

基于多小波包的红外/被动毫米波图像融合

何伏春, 聂建英

(福州大学数学与计算机科学学院, 福州 350108)

摘要: 红外/被动毫米波(IR/PMMW)复合制导是当前发展多模复合制导技术的热点方向。红外探测系统在低能见度条件下穿透能力不如被动毫米波,而被动毫米波探测图像分辨率不如红外图像。为了更好地识别目标,提出一种新方法,首先采用多小波包与邻域平均相结合的去噪方法对IR/PMMW图像进行去噪处理;然后利用多小波包方法获取多张相似的IR/PMMW图像,再将它们进行主成分融合并进行精确的直方图规定化;最后,根据被动毫米波图像的特殊性,提出基于区域的图像质量评价方法。实验仿真结果表明,利用新方法处理图像,提高了图像的清晰度,更容易识别出目标信息。

关键词: 被动毫米波图像; 图像去噪; 图像融合; 多小波包; 主成分分析

中图分类号: V271.4; TN955 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)06-0011-06

IR/PMMW Image Fusion Based on Multi-Wavelet Packet

HE Fu-chun, NIE Jian-ying

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Infrared/passive millimeter wave (IR/PMMW) combined guidance is currently the hot trend in the field of multi-mode combined guidance technology. The penetrability of infrared detection system under low visibility conditions is not as good as that of passive millimeter wave, while the passive millimeter wave detection image is not as good as infrared image in resolution. In order to better identify the target, a new method was proposed. Firstly, IR/PMMW image was de-noised by using the de-noising method of combing multi-wavelet packet with neighborhood average, and then multiple similar IR/PMMW images were obtained by using the multi-wavelet packet method, which were then fused with principal component analysis, and accurate histogram specification was conducted. Finally, according to the particularity of PMMW image, a region based image quality evaluation method was proposed. The experimental simulation results indicate that after processing with the new method, the definition of image is improved, and it's easier to identify the target information.

Key words: PMMW image; image de-noising; image fusion; multi-wavelet packet; principal component analysis

0 引言

红外/被动毫米波(IR/PMMW)复合制导是当前发展多模复合制导技术的热点方向。红外(IR)探测系统在低能见度条件下穿透能力不如被动毫米波(PMMW),而PMMW探测图像分辨率不如红外图像。IR/PMMW复合制导可以相互取长补短,尽量减少气候及恶劣战场环境的影响,确保探测器能够全天候工作,快速精准地打击军事目标^[1-3]。在此背景下,本文主要研究IR图像与3 mm PMMW图像的像素级融合。

常见的基于像素级的图像融合方法有:简单的像素加权平均、HIS变换、小波变换、PCA变换、金字塔变换及神经网络等方法^[4]。近年来,小波分析被大量用于数字图像的处理中,如文献[5]提出了将Sobel算子与小波变换相结合的算法,该方法优于传统的HIS算法;文献[6]提出基于小波变换和圆形领域特征的融合方法等,这些方法仅适用于将两幅同等地位的图像进行融合,是对称性的方法。而IR图像与PMMW图像虽然是表示同一场景,但它们之间的差异性很大,结合小波变换、PCA变换的特点,提出将具有良好局部性和对称性的多小波包与PCA变换相结合的非对称方法对IR/PMMW图像进行融合。

1 多重分辨率分析与多小波

多重分辨率分析从多分辨率分析发展而来。把

收稿日期:2014-06-23

修回日期:2014-08-24

基金项目:福州大学科研基金(0030824649)

作者简介:何伏春(1990—),男,福建寿宁人,硕士生,研究方向为毫米波探测与目标识别技术。

多分辨率分析的生成元由一个函数推广到多个函数,即为多重多分辨率分析,相应的小波也是由多个函数构成的函数向量,称之为多小波或向量小波,多重多分辨率分析可以解决多分辨率分析中正交性与对称性等不可调和的矛盾^[7]。

称函数向量

$$\varphi(t) = (\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_r(t))^T \in L^2(R)^r \quad (1)$$

