

基于视觉显著性的红外与可见光图像融合

郭 玲 杨 斌

(南华大学电气工程学院 衡阳 421001)

摘 要 现有红外与可见光图像融合规则仅依赖于图像对比度、方差、梯度等局部特征,缺少全局考虑,因此融合图像不能突出场景中的关键目标特征。针对以上问题,在基于非下采样轮廓波变换(NSCT)的图像融合框架下,提出利用图像全局视觉显著性来指导系数融合,对源图像中视觉显著性的目标区域进行重点强调。实验结果分析表明,采用所提算法获得的融合图像中关键目标更加突出,背景比较真实;客观评价指标显示,采用该算法获得的融合图像明显优于传统方法的融合结果。

关键词 图像处理,图像融合,视觉显著性,多分辨率分析,非下采样轮廓波变换

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Fusion of Infrared and Visible Images Based on Visual Saliency

GUO Ling YANG Bin

(Institute of Electric Engineering, South China University, Hengyang 421001, China)

Abstract Most existing fusion rules for infrared and visible images are only defined by the local image features such as contrast, variance and gradient. However, there is no consideration of global characteristics of the whole source images. Therefore, the global “interesting” objects in the source images couldn’t be highlighted in the fused image. To solve the problem, a novel fusion algorithm with non-subsampled contourlet transform was proposed. The global visual saliency feature of the source images was used to guide coefficients fusion in order to emphasize the global “interesting” object in the fused image. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm performs better than the traditional fusion methods in terms of both subjective and objective qualities. The “interesting” objects for visual system were preserved in the fused image with the proposed method and the visual background was close to the real scene.

Keywords Image processing, Image fusion, Visual saliency, Multi-resolution analysis, Non-subsampled contourlet transform

1 引言

图像融合是指将一个或多个传感器获得的同一个场景的多个图像进行综合,从而获得一个能更全面、准确描述场景的综合图像。融合图像更适合人类视觉观察以及进一步机器识别等图像处理任务。目前,图像融合技术已广泛应用于军事侦察、遥感、社会安全和医疗诊断等重要领域。通常可见光图像轮廓清晰,背景自然逼真,但当光线弱或有遮挡时,目标信息往往不易被观察到。而红外图像通常包含了可见光图像捕捉不到的重要目标信息,但缺少背景信息,图像不自然。将可见光和红外图像融合可以充分利用两种传感器的优点,得到背景和目标都清晰的图像,弥补单传感器图像的不足。

图像多分辨率分解一直是完成红外与可见光图像融合任务最有利和最常用的工具^[1,2]。融合方法首先将源图像进行多尺度分解,得到图像在不同尺度的分解系数,然后利用融合规则对各个尺度的分解系数分别进行合并,最后通过逆变换得到融合图像。基于多分辨率分解的图像融合方法包括多分

分辨率分解和系数融合两个关键问题。常用的多分辨率分解方法包括拉普拉斯金字塔、小波变换^[3]、非下采样小波变换^[4]、双树复小波变换^[5]、curvelet 变换^[6]、支持值变换^[7]、Contourlet 变换^[8]、非下采样 Contourlet 变换^[9]等。小波变换具有良好的时频局部化性能,被广泛应用于图像融合,但由于小波变换不能有效表示图像中具有方向性的边缘和纹理等几何特性,限制了其在图像融合方面的应用^[3]。2002年,Do和Vertterli在继承小波多尺度分析思想的基础上提出了非自适应 Contourlet 变换^[10]。Contourlet 变换具有多分辨率、多方向性和各向异性等性质,采用少量系数即可有效地捕捉图像中的边缘轮廓。在此基础上,Cunha等人提出了具有平移不变性的 NSCT^[11],其弥补了 Contourlet 变换的缺陷,更适合完成红外与可见光图像的融合^[12]。

在基于多分辨率分解的图像融合框架中,系数融合包括系数活跃度测量和系数合并两个问题。通常分解系数对应变换基函数,系数值大表示图像局部与基函数对应的特征比较明显,因此常用系数绝对值和局部能量等局部统计特征作为

本文受国家自然科学基金项目(61102108, 11247214, 61172161),湖南省教育厅项目(YB2013B039, 11C1101, 12A115),南华大学重点学科(NHXK04)资助。

郭玲(1989—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理、图像融合, E-mail: guo-ling0203@163.com; 杨斌(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、数字图像处理。

活跃度测量。但由图像局部特征决定的活跃度只能反映图像局部特点,没有包含整体上反映目标重要程度的信息,从而使融合图像对源图像中的重要目标不够突出。另外,目前常用的系数合并规则一般为低频系数采取平均或加权平均,使红外图像与可见光图像的亮度相互补充。然而简单的平均会导致图像对比度降低,且使重构图像不够自然^[13]。根据人类视觉系统(HVS)的视觉注意力机制,图像不同区域在整幅图像中的重要性是不同的。如果在制定融合规则时能考虑源图像的局部活跃度和全局视觉显著性,融合图像则能保留更多的重要信息,目标将更加突出。因此,为了更能够在融合图像中保留最重要的信息,高频系数往往取活跃度最大的系数作为融合系数。低频系数对应图像目标亮度特征,利用全局视觉显著性指导低频系数的融合可以在突出目标的同时保留光谱信息。

根据以上分析,本文提出了利用图像的视觉显著性特征来指导非下采样 Contourlet 变换系数的融合,实现红外与可见光图像融合。图像视觉显著性检测的目的在于结合图像的局部及全局特性,检测能够描述场景的图像重要区域^[14]。利用视觉显著性检测结果指导的系数加权融合,可以充分利用源图像的特征信息,使融合图像更大程度地保留源图像的光谱信息,并能突出源图像中的目标区域。算法具体步骤如下:首先,利用基于 Context-aware 的显著性检测方法对红外和可见光图像进行显著特征提取,再利用 NSCT 变换分别对红外和可见光源图像进行多尺度、多方向分解,得到低频和高频方向子带系数,然后利用图像显著性特征和系数局部方差分别指导低频子带和各高频子带系数融合,最后,将融合后的低频以及各高频系数进行 NSCT 逆变换,得到最后的融合结果。以上方法能够使源图像的视觉显著性目标在融合图像中得到保持,从而融合图像更适用于视觉观察和进一步的图像处理应用。实验结果验证了算法的优越性。

