

文章编号: 1001-0920(2011)10-1493-06

基于 NSCT 域感受野模型的图像融合方法

孔韦韦, 雷英杰, 雷 阳, 李卫忠

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘 要: 针对多传感器图像融合问题, 提出了一种基于非下采样轮廓波变换域感受野模型的图像融合方法. 首先, 采用非下采样轮廓波变换对源图像进行多尺度、多方向稀疏分解; 然后, 对低频子图像采用改进型感受野模型进行融合, 高频子图像则采用自适应 Unit-Fast-Linking 脉冲耦合神经网络模型进行融合; 最后, 将各子图像进行非下采样轮廓波逆变换, 得到最终融合图像. 仿真实验表明了所提出方法的有效性.

关键词: 图像融合; 非下采样轮廓波变换; 感受野; 脉冲耦合神经网络

中图分类号: TP182

文献标识码: A

Technique for image fusion based on non-subsampled contourlet transform domain receptive field model

KONG Wei-wei, LEI Ying-jie, LEI Yang, LI Wei-zhong

(Institute of Missile, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China. Correspondent: KONG Wei-wei, E-mail: kwwking321@163.com)

Abstract: To the multi-sensor image fusion problem, a technique for image fusion based on non-subsampled contourlet transform(NSCT) domain receptive field model is presented. Firstly, by using NSCT, multi-scale and multi-direction sparse decomposition of source images are performed. Then, an improved receptive field model is utilized to achieve the fusion of the low frequency sub-images. In addition, the course of the high frequency sub-images fusion can be completed by using the model of adaptive unit-fast-linking pulse coupled neural network. Finally, the final fused image can be gained by adopting inverse NSCT to all sub-images. The simulation experimental results show the effectiveness of the proposed technique.

Key words: image fusion; non-subsampled contourlet transform; receptive field; pulse coupled neural network

1 引 言

图像融合^[1]是指对不同传感器所获得的两幅或多幅源图像加以综合, 充分利用被融合图像所包含的冗余和互补信息, 以获取对同一场景更精确、丰富和可靠的描述, 而这种描述比单个传感器具有更多的优越性. 因此, 针对图像融合算法的创新是有重要意义的.

目前, 较为常见的融合算法主要分为空间域和变换域两类. 基于空间域的融合算法直接在图像的像素灰度空间上进行融合, 代表性算法有线性加权融合法. 基于变换域的图像融合是先对待融合的多源图像进行图像变换; 然后再对变换得到的系数进行组合, 得到融合图像的变换系数; 最后再进行逆变换得到融合图像. 目前基于变换域的图像融合研究中, 大部分是

基于多尺度分解的图像融合算法, 常见算法有金字塔变换法、小波变换法以及近几年兴起的非下采样轮廓波变换(NSCT)^[2-5]融合方法. 两类融合算法相比, 前者计算复杂度远小于后者, 且融合思路简单, 较易实现, 但融合效果一般; 后者的分解融合过程与人眼视觉系统中由粗到细认识事物的过程十分类似, 通常可以获得相对空间域融合算法更为理想的融合效果, 但计算复杂度较大, 难以满足实时性要求. 因此, 若能将两类融合算法的优势加以互补, 势必可以在降低计算复杂度的同时, 大幅提高多传感器图像的融合效果.

文献[6]以人类视觉的生物机理和数学模型为基础, 提出一种基于经典感受野(RF)模型^[7]的图像融合算法, 并指出其适合两幅灰度差异较大的异质传感器图像. 本文对上述模型进行了改进, 将改进后的 RF 模

收稿日期: 2010-05-17; 修回日期: 2010-08-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60773209).

作者简介: 孔韦韦(1983-), 男, 博士生, 从事图像信息处理等研究; 雷英杰(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理等研究.

型用于 NSCT 域低频信息融合方案, 高频信息融合采用文献 [8] 的算法. 算法较好地综合了空间域融合与变换域融合两者的优势, 仿真结果表明该融合方法具有更为优良的视觉效果, 即使用于医学图像或灰度差异较小的多聚焦图像融合仍具有较好的融合性能.

