

文章编号:1001-9014(2010)05-0362-05

双色中波红外图像的分割支持度变换融合

杨风暴, 蔺素珍, 冷敏

(1. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室, 仪器科学与动态测试教育部重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要:提出了基于形态学分割和支持度变换的双色中波红外图像的融合方法. 通过腐蚀膨胀操作、加权叠加实现两幅细分波段图像的局部处理, 消除了第一细分波段图像的太阳照射饱和区, 然后利用支持度变换对图像进行融合, 将两幅图像的细节信息综合起来, 使图像更清晰. 实验结果表明: 同小波包变换融合方法相比, 经本文算法融合后的图像有效消除了太阳照射造成的饱和区, 太阳影响参数降低了 60.05%, 局部标准偏差和局部粗糙度分别增加了 2.59% 和 3.39%, 处理时间缩短了 66.77%, 证明了融合方法的有效性.

关键词:双色中波红外; 图像融合; 形态学操作; 支持度变换

中图分类号: TN219 文献标识码: A

FUSION OF DUAL COLOR MWIR IMAGES BASED ON SEGMENTATION AND SUPPORT VALUE TRANSFORM

YANG Feng-Bao, Lin Su-Zhen, LENG Min

(National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology, Key Laboratory of Instrumentation Science and Dynamic Measurement North University of China, Ministry of Education, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Fusion method of subdivision band images of mid-wave infrared is presented based on both morphology processing and support value transform (SVT). Local process of two subdivision band MWIR images is implemented with erosion, dilation and weighted stacking method, in order to eliminate saturating regions in the first subdivision band image that are formed by sun irradiation. Fusion between local processed image and the second subdivision band image is achieved by SVT, in order to combine detailed information of two images and to get legible results. The experimental results show that the saturating regions of image obtained by proposed method, compared with image fused by wavelet packet transform, are removed effectively. The sun effect parameter decreased by 60.05%, local standard deviation and local coarseness increased by 2.59% and 3.39% respectively, and elapsed time decreased by 66.77%. The validity of fusion method proposed is proved.

Key words: dual-color mid-wave infrared (MWIR); image fusion; morphology processing; support value transform (SVT)

引言

由于 $4.1 \sim 4.5 \mu\text{m}$ 左右的大气光谱透过率非常低, 该波段在红外中波段成像中的辐射贡献很小, 通常在 $4.3 \mu\text{m}$ 左右把中波段划分成两个细分波段^[1,2], 进行双色中波成像. 这两个细分波段各有以下特点^[3]. (1) 受太阳辐射的影响不同: 在第一个细分波段的成像中具有太阳的较多辐射和反射, 在第二细分波段中更多的是自身的辐射和对其它辐射的反射. (2) 对应的峰值温度范围不同, 以 $3.4 \sim 4.1 \mu\text{m}$ 和 $4.5 \sim 5.3 \mu\text{m}$ 为例, 根据维恩位移定律, 可

以计算两个细分波段峰值波长对应的黑体温度范围, 分别为 $852.3 \sim 706.6 \text{K}$ 、 $644.0 \sim 546.8 \text{K}$, 最高最低温度分别相差 145.7K 和 97.2K , 前者范围宽, 后者范围窄. (3) 光谱透过率不同: 前者光谱透过率变化较小, 平均值较大; 后者光谱透过率变化较大, 平均值较小. 因此, 在前一个细分波段受大气影响较小, 成像效果更好. (4) 目标的辐射特性不同: 相同或不同的目标在两个细分波段的辐射特性是不同的, 文献[4]对地面车辆在红外中波段及其细分波段的成像信息差异的对比实验探索, 说明了两个细分波段目标辐射的差异性和互补性. (5) 探测器在

收稿日期: 2009-06-07, 修回日期: 2010-03-29

Received date: 2009-06-07, revised date: 2010-03-29

基金项目: 山西省回国留学人员科研基金项目(2009-09-68); 中北大学科学基金项目(20090604)

作者简介: 杨风暴(1968-), 男, 山西临汾人, 教授, 主要研究领域为红外信息处理. E-mail: yangfb@nuc.edu.cn.

两个波段的成像特性不同,例如 HgCdTe 焦平面阵列在中波两个细分波段有效量子效率的直方图特性是不同的^[5].

