

基于区域分割和非采样 Contourlet 变换的红外和可见光图像融合

杨粤涛^{1,2}, 朱明¹, 贺柏根^{1,2}, 高文^{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. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要:针对同一场景的红外和可见光图像,提出一种基于 OTSU 递归分割算法的区域分割和非采样 Contourlet 变换的红外和可见光图像融合算法。首先,对红外和可见光图像进行区域分割和区域关联,关联映射图分为目标区域、背景区域和灰度区域。随后,应用 NSCT 变换对图像进行多尺度、多方向分解,按照关联映射图中三个区域对 NSCT 分解后的高低频子带系数进行区域划分,根据不同区域的特性在 NSCT 域设计不同的融合规则。最后,进行重构得到融合图像。对三组不同场景图像的实验结果进行主观目视判别和客观性能评价,对比基于像素和邻域能量的融合算法,本文算法不仅能较全面的保持可见光图像中的光谱信息,而且能够有效、准确的提取红外图像的热目标信息,优于传统的基于像素和邻域能量的融合算法,可获得较理想的融合图像。

关键词:图像融合;非采样 Contourlet 变换;区域分割;区域关联;融合规则

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

Fusion algorithm for infrared and visible light images based on region segmentation and NSCT

YANG Yue-tao^{1,2}, ZHU Ming¹, HE Bai-gen^{1,2}, GAO Wen^{1,2}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: Aimed at the infrared and visible light images in the same scene, a fusion algorithm based on region segmentation and nonsubsamped contourlet transform (NSCT) is proposed in this paper. Firstly, regional segmentation and regional association are used in the infrared and visible light images, the joint region map is divided into the target area, the background area and gray area. Then, the source images are performed to multi-scale and multi-direction decomposition in NSCT domain, after which both low-pass sub band coefficients and band-pass directional sub band coefficients are divided into three areas in accordance with the joint region map. According to the characters of the different areas, different fusion rules are designed in NSCT domain. Finally, the fused result is obtained through inverse NSCT. The propose algorithm has been experimented on three different scene images, experimental results are compared both in subjective and objective standards. It is showed that the algorithm can not only keeps the spectrum information of visible light image completely and richly, but also extracts the target characters of infrared ray image accurately and effectively. The proposed algorithm is superior to those conventional fusion methods based on nonsubsamped contourlet transform, using pixel or neighborhood energy, and is feasible and effective, also can manifest better fusion effect.

Key words: image fusion; NSCT; region segmentation; regional association; fusion rules

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)(No. 2005AA778032)资助。

作者简介:杨粤涛(1985-),男,博士,学士学位,主要从事视频图像处理,图像融合等方面的研究。E-mail: xmuyt@163.com

收稿日期:2010-05-17; **修订日期:**2010-08-12

1 引言

图像融合 (image fusion) 技术是指将多源信道所采集到的关于同一目标的图像经过一定的图像处理,提取各自信道的信息,最后综合成同一图像以供观察或进一步处理^[1]。红外图像是对目标的温度分布以图像的形式进行记录,它能够拍摄到被遮挡的物体,发现隐藏的目标;而可见光图像是对目标的反射率的分布进行记录,它受到光线强弱和气候等因素的影响。红外图像很好地表达了场景的目标信息,可见光图像则描述了场景的表面环境信息。把同一场景的红外图像和可见光图像融合,可以得到一个场景的空间立体描述^[2]。

Arthur L. Cunha, Minh N Do 等人由非下采样金字塔结构和非下采样方向滤波器组构造出一种平移不变的、多尺度、多方向的 Contourlet 变换,即非下采样的 Contourlet 变换 (NSCT)。将 NSCT 应用于图像融合中,克服了基于小波变换的图像融合不能很好地挖掘图像中方向边缘信息,融合后的图像中容易产生细节成分模糊现象;解决了 Contourlet 变换因下采样而不满足平移不变性和频谱泄露及频谱混叠等缺陷,在图像表示上能更好地表现图像的细节特征。

目前,基于多分辨技术的融合算法大多是基于单个像素或者像素邻域特征进行融合处理。但是图像的局部区域特征是由构成该区域的、具有较强相关性的多个像素来共同表征和体现的,因此像素级融合有其片面性。基于区域特性的特征级融合是将构成某区域的多个像素作为一个整体参与到融合过程中,其融合图像的整体视觉效果更好,并可有效抑制融合痕迹。此外,基于区域特性的融合方法还具有较好的鲁棒性。

本文提出了一种基于区域分割和非采样 Contourlet 变换的红外与可见光图像融合算法,该算法把像素级融合和特征级融合结合在一起。实验结果显示,文中算法很好地融合了源图像的特征信息,融合效果较好。