2 改进型感受野模型及其原理

2.1 经典感受野模型的生物视觉机理

生物视觉领域的研究是打开神秘的人类大脑机理的窗口. 人类的感知信息 70% 以上来自于视觉系统, 大脑皮层 50% 以上的区域与视觉系统有关. 因此, 视觉问题一直吸引着众多科学家的好奇心. 20 世纪 30 年代, 电生理学研究方法的出现使人们可以在视觉神经、生物电发放的层面对视觉系统进行研究, 从此视觉科学的研究与大脑机制的揭示紧密连接起来. 1952 年 Kuffler 第 1 次记录了哺乳动物视网膜节细胞的刺激-发放特性, 并提出“感受野”的概念; 1953 年, Kuffler^[7]首次阐明: 猫的视网膜节细胞感受野在反应敏感性的空间分布时是一个同心圆. 敏感区域分为兴奋区和抑制区, 按兴奋区与抑制区的位置差异, 节细胞可划分为 On 型感受野节细胞和 Off 型感受野节细胞两类, 且 On 型和 Off 型是一种均匀镶嵌式排列, 其总数基本相等. 两种节细胞对应的发放特性如图 1 所示^[9].

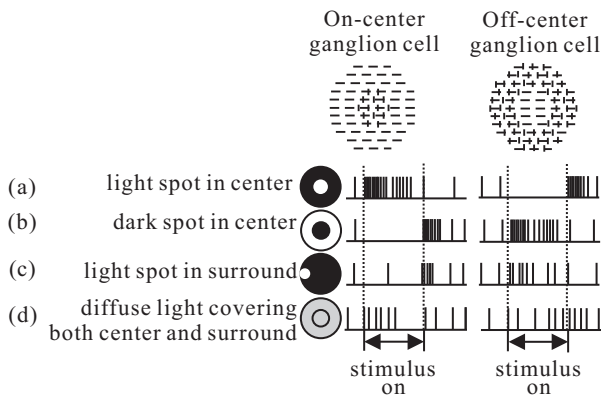


图 1 On 型和 Off 型节细胞对应的发放特性

图 1 中, 以 On 型感受野为例, 如果光照充满中心, 则光照引起最强的激活反应, 如图 1(a) 所示; 如果光照充满周围的全部环形, 则对细胞的发放活动产生最大的抑制, 如图 1(b) 所示; 如果周边局部给光, 则对细胞的发放产生相应程度的抑制, 如图 1(c) 所示; 如果这种感受野中的 On 区和 Off 区被同时照亮, 即弥散照明, 则它们之间存在趋于彼此抵消的作用, 如图 1(d) 所示. 类似地, Off 型感受野具有与 On 型感受野完全相反的特征.

2.2 改进型感受野的数学模型

为了便于介绍改进型感受野模型, 首先给出经典

感受野模型的数学模型, 其动力学方程为^[10]

$$dV_i/dt = -AV_i + (B - V_i)C_i - (D + V_i)E_i. \quad (1)$$

其中: V_i 为网络中第 i 个细胞的电压, C_i 为输入到第 i 个细胞的兴奋贡献, E_i 为其他细胞对第 i 个细胞的抑制贡献, A 为向静止电压 (假设为 0) 钝化的速率, B 和 D 分别为兴奋和抑制反应的饱和点. 令总输入 $I = E_i$, 由于 $A \ll I$, 在兴奋输入 C_i 作用下, V_i 趋向于 B , 在抑制输入 E_i 作用下, V_i 趋向于 $-D$, 有 $-D \leq V_i \leq B$.

当经典感受野模型应用于图像处理领域时, 在像素点 (i, j) 处, 设一个 On 中心的细胞活性为 F_{ij} , 则式 (1) 可改写为

$$dF_{ij}/dt = -AF_{ij} + (B - F_{ij})C_{ij} - (D + F_{ij})E_{ij}. \quad (2)$$

其中: C_{ij} 和 E_{ij} 分别为输入到 F_{ij} 的总的兴奋输入和抑制性输入; A 为衰减率; B 和 D 分别为最大和最小激活等级; C_{ij} 和 E_{ij} 均为细胞活性 F_{ij} 与高斯核的离散卷积, 有

$$C_{ij} = \sum_{p,q} I_{pq} C_{pqij}, \quad (3)$$

$$E_{ij} = \sum_{p,q} I_{pq} E_{pqij}, \quad (4)$$

$$C_{pqij} = \frac{C}{2\pi\sigma_1^2} \exp\left(-\frac{(p-i)^2 + (q-j)^2}{2\sigma_1^2}\right), \quad (5)$$