双色中波红外成像可以减少大气的辐射衰减的影响,获得更好的成像效果,同时还可以利用目标在不同细分波段的辐射特性和各个细分波段的特点分别成像,获得各自信噪比高的信号,再通过后处理获取比没有细分的中波段成像效果更好的图像.

利用图像融合等技术可以将两个细分波段图像的细节信息融合起来,形成更清晰的结果,发挥双色中波成像的优势,其中小波包变换融合是行之有效的方法^[3].但是,该方法有如下不足:(1)由于在第一细分波段的太阳辐射较强会造成部分景物成像饱和,使景物本身的信息无法清楚显示,小波包变换融合处理后此现象没有明显的改善;(2)计算过程复杂,运算时间长.

为此本文提出了利用形态学操作对第一细分图像的饱和区进行分割选择,通过加权叠加进行处理,然后再用支持度变换进行图像融合的算法,以达到融合结果更清晰、有效消除成像饱和区域、处理速度更快这三个目的.

1 融合方法

本文提出的双色中波红外图像的融合方法如图 1 所示.

选择饱和区的目的是在第一细分图像中通过腐蚀与膨胀操作有效提取影响成像效果的各个饱和区,并保留不影响景物显示的小的饱和区、景物边缘等.

饱和区特征提取的目的是在第二细分图像中,计算每个饱和区的对应区域的统计特征,以便区分太阳照射饱和区域和非太阳光照射饱和区域(如其他高温部分).以便根据不同饱和区特征进行不同的处理.

加权叠加的目的是消除太阳照射饱和区.其将第一细分图像和第二细分图像中各个饱和区的对应区域进行叠加,然后取代第一细分图像的对应部分.

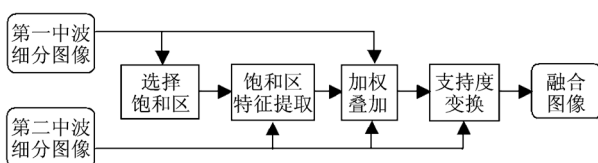


图 1 双色中波红外图像融合示意图

Fig. 1 Framework of fusion of dual color MWIR images

权值根据饱和区特征值来确定:对于太阳照射饱和区,第一细分图像的权值要小一些,第二细分图像的权值要大一些;对于非太阳照射饱和区,两个权值可以相等或相近一些.

支持度变换的目的是将加权叠加后的图像和第二细分图像的细节清晰信息尽可能综合在一起,以形成清晰的融合图像.

2 基本算法

2.1 饱和区选择算法

由于一些面积较小的饱和区、景物边缘等并不影响景物显示,因此利用数学形态学中的腐蚀与膨胀操作主要选择较大的饱和区,这里采用灰度图像阈值二值化分割、种子点选择和滤波相结合的方法,具体来说:腐蚀过程首先采用均值滤波对第一细分图像进行平滑处理,然后采用高阈值对滤波后的图像二值化,得到面积较大的饱和区,然后选择每个区域的种子点;膨胀过程采用低阈值对原来的第一细分图像重新二值化分割,保留含有种子点的饱和区,其它的均过滤掉.

经过腐蚀和膨胀操作后,得到面积较大的、按照低阈值二值化的饱和区的图像.一般情况下,高阈值、低阈值分别按式(1)、式(2)计算. A_{\max} 、 μ 和 σ 为第一细分图像像素值的最大值、均值和标准偏差,系数 α 一般取 0.85 ~ 0.95,系数 β 根据非饱和区占整幅图像面积百分比的估算值查阅高斯分布函数表来定,如若估算值为 99.87%, β 取 3.0,若估算值为 84.13%, β 取 1.0.

$$T_h = \alpha A_{\max} \quad , \quad (1)$$

$$T_l = \mu + \beta \sigma \quad . \quad (2)$$

2.2 饱和区特征提取

在第一细分图像中的饱和区分两类,一类是太阳照射饱和区,一类是非太阳照射饱和区(如打开的车灯部分).由于在第二细分图像上太阳照射的影响大大减少,且大多数情况太阳照射有一定的倾斜角度,因而太阳照射饱和区在第二细分图像对应区域的像素集具有较大的标准偏差;其它非太阳照射饱和区不具有类似的特点,而是在第二细分图像对应区域的像素集具有较小的标准偏差.因此可以把各饱和区在第二细分图像对应区域的像素集的标准偏差作为特征量来区分是太阳照射饱和区,还是非太阳照射饱和区,以便后面按采用不同的情况来确定局部融合参数.