为多尺度函数或向量尺度函数,相应的矩阵两尺度方程(也即矩阵加细方程)为

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sum_{k \in Z} H_k \varphi(2t - k) \\ \psi(t) = \sum_{k \in Z} G_k \varphi(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\psi(t)$ 为多小波; H_k 和 G_k 是 $r \times r$ 矩阵,为两尺度方程的矩阵尺度系数,也称为矩阵滤波器系数。

2 多小波包去噪与邻域平均相结合的去噪方法

由于多小波可以同时具有正交性、对称性、紧支集和消失矩等优良的性质,所以多小波在数值计算、信号去噪及图像压缩等许多领域的处理效果比小波方法更好,而小波包对小波分解后数据的高频部分进一步分解,提高了时频分辨率,具有良好的局部性,是一种更为精细的方法^[7-8]。考虑到小波包与多小波各自的优良性质,本文将它们相结合,采取多小波包去噪方法。

传统的邻域平均去噪法有一个特点,即将整个图像平滑化、模糊化,不仅去掉了图像的噪声,也去掉了图像的细节信息,将图像的边缘也模糊了,而多小波包秉承了小波去噪可以保留图像局部信息的优点,因此,将小波包去噪与邻域平均去噪相结合,可在去噪的同时保留图像的局部特征,下面具体介绍。

由于多小波的特殊性,在用多小波包对图像进行处理时,需要对图像进行预处理和后处理,进行预处理后的图像由 4 个小图组成,比如,用常见的 GHM 多小波的预处理方法对图 1 所示的坦克 IR 图像和 PMMW 图像进行预处理,结果如图 2 所示。

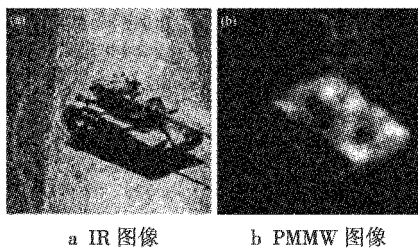
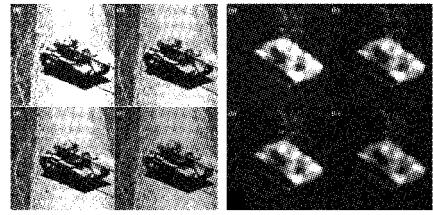


图 1 原始图像

Fig. 1 The original image



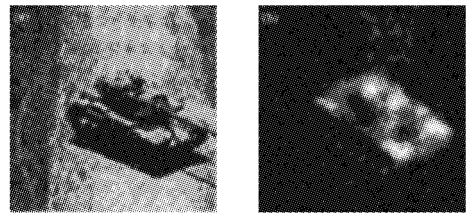
a 预处理后 IR 图像 b 预处理后 PMMW 图像

图 2 预处理图像

Fig. 2 The pre-processed images

传统小波去噪的阈值方法不能自然地推广为多小波包去噪,因为有可能出现某个子图阈值过大而对其他子图来讲阈值过小的问题,以致损失了本来重要的小波信息。为解决这个问题,提出百分比阈值法:进行多小波包分解,再将细节系数的每一个子图按给定的百分比进行置 0 操作,这样,在去噪的同时,还可以均匀地保留每一个子图中的小波信息,再重构回去,最后对重构回去的图像进行一次邻域平均去噪操作,即得多小波包去噪图像。

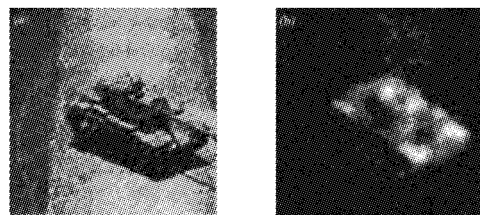
邻域平均去噪后的图像如图 3 所示,用 GHM 多小波包百分比法(置 0 百分比为 80%)去噪后的图像如图 4 所示。



a 邻域去噪 IR 图像 b 邻域去噪 PMMW 图像

图 3 邻域平均法去噪图像

Fig. 3 Denoised images using neighbourhood averaging method



a 多小波包去噪 IR 图像 b 多小波包去噪 PMMW 图像

图 4 多小波包去噪图像

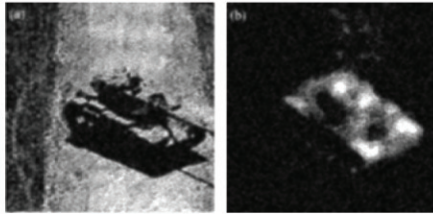
Fig. 4 Denoised images using multi-wavelet packet method