2 图像的视觉显著性

视觉显著性特征提取是一种结合人类心理学和生理学理论知识,模仿人类的视觉观察过程,提取人眼感兴趣区域的技术。它是图像分析、特征提取和探索人类视觉特性的综合过程,提取得到的显著区域对各种基于图像分析和理解的应用有着非常重要的意义。本文利用基于 Context-aware 的显著性检测方法检测源图像视觉显著性特征^[14]。在多个尺度上进行显著性检测,并通过不同尺度显著性融合实现局部和全局性的显著性检测,区分显著性目标和围绕目标的背景信息。具体的方法如下:

首先计算图像单尺度 r 上的局部全局显著性。先将图像分块,然后计算以像素 i 为中心的图像块 p_i 与其它图像块 q_k 间的差异值:

$$d(p_i, q_k) = \frac{d_{intensity}(p_i, q_k)}{1 + c \cdot d_{position}(p_i, q_k)} \quad (1)$$

其中, $d_{intensity}(p_i, q_k)$ 为两图像块的亮度差, $d_{position}(p_i, q_k)$ 为两图像块的空间距离,且亮度差与空间距离均需归一化为 $[0, 1]$, c 为固定常数,值为 3。由式(1)可知,一对图像块的亮度差越大,空间距离越小,则它们的差异值越大。为简化计算,根据 $d_{intensity}(p_i, q_k)$,只选取前 $K(K=64)$ 个最相似的图像块进行显著值的计算,若对于任意的像素 $k \in [1, K]$, $d(p_i, q_k)$ 都比较大时,则像素 i 是显著的。在尺度 r 下,像素 i 的单尺度显著性定义为:

$$S_i^r = 1 - \exp\left\{-\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d(p_i, q_k)\right\} \quad (2)$$

其次,多尺度显著性增强。背景像素(块)可能在多个尺度上具有相似性块,而对于显著性像素来说,只可能在一些尺度上有相似性块。因此将多尺度融入到式(2)中,减少背景像素的显著性,从而提高显著区域与非显著区域的对比度。这里对于尺度为 r 时的图像块 p_i ,将不同尺度 $R_q = \{r, \frac{r}{2}, \frac{r}{4}\}$ 下所有的图像块作为候选邻域,而 R_q 中允许的最小尺度为原图像的 20%。为简化计算,每个尺度下只考虑 K 个最相似的图像块,由式(2)就可以得到:

$$S_i^r = 1 - \exp\left\{-\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d(p_i, q_k^r)\right\} \quad (3)$$

其中, $r_k \in R_q$ 。然后,将每个尺度下的显著性特征 S_i^r 归一化为 $[0, 1]$,并将其插值到原图像大小。接着,对于任意像素,用不同尺度下以像素本身为中心的图像块集合来表示该像素。假设 $R = \{r_1, \dots, r_M\}$ 表示不同尺度的集合,则像素 i 处的显著性就用不同尺度下的显著性的平均值来表示,其表示为:

$$\bar{S}_i = \frac{1}{M} \sum_{r \in R} S_i^r \quad (4)$$

其中, S_i^r 由式(3)定义。计算多个尺度下的显著性值,取平均值来进一步提高显著和非显著区域的对比度。

最后,加入上下文修正,得到图像最终显著性特征。通常接近视觉焦点的区域比其它远的区域更有意义。当视觉焦点的周围区域能够传达环境的内容时,这些区域能吸引视觉注意,因此它们是显著性区域。设定显著性阈值,然后从式(3)得到的显著特征中提取每个尺度上最吸引视觉注意的局部区域即显著性特征值大于阈值的区域,在这些区域之外的每个像素显著性特征值由与该像素最近的最吸引视觉注意的像素之间的归一化的空间距离 $d_{foci}^r(i)$ 加权,得到新的显著性值,从而提高显著目标邻域感兴趣的背景区域的显著性值。

$$\hat{S}_i = \frac{1}{M} \sum_{r \in R} S_i^r (1 - d_{foci}^r(i)) \quad (5)$$

由以上方法可以得到视觉显著性结果。图 1 给出了一组显著性检测的例子,其中图 1(a)为红外图像,图 1(b)为视觉显著性检测结果,可以看到人的区域最亮即显著性值大,表明这个区域在红外图像中是重要区域;图 1(c)为可见光图像;图 1(d)为相对应的视觉显著性检测结果,图中背景显著,这与我们的视觉系统观察结果一致。

