

基于 NSUDCT 的红外与可见光图像融合

杨 扬^{1,2}, 戴 明¹, 周笏鱼^{1,2}

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 针对同一场景的红外与可见光图像, 提出了基于非下采样均匀离散 Curvelet 变换(NSUDCT) 的图像融合方法。首先使用标记控制的分水岭分割(MCWS)算法对源图像进行区域分割, 对各分割结果进行叠加得到联合区域图。然后对源图像进行非下采样均匀离散 Curvelet 分解, 分解后的低频系数采用区域对比度和区域标准差作为量测指标进行融合, 高频方向系数使用基于局部能量的融合规则进行融合, 并对融合系数做一致性检测。最后通过各频带融合系数重建得到融合图像。实验结果表明文中方法取得了比较好的视觉效果和量化数据, 相比基于 NSUDCT 的像素融合方法, 此文方法的熵值提高了 9.87%, 交叉熵减少了 68.04%, 互信息提高了 80%。

关键词: 图像融合; 非下采样均匀离散 Curvelet 变换; 区域分割

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)03-0961-06

Fusion of infrared and visible images based on NSUDCT

Yang Yang^{1,2}, Dai Ming¹, Zhou Luoyu^{1,2}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the infrared and visible images in a same scene, a novel fusion algorithm based on the nonsubsampling uniform discrete curvelet transform (NSUDCT) was proposed. First, the source images were segmented using the marker controlled watershed segmentation (MCWS), and the joint region graph was obtained by superimposing the segmented results. Then, the nonsubsampling uniform discrete Curvelet transform was applied to the source images, the low-frequency coefficients were fused with the measurement of ratio of region contrast and region standard deviation, the high-frequency directional coefficients were fused with the local energy fusion rule, and the consistency of the fused coefficients was examined. Finally, the fused image was reconstructed from the subband fused coefficients. The experiment results indicate that the proposed method could provide better fusion quality in terms of both visual and quantified measure. Compared with the pixel fusion method based on NSUDCT, the Entropy of fused images increased by 9.87%, the Cross Entropy decreased by 68.04% and the Mutual Information increased by 80%.

Key words: image fusion; nonsubsampling uniform discrete curvelet transform; region segmentation

收稿日期: 2013-07-05; 修订日期: 2013-08-03

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展计划(2009CB72400102A)

作者简介: 扬扬(1986-), 男, 博士生, 主要从事图像多尺度融合算法方面的研究。Email: rln@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 戴明(1964-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事航空光电成像技术方面的研究。Email: daim@vip.sina.com

0 引言

在实际应用中,从单一传感器获得图像信息有限,难以满足复杂环境下对目标的探测、识别、跟踪、分类等要求,有必要联合使用多个不同波长范围的传感器,以获得更完整的场景信息。红外与可见光传感器是最为常见的两种传感器,目前广泛应用在侦查、监控、导航等领域。红外传感器的图像记录了物体的热辐射强度,反映了热目标的形状,大小,位置等信息,可见光传感器的图像记录的是场景对光谱的反射特性,包含了较丰富的光谱信息和细节信息。对红外与可见光图像进行融合处理,可以有效地综合红外图像中的目标特征与可见光图像中的场景细节,进而提供更准确、可靠、全面的场景信息描述,具有较大的研究意义和应用前景^[1]。

基于多尺度分析的图像融合方法,模拟了人类视觉系统由“粗”及“细”感知物体的方式,可以获得比较好的融合效果,所以该方法一直以来都是图像融合研究领域的热点^[2]。Curvelet 和 Contourlet 是两种较为常见的非自适应多尺度分析方法,由于其不需要先验地知道图像的几何特征,算法结构简单,计算量较低,因此大多数融合算法都利用它们对图像进行分析。2010 年 Truong T.Nguyen 和 Hervé Chauris 提出了一种新的多尺度分析方法:均匀离散 Curvelet 变换 (UDCT)^[3]。该变换综合了快速离散 Curvelet 变换(FDCT)^[4]和 Contourlet 变换(CT)^[5]的优势,在频域中使用迭代滤波器组结构实现图像的多尺度,多方向分解,具有比 FDCT 更适合图像表示的离散形式,同时避免了 CT 出现的频带混叠现象。