可以看出,邻域去噪使图像过于模糊,多小波包去噪虽然置 0 百分比很大,但平滑度不够且有条带效应。对邻域平均去噪后的图像与多小波包去噪后的图像采取加权平均进行融合,权重因像素的不同而不同,设邻域平均去噪后的图像为 X_1 ,多小波包去噪后的图像为 X_2 , $\rho(i,j)$ 表示像素 $X_1(i,j)$ 的权重, m 表示 X_1 的最大像素值, k 表示 X_2 的权重,则融合图像 Y 为

$$Y(i,j) = \rho(i,j)X_1(i,j) + k(1 - \rho(i,j))X_2(i,j) \quad (3)$$

式中, $\rho(i,j) = \frac{X_1(i,j)}{m}$ 。

运行上述去噪方法得到邻域平均与多小波包相结合的去噪图像,如图 5 所示。各去噪图像的清晰度如表 1 所示。



a 融合去噪 IR 图像 b 融合去噪 PMMW 图像

图 5 融合去噪图像

Fig. 5 Denoised images using fusion method

表 1 去噪图像的清晰度

Table 1 Definition of denoised image

	原图	邻域平均	多小波包	融合
IR	46.234 3	6.299 9	10.774 6	8.418 6
PMMW	29.931 3	2.981 4	5.733 4	3.402 6

从各种方法去噪后的图像和表 1 可以看出,不管是对 PMMW 图像还是 IR 图像,邻域平均法去噪导致图像最模糊(清晰度最小),而多小波包去噪相对来讲保留了较多的噪声,从去噪后的图像对比可以看出,相结合的方法保留了各自的优点,去噪效果较好,削弱了多小波包去噪引来的条带效应,且清晰度也不会过高或过低(过高是由噪声引起的,过低表示太模糊,均不好)。

3 主成分分析与多小波包图像融合

主成分分析(PCA)又称为 K-L 变换^[9],它是将多指标化为少数几个综合指标的一种统计分析方法。常将主成分分析用于多光谱图像融合中,将提取出的源图像的主成分融合在一起,以改进图像的质量。本文采取主成分分析与多小波包分析相结合的方法将 PMMW 图像与 IR 图像进行融合,提高了目标的识别率,具体介绍如下。

主成分分析需要多张相似的图像作为输入数据,因此,在对 IR 图像与 PMMW 图像进行主成分融合之前,需要先产生多张 IR 图像和 PMMW 图像,产生多张图像的方法可通过多小波包分析来实现。

3.1 多小波包分析产生多幅相似图像

仍然延用小波分析对分解后系数的称呼,将多小波分解后的系数称为模糊系数、水平细节系数、垂直细节系数和对角细节系数,分别用 A, H, V, D 这 4 个字母表示,对各系数的 4 个子图,比如模糊系数 A 的 4 个子图用 A_1, A_2, A_3, A_4 表示,对信号 X 进行预处理及一层

多小波分解结果如图 6 所示。

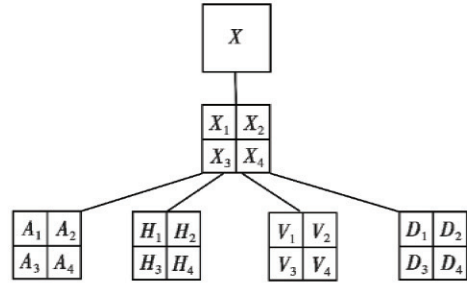
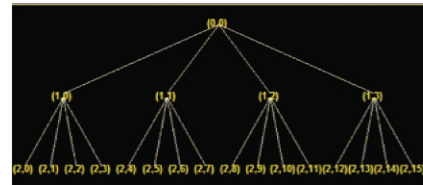