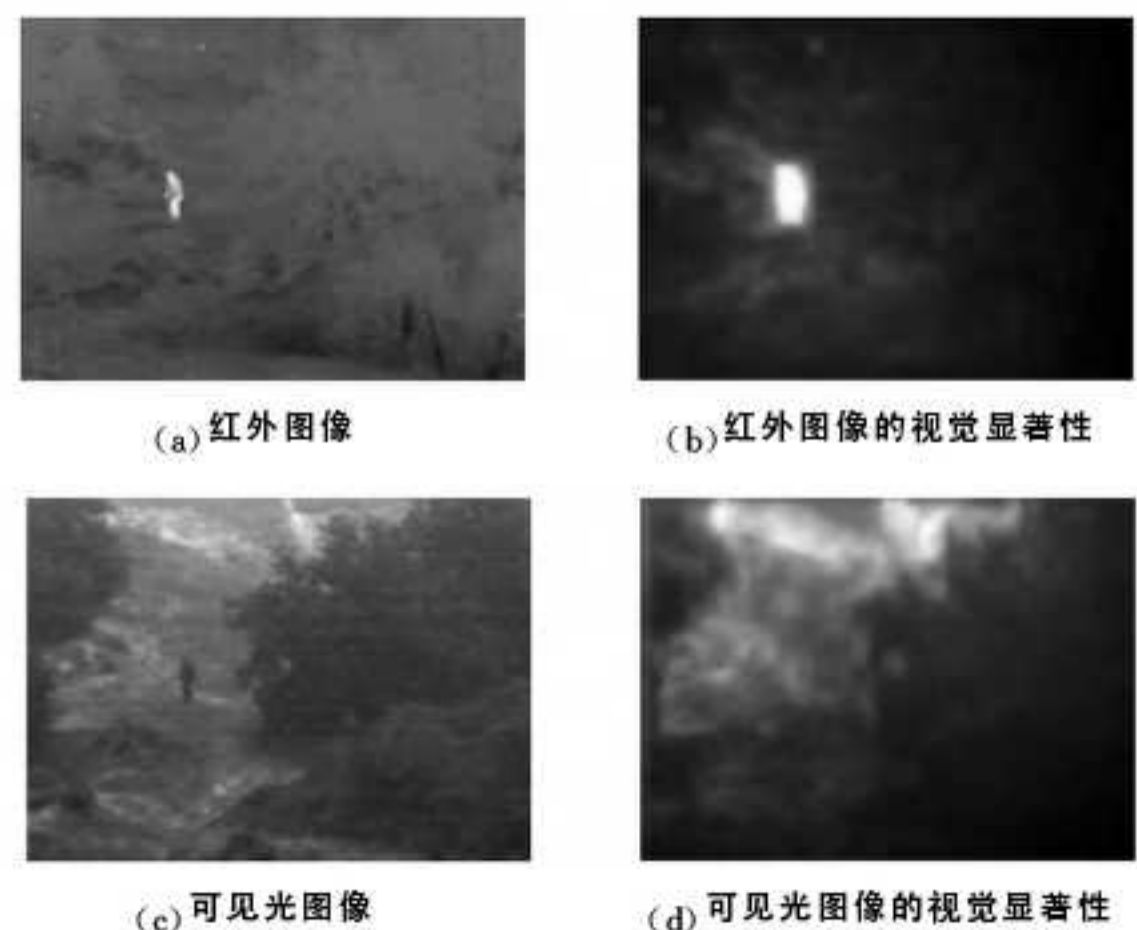


图 1 源图像及其显著性检测结果

3 基于视觉显著性引导的图像融合

为了克服小波变换不能最优表达多维信号奇异特征的缺陷,Do 和 Vertterli 等提出了 Contourlet 变换^[10],其采用拉普拉斯金字塔和方向滤波器组实现图像的多尺度和方向分解。为了消除 Contourlet 变换的混频现象,实现平移不变性,Cunha 等在 Contourlet 变换的基础上提出了非下采样的 Contourlet 变换(NSCT)^[11]。NSCT 和 Contourlet 变换具有相似的分解与重构方法,但 NSCT 在图像分解和重构过程中,取消了下采样和上采样环节,从而使得 NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性和方向特性外,还具有平移不变性,使得 NSCT 更适用于实现图像融合,在融合过程中能够有效减小误差对融合结果的影响。图 2 为图像 NSCT 分解示意简图。首先利用非下采样塔形滤波器组对图像进行塔式分解,得到源图像低频和不同尺度的高频分解系数,然后利用非下采样方向滤波器组对各个尺度高频系数进一步进行方向分解,得到源图像不同方向的高频方向子带系数。

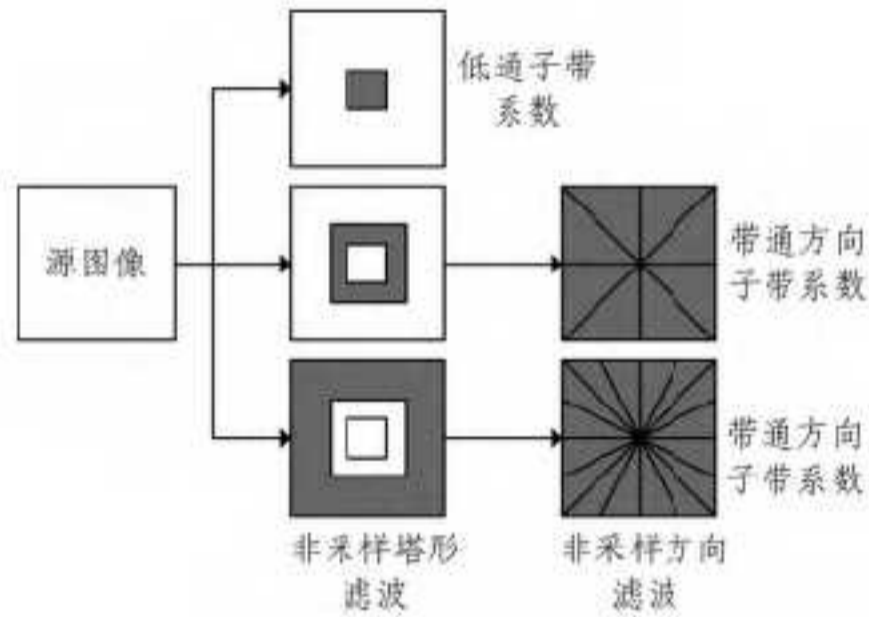


图 2 非下采样轮廓波变换分解框图

图 3 是本文提出的基于显著性检测的红外与可见光图像融合原理图。主要过程是:先分别对红外和可见光图像进行显著性检测,同时采用 NSCT 分别对源图像进行不同尺度及方向的分解,得到相应的低频子带系数 $C_{IR}(x,y)$ 和 $C_{VI}(x,y)$ 及不同方向的高频子带系数 $C_{j,l}^{IR}(x,y)$ 和 $C_{j,l}^{VI}(x,y)$,其中, IR,VI 分别表示红外图像和可见光图像, j,l 分别表示高频子带的尺度和方向, x,y 分别表示图像的行和列,然后,采用基于视觉显著性引导的融合规则及局部方差比较方法分别对低频部分和高频部分进行融合,得到融合系数 $C_F(x,y)$ 和 $C_{j,l}^F(x,y)$,其中 F 表示融合图像,最后重构融合系数,得到融合结果。

