

文章编号 1004-924X(2021)06-1406-14

结合分数阶显著性检测及量子烟花算法的 NSST 域图像融合

林剑萍¹, 廖一鹏^{2*}

(1. 阳光学院 人工智能学院, 福建 福州 350015;
2. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘要:针对传统红外与可见光图像融合算法中存在的细节纹理信息不够清晰,边缘信息保留不够充分等问题,提出一种基于分数阶显著性及改进量子烟花算法的非下采样 Shearlet 变换(NSST)域图像融合方法。首先对红外与可见光图像进行 NSST 分解,低频分量先进行基于分数阶微分增强的显著性检测;然后按照显著图匹配度的融合规则进行融合,高频子带采用梯度变化和灰度差异加权策略进行融合;接着对量子烟花算法进行改进,并对高低频融合参数进行优化;最后输出最佳的融合图像。通过实验表明:基于分数阶微分增强的显著性检测具有较好的视觉显著效果,改进量子烟花算法的寻优能力强、收敛效率高,所提方法得到的融合图像有效地综合红外与可见光图像中的细节信息,与现有方法相比具有较好的融合效果,且自适应能力强、无需人工干预。

关键词:红外与可见光图像融合;非下采样 Shearlet 变换;分数阶微分;显著性检测;量子烟花算法

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20212906.1406

A novel image fusion method with fractional saliency detection and QFWA in NSST

LIN Jian-ping¹, LIAO Yi-peng^{2*}

(1. College of Artificial Intelligence Yangou College, Fuzhou 350015, China;
2. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)
* Corresponding author, E-mail: fzu_lyp@163.com

Abstract: In traditional infrared and visible image fusion algorithms, some research problems such as inadequate detail texture information and insufficient edge information retention. Therefore, a non-subsampled shearlet transform (NSST) image fusion method based on fractional saliency detection and improved quantum fireworks algorithm is proposed. First, an NSST decomposition is performed for infrared and visible images, and the saliency detection is also executed on the basis of the fractional differential enhancement for low-frequency components, and then fusion is carried out according to the rules of the saliency map matching degree. The high-frequency subbands are merged by the gradient variation and gray difference weighting strategy. Second, the quantum fireworks algorithm is improved, and the high- and low-frequen-

收稿日期:2020-11-12;修订日期:2020-12-27.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61471124,61601126);福建省自然科学基金项目(No. 2019J01224);福建省中青年教育科研项目(No. JT180056)

cy fusion parameters are optimized by the improved quantum fireworks algorithm. Finally, the best fusion image can be generated. The experiment results showed that the saliency detection based on fractional differential enhancement can achieve good visual saliency. Moreover, the improved quantum fireworks algorithm has strong optimization ability and high convergence efficiency. As a result, the fusion image obtained by the proposed method effectively integrates the detailed information into the infrared and visible images. Compared with the existing methods, the proposed method realizes a better fusion effect with strong self-adjustment ability without any human intervention.

Key words: infrared and visible image fusion; non-subsampled shearlet transform; fractional differential; saliency detection; quantum fireworks algorithm

1 引言

图像融合是通过特定的算法,将两幅或多幅图像在时空上具有相关性或信息上具有互补性的信息提取出来,同时去除冗余的成分,合成一幅新的图像,从而更全面、准确地表征图像,具有互补性和冗余性,在多个行业领域有着重要的应用^[1]。目前图像融合的技术主要有基于多尺度分解、基于神经网络、基于子空间的变换以及多种融合方法的混合等方法^[2]。

图像融合算法中最常用、有效的分析方法是基于多尺度分解。多尺度分解能够在深层结构上分析图像的信息,对图像特征描述更为准确。多尺度方法主要包括金字塔变换、小波变换、轮廓波变换(Courlet Transform)、非下采样轮廓波变换(Nonsubsampled Courlet Transform, NSCT)及非下采样 shearlet 变换等。其中金字塔算法的分解各层系数之间相关性较强,具有冗余性,采用金字塔算法融合的图像存在图像边缘不够清晰和细节不够丰富等缺点^[3];小波变换各层系数相对独立,能够较好地表示图像中的重要信息,得到了更好的应用,但小波变换对图像边缘信息的提取有一定的局限性,不能有效地保留局部特征^[4];轮廓波变换的优势在于提取图像边缘的几何形状,但由于上下采样和金字塔结构,会出现冗余移位方差问题,导致吉布斯现象^[5];NSCT可实现多分辨率分解,并实现平移不变性,消除了频谱混叠现象,同时更好地表征图像的边缘和纹理信息^[6-7],但其方向选择受限,运算效率较低;NSST不仅具备NSCT的特点,且分解方向不受限制,运算效率高,得到了广泛的应用,如文献[8]提出了基于NSST和对比度的图

像融合算法,保留了融合图像的细节,并提升了对比度,但在增强的同时引入了部分不必要信息,并出现过增强效应。

图像融合的框架很重要,但是合适的融合规则同样可以有效提高图像融合的质量。传统融合规则包括加权平均法、绝对值取大、区域能量和、区域梯度等^[9-12]。这些融合规则由于没有从全局上考虑区域间的相关性,容易导致图像中的重要信息丢失。近年来,为了提高融合图像的质量,提出了一些基于视觉显著性检测的图像融合算法,如文献[13]提出了一种基于NSCT和改进频率调谐(Frequency-Tuned, FT)的图像融合算法,使得融合后的图像目标突出,背景较为丰富,但该方法仍存在部分图像特征丢失严重现象;文献[14]利用改进的流形排序(Manifold Ranking, MR)算法,使得融合图像突显了图像的目标信息,图像整体细节信息清晰度得到提升,但源图像的优点不够突出;文献[15]利用离散剪切波变换(Finite Discrete Shearlet Transform, FDST)对红外和可见光图像进行分解,采用改进的双通道脉冲耦合神经网络(Dualchannel Pulse Coupled Neuron Network, PCNN)进行图像融合,该方法有效增强了图像清晰度。

因此,本文提出了一种基于分数阶微分显著性检测和改进量子烟花算法的NSST域图像融合方法。首先将图像进行NSST变换,低频部分先利用自适应分数阶微分增强,然后进行显著性检测,根据检测结果,构造两幅图像的显著性匹配度,采用基于匹配度的融合规则进行融合;接着根据图像邻域内的结构特征可根据中心与周围像素点之间的灰度距离和梯度距离来表征这一特性,对高频系数采用梯度变化与灰度差异加

权策略融合;最后采用动态自适应旋转角改进量子烟花算法的位置更新策略,并对高频及低频融合参数进行优化,最终得到最优融合图像。

2 NSST 域红外与可见光图像融合方法

2.1 NSST 变换

NSST 是对 Shearlet 变换的优化改进,其利用非下采样尺度变换以及非下采样方向滤波器进行处理,具有良好的平移不变性,同时避免了伪吉布斯现象的出现,能较好地运用于图像融合领域中^[16]。NSST 变换的结构如图 1 所示。

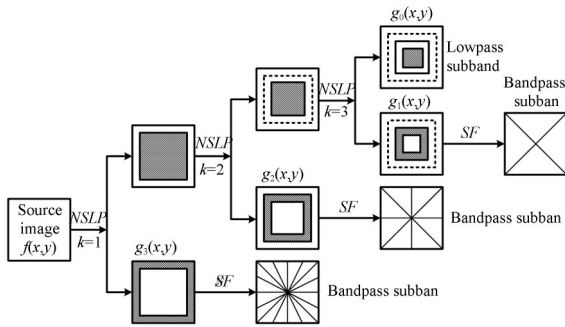


图 1 NSST 变换三级分解结构图

Fig. 1 Three-level decomposition structure of NSST

NSST 变换可实现多尺度多方向分解,首先由 NSLP(非下采样金字塔滤波器组)对输入图像进行塔形分解,得到低频子带和多个带通子带,然后采用 SF(剪切滤波器)对各个带通子带进行方向化,得到多个方向子带图像,分解得到的所有图像分辨率都和原始图像相同。