图 6 多小波预处理与一层分解

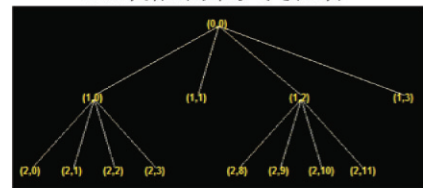
Fig. 6 Multi-wavelet pre-processing and decomposition at level one

先将原图进行多小波包分解,提取最佳多小波包树,再分别将水平细节系数 H 中的子图 H_2 、垂直细节系数 V 中的子图 V_3 、对角细节系数 D 中的子图 D_4 进行百分比阈值处理,再重构回去,得原图的 3 张近似图像。选取 GHM 多小波,将去噪后的 IR 图像和 PMMW 图像用上述方法进行处理,得到的最佳多小波包树和 3 个原图的近似图像如图 7、图 8 所示。

图 8 中 3 张近似图像看上去似乎没有差别,其实是有差别的,只是在视觉上不易发现而已,现任选两图(不妨选 IR 的前两幅)做差以说明确有差别,如图 9 所示,最大的像素差在 50 左右。



a IR 图像的最佳多小波包树



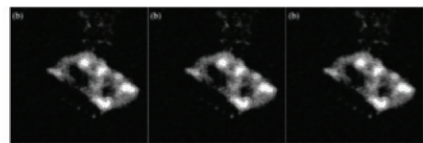
b PMMW 图像的最佳多小波包树

图 7 最佳多小波包树

Fig. 7 The best multi-wavelet packet tree



a 3 张近似的 IR 图像



b 3 张近似的 PMMW 图像

图 8 近似图像

Fig. 8 Similar images

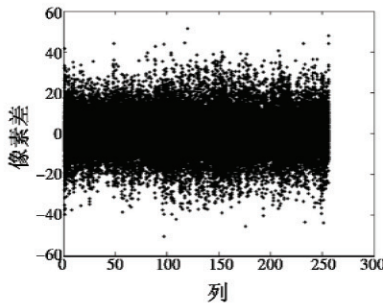


图9 近似图像之差

Fig.9 Difference of similar images

3.2 进行主成分融合及融合后的处理

将3幅IR图像和3幅PMMW图像分别进行主成分变换,然后将低分辨率图像的第一主成分替换为高分辨率的第一主成分(即融合图像以高分辨率的第一主成分为主),再进行主成分逆变换,可以得到高分辨率图像的3张近似图。接着取3张近似图的平均图像即得到一张融合后的图像。但是对于这个图像,其像素值不是整数且有溢出[0,255]区间的部分。接下来并不是将像素值四舍五入就近取整处理,因为如果这样做,则多小波包分析及主成分分析对图像的处理效果就被减弱了,本文的做法是,对得到的融合图像的小数像素值以去噪后图像的直方图为依据进行精确的直方图规范化,具体做法如下。

先观察去噪后图像(邻域平均和多小波包去噪相结合的方法去噪)的直方图,如图10所示。

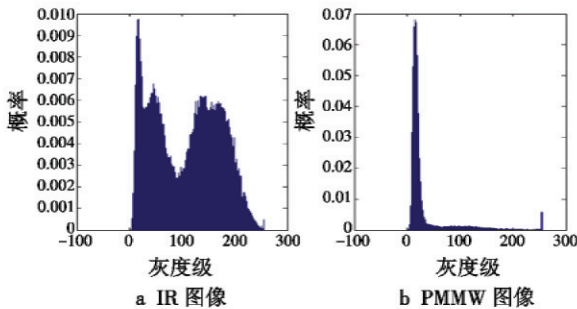


图10 去噪图像的直方图

Fig.10 Histogram of denoised images

可以明显看出,在像素值接近0或者是255时,直方图曲线突然变大,并且直方图曲线抖动得比较厉害,针对这两个问题做如下处理。

设像素值*i*的取值范围是0~255之间的整数, $h(i)$ 是像素*i*在图像中出现的频率,先用邻域平均法对去噪图像的频率直方图*h*进行平滑操作(平滑处理后仍记为*h*),然后选取合适的两个像素值*i*₁和*i*₂,对点列 $\left\{ (j, h(i)) \mid j = \frac{(i - i_1) \times 255}{i_2 - i_1}, i = i_1, i_1 + 1, \dots, i_2 \right\}$ 进行插值操作并求出 $j = 0, 1, \dots, 255$ 的插值点的函数值 $\bar{h}(j)$ 。记 $s_1 = \sum_{i=0}^{i_1-1} h(i), s_2 = \sum_{i=i_2+1}^{255} h(i), s_3 = 1 - s_1 - s_2, s_4 =$