$$E_{pqij} = \frac{E}{2\pi\sigma_2^2} \exp\left(-\frac{(p-i)^2 + (q-j)^2}{2\sigma_2^2}\right), \quad (6)$$

p, q 为 (i, j) 邻域内的点, C, E 分别为兴奋核和抑制核的系数, σ_1, σ_2 分别为兴奋传播半径和抑制传播半径. 为了实现 On 型感受野结构, 需满足 $C > E$ 且 $\sigma_1 < \sigma_2$. 当方程 (2) 达到平衡状态, 即 $dF_{ij}/dt = 0$ 时, 得到用于图像处理的组合公式为

$$F_{ij} = \frac{BC_{ij} - DE_{ij}}{A + C_{ij} + E_{ij}} = \frac{\sum_{p,q} (BC_{pqij} - DE_{pqij})I_{pq}}{A + \sum_{p,q} (C_{pqij} + E_{pqij})I_{pq}}. \quad (7)$$

由于输入图像和高斯函数进行卷积会导致输出图像的模糊, 同时, 为了保证图像灰度值在适当的灰度级范围内, 有必要对式 (7) 进行改进. 设定 $B = D = 1$, 并使输出图像与输入图像保持相同的分辨率, 得到

$$F_{ij} = \frac{CI_{ij} - \sum_{p,q} E_{pqij}I_{pq}}{A + CI_{ij} + \sum_{p,q} E_{pqij}I_{pq}}. \quad (8)$$

文献 [5] 将式 (8) 引入图像融合领域, 将中心兴奋区图像和周围抑制区图像视作两幅图像, 输出图像作为两幅图像的最终融合图像. 此外, 为了克服式 (8) 易

将第 2 幅图像信息丢失的缺陷, 文献 [5] 还对第 2 幅图像进行了阈值分割处理, 修正后的公式为

$$F_{ij}^{\text{fusion}} = \begin{cases} \frac{[CI_1 - EG_s I_2]_{ij}}{A + [CI_1 - EG_s I_2]_{ij}}, & I_2(i, j) < a; \\ \frac{[CI_1 - EG_s(255 - I_2)]_{ij}}{A + [CI_1 - EG_s(255 - I_2)]_{ij}}, & I_2(i, j) \geq a. \end{cases} \quad (9)$$

文献 [5] 对经典 On 中心感受野作了有益的改进, 并将其应用到图像融合处理中, 获得了较好的效果, 但仍有一些不足之处. 本文在此基础上对其作进一步改进如下:

$$F_{ij}^{\text{fusion}} = \frac{[I_1 - G_s(255 - I_2)]_{ij}}{I_{1\text{ave}} + [I_1 + G_s(255 - I_2)]_{ij}}. \quad (10)$$

同式 (9) 相比, 本文的改进型感受野模型有以下几点变化:

1) 改进后的感受野模型不仅适用于灰度差异较大的异质传感器图像 (如可见光图像与红外图像), 还适用于大量医学图像 (如经典的 CT 图像和 MRI 图像) 以及灰度差异较小的同质传感器图像 (如同一传感器获取的多聚焦图像);

2) 在实际图像融合过程中, 本文提出的感受野模型将式 (9) 中兴奋核和抑制核系数 C, E 均取为 1, 此外, 由于感受野中心图像为 I_1 , 可将 A 值取为 I_1 的灰度均值, 这样既减少了参数个数, 又有助于融合图像与源图像保持近似的整体对比度;

3) 式 (9) 在一定程度上解决了感受野外围图像 I_2 信息易被淹没的缺陷, 但阈值 a 的设置成为一个新的难题, 不恰当的取值不仅无法保留图像 I_2 的信息, 而且会导致融合图像出现白色耀斑, 这一点在后文仿真实验中得到了验证. 本文将感受野外围图像 I_2 强制全部取反, 在保持感受野中心图像 I_1 基本面貌的同时, 最大限度地融入了外围图像 I_2 的灰度信息.

3 图像融合过程

本文对经典感受野模型进行了改进, 改进后的模型可以从生物视觉角度出发, 最大限度地对源图像进行自适应融合, 而且感受野模型既拥有较好的融合效果, 又可直接在空间域进行, 计算量非常小. 不仅如此, 本文还将 NSCT 与 PCNN 思想引入图像融合中, 经 NSCT 分解后的低频子带图像是人眼对图像内容进行感知的主要内容; 而高频子带则包含图像的大量细节信息, 绝对值较大的系数对应着某方向区间上的显著特征, 可以较好地刻画图像的结构信息. 本文以两幅源图像的情况为例, 提出了基于 NSCT 域感受野模型的图像融合规则:

输入: 已配准的源图像 A 和 B ;

输出: 经 NSCT 域感受野模型处理后的融合图

像 F .