2.3 加权叠加

当饱和区的位置选定后,采用式(3)对各个饱和区对应的第一、第二细分图像进行加权叠加,然后用计算结果代替第一细分图像中的相应位置的图像.

$$\begin{cases} F_i = (1 - w_i)A_i + w_iB_i & i = 1, 2, \dots, N \\ w_i = \frac{\sigma_i - \sigma_{\min}}{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}}(c_2 - c_1) + c_1 \end{cases}, \quad (3)$$

A_i, B_i 和 F_i 表示第 i 个饱和区分别在第一、第二细分图像的对应部分及其融合结果, N 为饱和区的总数; σ_i 为第 i 个饱和区在第二细分图像中对应部分的标准偏差, σ_{\min} 和 σ_{\max} 为 N 个标准偏差中的最小值和最大值; c_1 和 c_2 为非太阳照射饱和区的最小融合权值和太阳照射饱和区最大的融合权值, 一般 c_1 取值为 $0.2 \sim 0.5$, c_2 取值为 $0.60 \sim 0.95$.

2.4 支持度变换

支持度变换是一种非采样的二值冗余变换, 是在最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)的基础上提出的一种新的图像多尺度变换方法. 支持度变换后得到的图像的支持度矩阵是与图像显示相关的信息, 可以很好地表征图像的细节特征信息, 且同小波变换相比具有平移不变性、不会产生振铃效应、运算速度快的优点, 因而成为一种很有前途的图像多尺度分析工具^[6].

在 LS-SVM 中, 其优化条件可以写成线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{1} \\ \vec{1} & \Omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中, $\Omega = K + I\gamma^{-1}$, K 为核函数, $k_{ij} = K(x_i, x_j)$, $Y = [y_1, \dots, y_N]^T$, $\vec{1} = [1, \dots, 1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$. α_i 为支持向量 x_i 的支持度^[7]. 用映射最小二乘向量机求解上式的解析解为:

$$b = \frac{\vec{1}^T \Omega^{-1} Y}{\vec{1}^T \Omega^{-1} \vec{1}}, \quad \alpha = \Omega^{-1} (Y - b \vec{1}) \quad (5)$$

如果设有两个矩阵

$$A = \Omega^{-1}, \quad B = \frac{\vec{1}^T \Omega^{-1}}{\vec{1}^T \Omega^{-1} \vec{1}}, \quad (6)$$

则式(5)变为

$$b = B^T Y, \quad \alpha = A(Y - b \vec{1}) \quad (7)$$

式(7)中矩阵 A, B 只取决于输入向量 $\{x_i, i = 1, \dots, N\}$, 可以预先计算出来, 而与输出无关. 设有一个 $N \times N$ 的矩阵 $Q = A(I - \vec{1}B)$, 则上式可写成

$$\alpha = A(I - \vec{1}B)Y = QY \quad (8)$$

在映射邻域, 图像像素的支持度可以由(8)式求得, 通过改写矩阵 Q 相应的行向量, 相应加权系数核变成新的滤波器矩阵. Q 取决于输入矢量、核函数 K 和参数 γ . 因此, 在映射最小二乘向量机中, 输入向量对特定大小的邻域而言是常数, 支持度滤波器可由核函数 K 和参数 γ 确定, 若核函数选择高斯径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\| / 2\sigma^2)$, 其中 σ^2 扩展参数设为 0.3 , γ 为 1 , 对于 5×5 的映射向量空间, 相应的支持度滤波器为

$$\begin{bmatrix} -0.0158 & -0.0136 & -0.0102 & -0.0136 & -0.0158 \\ -0.0136 & -0.0130 & -0.0602 & -0.0130 & -0.0136 \\ -0.0102 & -0.0602 & 0.5056 & -0.0602 & -0.0102 \\ -0.0136 & -0.0130 & -0.0602 & -0.0130 & -0.0136 \\ -0.0158 & -0.0136 & -0.0102 & -0.0136 & -0.0158 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

对上述滤波器采用隔行隔列填充 0 的方法可以构造出一系列的多尺度支持度滤波器.