为了在融合过程中充分利用源图像中像素所对应物理空间的位置信息,文中提出了均匀离散 Curvelet 变换的非下采样形式,并结合了基于标记控制的分水岭分割算法(MCWS),对同一场景的红外与可见光图像进行融合。在融合过程中汲取了像素级和特征级融合的特点,对于低频子带系数使用区域对比度和区域标准差作为量测指标进行融合,对于高频子带系数应用局部窗口能量规则进行融合。实验表明该融合方法可以取得比较好的视觉效果和量化结果。

1 非下采样均匀离散 Curvelet 变换

均匀离散 Curvelet 变换(UDCT)主要使用不同形

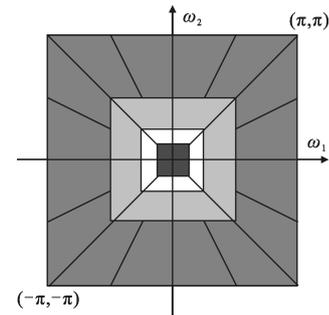
状的窗函数对信号频域进行切分,得到各尺度下不同方向的频域子带,从而实现了信号的多尺度,多方向的分解。定义窗函数 $u_{j,l}(\omega)=w_j(\omega)v_l(\omega)$,其中 $w_j(\omega)$ 为尺度函数, $v_l(\omega)$ 为方向函数,满足: $u_{j,l}(\omega)$ 在 ω_1 和 ω_2 方向上均以 2π 为周期,并构成单元分解,即:

$$u_0^2(\omega) + \sum_{j,l} u_{j,l}^2(\omega) + u_{j,l}^2(-\omega) = 1 \quad (1)$$

于是信号 f 在尺度 j 、方向 l 下的子带系数为:

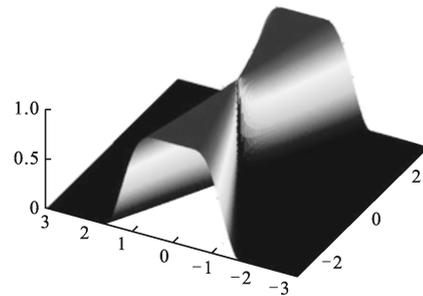
$$c_{j,l} = F^{-1}(\hat{f}(\omega) \times u_{j,l}(\omega)) \quad (2)$$

式中: \hat{f} 是信号 f 对应的频域谱。图 1(a)显示了信号频域经窗函数 $u_{j,l}$ 切分的理想化结果,每个切块对应了信号在某一尺度和方向下的频带。



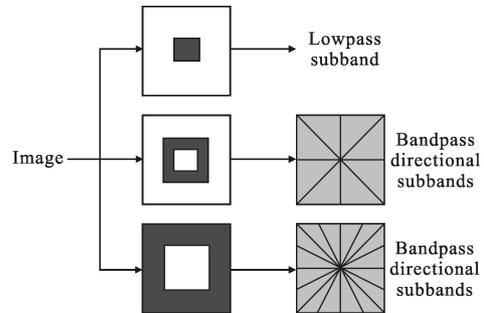
(a) 理想的频域切分结果

(a) Idealized frequency partitioning



(b) 方向函数 v_l

(b) Directional function v_l



(c) 非下采样滤波器组结构

(c) Nonsubsampled filter bank structure

图 1 非下采样均匀离散 Curvelet 变换

Fig.1 Nonsubsampled uniform discrete Curvelet transform

UDCT 最初主要用于地震波的检测,为了获得比较精确的频域响应,其窗函数在频域是紧支撑的,因此其对应的时域滤波器在整个信号尺寸上都有较明显的振荡,进而图像各频带分量会出现一定程度的伪 Gibbs 现象。为了减少伪 Gibbs 效应,文中借鉴了参考文献[6]的时域执行思想,提出一种新的UDCT 执行方案,该方案主要利用方向函数 $v_l(\omega)$ 构造出小尺寸的方向滤波器,并结合非下采样金字塔变换^[7]实现信号的分解。

