。

$$A^{(j-1)}(m, n) = \frac{1}{4} \left[\sum_{k,l} \tilde{h}^{(j)}(k) \tilde{h}^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) + \sum_{k,l} \tilde{g}^{(j)}(k) \tilde{g}^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) + \sum_{k,l} \tilde{g}^{(j)}(k) \tilde{h}^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) + \sum_{k,l} \tilde{h}^{(j)}(k) \tilde{g}^{(j)}(l) A^{(j-1)}(k+m, l+n) \right] \quad (9)$$

式中: $A^{(j)}$, $A^{(j-1)}$ 分别为图像在尺度 2^j 和 2^{j-1} 尺度下分解得到的低频分量; $D^{(j)}$, $H^{(j)}$, $V^{(j)}$ 为在 2^j 尺度下分解得到的对角、水平和垂直方向上的高频分量。

2 文中算法思想

目前图像融合的算法层出不穷, 但忽略了对原始图像的预处理过程, 文中从这点出发, 通过 Retinex 的方法对原始图像做增强预处理, 改善原图像后再对图像进行融合。由于红外图像成像的特点, 没有直接引用 Retinex 对其增强, 而是只对可见光图像进行增强处理。对于那些弱可见光图像, SSR 算法可以很好地增强图像的细节信息, 提高清晰度并较好地保留原信息。根据图像的特点选取合适 σ 值, 使图像的质量得到极大改善。融合图像变换方法中使用 NSST 和 SWT 相结合的方法, 主要是根据两者算法的优点和不足进行选择性的结合使其相互弥补。融合策略采取基于局部能量特征的方法, 根据局部能量比较采用加权相加的方法对其进行融合, 以达到最佳效果。其具体流程见图 3。

具体步骤如下所述。

- 1) 选取分辨率 $m \times n$ (这里 m, n 必须是 4 的倍数) 大小相同的可见光和红外图像。
- 2) 对可见光进行 SSR 处理, 其中需要选取合适的 σ 值。
- 3) 然后对处理过后的可见光图像和红外图像原图像进行 NSST 分解, 对分解得到的高频系数采用基

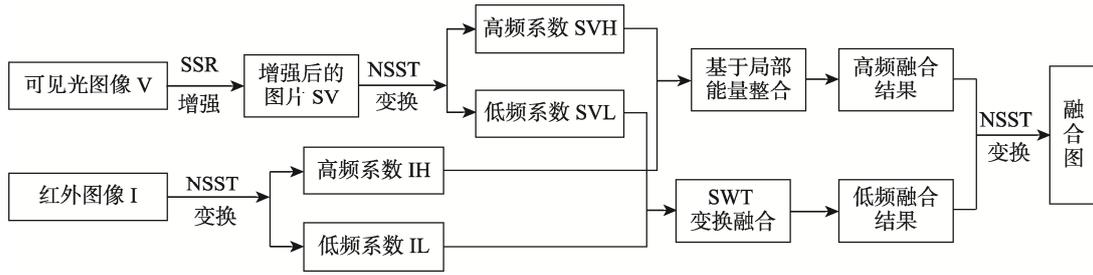


图3 算法流程
Fig.3 Algorithm process

于局部能量特征的方法进行融合，取能量大者。分解得到的低频系数再进行 SWT 分解。

4) 低频系数由 SWT 分解会再次得到高频和低频系数，低频系数再次基于局部能量特征，采用线性加权进行融合，能量大则占的权重重大，高频同步步骤 3 取能量大者。其中在 SWT 变换中需要根据实际情况选择合适的小波基和分解层数。

5) 把第 4 步融合得到的结果进行 SWT 逆变换，得到新的低频系数，结合步骤 3 得到的高频系数融合结果进行 NSST 逆变换，得到融合图。

3 仿真实验

3.1 仿真实验准备

为验证文中算法的有效性，选取与文献[5]相同尺寸 360×272 的“UN Camp”和尺寸为 632×496 的“Bristol Queen's Road”可见光和红外图像，更利于与 NSCT 算法、NSST 算法、SWT 算法以及文献[5]算法进行对比。另外选取“Steamboat”可见光和红外图像再次验证文中算法，其中所有图像均来自红外与可见光图像融合经典图像库。