2.2 低频子带图像融合

低频子带是原始图像的最佳逼近,它包含了图像的大部分能量,因此,其融合规则决定了对

$$\nu = \begin{cases} 0.1 + \frac{G(i,j) - 2}{G_{\max} - 2} \left(\frac{\overline{G}_L}{\overline{G}_0} - 0.1 \right) & T_g < G(i,j) \leq G_{\max} \\ 0.1 & 0 \leq G(i,j) \leq T_g \end{cases}, \quad (3)$$

其中, $G(i,j)$ 为图像在任意点的梯度, G_{\max} , G_0 , G_L 分别为低频子带中梯度的最大值、原图像的平均梯度,低频子带的平均梯度, T_g 为梯度阈值。对轮廓细节区域,即像素点的梯度大于 T_g 而小于等于 G_{\max} 时,主要是实现对轮廓细节或弱边缘的

源图像的互补信息提取的效果。鉴于人的视觉系统对图像中像素的对比度比较敏感这一特点,本文提出基于分数阶微分增强的显著性检测,并依据显著图匹配度进行低频融合。

2.2.1 分数阶微分显著性检测

FT 显著性检测算法^[17]采用的是高斯差分滤波方法,对于一幅输入图像,其显著性图计算为:

$$S(x,y) = \|I_u - I_{whc}(x,y)\|, \quad (1)$$

其中: I_u 为输入图像 I 的 L, A, B 通道均值; $I_{whc}(x,y)$ 为输入图像 I 经过高斯滤波之后,在 L, A, B 三通道的图像均值; $\|\cdot\|$ 是对三通道均值和滤波得到的图像取欧氏距离并求和。为了得到更好的边缘保持和细节增强性能,并保证图像的亮度,本文提出了基于自适应分数阶微分显著性检测。

经典的 Tiansi 模板算子具有微分特性,对图像边缘和纹理细节的增强效果明显,但对图像的亮度增强效果不佳,文献^[18]提出了一种改进分数阶微分算法,通过在模板中加入亮度控制参数 ρ_i ,构造了新的微分掩模算子,如式(2)所示,其中 ν 表示分数阶微分的阶数。

$$W = \begin{bmatrix} \frac{\nu^2 - \nu}{2} & 0 & \frac{\nu^2 - \nu}{2} & 0 & \frac{\nu^2 - \nu}{2} \\ 0 & -\nu & (-\nu)\rho_1 & -\nu & 0 \\ \frac{\nu^2 - \nu}{2} & \rho_2(-\nu) & 8 & (-\nu)\rho_4 & \frac{\nu^2 - \nu}{2} \\ 0 & -\nu & (-\nu)\rho_3 & -\nu & 0 \\ \frac{\nu^2 - \nu}{2} & 0 & \frac{\nu^2 - \nu}{2} & 0 & \frac{\nu^2 - \nu}{2} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

本文根据 NSST 分解前后图像平均梯度值、低频子带各像素点的梯度值构造自适应分数阶微分阶次函数:

增强,具体做法是根据 $G(i,j)$ 的大小在 $[0.1, \overline{G}_L / \overline{G}_0]$ 范围动态调整微分阶次,采用 Tiansi 模板进行卷积运算;对于平滑区域,即像素点的梯度小于或等于 T_g 时,选择固定的微分阶次 0.1,通过改进的 Tiansi 算子进行卷积运算,改

善图像的整体亮度。经实验, T_g 取 2 时效果最好。

接着根据图像第 0~64 级灰度的概率分布 P_{64} , 确定式中 ρ_i 为 0 的个数, 建立关系式(4):

$$\begin{cases} \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \rho_4 = 1, & P_{64} \leq 20\% \\ \rho_1 = 0, & 20\% < P_{64} \leq 30\% \\ \rho_1 = \rho_2 = 0, & 30\% < P_{64} \leq 40\% \\ \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = 0, & 40\% < P_{64} \leq 50\% \\ \rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \rho_4 = 0 & P_{64} > 50\% \end{cases} \quad (4)$$

$$P_{64} = \sum_{i=0}^{64} s_i, \quad (5)$$

s_i 为图像中第 i 级灰度的出现概率。因此, 改进后的显著图输出为:

$$S(x, y) = \|I_u - I_{fd}(x, y)\|, \quad (6)$$

其中, $I_{fd}(x, y)$ 为输入图像 I 经过分数阶微分增强后的输出。

2.2.2 低频子带系数的融合规则

为避免融合后图像丢失大量的细节信息, 文章将两幅源图像的成像差异进行量化描述, 引导低频子带图像的融合。差异程度的量化以两幅图像的区域相似性来描述, 若已知图像 a 在像素点 (i, j) 处的显著值为 $S_a(i, j)$, 图像 b 在像素点 (i, j) 处的显著值为 $S_b(i, j)$, 则图像 a 和 b 的区域相似性可定义为:

$$R_{a,b}(i, j) = \frac{2 \times S_a(i, j) \times S_b(i, j)}{S_a^2(i, j) + S_b^2(i, j)}, \quad (7)$$

$R_{a,b}(i, j)$ 表示图像 a 和 b 对应像素点的显著值的相似程度, 其值越高, 相似程度越高; 反之, 表明两图像在此区域的差异性越大。

由此, 本文提出了以下低频子带的融合规则:

设定相似性匹配度阈值 δ , 当 $R_{a,b}(i, j)$ 小于设定的阈值 δ 时, 选择其中显著值大的像素作为该像素点融合图像的像素值; 当 $R_{a,b}(i, j)$ 大于等于阈值 δ 时, 将此位置处的两像素值进行加权, 作为融合图像对应的像素值, 设加权系数 $\lambda(i, j)$ 。具体如式(8)~(10)所示。

若 $R_{a,b}(i, j) < \delta$, 则:

$$P(i, j) = \begin{cases} a(i, j), & S_a(i, j) > S_b(i, j) \\ b(i, j), & S_a(i, j) \leq S_b(i, j) \end{cases}, \quad (8)$$

若 $R_{a,b}(i, j) \geq \delta$, 则:

$$P(i, j) = \lambda(i, j) \times a(i, j) + (1 - \lambda(i, j)) \times b(i, j), \quad (9)$$

其中 $\lambda(i, j)$ 为:

$$\lambda(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \times \left[\frac{1 - R_{a,b}(i, j)}{1 - \delta} \right], & S_a(i, j) \leq S_b(i, j) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \left[\frac{1 - R_{a,b}(i, j)}{1 - \delta} \right], & S_a(i, j) > S_b(i, j) \end{cases}, \quad (10)$$

$a(i, j)$ 、 $b(i, j)$ 分别为源图像 a 、源图像 b 在 (i, j) 处的像素值, p 为图像 a 、 b 的融合图像。

相较于简单加权或者取最值来确定融合图像的方法, 这种基于匹配度的融合规则显得更科学、合理。

2.3 高频方向子带系数的融合规则

图像的弱边缘及突变纹理信息主要体现在高频子带, 且图像邻域内的结构特征可通过图像中心与周围像素点之间的梯度变化和灰度距离表征。因此, 本文高频子带融合采取梯度变化与灰度差异加权的策略。