UDCT 中方向函数 $v_l(\omega)$ (图 1(b))满足:

$$\sum_{l=1}^{2N} |v_l(\omega)|^2 = 1 \quad (3)$$

由于 v_l 的构造独立于信号 f ,其尺寸可为任意大小。对上式两边同乘 \hat{f} ,并做傅里叶反变换得到:

$$\sum_{l=1}^{2N} f^* h_l(n) \overline{h_l(-n)} = f \quad (4)$$

式中: h_l 为 v_l 对应的时域滤波器。因此,UDCT 中的频域操作可以完全转换到时域进行,其中尺度分解使用非下采样金字塔变换,方向分解通过小尺寸的 h_l 滤波实现,其结构如图 1(c)所示。因滤波过程没有涉及下采样操作,该方案可以看作是非下采样的均匀离散 Curvelet 变换(NSUDCT)。由于各子频带之间没有发生混叠,输入信号能量与输出频带能量相同,所以该变换具有保范以及自对偶性质^[8]。变换所使用的滤波器尺寸有限,能有效地抑制子带信号中的伪 Gibbs 现象,同时因其无下采样操作,具有平移不变性质^[9]。另一方面,该变换是在时域通过卷积实现的,算法结构简单,适合工程应用。

利用 NSUDCT 对图像进行多尺度,多方向下的分解,符合人类视觉系统感知信息的方式,能充分表达源图像中的重要细节,继而为融合图像提供更丰富的信息。此外 NSUDCT 具有平移不变特性,可以有效减少因配准精度不高对融合结果所造成的影响,而且分解得到的所有子带系数与源图像对应像素所代表的空间坐标一致,可以充分利用源图像分割的区域信息指导融合过程。

2 基于 NSUDCT 的融合算法

目前常见的融合方法,主要是分为像素级和特征级,像素级方法是在单个像素点或像素点邻域内进行融合处理的,由于该类方法没有充分考虑像素

间的关联性,容易产生模糊效应,且该方法对噪声敏感,容易受到误配准影响。特征级的融合方法是以区域为融合单元,将各区域内的像素作为整体进行融合处理,其可以获得比较好的视觉效果,理论上也更合理^[10-12]。由于红外与可见光图像来源不同,对应位置像素代表的物理意义不同,使用单像素的融合方法,往往不够准确。因此文中使用一种像素级与特征级相结合的融合方法,对经 NSUDCT 分解后的低频系数进行基于区域的特征级融合,以保留可见光图像的光谱信息及红外图像的热目标信息,对高频系数则采用基于局部窗口的像素级融合,以充分利用源图像的细节信息。

2.1 区域分割与联合

为了准确地把握图像中物体特征所对应的区域信息,文中采用一种基于标记控制的分水岭算法进行区域分割,该方法使用形态学算子对图像中的目标区域和背景区域预先标记,滤掉了区域中局部极值点,有效抑制了普通分水岭算法造成的过分割现象,该方法主要分为以下几个步骤。

(1) 使用“Sobel”算子计算待分割图像的梯度图像,将其作为分水岭算法的分割对象;

(2) 使用形态学中的重建操作清理梯度图像中的极值点,并计算图像的局部极大区域,将这些区域作为目标对象的前景标记;

(3) 采用大津法^[13]计算梯度图像的二值图像,对二值图像进行欧氏距离变换,应用分水岭算法分割变换结果,将得到的分水岭脊线作为与目标对象无关的背景标记;