算法中所设计到的具体参数取值如下：SSR 算法中 σ 值取 3.5，此值是根据图片大小经过实验选取效果最佳所得到的参数值；NSST 算法中 NSP 分解层数为 3 层，滤波器选择“maxflat”，方向滤波器 SF 参数设置为 (4, 8, 8)；SWT 算法同样采用 3 级分解，小波基采用“haar”；低频系数线性加权依据所占总和比例的大小。

实验环境：Windows 10 系统，Matlab R2019a 语言编程环境，Intel i5 处理器，2.5 GHz，运行内存为 8 GB。

3.2 评价指标选取

目前对融合图像质量的评价有 2 种，一种基于人的眼睛来评价即主观评价；一种是根据评价相关算法和模型即客观评价^[19]。主观质量评价具有较多的不确定因素，因此文中主要运用客观指标来评价。选取目前图像融合质量使用较多的评价指标，信息熵 (IE)

用来判断融合后图像包含的信息量，信息熵越大则包含的信息量越多^[20]。平均梯度 (AG) 可以表现融合后图像里面的细节和边缘纹理的好坏，用来评价图像的清晰度。AG 值越大，说明图像平均梯度越大，图像清晰度越高。空间频率 (SF) 用来判断图像在空间域里面的活跃度，值越大代表融合结果越好。标准差 (SD) 表示图像中的像素与平均像素值的离散程度，值越大表示包含图像信息越多，即图像融合质量越好。边缘信息保留量^[21] $Q^{AB/F}$ 用来表示原始图像和融合后的图像在结构方面的相似度，其中 $Q^{AB/F}$ 值越大，表示融合图像质量越好。

4 实验结果对比分析

通过仿真实验，对“UN Camp”可见光和红外图像用文中算法以及对比算法处理结果见图 4，相关客观评价指标结果见表 1。对“Bristol Queen's Road”可见光和红外图像用文中算法以及对比算法处理结果见图 5，相关客观评价指标结果见表 2。对“Steamboat”可见光和红外图像用文中算法以及对比算法处理结果见图 6，相关客观评价指标结果见表 3。时间 t 为运行 5 次的平均时间。

从图 4、图 5 和图 6 的结果可以看出，5 种算法都可以实现可见光和红外图像的有效融合，但从主观视觉来看，经文中算法融合的图像在视觉效果上明显提高，融合图像的细节、清晰度都明显提高。如“UN Camp”融合后的图像，在背景细节处理上面，尤其是树木和围栏，文中算法得到的融合图比其他 4 种算法得到的图像更清晰。再看“Bristol Queen's Road”融合后的图像，经文中算法处理后的图像 (见图 5f)，可以看见有 6 个行人目标，而 NSST、NCST 和文献 [5] 算法处理后的图像 (见图 5c—e)，只能看见 3 个行人目标；图 5f 图像中的路灯以及标志牌上的字母都清晰可见，图 5c、图 5d、图 5e 里的这些细节就比较模糊了。同样地对于“Steamboat”图像，图 6f 中的船只清晰度要比图 6c—e 好。综合主观视觉效果，由文中算法融合得到的图像不仅最大程度地保留了可见光图像细节信息和红外图像目标信息，而且较清晰地呈现了细节信息。