2 图像的区域分割和区域关联

2.1 基于 OTSU 的递归分割算法

OTSU 方法 (即大津方法) 在获得图像灰度直方图的条件,利用概率论的知识,通过计算最大类间方差而得到分割门限。然而,即使在较为理想的“双峰”条件下,对于某些情况,用 OTSU 准则得到的门限与理想门限之间也会存在较大差异。利用

OTSU 准则所得到的门限不可避免地向较大的波峰方向“漂移”,导致目标区域分割的失败。

本文在图像区域分割上采用的是基于 OSTU 的递归分割算法,算法基本原理是^[3-5]:

(1) 使用改进的 OTSU 算法计算整个图像的首次分割阈值 T 。

(2) 根据 T , 计算图像中大于阈值 T 的像素的灰度均值和平均方差,令 ω_1 为图像中大于 T 的像素的灰度均值, $\sigma_1^2(t)$ 为图像中大于 T 的像素的平均方差。

(3) 求出整个图像的灰度均值 ω_0 和平均方差 $\sigma_0^2(t)$ ^[3]。

(4) 如果 $\frac{\omega_1 - \omega_0}{\omega_0} \geq Th_\omega$ 并且 $\frac{\sigma_1^2(t) - \sigma_0^2(t)}{\sigma_0^2(t)} \geq Th_\sigma$, 则继续递归, 否则递归结束。其中 Th_ω 和 Th_σ 可以根据实验情况进行调整, 以使满足分割出的效果得到最好的结果为准, 本文分别取 0.25 和 0.15。

对红外和可见光图像经过多次递归分割, 得到效果满意的区域分割后的二值图像:

$$R_{I,V}(x,y) = \begin{cases} 1 & (\text{目标区域}) \\ 0 & (\text{背景区域}) \end{cases}$$

2.2 区域联合

因为红外和可见光图像对应空间的像素包含的物理意义不同, 每个区域分割图中的各区域所包含的目标或背景的轮廓形状必然存在差异。因此需要对红外与可见光图像的区域分割图进行关联处理, 依照关联映射图对红外与可见光图像进行区域划分, 产生关联映射图的关联规则为^[6]:

(1) 如果区域 R_1 与 R_2 无重叠, 则在关联映射图中映射为两个区域 $R_1^j = R_1, R_2^j = R_2$;

(2) 如果区域 R_1 与 R_2 完全重叠, 则在关联映射图中映射为一个区域 $R_j = R_1 = R_2$;

(3) 如果区域 R_1 与 R_2 部分重叠, 则在关联映射图中映射为三个区域 $R_j^0 = R_1 \cap R_2, R_1^j = R_1 - R_j^0, R_2^j = R_2 - R_j^0$;

(4) 如果一个区域完全包含另一个区域, 例如 $R_1 \subset R_2$, 则在关联映射图中映射为两个区域: $R_1^j = R_1, R_2^j = R_2 - R_1$ 。

其中, R_1 表示源图像 1 的某一区域; R_2 表示源图像 2 的某一区域; R_j 表示关联映射图的某一区域。图 1 为采用上述关联规则得到的区域关联映射图。

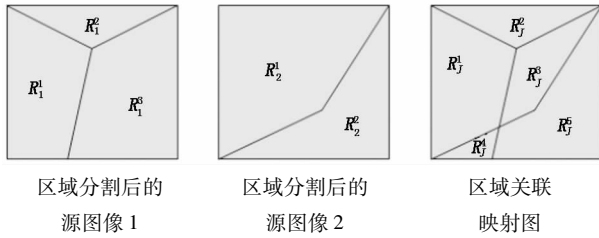


图1 区域关联映射图示例

Fig. 1 an example of generating a joint region map for fused image

经过关联处理得到的区域关联映射图中,会产生一些不能包含有效区域信息的小区域,本文应用形态学算子对这些小区域进行了平滑和合并处理。

本文首先采用基于 OTSU 的递归分割算法对红外和可见光图像进行区域分割,将图像分割为目标区域和背景区域。进而,依照一定的关联规则,对区域分割后的红外和可见光图像进行关联处理,关联映射图区域划分为目标区域,背景区域和灰度区域。如图2所示。

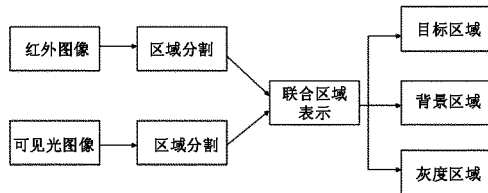


图2 本文区域分割与区域关联示意图

Fig. 2 Separated region and jointed region in this paper

3 非采样 Contourlet 变换

非采样 Contourlet 变换通过使用迭代非采样滤波器组来获得平移不变、多分辨、多方向的图像表示能力。NSCT 包含两部分:①具有多尺度性质的非采样塔形分解结构(NSP);②具有多方向分解性质的非采样方向滤波器组结构(NSDFB)^[7-8]。