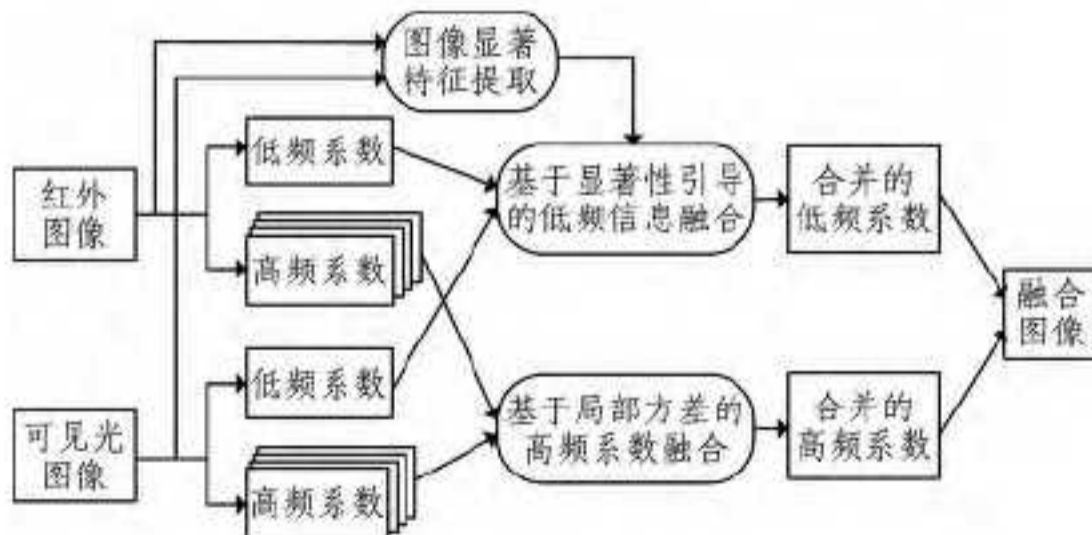


图 3 基于显著性的图像融合原理

3.1 低频子带系数融合

通常可见光图像很好地描述了场景的环境信息,而红外图像很好地给出了目标的存在特性。可见光图像光谱信息丰富,包含着大量的细节特征信息,而这些特征比红外图像分辨率高,能为后续图像处理提供更多细节。低频部分如果仅采

用简单的“平均法”融合,而不考虑红外图像与可见光图像各自的物理特征,会在一定程度上降低融合图像的对比度,从而使得源图像中的一些有用信息丢失。而显著性特征提取能根据红外图像和可见光图像各自的特点给每个像素分配不同的权值,提取感兴趣的目标区域,从而极大程度地提高融合图像的视觉效果。因此,本文利用视觉显著性指导低频部分的融合。采用上文提到的基于 Context-aware 的显著性检测方法对红外图像和可见光图像进行特征提取,得到显著性检测结果 $S_{IR}(x,y)$ 和 $S_{VI}(x,y)$ 。根据红外与可见光图像的显著性特征检测结果,确定低频部分加权系数为:

$$W_1(x,y) = \frac{S_{IR}(x,y)}{S_{IR}(x,y) + S_{VI}(x,y)} \quad (6)$$

$$W_2(x,y) = 1 - W_1(x,y) \quad (7)$$

因此,融合图像的低频部分是:

$$C_F(x,y) = W_1(x,y) \times C_{IR}(x,y) + W_2(x,y) \times C_{VI}(x,y) \quad (8)$$

3.2 高频子带系数融合

NSCT 分解后的高频子带代表图像的细节分量,而局部方差越大的高频子带,其对应区域的源图像信息量也越多,因此可根据高频子带系数的局部方差信息来指导高频系数的选择。高频方向子带系数 (x,y) 处的局部方差可定义如下:

$$D_{j,l}^I(x,y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M+1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N+1)/2} [C_{j,l}^I(x+m, y+n) - \overline{C_{j,l}^I(x,y)}]^2 \quad (9)$$

$$\overline{C_{j,l}^I(x,y)} = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M+1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N+1)/2} C_{j,l}^I(x+m, y+n) \quad (10)$$

式中, $D_{j,l}^I(x,y)$ 和 $\overline{C_{j,l}^I(x,y)}$ 分别为图像 I 在第 j 分解层、方向 l 上点 (x,y) 处高频系数的局部方差和局部均值。其中 $M \times N$ 表示局部窗口大小,本文所有实验均取 5×5 的窗口。

选取高频系数局部方差较大的源图像的高频系数作为融合图像的高频系数:

$$C_{j,l}^F(x,y) = \begin{cases} C_{j,l}^{IR}(x,y), & D_{j,l}^{IR}(x,y) \geq D_{j,l}^{VI}(x,y) \\ C_{j,l}^{VI}(x,y), & D_{j,l}^{IR}(x,y) < D_{j,l}^{VI}(x,y) \end{cases} \quad (11)$$

4 实验结果及性能分析

为验证本文算法的有效性,本文选取同一场景的红外与可见光图像进行融合,并与支持值变换(Support Value Transform, SVT)、非下采样小波变换方法(NSWT)和非下采样轮廓波变换方法(NSCT)进行对比。本文所有的实验都建立在 Matlab2010a 平台上。其中,支持值变换方法与非下采样小波变换方法均将源图像分为 5 个分解层,且低频部分直接进行算术平均,高频部分取绝对值最大系数。而这里的非下采样轮廓波变换与本文算法均使用 'maxflat' 塔式分解滤波器和 'dmaxflat7' 方向滤波器组,分解层数 $N=5$,高频系数分解方向由粗到精分别为 4、4、8、16。融合规则采用对低通子带系数直接平均,而高频系数融合与本文方法相同,也采用局部方差比较方法。图像的视觉显著性检测中,在查找每个像素最近的邻域时只考虑 7×7 的图像块,且图像块间有 50% 的重叠。此外,采用 4 个图像尺度来计算显著性,即 $R = \{100\%, 80\%, 50\%, 30\%\}$ 。本文选取 6 组红外和可见光图像进行实验来验证所提方法,如图 4 所示。