$\sum_{j=0}^{255} \bar{h}(j)$,则融合后图像的频率直方图为

$$H(j) = \frac{\bar{h}(j) \times s_3}{s_4} \quad j = 0, 1, \dots, 255 \quad (4)$$

此时 $\sum_{j=0}^{255} H(j) \neq 1$,需要对*H*(0)和*H*(255)进行修改,重新修改*H*(0)和*H*(255)为: $H(0) = H(0) + s_1, H(255) = H(255) + s_2$,此时有 $\sum_{j=0}^{255} H(j) = 1$ 。

对IR图像,取*i*₁=40,*i*₂=230,对PMMW图像,取*i*₁=25,*i*₂=240,计算出的直方图如图11所示(已去掉两端像素),从图中可以看出,处理后的直方图明显光滑了许多。

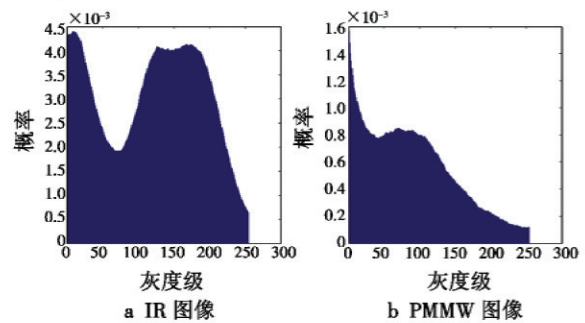


图11 融合图像的直方图

Fig.11 Histogram of fusion images

现在已知非整数像素值的主成分融合图像*X*及直方图*H*,要将*X*按直方图*H*进行精确的规范化。设*X*的像素个数为*L*,设将*X*的各像素按像素值从小到大重新排列后的序列为 $\{Z(i) \mid i = 1, 2, \dots, L\}$,令

$$C(j) = \left[L \sum_{i=0}^j H(i) \right] \quad j = 0, 1, \dots, 255 \quad (5)$$