图像的支持度变换过程如下.

给定一幅图像 P , 通过与系列支持度滤波器卷积得到系列支持度图像, 见式(10)

$$\begin{cases} S_j = SV_j * P_j \\ P_{j+1} = P_j - S_j & j = 1, 2, \dots, r \\ P_1 = P \end{cases}, \quad (10)$$

式中 r 为分解层数, SV_j 为系列支持度滤波器, S_j 为系列支持度图像, 其可反应图像的细节显著特征, P_j 为原图像的系列近似图像. 支持度逆变换公式为

$$P = P_{r+1} + \sum_{j=1}^r S_j \quad (11)$$

对于两幅要融合的图像, 进行支持度变换分别得到各自的系列支持度图像和近似图像, 设 S_{1j}, S_{2j} 和 P_{1j}, P_{2j} 分别表示第 j 层的支持度图像和近似图像, 则该层融合的支持度图像 S_{Fj} 和近似图像 P_{Fj} 为

$$\begin{cases} S_{Fj} = f_{\max}(S_{1j}, S_{2j}) \\ P_{Fj} = \frac{P_{1j} + P_{2j}}{2} \end{cases}, \quad (12)$$

其中函数 f_{\max} 表示 S_{Fj} 的每个像素值选择为 S_{1j}, S_{2j} 两幅图像中对应位置的绝对值大的像素值.

每层都进行类似的处理后, 再进行逆变换, 即可得到最后融合的图像.

3 实验结果

3.1 双色图像的分析

3.1.1 定性分析

由于双色中波成像的研究处于起初阶段, 相应的配准的图像很少, 下面仅以图 2 为例进行实验研

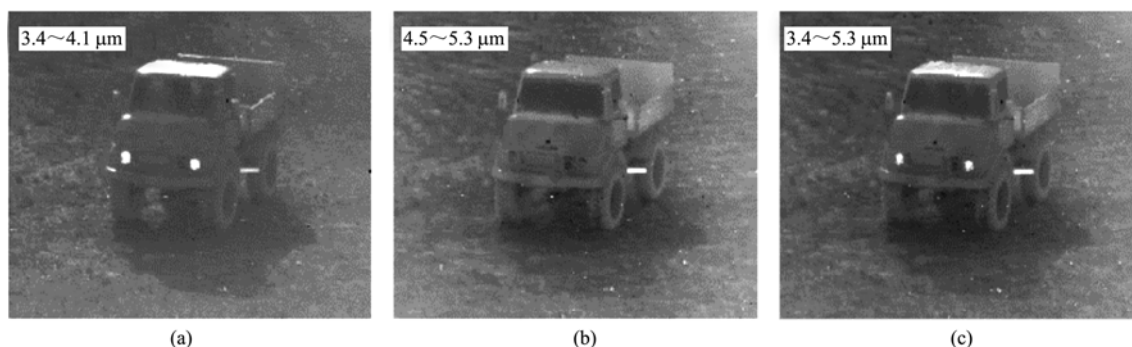


图2 地面车辆双色中波红外图像 (a)第一中波细分图像 (b)第二中波细分图像 (c)未细分的中波图像
Fig.2 Images of MWIR subdivision band images of the ground vehicle (a) image in sub-band 1 (b) image in sub-band 2 (c) image in MW with no-subdivision.

究.图2(a)、(b)是地面卡车(在太阳光的照射下,但发动机未工作)的双色中波红外图像,图2(c)是未细分的中波红外图像^[8].

第一中波细分图像主要受太阳辐射的影响较大,反射太阳辐射多的部分亮,反射太阳辐射少的部分比较暗,图像的明暗差异比较大,较暗的部分不清楚.亮的部分有两种情况,一种是太亮,饱和了,如驾驶室顶部;一种是由于太阳的照射及其反射,景物清楚了,如车槽的边缘等、驾驶室中的人、地面、地面上车的阴影等.打开的车灯在第一细分图像中也很明显.