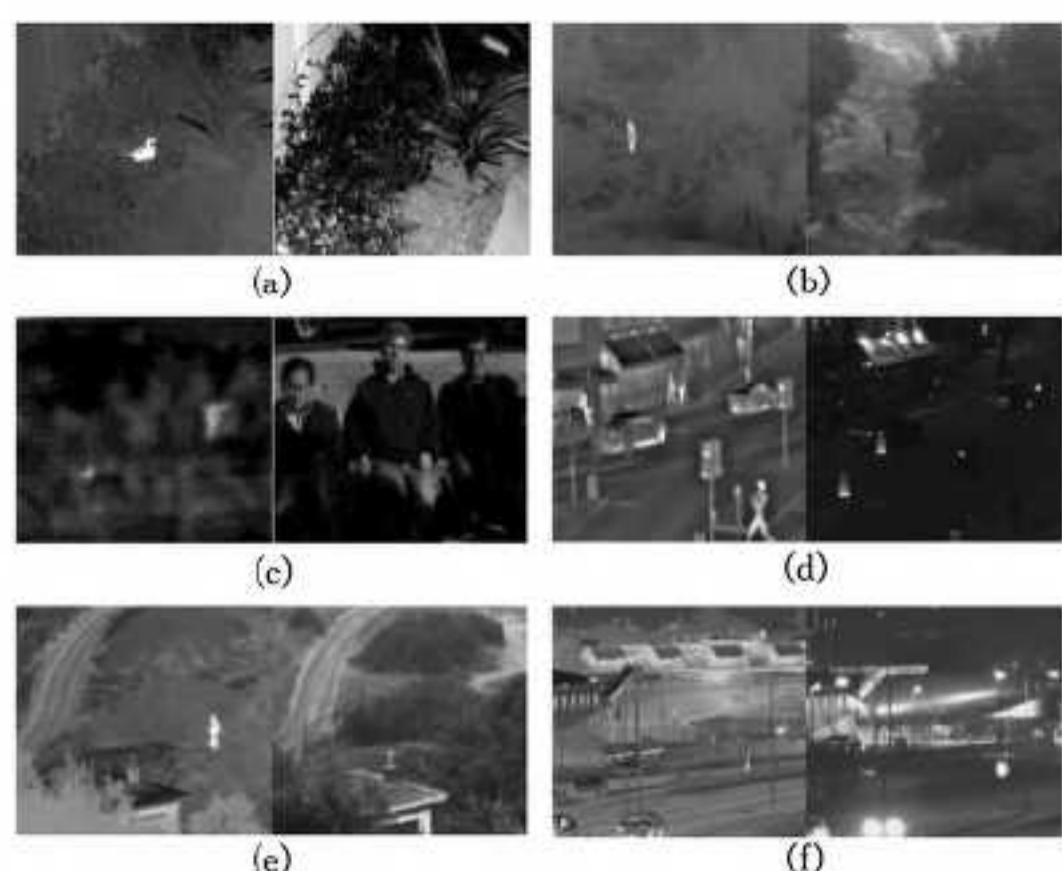


图 4 实验中用到的 6 对已配准红外与可见光源图像, 每对图像左边为红外图像右边为同一场景的可见光图像

图 4(a) 分别是红外图像和可见光图像, 从红外图像中能够清晰看到中间的目标, 但其它景物比较模糊; 而在同一场景的可见光图像中, 红外图像中的目标隐藏在草丛中, 很难识别, 但植物等景物都清晰可辨。图 5 是图 4(a) 中红外图像与可见光图像的融合结果, 其中图 5(a) — 图 5(c) 分别是基于 SVT 变换、NSWT 变换方法及 NSCT 变换的融合结果。在融合图像中, 目标和植物等景物清晰可见, 融合图像成功综合了源图像的信息。但是整个场景的亮度为红外图像和可见光中和的结果, 亮度偏暗, 对比度不高。图 5(d) 是本文算法的融合结果, 融合图像目标突出, 同时背景清晰, 很好地保持了红外图像和可见光图像的视觉显著信息。从图 5(d) 放大图像区域中可以看出, 融合图像中目标信息更清晰, 其视觉背景更真实, 且边缘细节信息突出, 视觉效果明显优于其他 3 种方法。