3.1 非采样塔形分解结构(NSP)

NSCT 所采用的非采样塔式滤波器组(NSP)是采用 àtrous 算法设计成的一个双通道非抽样滤波器,不存在下采样过程,具有平移不变性。如图3所示为双通道非抽样滤波器组的分解与重构结构图。对于下一级分解,先对滤波器 $H(z)$ 按采样矩阵 $D = (2, 0; 0, 2)$ 进行上二采样,再以迭代的方式对上一级分解的低频分量以相同的方式分解,构成一个树型结构以达到多尺度分解的目的。图像经 L 级非采样塔式分解后,可得到 $(L + 1)$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像。其双通道三级塔形分解过程

如图4所示^[7-9]。

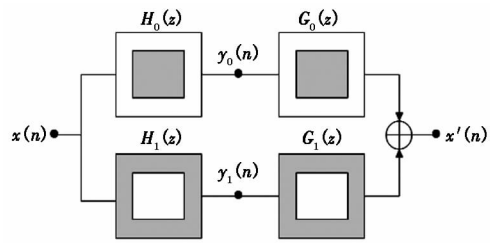


图3 非采样塔形分解与重构结构图

Fig. 3 the nonsampled pyramid decomposition and reconstruction

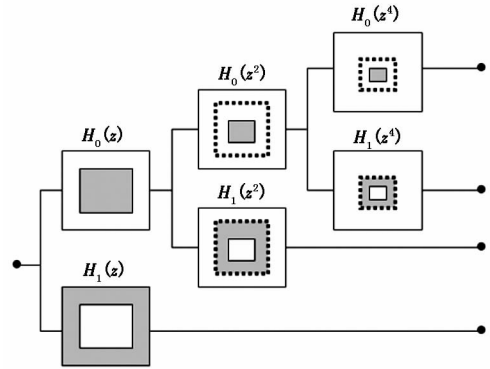


图4 图像的三级通道塔形分解

Fig. 4 the three-channel pyramid decomposition

3.2 非采样方向滤波器组结构(NSDFB)

NSCT 所采用的方向滤波器组是一组频率响应特性为扇形形状的二通道非采样滤波器组。如图5所示为双通道非抽样滤波器组的分解与重构结构图。

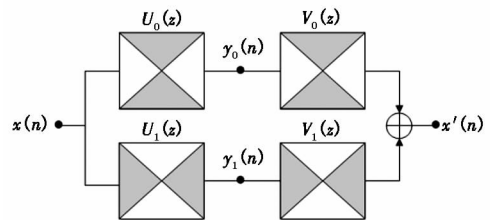


图5 双通道非采样扇形滤波器组结构图

Fig. 5 the dual-channel nonsampled fan filter banks

为了获得多方向分解,NSCT 也是通过反复采用二通道方向滤波器组进行方向滤波实现的。每一级中采用的滤波器是通过对上一级中采用的滤波器 $U(z)$ 按采样矩阵 $D = (1, 1; 1, -1)$ 采样得到的。如果对某尺度下子带图像进行 L 级方向分解,可得到 $2L$ 个与原始输入图像尺寸大小相同的方向子带图像。图像经 J 级 NSCT 变换分解后得到一个低频子带图像和 $\sum_{j=1}^J 2^j$ 个带通方向子带图像。

3.3 非采样 Contourlet 变换的实现过程

首先采用非采样塔式滤波器组,利用 àtrous 算

法^[10-11]获得图像的多尺度分解,然后采用非采样方向滤波器组对得到的各尺度子带图像进行分解,从而得到不同尺度、方向的子带图像。图 6 为 NSCT 的实现过程。