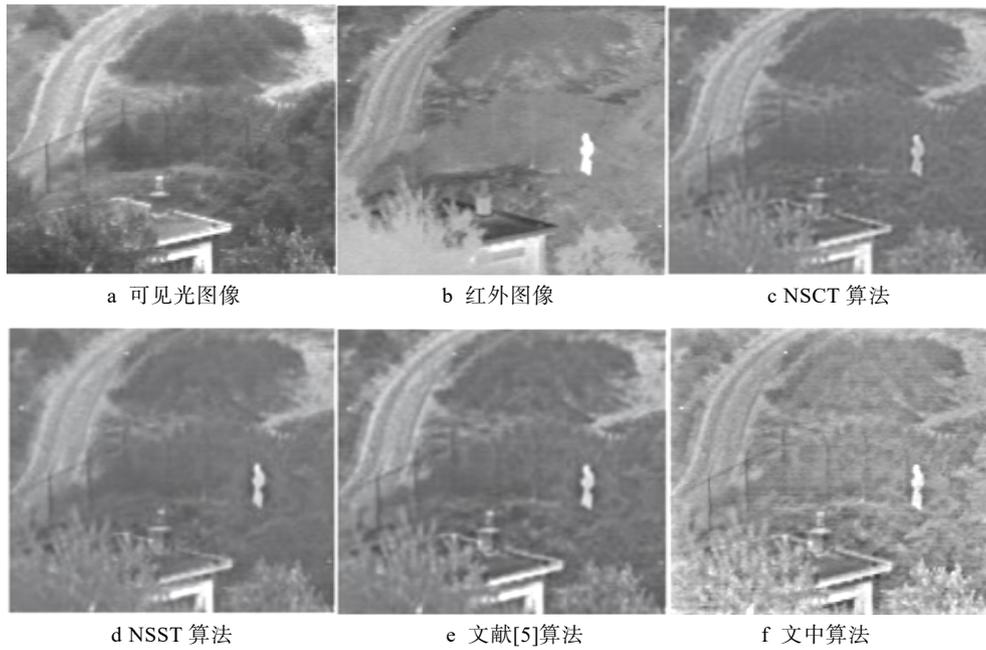


图 4 “UN Camp”原图像和各种算法融合结果
Fig.4 “UN Camp” original image and various algorithms fusion results

表 1 “UN Camp” 各种算法融合结果客观质量评价
Tab.1 Objective quality evaluation of "UN Camp" various algorithms fusion results

算法	IE	AG	SF	SD	$Q^{AB/F}$	t/s
NSCT	6.3788	4.7055	9.1817	24.4633	0.4281	57.6013
NSST	6.5140	5.3269	10.8015	26.5989	0.4274	27.4231
SWT	6.4816	5.4439	10.6618	25.9519	0.4701	11.0012
文献[5]	6.6814	5.6820	11.5476	27.1828	0.4769	8.3219
文中	6.9156	7.0648	14.0147	26.9454	0.5257	8.9737

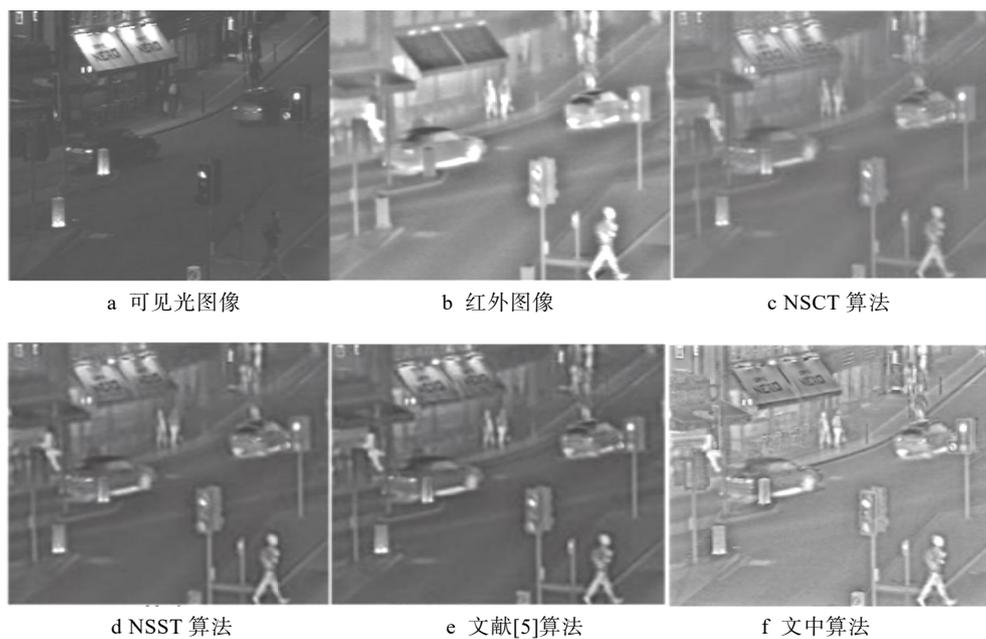


图 5 “Bristol Queen's Road”原图像和各种算法融合结果
Fig.5 "Bristol Queen's Road" original image and various algorithms fusion results