Step 1: 采用 NSCT 对 A 和 B 分别进行多尺度和多方向分解, 并得到各自的低频子带系数 (A_K^0, B_K^0) 和高频子带系数 (A^{l_k}, B^{l_k}). 其中: K 为 NSCT 分解尺度数; l_k 为 k 尺度下的方向分解级数, $1 \leq k \leq K$.

Step 2: 利用本文提出的改进型感受野模型对源图像 A 和 B 的低频子带系数加以选择.

将两幅低频子带图像中整体信息较丰富者作为感受野中心图像 I_1 , 另一幅作为感受野外围图像 I_2 . 当对可见光图像和红外图像进行融合时, 由于可见光图像具有较清晰的轮廓和边缘, 且包含较为丰富的图像信息, 通常将其作为感受野中心图像 I_1 , 红外图像作为感受野外围图像 I_2 ; 当对多聚焦图像进行融合时, 由于不同聚焦情况下的图像拥有近似相等的信息量, 可以任选一幅作为中心图像 I_1 ; 当对其他性质源图像如医学 CT 图像和 MRI 图像进行融合时, 通常选取信息量占绝对优势的一幅作为中心图像 I_1 .

将高斯核函数 G_s 进行归一化处理使其满足

$$\sum_{p,q} G_s(p, q) = 1. \quad (11)$$

将经改进型感受野模型融合后的图像作为低频融合图像 $\text{fuse}(\text{low})$.

需要说明的是, 由于通常所处理的灰度图像均为 256 级灰度, 若 $\text{fuse}(\text{low})$ 中像素灰度值超出区间 $[0, 255]$ 的范围, 则必须对其进行对比度调整, 确保所有像素点的灰度值均处于区间范围内.

Step 3: 利用 AUFLPCNN 模型^[8]对源图像 A 和 B 的高频子带系数加以选择, 得到各尺度各方向下的高频融合图像 $\text{fuse}(\text{high}^{l_k})$.

Step 4: 对融合系数 $\text{fuse}(\text{low})$ 和 $\text{fuse}(\text{high}^{l_k})$ 进行 NSCT 逆变换, 获得最终融合图像 F .

4 实验结果与分析

为了验证所提融合算法的有效性, 本文利用 Matlab 7.1 软件, 分别对 3 组不同类型的图像进行图像融合仿真实验, 每组图像均为已配准的 256 级灰度图像.

4.1 融合方法及量化评价指标

本文对传统的 5 种融合算法 (基于 PCNN 的融合算法 (方法 1)、基于 NSCT 的融合算法 (方法 2)、基于文献 [8] 的融合算法 (方法 3)、基于经典非负矩阵分解 (NMF) 的融合算法 (方法 4)^[11-12]、基于经典感受野模型的融合算法 (方法 5)^[6]) 和本文算法进行了融合效果比较. 其中: 方法 1 中各个参数设定为: $\alpha_F = +\infty$, $\alpha_L = 1.0$, $\alpha_\theta = 0.2$, $V_F = 0.5$, $V_L = 0.2$, $V_\theta = 20$, $W = M = [0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 1 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707]$, β 取

常数 0.2, 迭代次数为 50, 融合系数选择均由 PCNN 神经元点火次数决定. 方法 2 和方法 3 中所有 NSCT 多尺度分解级数均定为 3 级, 按照由“细”至“粗”的分辨率层, 方向分解级数依次为 4, 3, 2, 邻域大小尺寸均取 3×3 . 方法 2 中采用简单的低频系数取平均, 高频子带系数模值取大的融合规则; 方法 3 参数设置同文献 [8]; 方法 4 中迭代次数设为 50; 方法 5 中阈值 a 取为 0. 此外, 由于参数 W, H 的随机取值会对最终融合效果造成较大影响, 本文将取 3 次仿真中信息熵值最大的融合图像作为方法 4 的最终仿真结果.