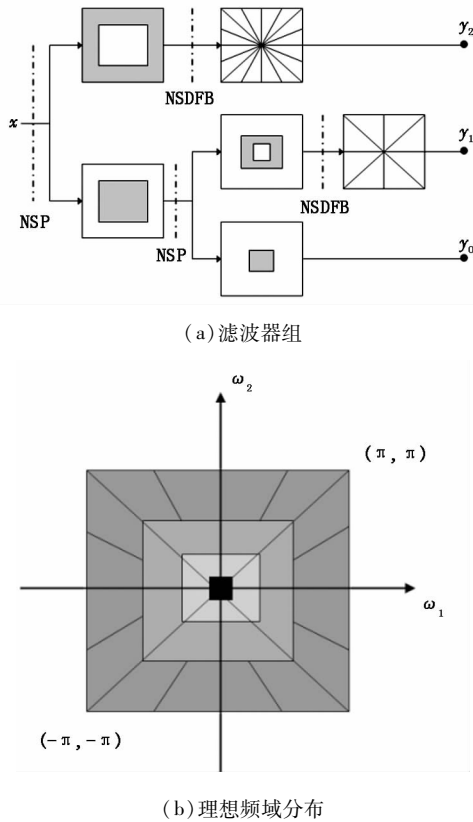


图 6 NSCT 的实现过程

Fig. 6 the nonsubsamped Contourlet transform

4 基于区域分割和 NSCT 的红外和可见光图像融合

4.1 基于区域分割和 NSCT 的红外和可见光图像融合的实现方法

4.1.1 融合算法流程

首先利用基于 OTSU 的递归分割算法将红外和可见光图像划分为不同区域,再根据一定的关联规则将两幅区域分割后的图像进行区域联合,得到关联映射图。

继而对红外和可见光源图像进行多尺度,多方向的非采样 Contourlet 分解,在 NSCT 域,按照关联映射图,利用不同区域的特征选择有效的融合规则,

最后进行融合图像的重构,得到最终的红外和可见光的融合图像。

基于区域分割和 NSCT 的红外和可见光图像融合算法流程如图 7 所示。

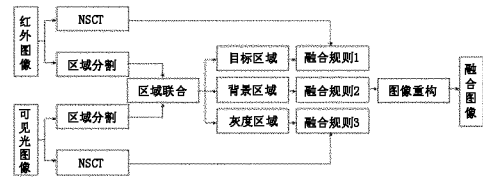


图 7 基于区域分割和 NSCT 的红外和可见光图像融合算法流程图
Fig. 7 the flowchart of fusion algorithm for infrared and visible images based on region segmentation and nonsubsamped contourlet transform

4.1.2 具体实现步骤

(1) 图像的区域分割和区域联合

采用本文 2.1 节和 2.2 节所介绍的方法对红外和可见光图像进行区域分割和区域关联,得到的关联映射图将图像分为目标区域、背景区域和灰度区域三部分。

(2) 图像的 NSCT 分解

采用本文第 3 节所介绍的非采样 Contourlet 变换,对红外源图像和可见光源图像分别进行 NSCT 分解,尺度分解为 J 层,每个尺度下方向分解数为 K。分解后可得到各自的分解系数: {H_{j,k}ⁱ, Lⁱ} 和 {H_{j,k}^v, L^v}。NSCT 分解系数中包含了低频信息图像和每个尺度下不同方向的高频信息子图像,其中 L 为低频信息图像, H_{j,k} 为尺度 j 下第 k 个方向的高频信息子图像。本文实验中取 j=3, k=3。

(3) 各区域的融合规则设计和融合算子选取

经步骤(1)得到的关联映射图中,不同区域所表征的图像特点不同,而图像经过步骤(2)的 NSCT 分解后,低频信息和高频信息也具有不同的物理意义,因此在融合过程中,需要针对不同区域对图像的高频细节信息和低频近似信息加以区分,采用不同的融合算子和融合规则。

a) 目标区域(T)

考虑到目标在红外图像中一般表现为较亮的区域,同时考虑到场景中目标面积一般较小,而背景区域面积一般较大的特点。目标区域的融合规则如下:

低频部分:

由于热目标区域的能量明显高于其他区域,可优先按照能量特征信息选择低频融合系数,以保证红外图像的热目标信息能够最大限度加入到融合图像。区域能量的计算公式如下:

$$E(R) = \sum_{(x,y) \in R} f^2(x,y)$$

低频融合系数的选取规则为:选择区域能量 E 大的区域作为融合后的区域图像,计算公式如下:

$$L_T^F(x,y) = \begin{cases} L_i^I(x,y) & E_I(R_T) \geq E_V(R_T) \\ L_i^V(x,y) & E_I(R_T) < E_V(R_T) \end{cases}$$

式中, L_T^F 为融合图像中目标区域的低频融合系数; $E(R_T)$ 为源图像中目标区域的区域能量; L_i 为源图像 NSCT 分解后目标区域的低频系数。

高频部分:

为了提取图像更多的细节特征, 融合图像中目标区域的高频系数选择取模极大的方法。计算公式如下:

$$H_{j,k}^{FT}(x,y) = \begin{cases} H_{j,k}^I(x,y) & |H_{j,k}^I(x,y)| \geq |H_{i,k}^V(x,y)| \\ H_{j,k}^V(x,y) & |H_{j,k}^I(x,y)| < |H_{i,k}^V(x,y)| \end{cases}$$

式中, $H_{j,k}^{FT}$ 为融合图像中目标区域的低频融合系数; $H_{j,k}^I$ 为源图像 NSCT 分解后第 j 层 k 方向的高频系数。

b) 背景区域(B)