表 2 “Bristol Queen's Road”各种算法融合结果客观质量评价
Tab.2 Objective quality evaluation of "Bristol Queen's Road" various algorithms fusion results

算法	IE	AG	SF	SD	$Q^{AB/F}$	t/s
NSCT	5.9941	3.7413	10.1382	22.1382	0.5049	168.6842
NSST	6.1288	4.2153	12.4086	24.9255	0.5486	67.8444
SWT	6.0864	4.1844	12.2618	24.2289	0.5720	25.6835
文献[5]	6.2798	4.4834	12.9836	25.9647	0.5743	21.1534
文中	6.4207	6.7766	16.9827	25.9989	0.6142	21.9708

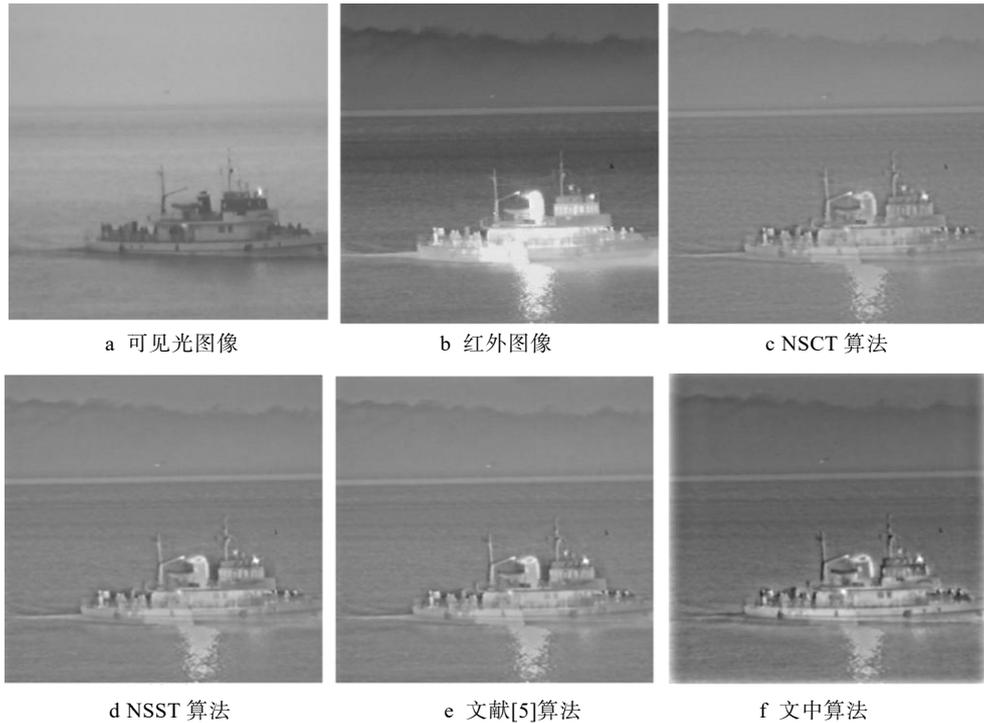


图 6 “Steamboat”原图像和各种算法融合结果
Fig.6 "Steamboat" original image and various algorithms fusion results

表 3 “Steamboat”各种算法融合结果客观质量评价
Tab.3 Objective quality evaluation of "Steamboat" various algorithms fusion results

算法	IE	AG	SF	SD	$Q^{AB/F}$	t/s
NSCT	5.0718	2.9039	6.8878	11.7941	0.5481	60.3941
NSST	5.1839	3.0466	7.2127	13.0357	0.5477	28.6553
SWT	5.1865	3.1457	7.4319	12.5983	0.5556	12.3130
文献[5]	5.2056	3.1289	7.3385	13.1527	0.5374	8.8216
文中	6.1335	4.1889	9.3904	24.5531	0.5311	8.8988

表 4 不同算法客观质量指标的平均值
Tab.4 Average objective quality indexes of different algorithms