融合图像的融合效果可以采用主观评价的方式进行, 但主观评价容易受到评价者视觉特性、心理状态等因素的影响, 有必要建立一套针对融合效果的客观定量评价准则. 因此, 本文采用信息熵 (IE)、标准差 (SD) 和平均梯度 (AG) 作为图像融合效果的评价标准^[13]. IE 是衡量图像信息丰富程度的重要指标, 熵值的大小表示图像所包含平均信息量的多少, 融合图像的 IE 值越大, 表明融合图像的信息量增加的越多, 包含的信息越丰富, 融合质量越好; SD 描述了像素点与图像平均值的离散程度, SD 值越大, 图像反差越大, 效果越好; AG 用来衡量融合图像的清晰程度, AG 值越大, 对应的图像越清晰.

4.2 多聚焦图像融合实验

选取两幅常用的 Clock 图像作为待融合源图像, 图像大小均为 512×512 像素, 融合效果见图 2. 图 2(a) 为聚焦在右边的闹钟上, 右侧闹钟轮廓清晰, 左侧闹钟轮廓较为模糊; 图 2(b) 聚焦在左边的闹钟上, 左侧闹钟轮廓清晰, 右侧闹钟图像较为模糊. 显然, 这两幅多聚焦图像包含大量的互补信息, 如何尽可能地将二者的清晰区域加以结合成为了实验的重点目标. 采用包括本文算法在内的 6 种方法对其进行图像融合, 其中方法 4 对应的随机 H 向量值为 $[0.6929, 0.2343]$, 仿真结果如图 2(c)~图 2(h) 所示.

从直观角度看, 上述 6 种方法不仅较好地保持了两幅源图像的重要信息, 而且对原多聚焦图像进行了较好的融合, 源图像中的相关离焦区域也在一定程度上变得清晰. 但仔细比较后发现, 方法 1~方法 4 得到的融合效果图整体亮度较差, 其中方法 1 融合图像亮度效果最差, 图中两个闹钟的指针也均显得非常模糊; 另一方面, 以感受野模型为基础的方法 5 和方法 6 的融合效果图整体效果较好. 同方法 5 相比, 本文方法效果图在图像整体亮度效果上表现较好. 直观效果在客观评价指标数据中得到了验证, 表 1 给出了 6 种融合算法的客观评价测度值.

表 1 数据充分显示了本文方法在保护图像细节和融合图像信息两方面的优势, 3 项指标中有 2 项指

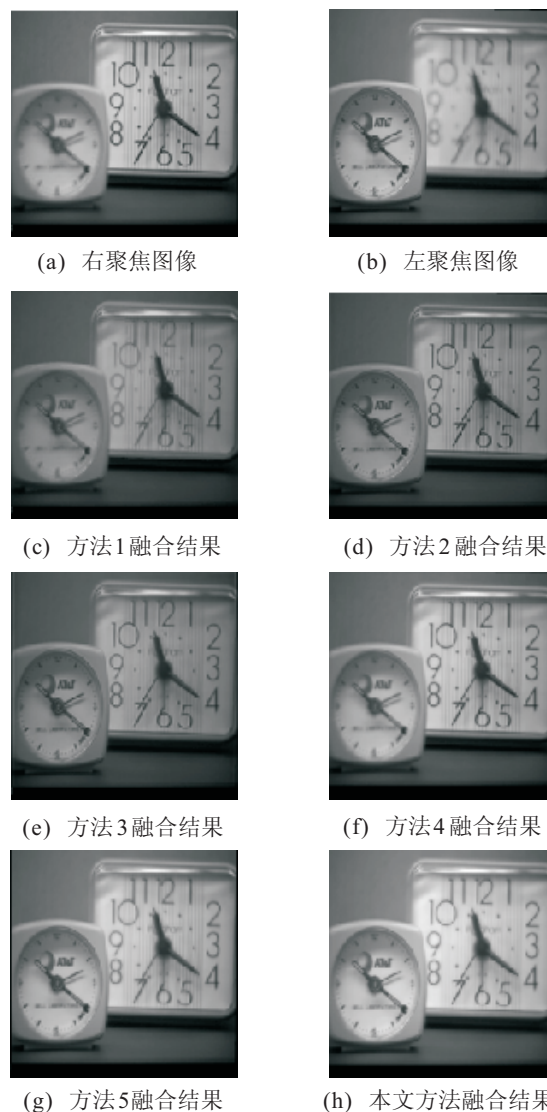


图 2 多聚焦图像融合效果

表 1 多聚焦图像融合效果性能比较

	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4	方法 5	本文方法
IE	6.9672	7.0254	7.0407	7.3307	7.3696	7.6146
SD	26.702	27.622	26.721	34.828	35.426	39.686
AG	2.9601	3.8811	4.0134	3.7981	3.2723	3.5069