考虑到可见光图像的光谱信息丰富, 包含着大量的细节特征信息, 比红外图像分辨率高, 能为后续处理提供更多细节信息的特点, 背景区域的融合规则如下:

低频部分:

以区域的平均梯度为准则。平均梯度反映了图像中微小的细节反差, 是描述图像清晰度的一个物理量, 计算公式如下:

$$G(R) = \frac{1}{N} \sum_{x,y \in R} \sqrt{\frac{\Delta f_x^2(x,y) + \Delta f_y^2(x,y)}{2}}$$

式中, N 为区域 R 的大小; Δf_x 和 Δf_y 分别为 x 和 y 方向的差分。

低频融合系数的选取规则为: 选择区域平均梯度 G 大的区域作为融合后的区域图像:

$$L_B^F(x,y) = \begin{cases} L_i^I(x,y) & G_I(R_B) \geq G_V(R_B) \\ L_i^V(x,y) & G_I(R_B) < G_V(R_B) \end{cases}$$

式中, L_B^F 为融合图像中背景区域的低频融合系数; $G(R_B)$ 为源图像中背景区域的区域平均梯度; L_i 为源图像 NSCT 分解后背景区域的低频系数。

高频部分:

为了提取图像更多的纹理特征, 融合图像中背景区域的高频系数选择区域能量最大的方法。计算公式如下:

$$H_{j,k}^{FB}(x,y) = \begin{cases} H_{j,k}^I(x,y) & |E_B^I(R_B)| \geq |E_B^V(R_B)| \\ H_{j,k}^V(x,y) & |E_B^I(R_B)| < |E_B^V(R_B)| \end{cases}$$

c) 灰度区域(G)

灰度区域包含一些边缘特征以及纹理信息, 除可见光图像的包含的信息外, 红外图像也包含着部分细节信息, 光谱特性使得某些边缘比可见光图像更为清晰。考虑到灰度区域有此特性, 本文对灰度区域的融合规则如下:

低频部分:

对于灰度区域的低频部分, 首要任务是获取红外图像中的热目标信息, 其次是要尽可能保持可见光图像中的光谱信息。由于热目标区域的能量明显高于其他区域, 可优先按照能量特征信息 E 选择低频融合系数, 以保证红外图像的热目标信息能够最大限度加入到融合图像; 而在非热目标区域, 则根据图像的清晰程度, 即区域的平均梯度 G 选择低频融合系数, 以尽可能保持可见光图像的光谱信息^[12]。

低频融合系数的选取规则为:

当 $E_C^I(R_C) \geq E_C^V(R_C)$ 时:

$$L_C^F(x,y) = L_i^I(x,y) \quad x,y \in R_C$$

当 $E_C^I(R_C) < E_C^V(R_C)$ 时:

$$L_C^F(x,y) = \begin{cases} L_i^I(x,y) & G_I(R_C) \geq G_V(R_C) \\ L_i^V(x,y) & G_I(R_C) < G_V(R_C) \end{cases} \quad x,y \in R_C$$

高频部分:

对于灰度区域的高频部分, 为了达到既能保留原始图像的大量信息, 又考虑到相邻邻域内的信息, 还能增强图像区域内像素点的相关性, 更好地提取灰度图像中所反映的边缘及轮廓特征的效果, 本文选取了一种基于加权的区域能量和区域能量匹配度相结合的融合规则。

区域能量匹配度表示的是两幅图像相同区域的区域能量大小的相似程度, 相似程度越大, 匹配度越大^[13]。

区域匹配度定义为:

$$M = \frac{2 \times \sum_{x,y \in R} f^I(x,y) \times f^V(x,y)}{E^I(R) + E^V(R)}$$

式中, M 值越接近 1, 说明两图像的区域能量匹配度越大。本文中设定 M 的阈值为 T_h 。

当 $M < T_h$ 时, 说明两图像的区域能量匹配度较低, 高频融合系数依据两图像区域能量的大小来选取:

$$H_{j,k}^{FC}(x,y) = \begin{cases} H_{j,k}^I(x,y) & |E_C^I(R_C)| \geq |E_C^V(R_C)| \\ H_{j,k}^V(x,y) & |E_C^I(R_C)| < |E_C^V(R_C)| \end{cases}$$

当 $M \geq T_h$ 时, 说明两图像的区域能量匹配度较高, 高频融合系数采用加权的区域能量方法来选取:

$$H_{j,k}^{FG}(x,y) = \omega_I \times H_{j,k}^I(x,y) + \omega_V \times H_{j,k}^V(x,y)$$