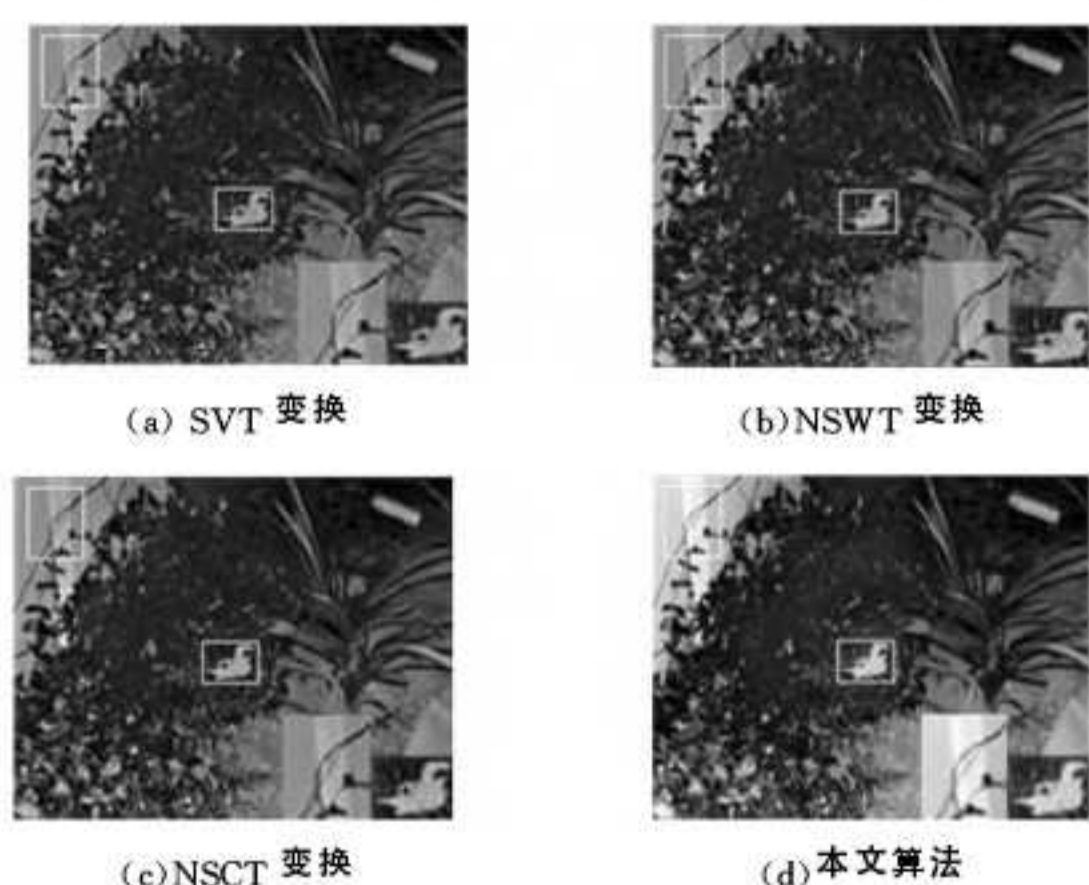


图 5 不同方法的融合结果

图 6 是图 4(b) 红外图像与可见光图像的融合结果。图 4(b) 中红外图像能够清晰看到目标“人”, 而背景比较模糊; 而同一场景的可见光图像, 由于光线较暗, 很难识别出红外图像中的“人”, 但其它景物信息清晰。图 6(a) — 图 6(d) 分别是基于 SVT 变换、NSWT 变换方法、NSCT 变换及本文方法的融合结果。从融合结果可以看出, 4 种方法都能够保留可见光图像中的背景信息和红外光图像中的目标信息。但与本文提出的方法相比, 其他 3 种方法的融合图像存在细节模糊且场景看起来不自然, 而本文方法能够完整地把红外和可见光图像的特征信息保留在融合结果中, 且视觉背景非常接近真实场景。