(4) 将得到的前景标记和背景标记作为局部极小区域叠加到梯度图像上,对叠加后的图像进行分水岭分割。

由于红外与可见光图像对应像素所代表的物理意义不同,分割所得的区域必然存在差异。因此有必要对红外与可见光图像的区域图进行叠加,按得到的联合区域图指导后续融合过程。在叠加过程中,各区域图中重合或交叉的区域作为联合区域图中的一个新区域。对两个区域图进行叠加的示例如图 2 所示,图 2(a),(b)的区域图中分别包含 3 个区域,通过叠加产生 7 个新区域,从而得到如图 2(c)所示的联合区域图。文中利用上述分割算法得到的联合区域图指导随后的系数融合过程。

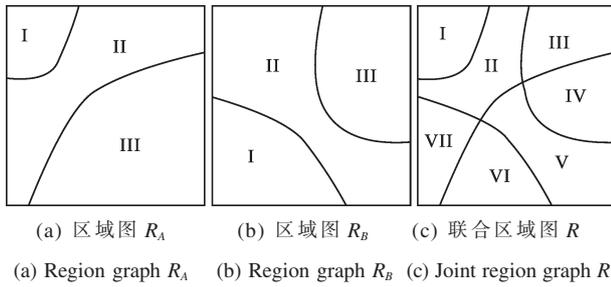


图 2 联合区域图示例

Fig.2 An example of generating a joint region graph

2.2 子带系数融合规则

图像经 NSUDCT 分解后的低频系数,代表了图像的近似分量,包含了大部分的能量信息;高频系数则代表了图像在不同尺度,不同方向下的细节分量,包含了边缘、纹理等特征信息。考虑到各频带系数对应的物理意义不同,文中采用如下融合规则。

(1) 对于低频系数,使用一种基于区域的融合规则。首先根据联合区域图 R 计算低频系数的融合量测指标,该指标由两部分组成:区域对比度(RRC)和区域标准差(RSD)。对于 R 中某区域 r ,该区域的对比度定义为:

$$RRC(r) = \left| \frac{\bar{c}_0(r) - \bar{c}_0}{\bar{c}_0} \right| \quad (5)$$

式中: $\bar{c}_0(r)$ 是低频系数 c_0 在区域 r 内的平均灰度; \bar{c}_0 为与区域 r 接壤区域中低频系数 c_0 的平均灰度,该指标可衡量当前区域与周围区域相比在灰度分布上的突变程度。突变较大的区域往往包含一些重要信息,例如图像中的热目标。区域标准差定义为:

$$RSD(r) = \sqrt{\frac{1}{N(r)} \sum_{(x,y) \in r} (c_0(x,y) - \bar{c}_0(r))^2} \quad (6)$$

式中: $N(r)$ 是区域 r 中包含的像素的个数。低频系数中标准差大的区域一般包含有丰富的细节信息。

对低频系数融合处理时,首先找出源图像中区域对比度大于某阈值 T (文中取 0.6)的区域。然后比较这些区域的对比度,选择对比度较大的区域的系数作为融合图像在该区域内的低频系数。对于其他小于阈值 T 的区域,按标准差的大小进行融合处理:

$$c_0^F(r) = \begin{cases} c_0^A(r) & RSD_A(r) \geq RSD_B(r) \\ c_0^B(r) & RSD_A(r) < RSD_B(r) \end{cases} \quad (7)$$

(2) 对于高频系数,使用一种基于局部窗口的融合规则。采用系数在窗口中的能量作为融合量测指

标,在尺度 j 、方向 l 频带上,系数的局部窗口能量(LE)定义如下:

$$LE_{j,l}(x,y) = \sum_{m,n=-N}^N w(m,n) |c_{j,l}(x+m,y+n)|^2 \quad (8)$$

式中: $c_{j,l}(x+m,y+n)$ 代表位于 $(x+m,y+n)$ 处的系数; $w(m,n)$ 为权值矩阵,用于分配窗口中各像素对 LE 的贡献; N 决定窗口的尺寸,一般取 N 为 2 或 3。局部能量越大说明对应系数的局部特征越明显,包含的细节信息越多。因此,对于高频系数直接按局部能量大小进行选取:

$$c_{j,l}^F(x,y) = \begin{cases} c_{j,l}^A(x,y) & LE_{j,l}^A(x,y) \geq LE_{j,l}^B(x,y) \\ c_{j,l}^B(x,y) & LE_{j,l}^A(x,y) < LE_{j,l}^B(x,y) \end{cases} \quad (9)$$