式中, ω_I 和 ω_V 为加权系数, 定义如下:

$$\omega_I = 0.5 - 0.5 \times \frac{1-M}{1-T_h}, \quad \omega_V = 1 - \omega_I$$

4.2 实验结果及性能评价

4.2.1 实验结果

为了验证本文提出的基于区域分割和非采样

Contourlet 变换的红外与可见光图像融合算法的有效性,选取了 3 组红外和可见光图像进行融合实验,并与基于像素的非采样 Contourlet 变换的融合算法和基于像素和邻域能量的非采样 Contourlet 变换融合算法进行对比。

第一组红外和可见光图像取自荷兰 TNO Human Factors Research Institute 拍摄的“UNCamp”红外和可见光序列图,如图 8(a)和图 8(b)所示。图 8(c)、图 8(d)、图 8(e)分别为红外和可见光图像用本文算法区域分割后的图像和区域关联后的关联映射图。图 8(f)为采用基于像素的非采样 Contourlet 变换的融合算法,即低频系数融合规则采用加权平均法,高频系数融合规则采用取模最大法得到的融合图像。图 8(g)为采用基于像素和邻域能量的非采样 Contourlet 变换的融合算法,即高低频系数融合规则均采用加权的区域能量最大法得到的融合图像。图 8(h)为采用本文的算法得到的融合图像。第二组图像是 Octec 公司提供的红外和可见光图像序列图,如图 9 所示,图 9(f)~图 9(h)为采用三种融合算法的融合效果图。第三组图像如图 10 所示,图 10(f)~图 10(h)为采用三种融合算法的融合效果图。