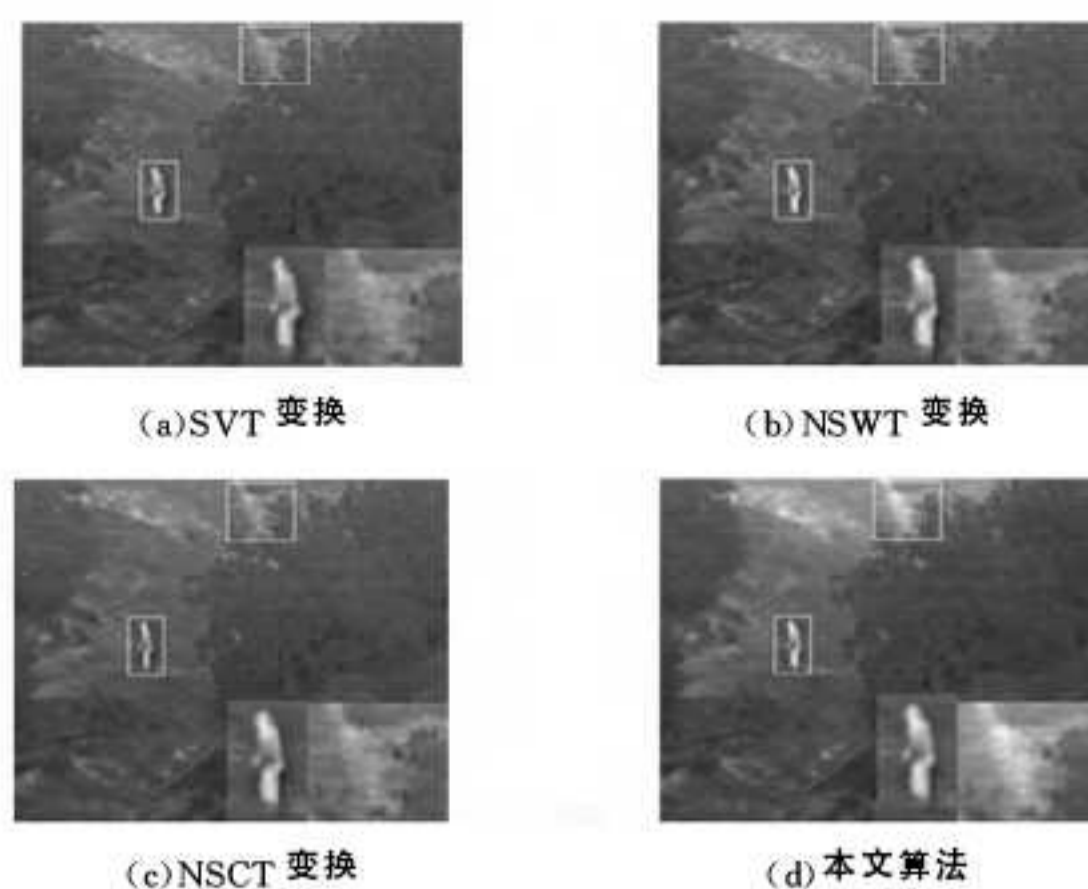


图 6 不同方法的融合结果

图 7 是图 4(c) 中红外图像与可见光图像的融合结果。从图 4(c) 红外图像中可以看到隐藏在人身上的枪, 而在可见光图像中看不到。图 7(a) — 图 7(d) 分别是基于 SVT 变换、NSWT 变换方法、NSCT 变换及本文方法的融合结果。从融合图像看出, 这 4 种方法都能把红外图像中的“枪”保持在融合图像中, 但是从放大的区域看, 本文方法得到的结果中目标“枪”更清晰, 而且背景更接近可见光图像。此外, 前 3 种方法得到的结果对比度低。因此, 从视觉效果看, 本文方法更好。为节省空间, 图 8 只给出本文算法的融合结果, 分别是图 4(d) — 图 4(f) 的对应融合图像。从图中可以看到, 融合图像较好地保留了红外和可见光图像的显著性信息, 图像较清晰, 且视觉效果接近真实场景, 融合图像中重要目标也更加突出。

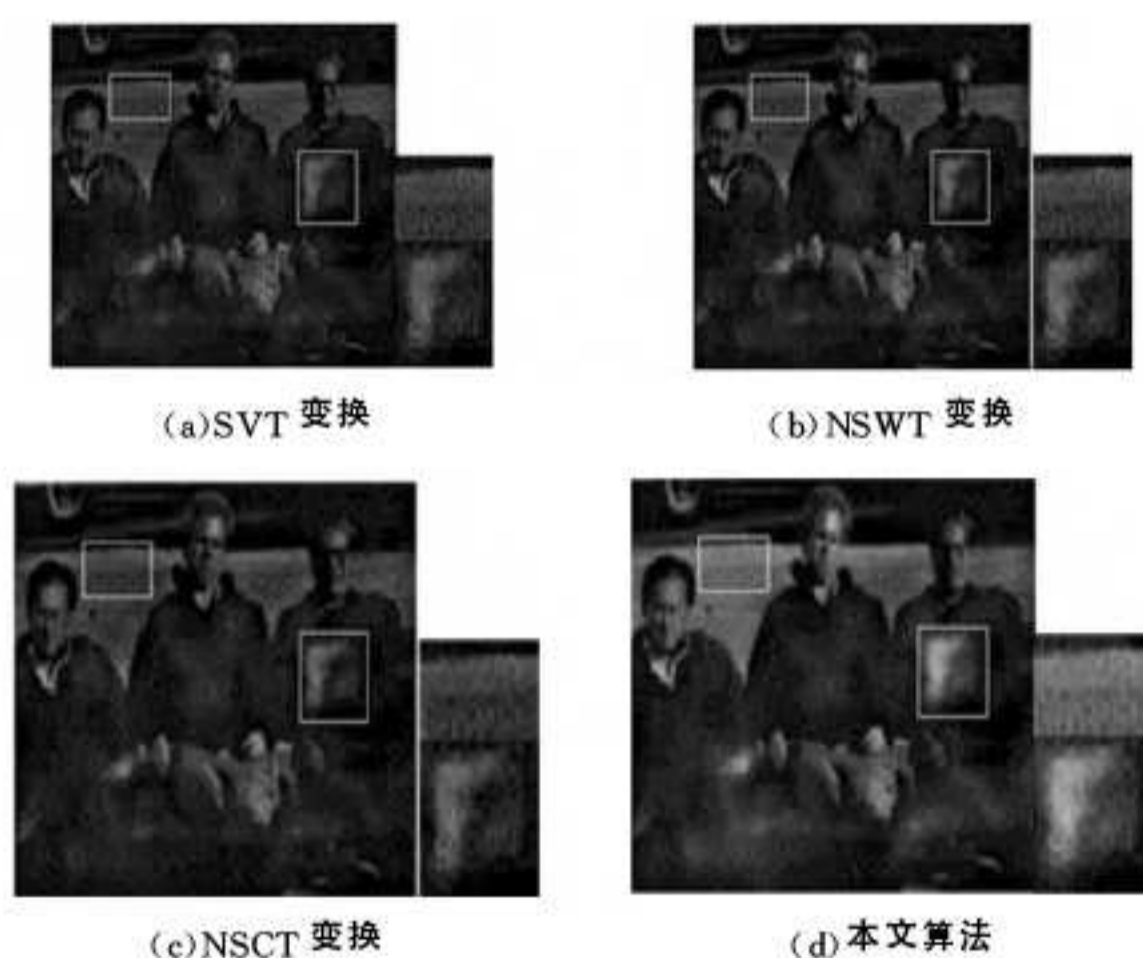


图 7 不同方法的融合结果

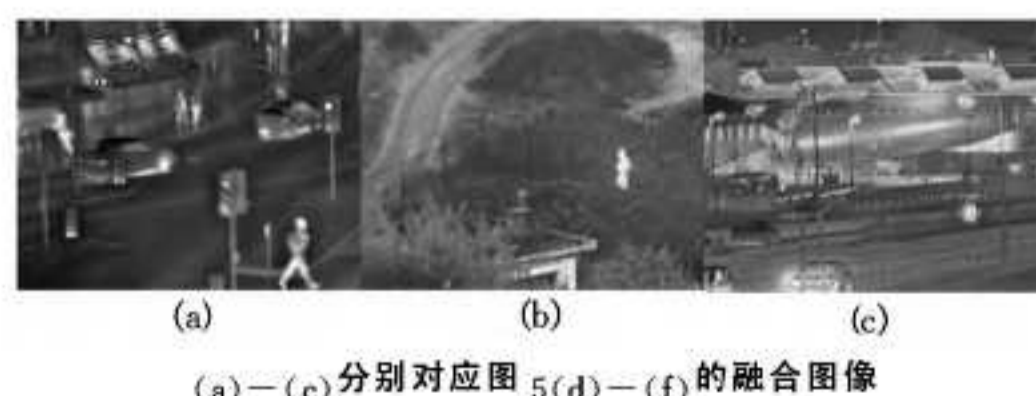


图 8 本文算法的其他融合结果

为了更好地对融合性能进行评价, 本文还采用了信息熵 (EN)、 $Q^{AB/F}$ [15] 和 Q_w [16] 3 种客观评价指标对不同的融合方法进行定量分析。其中, 信息熵反映图像信息的丰富程度, 熵的大小表示图像所包含的平均信息量的多少; $Q^{AB/F}$ 、 Q_w 可以 (下转第 235 页)

ploiting Self-Similar Central Symmetry Formations [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50 (1): 689-703