式中, $[a]$ 表示对*a*进行四舍五入取整。则最终的融合图像为

$$Y(i, j) = k \quad Z(C(k-1)) < X(i, j) \leq Z(C(k)) \quad (6)$$

式中, $k = 0, 1, \dots, 255$ 。

分别以IR,PMMW图像为主进行融合后的图像如图12a和图12b所示。

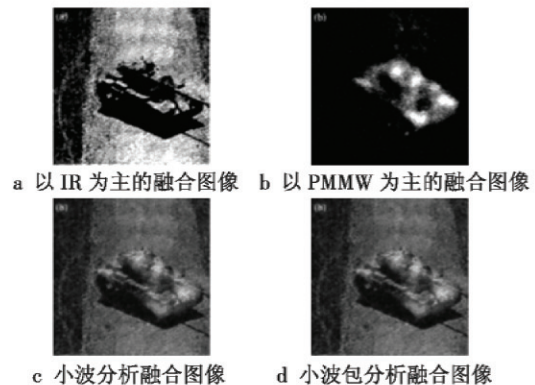


图12 融合图像

Fig.12 Fusion images

整个融合过程如图 13 所示。为了进行对比,同时给出小波分析和小波包分析的融合图像,如图 12c 和图 12d 所示。

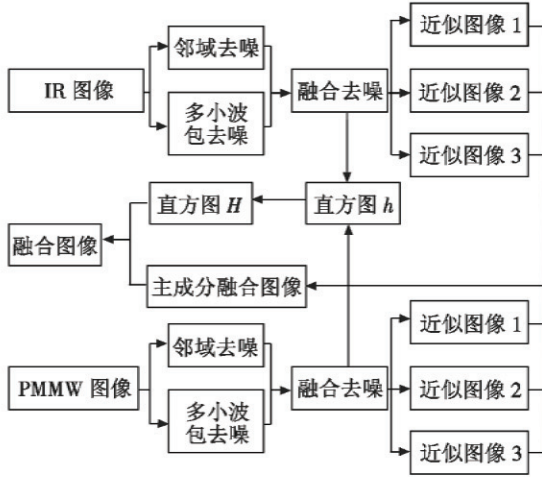


图 13 融合过程

Fig. 13 Fusion process

4 结果评价与分析

观察如图 13 所示的整个融合过程可知,算法的运算时间主要集中在多小波包变换上,而多小波包变换可用 Mallat 算法实现,小波分析正是因为有了 Mallat 算法才得以在图像处理等多种领域被广泛应用,因此,本算法的复杂度也是在可接受的范围之内。

图像质量的评价分为主观评价方法和客观评价方法。从主观上看,本文方法所得的融合图像以某个源图像为主,并且比源图像明显清晰了许多,容易识别目标坦克的形状,在实际应用中可以灵活地根据天气情况选择或者以 IR 图像为主,或者以 PMMW 图像为主;而小波方法与小波包方法一味地将 IR 图像与 PMMW 图像进行机械的重合,没有考虑到 IR 图像与 PMMW 图像的差异性,由于 IR 图像与 PMMW 图像差异比较大,直接进行融合使得两幅图像互相重叠和干扰,反而使融合图像模糊了,不易识别出目标信息。

本文采取 3 个评价指标对图像的处理效果进行客观评价,分别是方差、空间频率、清晰度^[10]。

1) 方差反映了灰度相对于均值的离散情况,方差越大,则灰度级分布越分散,此时,图像中所有灰度级出现的概率越趋于相等,包含的信息量越趋于最大。算式为

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{\mu})^2 \quad (7)$$

2) 空间频率反映了一幅图像空间域的总体活跃程度,行频率、列频率和空间频率的算式分别为

$$R_F = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (F_{i,j} - F_{i,j-1})^2} \quad (8)$$

$$C_F = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (F_{i,j} - F_{i-1,j})^2} \quad (9)$$

$$S_F = \sqrt{R_F^2 + C_F^2} \quad (10)$$

3) 图像的清晰度采用梯度法来衡量,图像的梯度计算式为

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2} \quad (11)$$

式中: ΔI_x 与 ΔI_y 分别为 x 与 y 方向上的差分; n 为图像的大小。 \bar{g} 越大,图像的清晰度越高。

以 IR 图像为主和以 PMMW 图像为主的融合图像及小波、小波包方法所得融合图像的质量评价如表 2 所示。

表 2 质量评价

Table 2 Quality evaluation

	方差	空间频率	清晰度
IR 去噪图像	4 091.891 9	14.989 6	8.337 4
IR 融合图像	6 319.863 3	20.733 3	10.834 8
PMMW 去噪图像	1 800.327 1	7.209 8	3.329 1
PMMW 融合图像	2 010.681 7	7.606 9	2.325 6
小波分析	1 147.723 5	8.192 8	4.650 1
小波包分析	1 147.770 5	8.180 2	4.640 4

表 2 是将融合图像与融合前的去噪图像进行对比。从表中可以看出,小波分析与小波包分析方法所得的融合图像的各项评价指标介于两幅源图像之间,这是由此两种融合方法都是取各源图像的一半信息进行融合所导致的。对于 IR 图像,各指标都明显上升,说明融合图像有效地增加了图像的信息量及图像的总活跃程度,同时也提高了图像的清晰度,说明了融合方法的有效性。但是,对于 PMMW 图像,空间频率指标增加得不够明显,并且清晰度指标反而下降了,通过观察 PMMW 图像可知,除了中央部分的坦克外,其他区域大部分是黑的。融合的目的是为了提高目标坦克图像的质量,便于识别,但是上述指标是针对整张 PMMW 图像进行计算的,大片无效的黑背景也参与了评价指标的计算,势必对评价指标造成干扰,使得评价指标不能反映目标坦克图像的真实质量。