设图像的梯度 $G(x, y)$, 区域窗口的中心像素点 (x, y) , 相邻像素点 (i, j) , 灰度值 $H(x, y)$, 则图像邻域间的差异性 σ 可定义为:

$$\sigma(x, y) = |G(x+i, y+j) - G(x, y)|^2 + \lambda |H(x+i, y+j) - H(x, y)|^2, \quad (11)$$

其中, λ 是灰度变化、梯度距离差异性的影响因子, 本文取 $\lambda = 4$ 。

令指数影响因子为:

$$\tau(x, y) = e^{-\sigma(x, y)}, \quad (12)$$

图像第 j 层 k 方向的高频子带系数 $W_{j,k}(x, y)$, 则高频子带加权系数 φ 可定义为:

$$\varphi_{(x,y)} = \frac{1}{\sum_{x,y} \tau(x, y)} \sum_{x,y} \tau(x, y) W_{j,k}(x, y), \quad (13)$$

由此可得两图像对应的高频子带结构差异信息为:

$$a = \frac{\varphi_{(x,y)}^I}{\varphi_{(x,y)}^I + \varphi_{(x,y)}^V}, \quad (14)$$

$$b = \frac{\varphi_{(x,y)}^V}{\varphi_{(x,y)}^I + \varphi_{(x,y)}^V}, \quad (15)$$

其中, $\varphi_{(x,y)}^I$ 和 $\varphi_{(x,y)}^V$ 分别为红外与可见光图像高频子带加权系数。本文定义高频子带融合后的系数为:

$$W_{j,k}^T(x,y) = \begin{cases} W_{j,k}^I(x,y) & a \geq \gamma, b < \gamma \\ W_{j,k}^V(x,y) & b \geq \gamma, a < \gamma \\ aW_{j,k}^I(x,y) + bW_{j,k}^V(x,y) & \text{others} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $W_{j,k}^I(x,y)$ 为红外图像高频子带系数、 $W_{j,k}^V(x,y)$ 为可见光图像高频子带系数。 γ 为图像结构差异阈值。

3 基于量子烟花的自适应融合方法

融合过程中,相似性匹配度阈值 δ 和图像结构差异阈值 γ 的选择对融合后图像的效果影响较大。 δ 一般取值在 0~1.0 之间,经实验,当 $\delta > 1.0$ 、 $\gamma < 0.8$ 或 $\delta > 1.0$ 、 $\gamma > 1.0$ 时,融合的图像效果变差,主观上体现在两源图像的特征不能很好的体现,有时融合的图像会过份依赖于其中的一个源图像,不利于融合后图像的整体质量。所以本文 δ 取值在 0~1.0 之间, γ 取值在 0.8~1.0 之间。为寻找 δ 及 γ 的最优值,本文引入改进的量子烟花算法对这两个参数进行优化。

3.1 改进量子烟花算法

传统最优化算法常常受到局部极值的约束而影响最优化效果。为了使算法跳出局部极值,许多学者对算法进行了改进和优化,如引入量子的思想。常用的基于量子的最优化算法有:量子遗传算法(QGA)^[19]、量子细菌觅食算法(QBFA)^[20]、量子狼群算法(QWPEA)^[21]等,量子思想的引入,提高了算法的收敛速度和精度。烟花算法(FWA)是 2010 年由谭莹^[22]等人提出的,具有较强的全局搜索和局部搜索能力,但在寻优过程中容易陷入局部最优,因此本文提出自适应旋转角的量子烟花算法,将量子态矢量表达引入烟花当前位置编码,更新烟花个体位置,利用量子旋转门对烟花个体进行概率变异操作,提高算法的全

局最优搜索能力和保证收敛速度。

3.1.1 烟花位置量子编码

量子个体 P 的每个量子位的状态 $|\varphi\rangle$ 的幅度表示为概率幅形式,即 $|\varphi\rangle = [\alpha, \beta]$, 利用概率幅作为烟花当前位置的编码,则量子个体位置表示为:

$$P_j = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j1}) & \cos(\theta_{j2}) & \cdots & \cos(\theta_{jm}) \\ \sin(\theta_{j1}) & \sin(\theta_{j2}) & \cdots & \sin(\theta_{jm}) \end{bmatrix}, \quad (17)$$

其中: $\theta_{jk} = 2\pi \text{rand}()$, $j=1, 2, \dots, m$, $k=1, 2, \dots, n, m$ 为烟花个数; n 为空间个数。

3.1.2 烟花位置量子旋转门更新

对烟花个体的位置采用量子旋转门进行更新,更新公式为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{id}^{k+1} \\ \beta_{id}^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{id}^{k+1} & -\sin \theta_{id}^{k+1} \\ \sin \theta_{id}^{k+1} & \cos \theta_{id}^{k+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{id}^k \\ \beta_{id}^k \end{bmatrix}, \quad (18)$$

其中: α_{id}^{k+1} 和 β_{id}^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代中第 i 个烟花第 d 维空间的概率幅, θ_{id}^{k+1} 为此次量子旋转更新的旋转角。因不同的旋转角对算法的收敛速度和寻优能力有很大的影响,旋转角大则收敛速度快,但容易陷入局部最优解,旋转角小则收敛速度会变慢^[23]。基于此,本文提出一种新的非线性自适应旋转角来改善量子烟花的性能,如式(19)所示:

$$\Delta\theta = -\text{sgn}(A_i) \cdot \left[\left| \frac{\theta_{\text{best}} - \theta_i}{\pi} \right|^\lambda \theta_0 + 0.01\pi \right], \quad (19)$$

其中, $A_i = \begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} & \alpha_i \\ \beta_{\text{best}} & \beta_i \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} \\ \beta_{\text{best}} \end{bmatrix}$ 为当前最优烟花的某个量子比特对应的概率幅, $\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}$ 为当前烟花的某个量子比特对应的概率幅, $\left| \frac{\theta_{\text{best}} - \theta_i}{\pi} \right|^\lambda \theta_0 + 0.01\pi$ 为旋转角的大小, $\lambda \in (0, 2)$, θ_i 表示当前烟花的旋转角, θ_0 值为 0.1π , 因此控制 λ 的大小就可以动态自适应地控制旋转角的大小。

3.1.3 烟花个体变异操作

烟花个体在进行量子旋转门位置更新后,有一定的概率 P_n 进入量子非门变异操作,其变异操作为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}) \\ \sin(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(\theta_{ij}) \\ \cos(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta_{ij}\right) \\ \sin\left(\frac{\pi}{2} - \theta_{ij}\right) \end{bmatrix}, \quad (20)$$

即将量子个体中每一维的概率幅 α_i 与 β_i 进行交换,如下式所示:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}, \quad (21)$$

其中: $\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}$ 为变异前的概率幅, $\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix}$ 为变异的概率幅。

3.1.4 适应度函数

融合图像性能客观评价指标中,目前覆盖较

广泛的有信息熵(IE)、平均梯度(AG)、交叉熵(CE)、空间频率(SF)及结构相似性(SSIM)等。信息熵、平均梯度、空间频率、结构相似性的值越大,图像的融合效果越好,交叉熵的值越小,图像融合效果越好。设信息熵、平均梯度、空间频率、结构相似性及交叉熵分别为: $f_{IE}, f_{AG}, f_{SF}, f_{SSIM}, f_{CE}$, 则为了得到最佳融合图像,构造以下适应度函数:

$$F_{\text{best}} = \frac{f_{IE} + f_{AG} + f_{SF} + f_{SSIM}}{f_{CE}}. \quad (22)$$

3.2 自适应融合方法及步骤

本文提出的融合方法步骤如下:

Step1 利用 NSST 变换分别对已配准并预处理后的源图像进行分解,得到低频子带系数和高

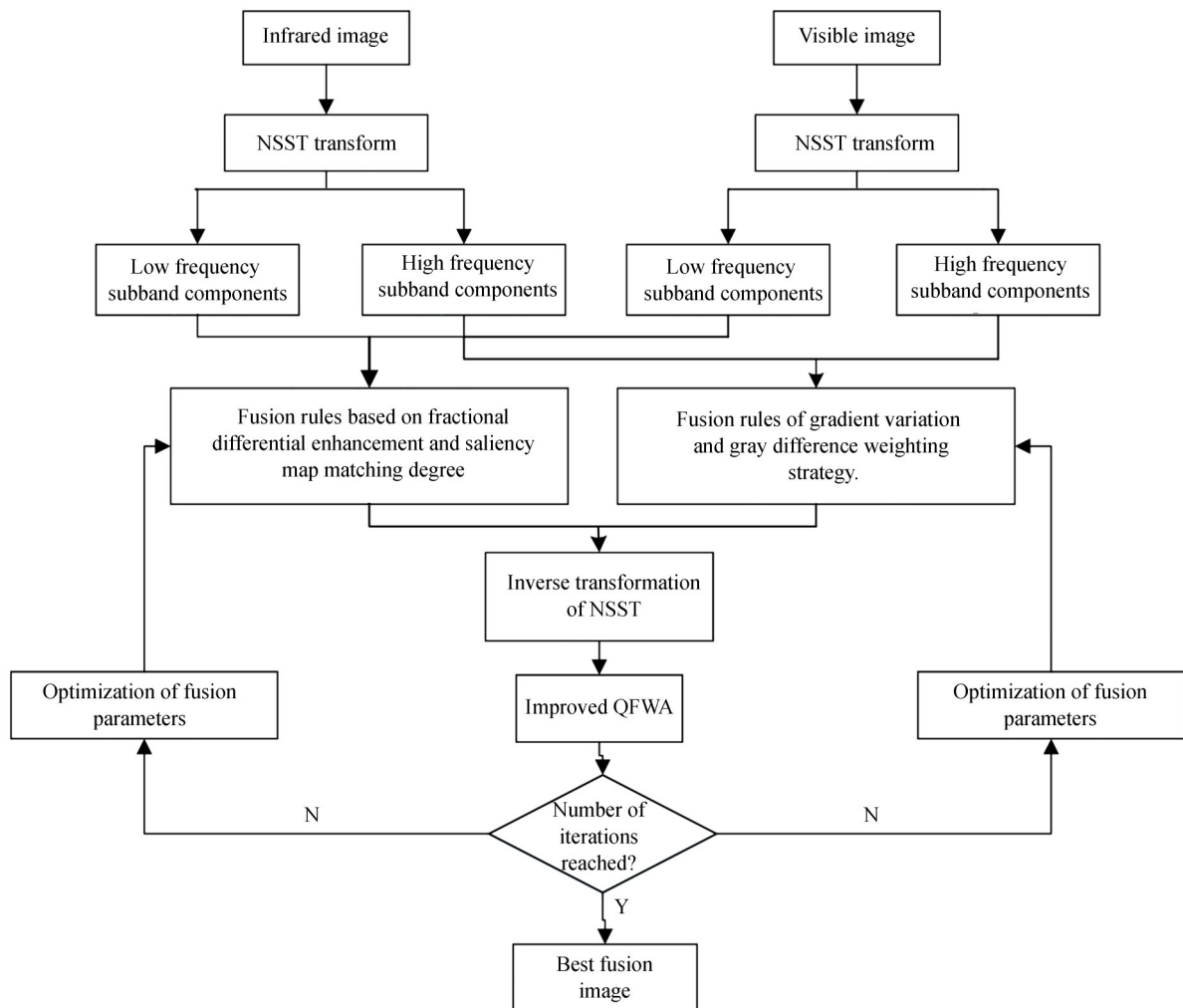


图 2 自适应融合算法流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive fusion algorithm

频子带系数;

Step2 对低频子带,先利用分数阶微分增强后进行显著性检测,并依据显著图匹配度规则,将红外与可见光图像的低频子带系数执行融合操作,得到低频子带融合图像;

Step3 对高频子带系数,按照梯度变化和灰度差异加权策略进行融合;

Step4 对融合处理后的高频方向子带系数及低频子带系数执行 NSST 逆变换,利用改进的量子烟花算法对高低频融合参数 δ 和 γ 进行最优化处理。

Step5 输出最佳的融合图像。

融合流程如图 2 所示。

4 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性与先进性,本文选用了 3 组红外与可见光图像进行实验,这 3 组图像均为 FEL 摄像机系统注册的标准图库图像,

且均已经过严格配准。实验硬件平台为: Windows 10 操作系统、CPU: Pentium、RAM: 8 GB;软件运行环境是 Matlab R2016a。

4.1 分数阶微分显著性检测性能测试

为了验证本文所提视觉显著性检测方法的有效性,将本文检测方法 with 谱残余(SR)显著性检测、基于图流形排序(MR)显著性检测、频率调谐(FT)显著性检测等方法进行比较,图 3 为红外图像经过不同视觉显著性检测方法得到的结果图,PR 曲线如图 4 所示,其中 Precision 表示查准率,Recall 为查全率。通过视觉显著图的结果可以看出,SR 方法受复杂边缘的影响,检测效果不太理想;MR 方法检测结果中存在较多的背景信息;FT 方法目标突出,但边缘细节还不够丰富;本文方法克服了上述几种方法的不足,检测结果红外的目标信息突出,边缘细节得到保持,背景信息在一定程度上得到抑制。

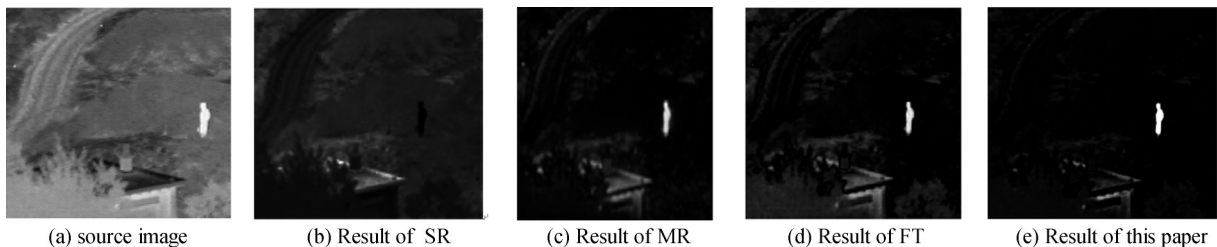


图 3 视觉显著性检测结果及比较

Fig. 3 Results and comparison of visual saliency detection

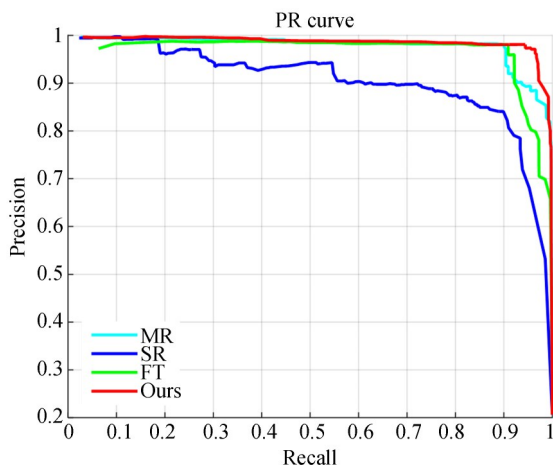


图 4 显著性检测 PR 曲线图

Fig. 4 PR curve of saliency detection

4.2 改进的量子烟花算法性能测试

为求得本文提出的动态自适应旋转角函数中 λ 的最佳值,利用测试函数 matyas 进行性能测试,如式(23)所示,该函数最小值在(0,0)点取为 0,最大迭代次数设为 200。实验中,算法的参数设置如下:烟花个数 $N=10$,爆炸火花个数 $S_i=80$,爆炸半径,高斯变异火花数 $GM=35$ 、非门变异概率 $P_n=0.2$ 。每组实验进行 100 次,在不同的 λ 值下,实验达到的最优值的概率和迭代次数的平均结果如表 1 所示。当取 $\lambda=1.4$ 时,算法的寻优能力和寻优速度达到最佳,并将此结果当作本文方法的最佳参数。

$$f(x) = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1x_2. \quad (23)$$

表 1 量子烟花算法在不同 λ 值得到的平均最优值的概率 (%) 和迭代次数
Tab. 1 Probability (%) and iterations of the average optimal value of QFWA in different λ