2.3 融合算法流程

基于 NSUDCT 的图像融合算法流程如图 3 所示,其中源图像为两幅已严格配准的红外与可见光图像。算法主要包括以下步骤。

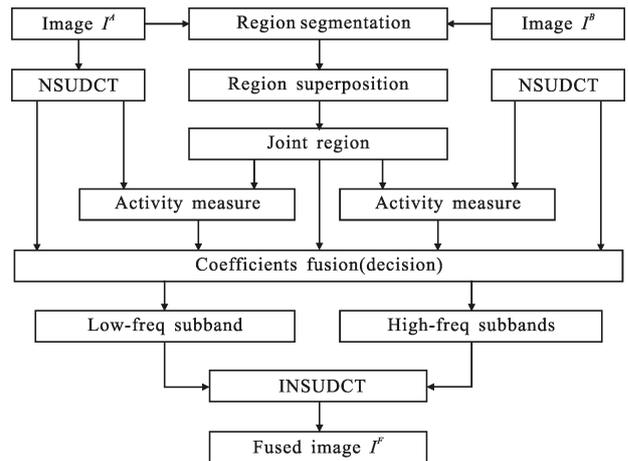


图 3 基于 NSUDCT 和区域分割的图像融合算法流程

Fig.3 Flow chart of fusion algorithm based on NSUDCT and region segmentation

(1) 使用标记控制的分水岭算法对源图像 I^A 、 I^B 进行区域分割得到区域图 R_A 、 R_B ,将两幅区域图进行叠加处理得到最终的联合区域图 R ;

(2) 对源图像 I^A 、 I^B 分别进行 NSUDCT 分解,得到不同尺度,不同方向的子带系数;

(3) 按照前述融合规则对源图像的低频系数和低频系数分别进行融合处理,得到低频融合系数和各尺度,各方向下的高频融合系数,并对高频融合系数做一致性检测;

(4) 对各频带下的融合系数进行非下采样均匀

离散 Curvelet 逆变换(INSUDCT)重构,得到的图像即为融合图像 I^F 。

3 实验结果及分析

为验证所提融合方法的有效性,实验对比了 5 种融合方法:(1) 基于 FDCT 的像素融合;(2) 基于 UDCT 的像素融合;(3) 基于 NSUDCT 的像素融合;(4) 基于 NSUDCT 的窗口融合;(5) 文中所提融合方法。其中,像素融合的规则为低频融合系数取平均值,高频融合系数取模值最大系数;窗口融合的规则为低频融合系数取窗口加权平均值^[14],高频融合系数使用文中融合规则选取。实验源图像为两组已校准的红外与可见光图像,第一组图像场景为野外营地,其尺寸为 360×270;第二组图像场景为海岸,其尺寸为 505×510。各算法均对图像做 3 层尺度分解,各尺度层对应的方向数为[8,16,16]。实验采用熵(E)、交叉熵(CE)以及互信息(MI)^[15]作为融合性能的客观评价指标。其中,熵衡量了图像所包含信息的丰富程度,融合图像的熵越大,说明融合图像包含的信息量越多;交叉熵用来度量两幅图像之间的差异,其值越小,表示图像间的差异越小;互信息是用来衡量融合图像从源图像中继承信息的多少,值越大,说明融合图像从源图像提取的信息越多。