算法	IE	AG	SF	SD	$Q^{AB/F}$
NSCT	5.8149	3.7835	8.7359	19.4652	0.4937
NSST	5.9422	4.1962	10.1409	21.5200	0.5079
SWT	5.9182	4.2580	10.1185	20.9263	0.5325
文献[5]	6.0556	4.4314	10.6232	22.1001	0.5295
文中	6.4899	6.0101	13.4626	25.8325	0.5570

通过表 1—3 可以看出,“UN Camp”融合图像,文中的算法虽然在标准差 (SD) 指标上不是最好的,但是在 AG, SF, $Q^{AB/F}$, IE 几个指标上较文献[5]分别提高了 24.34%, 21.36%, 10.23%, 3.51%。表明文中算法对该融合图像在平均梯度、空间频率、边缘信息保留量上具有较大程度的改善。对于“Bristol Queen's Road”融合图像,文中算法在标准差 (SD) 指标上提高不明显,但在 AG, SF, Q, IE 上与具有明显优势的文献[5]算法相比,分别提高 51.15%, 30.80%, 6.95%, 2.25%。“Steamboat”融合图像,文中算法在边缘信息保留量 ($Q^{AB/F}$) 上并非最佳,但在 SD, AG, SF, IE 这 4 个指标上较对比算法中的最佳值分别提高了 86.67%, 33.16%, 26.35%, 17.83%。从表 4 对 3 组实验的各个客观评价结果平均值来看,文中算法在 IE, AG, SF, SD, $Q^{AB/F}$ 较文中对比算法中的最优算法分别提高了 7.2%, 35.63%, 26.73%, 16.89%, 4.6%, 反映出文中算法得到的融合图像质量可得到很大程度的改善,尤其在平均梯度 (AG) 和空间频率 (SF) 这 2 个指标上,因此综合客观指标结果来看,相比于对比算法,文中算法融合后的图像质量是最好的。

通过上述 3 例经典图像实验,无论是从主观上来看,还是从客观评价角度来看,文中算法对融合图像质量具有较好的改善作用。

5 结语

为了提高融合图像的质量,文中提出了一种通过基于单尺度 Retinex 来增强融合图像中弱可见光图像细节的图像融合算法,并通过结合 NSST 和 SWT 这 2 种变换来更好地实现高低频系数的处理。从仿真结果可以看出文中算法针对弱可见光和红外图像融合是非常有效的,是一套可行的方案。如何提高更多类型图像融合质量的算法,以及如何更有效利用神经网络来提高融合图像质量是下一步要进行研究的工作。

参考文献:

- [1] 赵俊成. 红外图像自适应增强算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 7—20.
ZHAO Jun-cheng. Research on Adaptive Enhancement Algorithm of Infrared Image[D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 7—20.
- [2] MA J, CHEN C, LI C, et al. Infrared and Visible Image Fusion via Gradient Transfer and Total Variation Minimization[J]. Information Fusion, 2016, 31: 100—109.
- [3] 刘念. 基于 NSST 和自适应分块的多聚焦图像融合研究[D]. 昆明: 云南大学, 2019: 9—15.
- LIU Nian. Multi-focus Image Fusion Research Based on NSST and Adaptive Segmentation[D]. Kunming: Yunnan University, 2019: 9—15.
- [4] 韩潇, 彭力. 基于改进拉普拉斯金字塔的图像融合办法[J]. 自动与仪器仪表, 2014(5): 191—194.
HAN Xiao, PENG Li. Image Fusion Method Based on Improved Laplacian Pyramid[J]. Automation and Instrumentation, 2014(5): 191—194.
- [5] 孔玲君, 张志华, 曾茜, 等. 基于 NSST 和 SWT 的红外与可见光图像融合算法研究[J]. 包装工程, 2018, 39(19): 216—222.
KONG Ling-jun, ZHANG Zhi-hua, ZENG Xi, et al. Research on Infrared and Visible Light Image Fusion Algorithm Based on NSST and SWT[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(19): 216—222.
- [6] JI Xiu-xia, ZHANG Gong. Image Fusion Method of SAR and Infrared Image Based on Curvelet Transform with Adaptive Weighting[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(17): 17633—17649.
- [7] 李贺, 刘磊, 岳超, 等. 一种改进的基于多尺度变换的红外和可见光图像融合算法[J]. 半导体光电, 2016, 37(4): 573—579.
LI He, LIU Lei, YUE Chao, et al. An Improved Infrared and Visible Light Image Fusion Algorithm Based on Multi-scale Transformation[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2016, 37(4): 573—579.
- [8] GUO Kang-hui, LABATE D. Optimally Sparse Multi-dimensional Representation Using Shearlets[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298—318.
- [9] LAND E H. The Retinex[J]. American Scientist, 1964, 52: 247—264.
- [10] 黄亚丽, 刘志文, 赵真, 等. 多尺度 Retinex 模型的肝脏超声图像增强算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 597—601.
HUANG Ya-li, LIU Zhi-wen, ZHAO Zhen, et al. Liver Ultrasound Image Enhancement Algorithm Based on Multi-scale Retinex Model[J]. Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 597—601.
- [11] 王浩, 张叶, 沈宏海, 等. 图像增强算法综述[J]. 中国光学, 2017, 10(4): 438—448.
WANG Hao, ZHANG Ye, SHEN Hong-hai, et al. Review of Image Enhancement Algorithms[J]. Chinese Optics, 2017, 10(4): 438—448.
- [12] KIM K S, LEE J M, KIM S H, et al. Image Fusion in Dual Energy Computed Tomography for Detection of Hypervascular Liver Hepatocellular Carcinoma: Phantom and Preliminary Studies[J]. Investigative Radiology, 2010, 45(3): 49—52.
- [13] 邢雅琼, 王晓丹, 刘健, 等. 基于 NSST 域的红外和