为了更准确地反映融合图像的质量,本文对 PMMW 图像采取基于目标区域的评价方法。因此有必要选出目标所在的区域,做法是:先对 PMMW 融合图像进行平滑操作,然后进行阈值处理提取出目标区域,再对提取出的目标区域进行平滑操作,最后进行阈值处理即可提取出最终的目标区域。两次平滑操作的作用是不同的,第一次平滑是为了增强区域的连通性,第二次平滑是为了适当地扩大区域,覆盖目标。对 PMMW 图像进行上述区域提取操作,结果如图 14 所示,图中,将 PMMW 图像放置于提取出的区域中便于观察目标

在区域中的位置。重新计算 PMMW 图像在区域中的各项质量评价指标,如表 3 所示。对比表 2 和表 3 可以看出,基于区域的质量评价指标提升得更多,这说明区域中的目标图像的质量实际上是有提升的,这也与主观感觉相符。

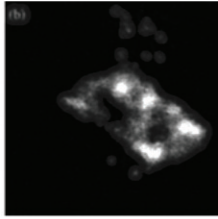


图 14 目标区域

Fig. 14 Target area

表 3 基于区域的质量评价

Table 3 Quality evaluation based on areas

	方差	空间频率	清晰度
PMMW 去噪图像	4 115.161 4	13.432 9	7.617 9
PMMW 融合图像	4 898.796 2	15.032 6	8.181 3

5 结束语

IR/PMMW 双模导引头军事应用前景广泛。本文提出基于多小波包和主成分分析的融合方法改善 IR/PMMW 图像的融合质量,仿真实验表明融合效果良好,复合探测器输出的融合图像能更容易地识别出目标,具有一定的实际应用价值。

参考文献

- [1] 叶银芳,聂建英. 基于多分辨分析的红外/被动毫米波图像主成分融合[J]. 电光与控制, 2013, 20(9): 6-9. (YE Y F, NIE J Y. Principal component fusion of IR/PMMW image based on multiresolution analysis[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(9): 6-9.)
- [2] 聂建英,李兴国,娄国伟. PMMW 装甲目标小波包分析与辐射特性研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(3): 72-75. (NIE J Y, LI X G, LOU G W. Analysis of wavelet packet and radiation characteristics for armored targets with PMMW[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(3): 72-75.)
- [3] 章蕾,高志峰,李黎明,等. 红外成像/毫米波雷达复合导引头信息融合研究[J]. 激光与红外, 2010, 40(2): 158-161. (ZHANG L, GAO Z F, LI L M, et al. Study on data fusion of infrared imaging/millimeter wave radar combined seeker[J]. Laser & Infrared, 2010, 40(2): 158-161.)
- [4] 覃征,鲍复民,李爱国,等. 多传感器图像融合及其应用综述[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(2): 1-5. (QIN Z, BAO F M, LI A G, et al. Multisensor image fusion and its application: A survey[J]. Microelectronics & Computer, 2004, 21(2): 1-5.)
- [5] 温黎茗,彭力. 基于 Sobel 算子的小波包变换遥感图像融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(3): 207-209. (WEN L M, PENG L. Remote sensing image fusion method based on wavelet packet transform with Sobel operator[J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(3): 207-209.)
- [6] 杨莎莎,田小平,王小刚. 基于小波包变换和圆形邻域特征的图像融合[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1923-1926. (YANG S S, TIAN X P, WANG X G. Image fusion algorithm based on wavelet packet transform and characteristics of circular neighborhood for images[J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21(7): 1923-1926.)
- [7] 樊启斌. 小波分析[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2008: 246-286. (FAN Q B. Wavelet analysis[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2008: 246-286.)
- [8] 张德丰. MATLAB 小波分析[M]. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2012: 70. (ZHANG D F. MATLAB: Wavelet analysis[M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2012: 70.)
- [9] 高惠璇. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2005: 265-280. (GAO H X. Applied multivariate statistical analysis[M]. Beijing: Peking University Press, 2005: 265-280.)
- [10] 王蓉,柴玉华,高立群,等. 图像融合技术及融合效果评价的研究[J]. 农机化研究, 2006(1): 87-89. (WANG R, CHAI Y H, GAO L Q, et al. The research of image fusion technique and fusion effect evaluation[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2006(1): 87-89.)

欢迎踊跃投稿

欢迎刊登广告