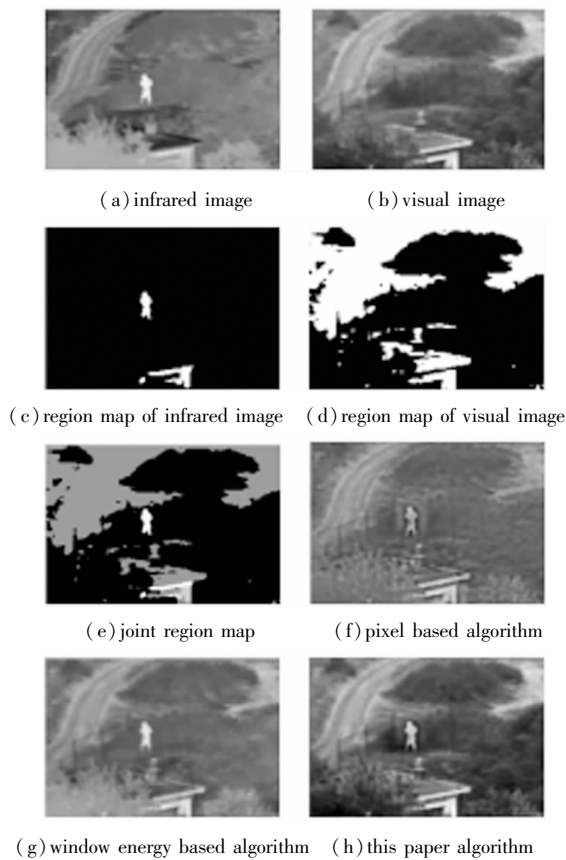


图 8 第一组源图像及不同算法的融合结果

Fig. 8 source images of set one and fused results using different algorithms

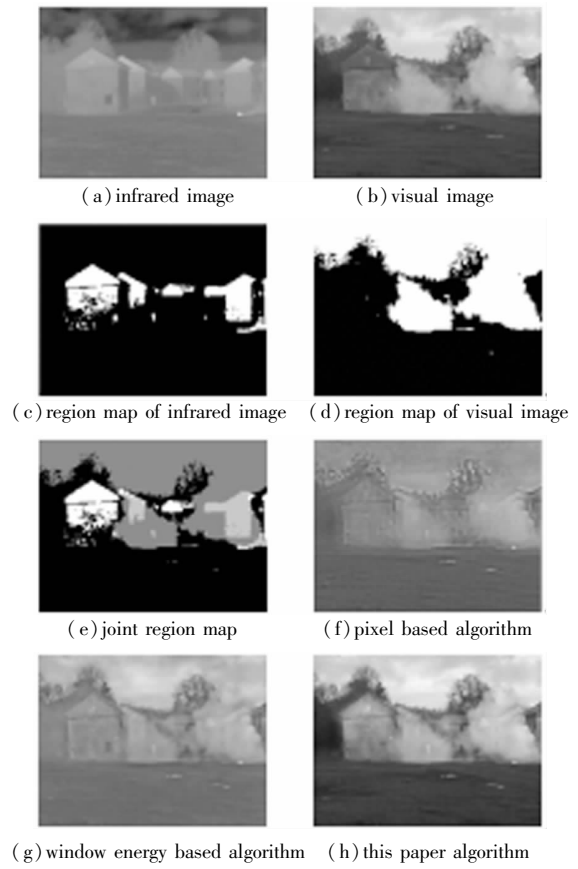


图 9 第二组源图像及不同算法的融合结果

Fig. 9 source images of set two and fused results using different algorithms

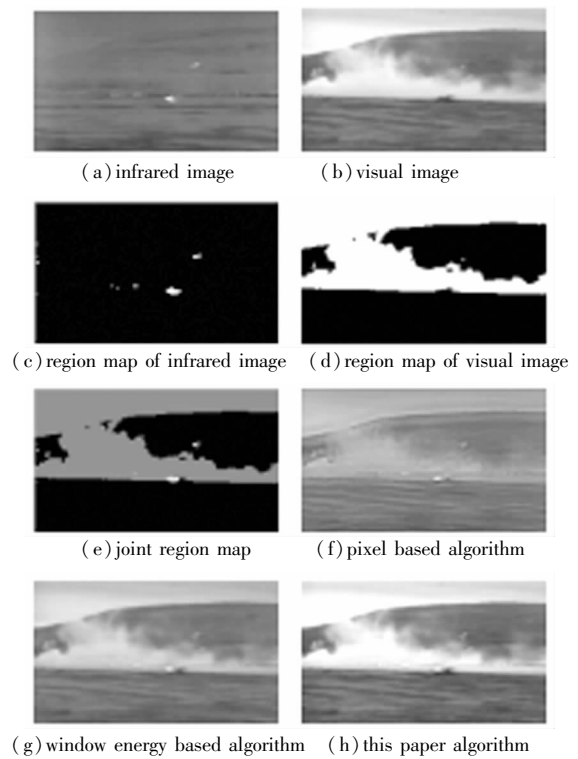


图 10 第三组源图像及不同算法的融合结果

Fig. 10 source images of set three and fused results using different algorithms

从主观视觉效果上来看,对比与其他两种融合算法,本文算法的融合图像充分反映了区域分割对目标特征的提取作用,无论从热目标信息的显著程度还是在图像细节表现能力方面,均明显优于其他两种融合算法,视觉效果更好。

4.2.2 性能评价

为了能更全面的衡量本文算法的有效性,除了用主观目视判别,还需要用客观评价指标做定量分析。本文采用图像的信息熵,总体交叉熵和平均梯度三种性能指标来对三种融合算法进行定量分析^[13-14]。

信息熵(information entropy, IE):信息熵能较好地描述图像所包含信息量的大小。图像中高频细节信息越丰富,其信息熵就越大,说明图像包含的信息量越大。其表达式为:

$$IE = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i)$$

其中, L 为图像的灰度级数; $p(i)$ 表示灰度级为 i 的像素数所占总像素数的比例。

总体交叉熵(overall cross entropy, OCE):总体交叉熵反映源图像与融合图像对应像素灰度值的差异,交叉熵越小,表示图像间的差异越小,即融合图像对两幅源图像的重要信息均保持得越好,满足了信息互补的融合要求。其表达式为:

$$OCE = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} p_I(i) \log_2 \frac{p_I(i)}{p_F(i)} + \sum_{i=0}^{L-1} p_V(i) \log_2 \frac{p_V(i)}{p_F(i)}}{2}$$

平均梯度(averaging gradient, AG):平均梯度反映了图像中的微小细节反差与纹理变化特征,在一定程度上表征了图像的清晰度。平均梯度越大,表示图像的边缘细节纹理保留的越多,图像也就越清晰。其表达式为:

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\frac{[\Delta f_x(i, j)]^2 + [\Delta f_y(i, j)]^2}{2}}$$

式中, M, N 分别表示图像列数和行数; Δf_x 和 Δf_y 分别为 $f(i, j)$ 在 x, y 方向上的方差。

表1 融合结果的客观评价

Tab. 1 objective evaluation to fusion result

实验图像	第一组图像			第二组图像			第三组图像		
	IE	OCE	AG	IE	OCE	AG	IE	OCE	AG
基于像素	4.3812	0.4792	0.0275	4.4395	1.8318	0.0236	4.6849	0.8115	0.0269
基于邻域能量	4.5703	0.3560	0.0309	4.6081	1.3236	0.0273	4.8482	0.3966	0.0292
本文算法	4.9199	0.2026	0.0381	4.9782	0.6569	0.0344	5.0002	0.3324	0.0315