λ	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
Probability (%)	98.21	98.13	98.23	98.48	98.67	98.84	99.12	99.27	98.93	99.12
Iter	167	149	164	134	146	117	138	142	132	127
λ	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5	1.6	1.7	1.8	1.9	2.0
Probability (%)	98.87	99.36	99.17	99.28	99.19	99.34	98.83	98.52	98.42	98.31
Iter	137	153	133	123	142	174	141	146	129	132

另外,为了验证所提改进量子烟花算法的有效性,本文将所提算法与另外几种基于量子的优化算法进行对比实验,用 matyas 测试函数进行测试,

实验结果如表 2 所示,几种智能算法求解的迭代过程如图 5 所示。

表 2 量子烟花与其他几种智能算法寻优测试对比
Tab. 2 Comparison between QFWA and other intelligent algorithms

Function	evaluating standard	QGA	QBFA	QWPEA	FWA	QFWA
Matyas	optimal value	3.583 7e-06	5.451 4e-12	7.368 0e-14	6.170 652e-42	1.509 681e-44
	average value	0.001 3	5.728 7e-10	4.682 0e-05	5.365 249e-40	2.280 149e-42
	variance	2.259 9e-06	3.743 1e-19	2.510 8e-08	3.896 138e-79	1.188 046e-83

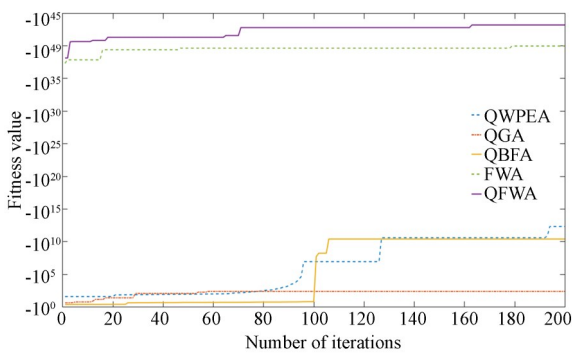


图 5 五种基于量子的智能算法求解 matyas 的迭代过程
Fig. 5 Iterative process of five intelligent algorithms based on quantum for Matyas

由实验结果可知,量子烟花算法在最优值、平均值及方差上的表现均优于其他几种算法。量子烟花算法由于在烟花算法的基础上进行量子旋转门和非门变异操作,使得算法能够跳出局部最优,一定程度上加快了算法收敛速度。

4.3 图像融合效果及比较分析

将本文所提算法与基于小波变换、轮廓波变换、NSCT 变换的融合算法以及文献[8]、[13]、[14]和[15]所提算法进行比较分析,以验证本文所提融合方法的有效性与先进性。其中,小波变换采用“db4”滤波器进 4 层分解,Contourlet 及 NSCT 变换采用“9-7”金字塔滤波器、“dmaxflat”方向滤波器进行 3 级分解,本文 NSST 分解层数为 3,每层方向数为 $2^i, i \in [1, 2, 3, 4]$ 。

图 6~图 8 为三组图像不同方法的融合结果。其中:(a)图是采用小波变换,4 层分解,低频子带系数按能量取平均,高频部分取能量最大的作为融合的高频系数;(b)图采用 Contourlet 变换,3 层分解,同(a)图一样,低频取平均,高频能量取最大的融合方法;(c)图采用高、低频能量取平均值的 NSCT 变换融合方法;(d)图先对图像进行 NSSCT 变换,然后高频部分利用信息互补的方式进行融合,低频部分采用显著性增强方法进行

融合;(e)图采用多尺度变换 NSCT 和改进 FT 的融合方法;(f)图利用改进的 MR 算法对图像进行视觉显著性检测,以指导低频子带的融合,高频则以两图中局部标准差的较大值作为融合的高频系数;(g)图采用 FDST 和 PCNN 的融合方法。

通过以上图 6~8 所示的融合效果可见:小波变换的融合算法可以获得一定的特征信息,如图 6(a)中的行人、道路及屋顶帽檐,图 8(a)中的汽车和探照灯等重要特征基本能突显出来,但融合图像还存在虚影,图像中的部分特征信息较为模糊,层次感不强,不能有效地保留局部特征,即存在伪吉布斯效应;相较于小波变换,基于轮廓波

变换融合算法的融合效果得到一定提升,但融合后图像的细节信息不够丰富,画质比较粗糙,效果不明显,如图 6(b)~7 和 8(b)所示;与基于轮廓波变换的融合算法相比,基于 NSCT 的融合效果比较显著,融合后图像的边缘、轮廓更加清晰,融合图像的纹理细节更为丰富,层次感更好,如图 7(c)中的石头显得更加突出,图 8(c)中的行人、探照灯、护栏等的层次感更强,画质也更加清晰,但部分轮廓连贯性表现不足,即部分边缘、轮廓信息丢失,如图 8(c)中的车辆信息、山体的凹凸面轮廓、屋顶等轮廓不够连贯;参考文献[9]采用的融合算法融合后图像的对比度有所提升,细节