图 4、5 分别显示了两组源图像使用各融合方法的融合结果。可以看出:前三种基于像素的融合方法的结果较为接近,融合图像中部分体现了源图像的特征信息,但图中的热目标不够突出,整体对比度较低,背景比较模糊。基于窗口的融合方法效果较好,

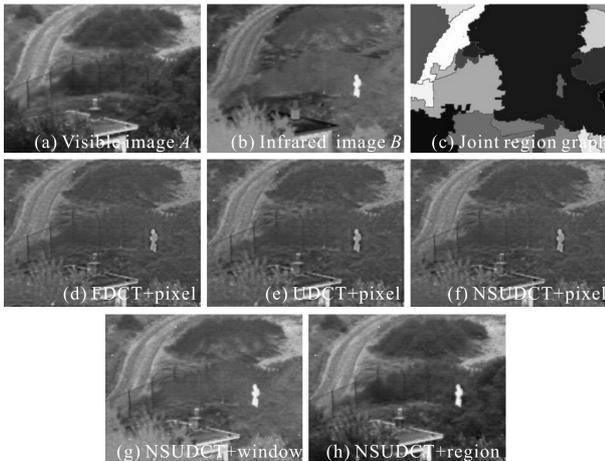


图 4 源图像和不同融合方法的融合图像(第一组)

Fig.4 Source images and fused images using different fusion methods (first group)

图像的整体对比度有所提高,较明显地突出了热目标,但是其没有很好的表达源图像中的某些细节特征,比如图 4(g)中的灌木和图 5(g)中船以及沙滩都有一定程度的模糊。文中方法克服了前面融合方法的缺点,有效地融合了源图像中比较重要的特征信息,在所得融合图像中,热目标清晰可辨,背景细节明显,视觉效果好于其他方法。

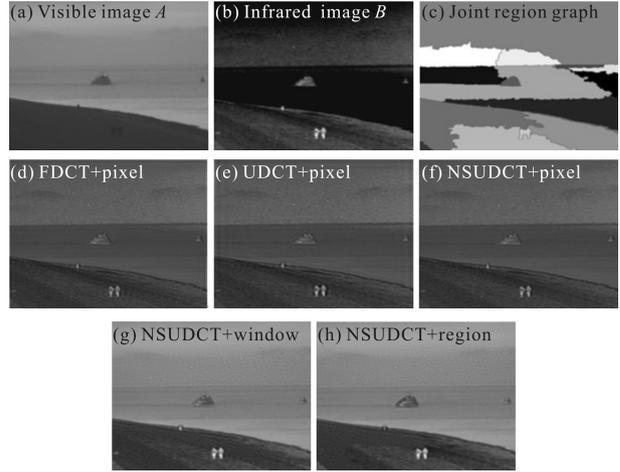


图 5 源图像和不同融合方法的融合图像(第二组)

Fig.5 Source images and fused images using different fusion methods (second group)

表 1 列出了各融合方法的客观评价指标数据。可以看出,文中方法所得融合图像的熵,互信息均高于其他方法,交叉熵则小于其他方法,从平均数据上看,相比基于 NSUDCT 的像素融合,文中方法效果明显,其熵值,互信息分别提高了 9.87%、80%,交叉熵则减少了 68.04%。相比 NSUDCT 的窗口融合,其

表 1 不同融合方法的客观评价

Tab.1 Objective assessment of different fusion methods

| Source images | First group | | | Second group | | |
|---------------|-------------|---------|---------|--------------|---------|---------|
| | E | CE | MI | E | CE | MI |
| FDCT+pixel | 6.401 0 | 0.703 2 | 1.444 6 | 6.058 2 | 6.318 3 | 2.729 1 |
| UDCT+pixel | 6.430 2 | 0.662 7 | 1.454 4 | 6.092 9 | 5.941 6 | 2.522 3 |
| NSUDCT+pixel | 6.395 8 | 0.727 7 | 1.496 8 | 6.025 2 | 3.899 2 | 3.056 4 |
| NSUDCT+window | 6.780 9 | 0.962 3 | 2.371 4 | 6.464 4 | 0.940 5 | 3.854 8 |
| NSUDCT+region | 7.146 8 | 0.295 3 | 3.426 4 | 6.506 6 | 0.909 9 | 4.007 7 |