第二中波细分图像受太阳辐射的影响较小,图像的明暗差异不大.图像中主要表现的是来自场景中物体自身的热辐射,温度高的部分其辐射度相对比较高,温度低的部分比较低,景物的细节比较清楚,例如驾驶室顶部、车头、轮胎、右倒车镜等.由于玻璃在 $4.5 \sim 5.3 \mu\text{m}$ 波段的透射率小于在 $3.4 \sim 4.1 \mu\text{m}$ 波段的透射率,驾驶室的人和车灯光图像上看不见了.

未细分的中波图像仍受第一细分波段太阳辐射的影响,驾驶室顶部仍然饱和,在前两幅图像中分别清楚的景物在该图像中都能够看到,但要相对模糊.这说明原来的中波成像能够反映整个中波段的景物辐射特征,同时又说明双色中波分别成像的必要性.

3.1.2 定量分析

图像的标准偏差可以反映图像细节的多少,粗糙度是与人的视觉感受相关的细节特征表示量,它们的值越大,说明了图像中细节越多^[3].由于在观察分析图像时,人眼视觉往往采用局部对照的方法,因此这里采用图像的局部标准偏差、局部粗糙度等作为衡量图像细节的多少、反映图像清晰程度的指

标.太阳照射影响参数可以衡量太阳辐射造成图像饱和的程度,其值越小,说明图像中因太阳照射图像过亮的部分越少、饱和现象越轻^[3].

上述三幅图像的局部标准偏差、局部粗糙度和太阳影响参数的值见表1,局部计算的窗口为 9×9 .从中可以看出:第一细分图像的局部标准偏差、局部粗糙度比第二细分图像的小,但太阳影响参数比第二细分图像的大;未细分中波图像的局部标准偏差、局部粗糙度比第一细分图像的大,但仍比第二细分图像的小,太阳影响参数比第一细分图像的小,但却比第二细分图像的大得多.这和前面的定性分析是相符合的.

3.2 融合结果的比较分析

图3(a)、(b)、(c)分别是小波包变换融合的结果、加权叠加后的图像、本文分割支持度变换融合的结果.从与图2比较观察和根据表1中的参数两个方面分析可以得出以下几点结论.

(1) 同图2(a)、(b)相比,两幅融合图像不但都包含了原第一细分图像中驾驶室中的人、车槽边缘、地面清楚、车灯亮灯信息,驾驶室顶部的饱和程度降低了,而且还包含了原第二细分图像中车头、轮胎、右倒车镜等比较清楚的信息.表1中两幅融合图像的局部标准偏差、局部粗糙度都比原两幅图像的值大,太阳影响参数比原第一细分图像的都小,这与主观分析一致,说明了融合的效果.

(2) 同图2(c)相比,融合图像在车槽边缘、车头、地面等部分更清楚一些,而且局部标准偏差、局部粗糙度都提高了,太阳影响参数降低了,说明了双色中波成像融合的优势.

(3) 同图3(a)相比,图3(b)更清晰一些,太阳辐射造成驾驶室顶部饱和现象基本消除了,后者的局部

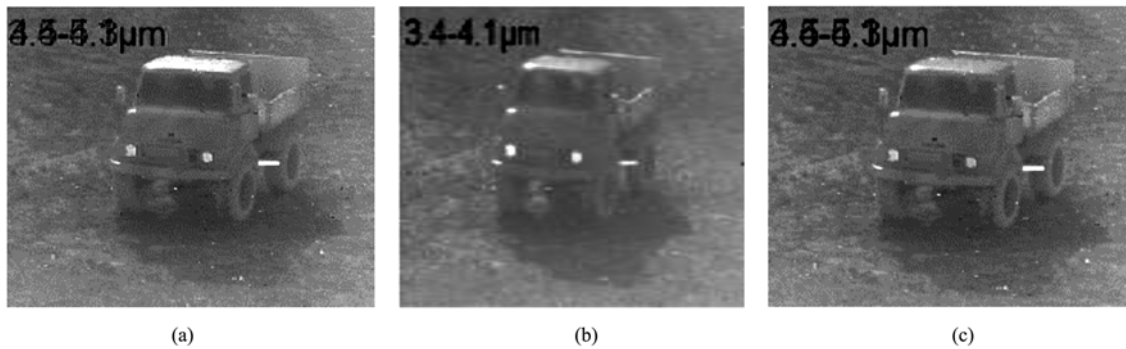


图3 双色中波红外图像的融合结果 (a)小波包变换融合图像 (b)加权叠加的图像 (c)本文算法融合图像;
Fig.3 Fusion results of MWIR subdivision band images of ground vehicle (a)image fused by Wavelet packet transform
(b)image gotten by weighted overlying (c)image fused by the proposed algorithm