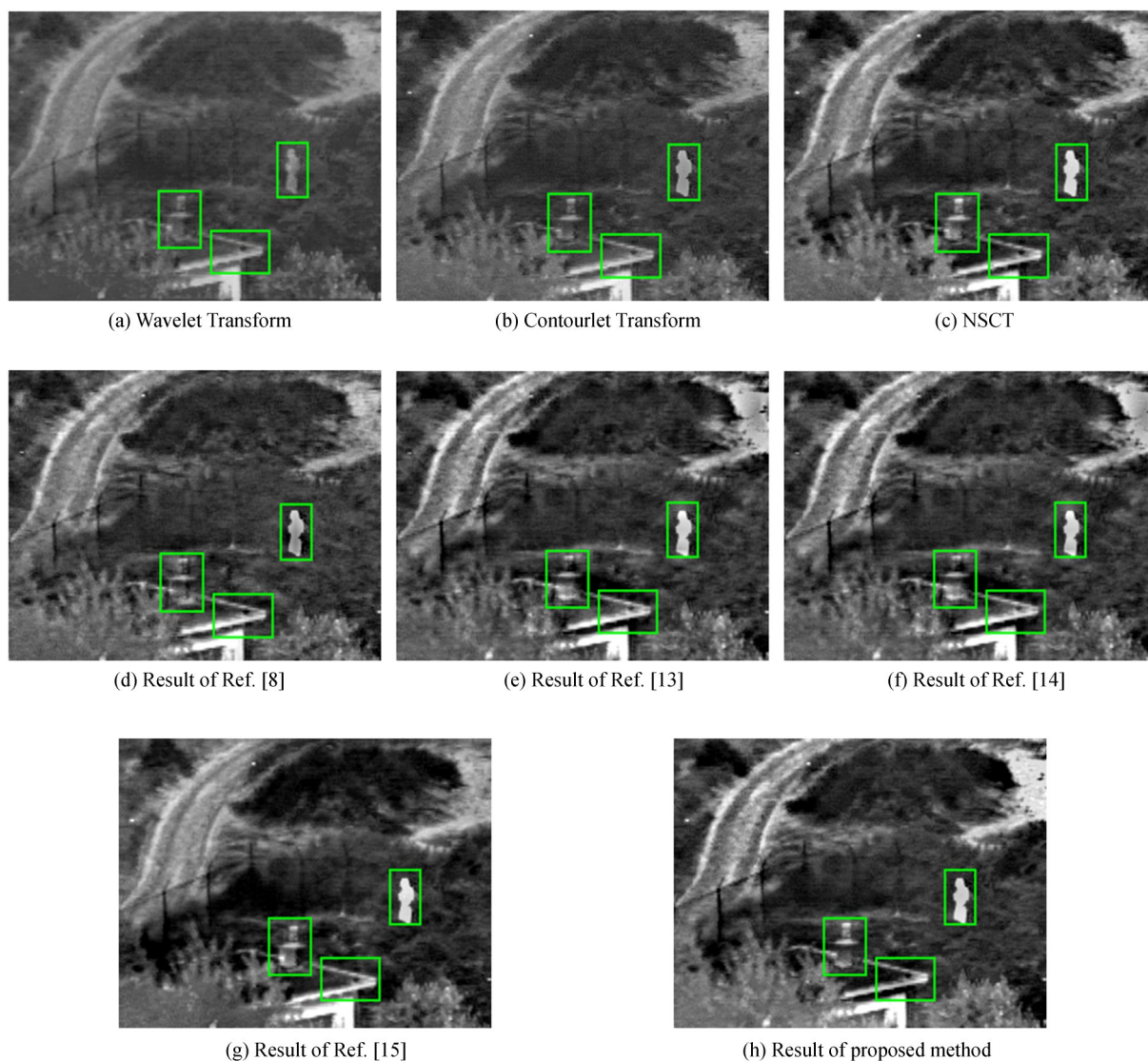


图 6 第 1 组融合效果图

Fig. 6 Fusion effects of group 1

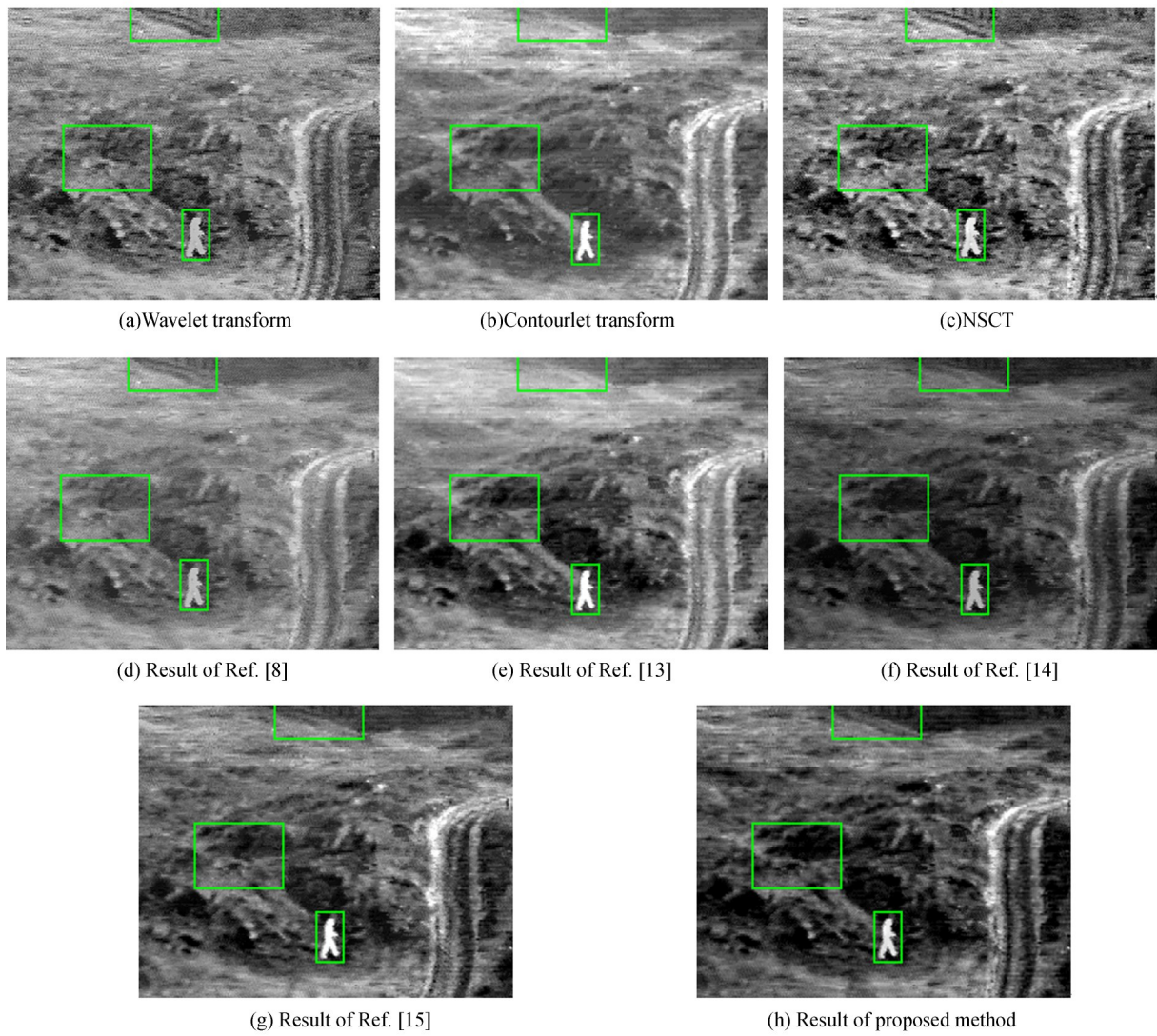
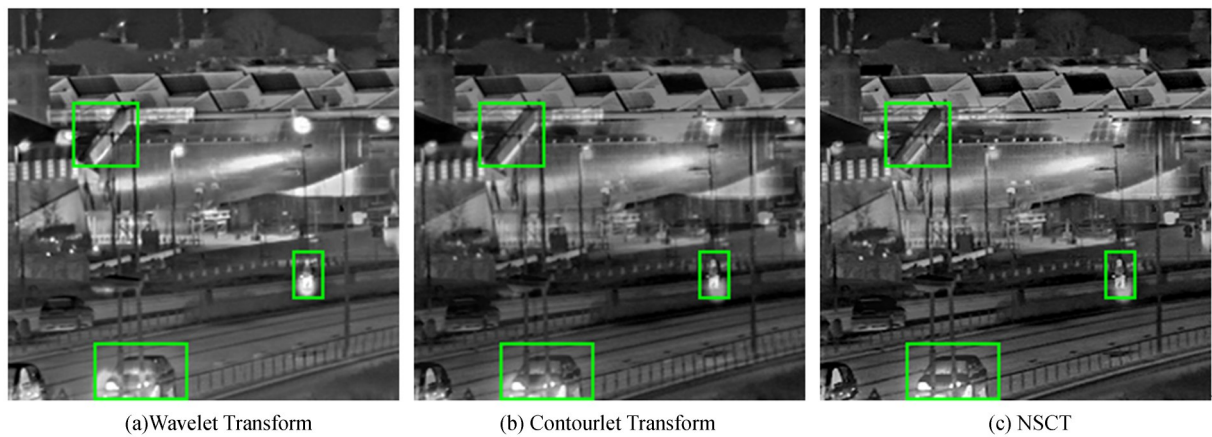