标值为最优. 在 IE 指标上, 以感受野模型为基础的方法 5 和方法 6 均有较大的取值, 本文方法更是高出方法 5 近 0.3, 表明本文方法融合图像拥有较丰富的图像信息. 在 SD 指标上, 后 3 种方法明显优于前 3 者, 本文方法对应指标值近 40, 超出方法 5 指标值 12%, 表明本文方法融合图像具有较大的图像反差. 在 AG 指标上, 方法 1 融合图像的对应值最小, 这与对图 2(c) 的直观效果相符, 其他 5 种方法的指标值大致相当, 表明本文方法也可获得较为清晰的多聚焦融合图像.

4.3 医学图像融合实验

医学图像融合效果如图 3 所示, 图 3(a) 和图 3(b) 分别是医学 CT 图像和 MRI 图像, 二者各有其不同特

征, 图像大小为 256×256 像素. 其中, CT 图像亮度与组织密度有关, 骨骼在 CT 图像中亮度高, 而一些软组织在 CT 图像中却无法得到反映; MRI 图像亮度与组织中的氢原子等数量有关, 软组织在该类图像中亮度较高, 而骨骼信息则无法显示. 将包括本文方法在内的 6 种融合算法应用于图像融合, 其中, 方法 4 对应的随机 H 向量值为 $[0.8395, 0.4721]$, 效果图分别如图 3(c)~图 3(h) 所示.

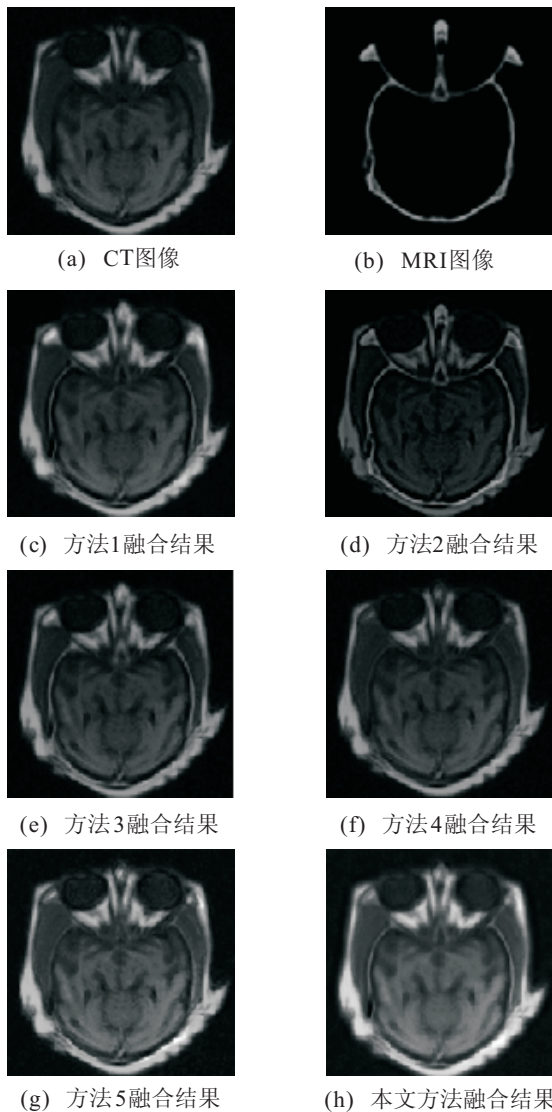


图 3 医学图像融合效果

由图 3 可见, 方法 4 融合效果较差, MRI 源图像中的信息并未得到充分显著地描述; 方法 1 和方法 3 融合图像虽较好地两幅源图像进行了融合, 但图像外部轮廓较为模糊; 方法 2 虽具有比较清晰的外围主要轮廓, 但图像整体亮度较差, 轮廓内的图像中间部分未能得到充分描述, 总体效果不佳; 方法 5 对 MRI 源图像信息融合不到位; 本文方法融合图像不仅具备较为清晰的外围轮廓, 而且 CT 图像的轮廓内信息也得到较好地保留和增强, 图像整体亮度合理. 对应的 6 种融合算法客观评价指标如表 2 所示.