表1给出了对于三组图像,本文方法与基于像素融合和基于邻域能量融合方法的客观评价指标对比结果。从数值结果分析,在三组图像的融合中,应用本文方法的融合图像的信息熵和平均梯度均大于其他两种方法,总体交叉熵均小于其他两种方法,这也与主观视觉观察的结果相一致。此对比结果说明本文方法对两幅图像的重要信息保持的非常好,并且较好的保留了源图像的边缘细节信息,取得了较好的融合效果。

5 结束语

针对红外和可见光图像的成像特点,在详细讨论 NSCT 的基础上,提出了一种基于区域分割和 NSCT 的图像融合算法。该算法首先利用基于 OT-SU 的递归分割算法对源图像进行区域分割和区域联合,然后对源图像进行 NSCT 分解,依照区域联合的关联映射图,对各个区域采用适合的融合规则对 NSCT 分解后的高低频系数进行系数融合,最后重构得到融合图像。实验结果表明,本文所提出融合

算法既能够保留源图像的光谱信息,又能够有效获取源图像的细节信息,主客观评价结果相一致。同时采用不同场景下的三组红外和可见光图像进行的实验结果表明,本文算法对环境的适应性较强,提高了融合的针对性,在场景监控领域有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] Li Qi-shen, Li Jun-feng, Jiang Ze-tao. Image fusion based on nonsubsampling Contourlet transform and evaluation [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(3): 1138-1142. (in Chinese)
李其申, 李俊峰, 江泽涛. 非下采样 Contourlet 变换的图像融合及评价[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(3): 1138-1142.
- [2] He Guo-dong, Liang Dong, Yao Hong, et al. Fusion of infrared and visible light Images based on nonsubsampling contourlet transform [J]. Microelectronics & Computer, 2009, 26(2): 8-11. (in Chinese)

- 何国栋,梁栋,姚红,等. 基于非抽样 Contourlet 变换的红外图像和可见光图像融合算法[J]. 微电子学与计算机,2009,26(2):8-11.
- [3] Ostu N. A threshold selection method from gray level histogram[J]. IEEE trans. Syst. Man. Cybern., 1979, SMC-8:62-66.
- [4] Wang Guo-you, Zou Yu-lan, Ling Yong. An algorithm for saliency-based local recursive OTSU segmentation[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science), 2002, 30(9):57-59. (in Chinese)
汪国有,邹玉兰,凌勇. 基于显著性的 OSTU 局部递归分割算法[J]. 华中科技大学学报, 2002, 30(9):57-59.
- [5] Tao Wen-bing, Liu Li-man, Tian Jin-wen, et al. A recursive threshold analysis for infrared object segmentation[J]. Opto-electronic Engineering, 2004, 31(10):46-49. (in Chinese)
陶文兵,刘李漫,等. 采用递归门限分析的红外目标分割[J]. 光电工程, 2004, 31(10):46-49.
- [6] Ye Chuan-qi, Wang Bao-shu, Miao Qi-guang. Fusion of infrared and visible light images based on region characteristic[J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 6, 38(6):1498-1503. (in Chinese)
叶传奇,王宝树,苗启广. 一种基于区域特性的红外与可见光图像融合算法[J]. 光子学报, 2009, 6, 38(6):1498-1503.
- [7] Bamberger R H, Smith M J T. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1992, 40(4):882-893.
- [8] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design and applications[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(10):3089-3101.
- [9] Chai Qi, Wang Li-ming, Yang Wei. Algorithm of infrared and visible image fusions based on àtrous-contourlet transform[J]. Laser & Infrared, 2009, 39(4):435-438. (in Chinese)
柴奇,王黎明,杨伟. 基于 àTrous-contourlet 变换的红外与可见光图像融合算法[J]. 激光与红外, 2009, 39(4):435-438.
- [10] Xu Ting-fa, Qin Qing-wang, Ni Guo-qiang. A Trous wavelet real-time image fusion algorithm based on DM642 fusion system[J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 17(10):2045-2050. (in Chinese)
许廷发,秦庆旺,倪国强. 基于 DM642 融合系统的 A Trous 小波实时图像融合算法[J]. 光学 精密工程, 2008, 17(10):2045-2050.
- [11] Shensa M J. The discrete wavelet transform: wedding the àtrous and mallat algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992(10):2464-2482.
- [12] Liu Kun, Guo Lei, Chen Jing-song. Sequence infrared image fusion algorithm using region segmentation[J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(3):553-558. (in Chinese)
刘坤,郭雷,陈敬松. 基于区域分割的序列红外图像融合算法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(3):553-558.
- [13] Qu Xiao-bo, Yan Jing-wen, Yang Gui-de. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-laplacian[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(5):1203-1211. (in Chinese)
屈小波,闫敬文,杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. 光学 精密工程, 2009, 17(5):1203-1211.
- [14] Huang Wei, Jing Zhong-liang. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4):493-500.