图 7 第 2 组融合效果图
Fig. 7 Fusion effects of group 2



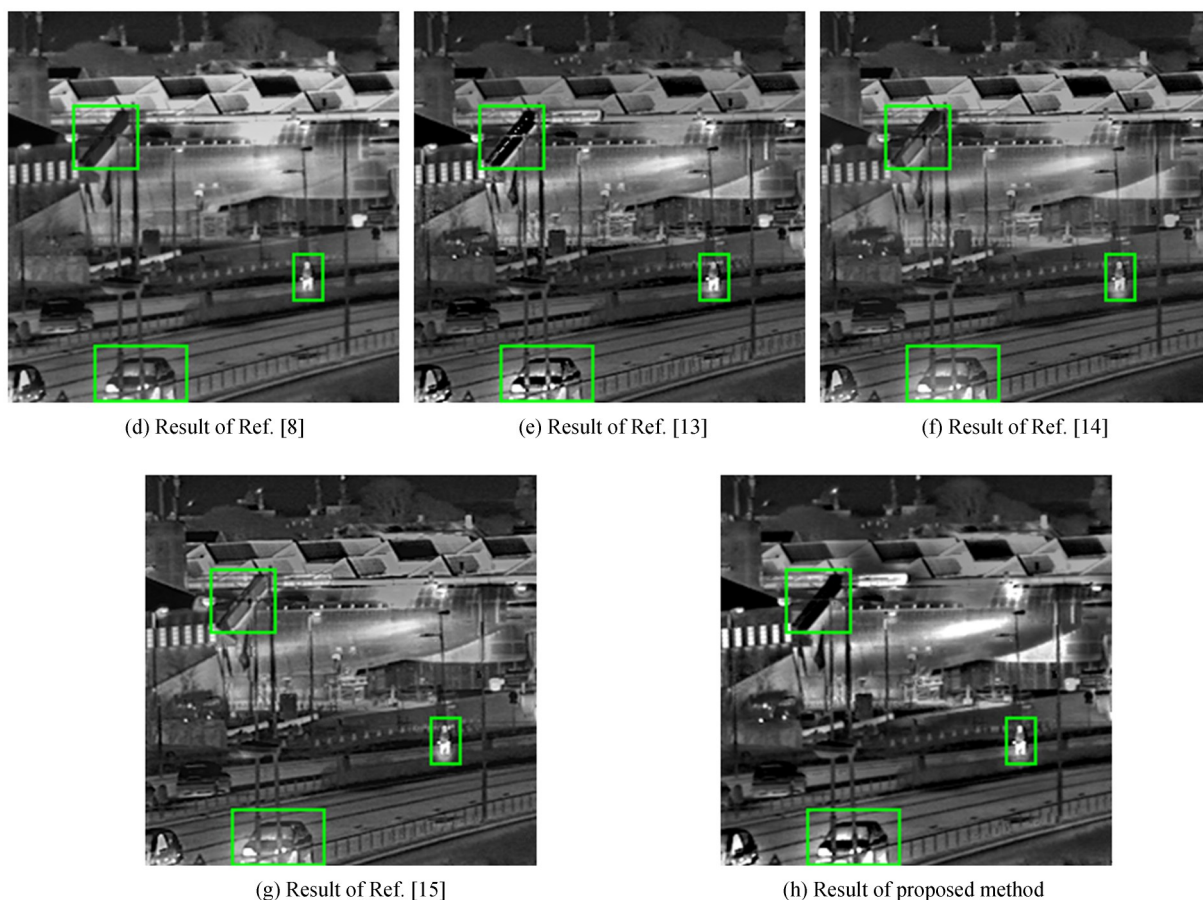


图 8 第 3 组融合效果图

Fig. 8 Fusion effects of group 3

更为丰富,但同时引入了部分不必要信息,如图 8(d)中的探照灯等,即出现过增强效应;参考文献[13]、[14]、[15]采用的融合算法更为先进,融合效果较好,整体的画质和轮廓边缘更加清晰,纹理细节更为丰富,图像目标信息与背景层次感更强,如图中行人与背景的层次;本文采用的融合方法融合效果与实际场景更相符,整体效果更佳,特别是对角区域和中轴线区域,纹理清晰、明朗,层次感强。

为进一步验证本文算法的融合效果,文章从信息熵(IE)、平均梯度(AG)、空间频率(SF)及结构相似度(SSIM)、交叉熵(CE)、运行时间几个方面对融合效果进行客观评价。通过实验,六个参数的统计结果如表 3 所示。从统计结果可见:3 组数据 6 个指标中,本文所提方法需要的运行时间较长,与参考文献[15]的时间相当,这是

因为本文所提方法在运行过程中要不断迭代寻优,耗费了较长的时间。但本文算法的其它 5 个指标均是最优的,除了第 1 组中在结构相似度上文献[14]比文献[13]略低,第 2 组数据中,平均梯度和空间频上文献[14]比文献[13]略低外,几个指标基本上呈逐渐递增趋势,刚好与主观人眼视觉分析相吻合。几种比较算法中,文献[15]所得到的参数值是最佳的,与效果较佳的文献[15]相比,本文算法在信息熵、平均梯度、空间频率和结构相似度几个参数上,第 1 组分别提高了 4.3%, 0.9%, 1.0%, 2.2%, 第 2 组分别提高了 4.4%, 2.3%, 1.2%, 5.6%, 第 3 组分别提高了 4.1%, 1.7%, 0.6%, 2.2%, 交叉熵三组分别降低了 2.8%, 3.1% 和 2.6%,这与主观人眼视觉看到的融合效果一致,体现了本文所提算法的先进性与有效性。

表3 三组利用不同融合方法的客观指标评价结果

Tab. 3 Three groups evaluation results of objective index with different fusion methods

Experimental image	Fusion method	IE	AG	SF	SSIM	CE	T/s
Group 1	wavelet	6.63	5.36	18.16	0.63	2.932	0.631
	Contourlet	6.98	8.43	19.87	0.72	2.763	0.532
	NSCT	7.33	10.08	21.63	0.75	2.652	5.235
	Ref. [8]	7.29	10.27	23.56	0.83	2.484	7.476
	Ref. [13]	7.31	10.34	26.62	0.86	2.435	7.653
	Ref. [14]	7.35	10.37	28.63	0.85	1.974	7.784
	Ref. [15]	7.41	10.43	29.39	0.91	1.962	22.316
	Proposed method	7.73	10.52	29.67	0.93	1.908	21.583
Group 2	wavelet	7.23	10.21	21.49	0.59	2.860	0.518
	Contourlet	7.35	9.27	19.83	0.68	2.743	0.425
	NSCT	7.36	12.43	24.78	0.72	2.650	4.572
	Ref. [8]	7.37	12.37	25.73	0.75	2.583	7.894
	Ref. [13]	7.42	13.58	29.68	0.83	2.435	6.894
	Ref. [14]	7.45	13.55	29.43	0.87	1.945	7.012
	Ref. [15]	7.56	14.24	29.61	0.89	1.926	21.743
	Proposed method	7.89	14.57	29.96	0.94	1.867	20.768
Group 3	wavelet	7.19	19.43	21.28	0.57	2.963	0.701
	Contourlet	7.21	23.31	28.89	0.73	2.873	0.736
	NSCT	7.35	24.53	29.11	0.67	2.720	4.852
	Ref. [8]	7.41	24.75	28.37	0.83	2.636	8.032
	Ref. [13]	7.46	25.08	34.65	0.81	2.574	7.516
	Ref. [14]	7.47	25.38	34.97	0.83	2.084	7.681
	Ref. [15]	7.62	26.43	35.72	0.89	1.992	22.673
	Proposed method	7.93	26.87	35.93	0.91	1.941	22.932