表 2 医学图像融合效果性能比较

	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4	方法 5	本文方法
IE	5.8012	5.4431	5.9649	5.7698	6.0283	6.7504
SD	28.125	19.235	26.981	25.768	35.609	40.249
AG	4.7947	4.4427	4.3091	3.8059	5.6354	5.3186

在 IE 和 SD 两项指标上, 本文方法融合图像均为最优, 分别超出对应次优指标值 12% 和 13%, 表明本文方法融合图像拥有较丰富的图像信息、较大的图像亮度反差以及较清晰的图像纹理. 方法 2 和方法 4 的 IE 指标值较低, 表明相应的融合图像包含的信息量较少, 与直观观察效果相符; 方法 2 的 SD 值最低, 表明融合图像亮度较暗; 方法 4 的 AG 值较低, 表明对应的融合图像清晰度较差. 在 AG 指标上, 本文方法对应值为次优, 远远高于除方法 5 外的其他方法, 表明本文方法融合图像拥有较为清晰的图像纹理. 由此可见, 客观评价指标结果与直观观察结果基本一致.

4.4 灰度可见光与红外图像融合实验

灰度可见光与红外图像融合效果如图 4 所示.

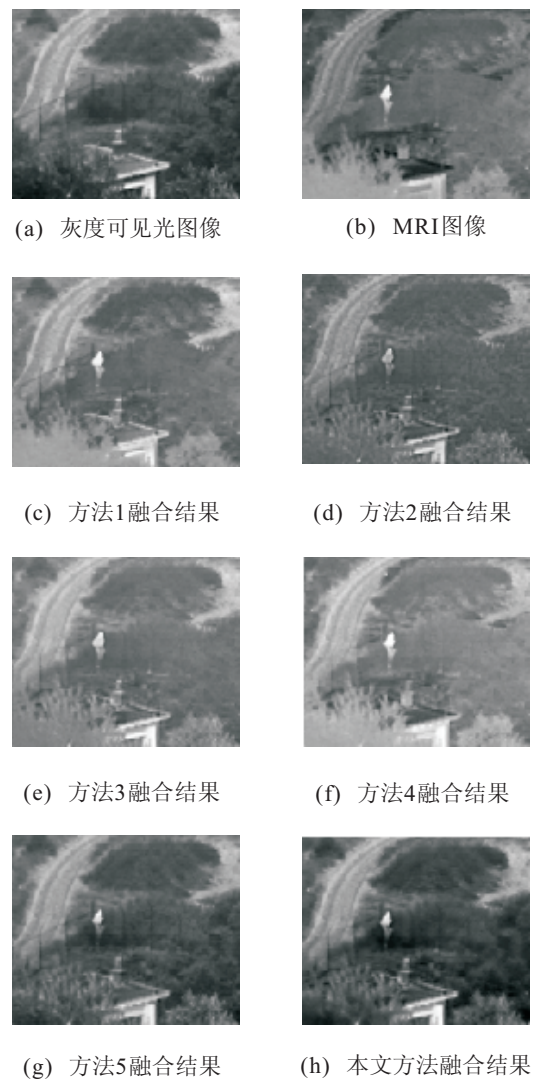


图 4 灰度可见光与红外图像融合效果

图 4(a) 和图 4(b) 分别来自“UN Camp”可见光序列图和红外序列图, 图像大小为 270×360 像素. 可见光图像背景信息清晰, 但红外热源信息无法感知; 红外图像突出了热源信息, 但对背景信息的表达能力较弱. 显然, 上述两类图像都包含大量的互补信息. 将包括本文方法在内的 6 种融合算法应用于图像融合, 其中, 方法 4 对应的随机 H 向量值为 $[0.7778, 0.2562]$, 效果图分别如图 4(c)~图 4(h) 所示.

上述 6 种方法对两幅源图像均进行了有效融合, 不仅保留了主要轮廓信息, 而且将源图像中的边缘细节信息做了较好的互补融合. 进一步仔细对比发现, 方法 2 融合图像较其余方法整体亮度效果最差; 方法 4 融合图像的细节信息比较模糊, 如左侧的第 1 根和第 2 根栏杆以及房屋平台的棱角等边缘信息均不清楚, 类似地, 方法 1 的近处树枝细节信息尤其是图片左下角部位也很模糊; 方法 3 的融合效果虽然优于方法 1, 方法 2 和方法 4, 但同方法 5 和本文方法融合图像相比有着较为明显的差距; 本文方法在整体对比度以及图片中人的清晰程度方面要明显优于方法 5. 表 3 给出了 6 种融合算法的客观评价结果.