标准偏差、局部粗糙度都增大,太阳影响参数降低了,而且算法的运行时间大大减少了.表1中的参数变化率是本文算法融合图像和小波包变换融合图像的参数比较的相对值,说明本文的算法同小波包变换的融合结果相比,局部标准偏差提高了2.59%,局部粗糙度提高了3.39%,太阳影响参数变化更大、降低了60.05%,算法运行时间减少了66.77%.(实验的运行环境:计算机CPU奔腾4、2.66GHz,内存1GB, windows XP professional,编程语言为Matlab7.1).

4 结论

综上所述,可得出如下结论:

(1) 利用融合的方法可以将双色中波成像两幅图像的细节融合在一起,得到更清晰的图像;同未细分的中波图像相比,可以获得更好的成像效果.

(2) 同小波包变换融合方法相比,本文的算法可以融合出更清晰的结果(图像局部标准偏差和局部粗糙度分别提高了2.59%和3.39%)、有效消除饱和区(太阳影响参数降低了60.05%)、处理速度

更快(运行时间减少了66.77%),具有明显的优势.

下一步需要研究的是将本文算法和彩色化增强相结合,以得到更好的处理效果.

REFERENCES

- [1] Michelle Tomkinson, Brian Teaney, Jeffrey Olson. Dual Band Sensor Fusion for Urban Target Acquisition[C]. Infrared Imaging systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XVI, Proceedings of SPIE, 2005, 5784:27—34.
- [2] XU Xiang-Yan, YE Zhen-Hua, LI Zhi-Feng, et al. Numerical modeling of middle wavelength two-color photovoltaic HgCdTe detectors[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (徐向晏, 叶振华, 李志烽, 等. 中波双色光伏型 HgCdTe 红外探测器模拟研究. *红外与毫米波学报*), 2007, 26(3): 164—169.
- [3] YANG Feng-Bao, NI Guo-Qiang, ZHANG Lei. Images fusion of subdivision band MWIR based on wavelet packet transform[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨风暴, 倪国强, 张雷. 红外中波细分波段图像的小波包变换融合研究. *红外与毫米波学报*), 2008, 27(4): 275—279.
- [4] Steve Moyer, Ronald G Driggers, Richard H Vollmerhausen, et al. Information deference between subbands of the mid-wave infrared spectrum[J]. *Society of photo-optical instrumentation engineers*, 2003, 42(8): 2296—2303.
- [5] Smith E P G, Pham L T, Venzor G M, et al. HgCdTe focal plane arrays for dual-color mid- and long-wavelength infrared detection[J]. *Journal of Electornic Materials*. 2004, 22(6): 509—515.
- [6] Sheng Zheng, Wen-Zhong Shi, Jian Liu, et al. Multisource Image Fusion Method Using Support Value Transform[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2007, 16(7): 1831—1839.
- [7] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Process Letter*, 1999, 9(3): 293—300.
- [8] Joseph P. Havlicek, Chuong T Nguyen, Guoliang Fan, et al. Integration of a Dual-Band IR Data Acquisition System Using Low-Cost PV320 Cameras[C]. Infrared Technology and Applications XXXII, Proc. of SPIE, 2006, 6206: 1—9.

表1 图2和图3的有关衡量参数比较

Table 1 Comparison of parameters of diverse images in Fig. 2 and Fig. 3

	局部标准偏差	局部粗糙度	太阳影响参数	算法运行时间/s
第一中波细分图像	4.5557	5.4124	0.9056	
第二中波细分图像	5.1076	5.5760	0.1369	
未细分中波图像	5.0824	5.5079	0.5446	
小波包变换融合图像	5.2569	5.7425	0.4954	2.8847
本文算法融合图像	5.3930	5.9373	0.1979	0.9586
参数变化率(%)	2.59	3.39	-60.05	-66.77