5 结 论

针对传统红外与可见光图像融合算法中存在的细节纹理信息不够清晰,边缘信息保留不够充分等问题,提出一种基于分数阶显著性检测及改进量子烟花算法的NSST域图像融合方法。图像的低频部分,结合分数阶微分增强后进行显著性检测,该检测方法突出了图像的目标信息,保持了边缘细节,同时一定程度上抑制了背景信

息,为后续结合显著图匹配度的融合提供了较好的指导。梯度变化与灰度差异加权的高频融合规则,使得融合后图像边缘细节丰富,纹理清晰。改进的量子烟花算法有效地提升了算法的寻优能力和收敛效率。实验结果表明:所提方法得到的融合图像有效地综合了源图像中的细节信息,从人眼视觉感知和5个客观数据分析函数验证了本文方法的有效性,与现有方法相比具有较好的融合效果,且自适应能力强、无需人工干预。

参考文献:

- [1] JIAYI MA, YONG MA, CHANG LI. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey[J]. *Information Fusion*, 2019:153-178.
- [2] 刘先红, 秦梦泽. 结合引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(5):1242-1253.
- [3] LIU X H, QIN M Z. Infrared and visible image fusion using guided filter and convolutional sparse representation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(5): 1242-1253. (in Chinese)
- [3] JIN HY, JIAO LC, LIU F, et al. Fusion of infra-

- red and visible images based on contrast pyramid directional filter banks using clonal selection optimizing [J]. *Optical Engineering*, 2008, 47 (2) : 027002 (1-8)
- [4] MS. NALINI B. KOLEKAR, PROF. R. P. SHELKIKAR. A Review on Wavelet transform based image fusion and classification [J]. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAEM)*. 2016, 5 (3) : 111-115.
- [5] ZHANG Y K , HE S , CHENG Y J . Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Transform [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 1044-1045: 1173-1177.
- [6] ADU J , GAN J , WANG Y , *et al.* Image fusion based on nonsubsampling contourlet transform for infrared and visible light image [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 61:94-100.
- [7] 江泽涛,何玉婷,张少钦. 一种基于对比度增强和柯西模糊函数的红外与弱可见光图像融合算法[J]. *光子学报*, 2019, 48(6):0610001.
- JIANG Z T, HE Y T, ZHANG SH Q. Infrared and low-light-level visible image fusion algorithm based on contrast enhancement and cauchy fuzzy function [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(6) : 0610001. (in Chinese)
- [8] 吴冬鹏,毕笃彦,何林远,等. 基于NSSCT的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(7) : 0710003.
- WU D P, BI D Y, HE L Y, *et al.* A fusion algorithm of infrared and visible image based on NSSCT [J]. *Acta Optica Sinica*, 37(7) : 0710003. (in Chinese)
- [9] 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: 174-184.
- [10] 甄媚,王书朋. 可见光与红外图像自适应加权平均融合方法[J]. *红外技术*, 2019, 41(4):49-54.
- ZHEN M, WANG S P. An adaptive weighted average fusion method for visible and infrared images [J]. *Infrared Technology*, 2019, 41 (4) : 49-54. (in Chinese)
- [11] 丁文杉,毕笃彦,何林远,等. 基于稀疏特征的红外与可见光图像融合[J]. *光子学报*, 2018, 47 (9) : 910002-0910002.
- DING W S, BI D Y, HE L Y, *et al.* Infrared and visible image fusion based on sparse feature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47 (9) : 910002-0910002. (in Chinese)
- [12] 赵康,吴谨. 一种改进的基于区域梯度—能量的图像融合方法[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(3) : 331-337.
- ZHAO K, WU J. Improved image fusion algorithm based on regional gradient and regional energy [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(3) : 331-337. (in Chinese)
- [13] 傅志中,王雪,李晓峰,等. 基于视觉显著性和NSCT的红外与可见光图像融合[J]. *电子科技大学学报*, 2017, 46(2) : 357-362.
- FU Z Z, WANG X, LI X F, *et al.* Infrared and visible image fusion based on visual saliency and NSCT [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2017, 46(2) : 357-362. (in Chinese)
- [14] 易翔,王炳健. 视觉显著性指导的红外与可见光图像融合算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2019, 46(1) : 27-32, 38.
- YI X, WANG B J. Fusion of infrared and visual images guided by visual saliency [J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46 (1) : 27-32, 38. (in Chinese)
- [15] 戴进墩,刘亚东,毛先胤,等. 基于FDST和双通道PCNN的红外与可见光图像融合[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(2) : 0204001.
- DAI J D, LIU Y D, MAO X Y, *et al.* Infrared and visible image fusion based on FDST and dual-channel PCNN [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(2) : 0204001. (in Chinese)
- [16] LIM W. Nonseparable shearlet transform [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2013, 22 (5) : 2056-2065.
- [17] 丁鹏,张叶,贾平,等. 基于视觉显著性的海面舰船检测技术[J]. *电子学报*, 2018, 46(1) : 127-134.
- DING P, ZHANG Y, JIA P, *et al.* Ship Detection on sea surface based on visual saliency [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1) : 127-134. (in Chinese)
- [18] 林剑萍,廖一鹏. 结合分数阶微分及Retinex的NSCT自适应低照度图像增强[J]. *液晶与显示*, 2020(4) : 360-373.
- LIN J P, LIAO Y P. NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and retinex [J]. *Liquid Crystals and Dis-*

- plays*, 2020(4): 360-373. (in Chinese)
- [19] LYU X, HU Z, ZHOU H, *et al.* Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis [J]. *Measurement*, 2019, 139: 236-248.
- [20] 廖一鹏,张进,王志刚,等. 结合双模多尺度CNN特征及自适应深度KELM的浮选工况识别[J]. *光学精密工程*, 2020,(8):1785-1798.
- LIAO Y P, ZHANG J, WANG Z G, *et al.* Flotation performance recognition based on dual-modality multiscale CNN features and adaptive deep learning KELM [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, (8): 1785-1798. (in Chinese)
- [21] 金杉,金志刚. 基于量子狼群进化的多目标汇聚节点覆盖算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(5): 1178-1184.
- JIN S, JIN Z G. Multi-objective sink nodes coverage algorithm based on quantum wolf pack evolution [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39 (5) : 1178-1184. (in Chinese)
- [22] 谭莹,郑少秋. 烟花算法研究进展[J]. *智能系统学报*, 2014, 9(5): 515-528.
- TAN Y, ZHENG S Q. Recent advances in fireworks algorithm [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2014, 9(5): 515-528. (in Chinese)
- [23] 蔡延光,陈厚仁,戚远航. 变邻域量子烟花算法求解CVRP [J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(9): 230-236.
- CAI Y G, CHEN H R, QI Y H. Variable neighborhood quantum fireworks algorithm for solving CVRP [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(9): 230-236. (in Chinese)

作者简介:



林剑萍(1983—),女,福建莆田人,硕士,讲师,2007年于福州大学获得学士学位,2012年于福州大学获得硕士学位,现为阳光学院人工智能学院教师,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: jplin@ygu.edu.cn

通讯作者:



廖一鹏(1982—),男,福建泉州人,博士生,讲师,2005年于福州大学获得学士学位,2008年于福州大学获得硕士学位,现为福州大学物理与信息工程学院教师,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: fzu_lyp@163.com