表 3 灰度可见光与红外图像融合效果性能比较

	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4	方法 5	本文方法
IE	6.7511	6.4192	6.8631	6.4809	6.9204	7.1058
SD	23.791	20.664	24.515	22.159	27.821	32.481
AG	6.3102	6.2447	6.3484	5.7562	6.1496	6.4882

在 IE 指标中, 本文方法最优, 方法 2 最低, 表明该方法融合图像信息量的缺乏; 在 SD 指标上, 以感受野模型为基础的方法 5 和本文方法拥有较大的数值, 尤其本文方法的指标值超出次优的方法 5 近 17%, 这些均与上述直观分析结果接近; 在 AG 指标中, 本文方法最优, 方法 4 最低, 表明该方法融合图像清晰度较差, 这也与观察结果相符.

4.5 实验讨论

通过对 3 组不同类型图像进行融合仿真实验不难看出, 基于感受野模型的图像融合方法总体上优于文中用于比较的其他几种方法. 尽管基于经典感受野模型的方法 5 也可以获得较为理想的融合效果, 但阈值 a 的确定成为一个新的难题, 不恰当的取值不仅无法保留感受野外围图像 I_2 的信息, 还会导致融合图像出现白色耀斑. 以灰度可见光和红外图像融合实验为例, 当阈值 a 的取值分别为 50, 75, 100, 125 等不恰当的取值时, 融合图像中会出现较大面积白色耀斑, 严重影响图像的融合视觉效果, 如图 5 所示.

本文方法以一种简捷的方式舍弃了对于阈值 a 的选取, 在保留感受野中心图像主要信息的同时, 最

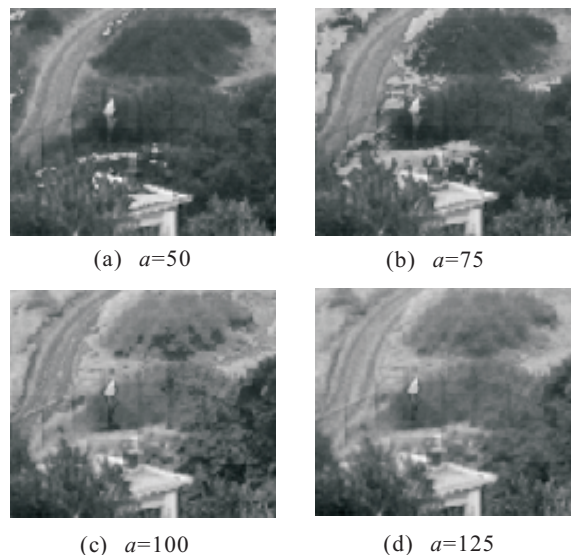


图 5 不同阈值下的灰度可见光与红外图像融合效果

大限度地添加了感受野外围图像的灰度信息. 此外, 虽然方法 3 与本文方法在融合高频信息时采取了相同的融合策略, 但经过 3 组仿真实验可以发现本文方法融合效果明显优于方法 3, 这表明同方法 3 中的 AUFLPCNN 模型相比, 本文的改进型感受野模型具有更明显的优势, 采用其处理低频信息将会获得更好的融合效果.

5 结 论

本文对经典感受野模型进行了改进, 提出一种基于 NSCT 域感受野模型的图像融合方法, 该方法同已有的几种融合算法相比计算复杂度大大降低. 仿真实验结果表明, 本文算法可以获得比其他几种方法更好的融合效果. 如何进一步优化算法指标将成为下一步工作的重点.

参考文献(References)

- [1] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合——理论与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 1-3.
(Jing Z L, Xiao G, Li Z H. Image fusion — Theory and Applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2007: 1-3.)
- [2] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. Nonsubsampled contourlet transform: filter design and applications in denoising[C]. Proc of IEEE Conf on Image Processing. Genova, 2005: 749-752.
- [3] Zhou J P, Cunha A L, Do M N. Nonsubsampled contourlet transform: Construction and application in enhancement[C]. Proc of IEEE Conf on Image Processing. Genova, 2005: 469-472.

(下转第 1503 页)