- 彩色可见光图像融合[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(2): 536—544.
- XING Ya-qiong, WANG Xiao-dan, LIU Jian, et al. Infrared and Color Visible Image Fusion Based on NSST Domain[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2016, 36(2): 536—544.
- [14] 李晓军, 戴文战, 李俊峰. 基于非下采样剪切波变换的医学图像边缘融合算法研究[J]. 光电子·激光, 2018, 29(9): 1021—1030.
- LI Xiao-jun, DAI Wen-zhan, LI Jun-feng. Research on Medical Image Edge Fusion Algorithm Based on Non-Subsampled Shear Wave Transform[J]. Optoelectronics·Laser, 2018, 29(9): 1021—1030.
- [15] RAO D S, SEETHA M, PRASAD M H M K. Quality Assessment Parameters for Iterative Image Fusion Using Fuzzy and Neuro Fuzzy Logic and Application[J]. Procedia Technology, 2015, 19: 888—894.
- [16] 荆方, 刘增力. 基于改进的双边滤波与非下采样剪切波变换的图像去噪[J]. 通信技术, 2019, 52(1): 80—85.
- JING Fang, LIU Zeng-li. Image Denoising Based on Improved Bilateral Filtering and Non-subsampled Shearlet Transform[J]. Communication Technology, 2019, 52(1): 80—85.
- [17] 李婵飞, 邓奕. 利用 YCbCr 和 SWT 实现彩色图像融合[J]. 红外技术, 2018, 40(7): 654—659.
- LI Chan-fei, DENG Yi. Color Image Fusion Using YCbCr and SWT[J]. Infrared Technology, 2018, 40(7): 654—659.
- [18] 李婵飞, 邓奕. 平稳小波变换和模糊数学的红外与可见光图像融合[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(5): 874—877.
- LI Chan-fei, DENG Yi. Infrared and Visible Image Fusion of Stationary Wavelet Transform and Fuzzy Mathematics[J]. Computer and Digital Engineering, 2017, 45(5): 874—877.
- [19] 李子恒. 像素级多聚焦图像融合算法研究[D]. 南京: 东南大学, 2017: 16—25.
- LI Zi-heng. Research on Pixel-level Multi-focus Image Fusion Algorithm[D]. Nanjing: Southeast University, 2017: 16—25.
- [20] NAGARJUNA P, TYAG D, RAMACHANDRA R. SWT and Spread Spectrum Coding Based Copyright Protection Technique for Digital Images[C]// International Conference, 2017: 58—63.
- [21] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective Image Fusion Performance Measure[J]. Electronics letters, 2000, 36(4): 308—309.