熵值、互信息分别提高了 3.02%、24.23%，交叉熵则减少了 36.28%。值得注意的是，窗口融合的两组实验数据一致性不是很好，第一组的数据和区域融合差距明显，第二组则比较接近，这是由于基于窗口的融合方法使用的融合量测指标比较单一，不可能找到一个适用范围较大，能较全面表征图像特征信息的指标，因此对不同的源图像，运用相同的客观评价得出的结果可能存在较大差异。

综合各实验数据表明文中方法从源图像中提取的信息较多，得到的融合图像信息较丰富，同时融合图像与源图像的综合差异较小，因此，该方法的融合图像质量要高于其他方法的融合图像，这也与从图 4、图 5 中获得的直观感受一致。

4 总 结

文中提出了一种新的红外与可见光图像融合方法。该方法主要利用了文中所提非下采样均匀离散 Curvelet 变换作为图像的多尺度分析工具，这样既使得各频带系数保持了空间像素的对应关系，又减少了因误配准对融合带来的影响。同时结合使用基于标记控制的分水岭算法将图像按特征进行划分，以便将各特征区域作为整体进行融合。在融合中，针对红外图像中热目标突出，可见光图像光谱信息丰富的特点，提出区域对比度和区域标准差量测指标，对低频系数进行了合理选取；对于高频系数，为了能较充分地提取源图像中的细节特征，应用基于局部窗口能量的融合规则进行选择。在实验中，利用两组红外与可见光图像，从主观和客观上比较了 FDCT、UDCT、NSUDCT 在不同融合层次上的融合效果。结果表明文中所提融合方法有效地突出了源图像中的热目标，充分地保留了源图像中的细节信息，取得了比较好的融合效果。虽然文中方法是针对红外与可见光图像的融合而提出来的，但只需对融合规则稍加修改，其同样适用于一般异源图像的融合。

参 考 文 献：

- [1] Jing Zhongliang, Xiao Gang, Li Zhenghua. Image Fusion: Theory and Applications [M]. Beijing: Higher Education Press, 2007. (in Chinese)
- [2] Xia Mingge, He You, Ouyang Wen, et al. Overview of wavelet-analysis-based image fusion [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2003, 32(2): 177-181. (in Chinese)
- [3] Nguyen Truong T, Hervé Chauris. Uniform discrete Curvelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(7): 3618-3614.
- [4] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2006, 5(3): 861-899.
- [5] 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.
- [6] Easley G R, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [7] Cunha A L, Zhou Jianping, Do Minh N. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] Jelena Kovačević, Chebira A. Life beyond bases: the advent of frames[J]. *IEEE Signal Process Mag*, 2007, 24(4): 86-104.
- [9] Mallat S G. A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way[M]. 3rd ed. Burlington: Elsevier, 2009.
- [10] Piella G. A region-based multiresolution image fusion algorithm [C]//ISIF Fusion 2002 Conference, 2002: 1557-1564.
- [11] Liu Kun, Guo Lei, Chen Jingsong. Sequence infrared image fusion algorithm using region segmentation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009 38(3): 553-558. (in Chinese)
- [12] Ye Chuanqi, Wang Baoshu, Miao Qiguang. Fusion algorithm of infrared and visible images based on region feature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(6): 1498-1503. (in Chinese)
- [13] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [14] Burt P J, Kolczyski R J. Enhanced Image Capture Through Fusion [C]//International Conference on Computer Vision, 1993, 1: 173-186.
- [15] Wang Haihui, Peng Jiaxiong, Wu Wei. Comparison of the methods of evaluating the performance of multi-sensor image fusion [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2004, 33(2): 189-193. (in Chinese)