- [9] Thou-Ho C, Cheng-Liang K, Sju-Mo C. An intelligent real-time fire-detection method based on video processing[C]//IEEE 37th Annual 2003 International Carnahan Conference on Security Technology, 2003. 2003
- [10] Ti N, Thuan N, Tuan D. Fire detection based on video process-

ing method[C]//2013 International Conference on Ho Chi Minh City: Advanced Technologies for Communications(ATC). 2013

[11] Tax D M J, Duin R P W. Support vector domain description[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(11/13): 1191-1199

[12] Ganesan K, Acharya U R, Chua C K, et al. One-Class Classification of Mammograms Using Trace Transform Functionals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(2): 304-311

(上接第 214 页)

综合评价源图像及融合图像的结构相似度。这 3 个指标均能表达图像融合性能,且它们的值越大,表明融合效果越好。表 1—表 3 分别给出了 6 组图像在上述融合方法下评价指标 EN 、 $Q^{AB/F}$ 和 Q_w 的值。可以看出,6 组实验所得结果中本文算法的融合结果评价指标 EN 、 $Q^{AB/F}$ 和 Q_w 均最大。以上表明,本文算法能使融合图像对源图像的显著信息保持得更好,且能较好保留源图像的边缘细节信息,图像清晰度高。综合以上主客观评价方法,本文算法的融合效果明显优于基于 SVT 变换、非下采样小波变换方法和 NSCT 变换方法。

表 1 图像融合算法的客观评价指标 EN

融合方法	Fig. 4 (a)	Fig. 4 (b)	Fig. 4 (c)	Fig. 4 (d)	Fig. 4 (e)	Fig. 4 (f)
SVT	7.245	6.440	5.997	6.102	6.459	6.969
NSWT	7.282	6.470	5.946	6.198	6.544	7.035
NSCT	7.265	6.428	6.016	6.142	6.405	6.997
Proposed	7.456	6.627	6.590	6.634	6.633	7.079

表 2 图像融合算法的客观评价指标 $Q^{AB/F}$

融合方法	Fig. 4 (a)	Fig. 4 (b)	Fig. 4 (c)	Fig. 4 (d)	Fig. 4 (e)	Fig. 4 (f)
SVT	0.712	0.475	0.651	0.568	0.423	0.570
NSWT	0.718	0.475	0.648	0.580	0.420	0.575
NSCT	0.727	0.497	0.637	0.564	0.429	0.573
Proposed	0.744	0.516	0.674	0.616	0.433	0.594

表 3 图像融合算法的客观评价指标 Q_w

融合方法	Fig. 4 (a)	Fig. 4 (b)	Fig. 4 (c)	Fig. 4 (d)	Fig. 4 (e)	Fig. 4 (f)
SVT	0.882	0.861	0.876	0.769	0.702	0.807
NSWT	0.884	0.866	0.904	0.779	0.706	0.817
NSCT	0.882	0.869	0.913	0.780	0.723	0.819
Proposed	0.929	0.878	0.945	0.859	0.731	0.848

结束语 本文提出了基于视觉显著性引导的红外图像与可见光图像融合的方法。根据红外图像和可见光图像各自的特点以及人眼的视觉特性,利用基于 Context-aware 的显著性检测方法对源图像进行特征提取,然后用显著性检测结果指导低频信息融合,从而把更多的有用信息转移到融合图像中;并采用各高频方向子带系数的局部方差指导高频部分融合。该方法充分考虑了图像的全局及局部性能,使得融合图像能更好地保留源图像的信息。

参考文献

- [1] 陈小林,王延杰.非下采样变换的红外与可见光图像融合[J].中

国光学,2011,04(5):489-496

- [2] Bai Xiang-zhi, Zhou Fu-gen, Xue Bin-dang. Fusion of infrared and visual images through region extraction by using multiscale center-surround top-hat transform[J]. Optics Express, 2011, 19 (9): 8444-8457
- [3] Gonzalo P, Jesús M. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872
- [4] Dehghani M. Wavelet-based image fusion using "A trous" algorithm[C]//Proceedings of the Map India Conference, New Delhi, 2003: 28-31
- [5] 岳晋,杨汝良,宦若虹.基于双密度双树复数小波变换的图像融合研究[J].电子与信息学报,2009,31(1):129-133
- [6] 邓艾,吴谨,杨莘,等.基于二代 Curvelet 变换和区域匹配度的图像融合算法[J].计算机科学,2012,39(6A):513-515
- [7] Zheng Sheng, Shi Wen-zhong, Liu Jian, et al. Multisource image fusion method using Support Value transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1831-1839
- [8] 朱康,贺新光.基于形态学和 Contourlet 系数区域特征的遥感图像融合方法[J].计算机科学,2013,40(4):301-305
- [9] 杨艳春,王晓明,党建武,等.基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法[J].计算机科学,2013,40(3):310-313
- [10] Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106
- [11] Da Cunha A L, Zhou Jian-ping, Do M N. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101
- [12] Chen Yong, Xiong Jie, Liu Huan-lin, et al. Fusion method of infrared and visible images based on neighborhood characteristic and regionalization in NSCT domain [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(17): 4980-4984
- [13] Mitianoudis N, Stathaki T. Optimal contrast correction for ICA-based fusion of multimodal images[J]. IEEE Sensors Journal, 2008, 8(12): 2016-2026
- [14] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915-1926
- [15] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309
- [16] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion [C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Barcelona, 2003: 173-176