

# 基于局部能量与模糊逻辑的红外偏振图像融合

安 富, 杨风暴, 蔺素珍, 周 箫

(中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

**摘要:** 针对红外偏振与红外光强图像的成像特征差异, 提出了一种基于 NSCT (Nonsubsampled Contourlet Transform) 的红外偏振与红外光强图像的新融合算法。该算法首先采用 NSCT 对源图像进行多尺度、多方向分解, 然后对低频子带图像采用局部能量融合规则, 融合后再对低频融合图像进行直方图均衡化处理, 而对高频方向子带图像采用了模糊逻辑, 根据各图像的特征差异来分别选择基于像素、基于区域和加权平均的融合规则, 再对得到的各个子带图像进行 NSCT 重构, 从而得到最终的融合图像。通过实验仿真表明本文算法能有效的融合源图像的互补信息, 使得该算法在目标识别中具有一定的优势和现实意义。

**关键词:** 图像融合; 红外偏振; 红外光强; NSCT

中图分类号: TN219

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2012)10-0573-07

## Infrared Polarization Images Fusion Based on Local Energy and Fuzzy Logic

AN Fu, YANG Feng-bao, LIN Su-zhen, ZHOU Xiao

(Information and Communication Engineering College, North University of China, Taiyuan Shanxi 030051, China)

**Abstract:** This paper presents a new fusion algorithm of the infrared polarization and intensity images based on the differences of imaging characteristics between them and NSCT. Firstly, the NSCT is used to perform the multi-scale and multi-direction decomposition of the source images. Then, the low frequency sub-band images are fused by local energy rule and processed by using the histogram equalization, However, the high frequency direction sub-band images are fused by choosing the pixels, the regional and the weighted average fusion rules based on the differences of characteristics in the each image by fuzzy logic. Finally, the various sub-band images fused are reconstructed by the inverse NSCT and get the final fused image. The simulation results indicate that the algorithm is an effective integration of complementary information of the source images and the algorithm has some advantages and practical significance in the target recognition.

**Key words:** image fusion, infrared polarization, infrared intensity, NSCT

## 0 引言

针对传统的红外成像系统主要是对景物的红外辐射强度成像, 其主要与景物的温度、辐射率等有关。当在目标物周围放置温度相同的噪声源时, 那么现有的红外热像仪就无法对目标进行识别, 这时传统的红外成像技术面临严重的局限性与挑战。根据菲涅尔理论我们可以知道光的偏振特性能够反映出物体表面的理化特性 (粗糙度、电导率), 并且利用光的偏振成像可以降低复杂场景的退化影响, 同时可以获得场景的结构和距离信息<sup>[1]</sup>。正是由于光的偏振信息是不

同于辐射的另一种表征物体的信息, 相同辐射的被测物体可能有不同的偏振度, 使用偏振手段可以在复杂背景下检测出有用信号, 以成像方式显示出隐蔽军事目标。这种利用传统红外成像系统加上偏振技术手段获取目标偏振信息, 通过必要处理后进行显示的成像技术称为红外偏振成像技术<sup>[2]</sup>。因此红外偏振成像技术在将近半个世纪以来发展迅速。

传统的红外偏振图像与红外光强图像存在如下差异<sup>[3]</sup>:

1) 成像机理差异: 红外偏振成像主要是对场景多个不同方向的偏振量进行光强成像, 而红外光强成

收稿日期: 2012-08-27.

作者简介: 安富 (1986-), 男, 黑龙江省齐齐哈尔人, 硕士研究生, 主要从事红外信息处理的研究。

基金项目: 国家自然科学基金项目, 编号: 61171057; 山西省自然科学基金, 编号: 2011011015-1; 教育部高等学校博士学科点专项科研资助项目 (博导类)。

像主要对场景的红外辐射强度成像。

2) 成像效果差异: 当目标与背景的辐射在传输过程中受大气衰减和复杂环境的影响到达探测器时其辐射强度已大大较低, 从而红外光强成像效果很不理想。而对于红外偏振可以抑制这种影响达到良好的成像效果。但是红外光强的纹理信息好, 低频信息多, 而红外偏振的轮廓凸显, 高频信息多。

3) 成像过程差异: 红外偏振成像需要在不同的角度下进行多次光强成像通过计算才能得到一幅偏振图像, 成像过程复杂, 实时性较差, 但偏振度是辐射值之比, 偏振测量无需准确的辐射量校准就可以达到相当高的精度; 光强成像过程简单, 实时性较好, 但需要对成像设备进行及时的定标校准, 否则所测得的红外辐射亮度和温度不能反映被测物的真实辐射温度和亮度。

4) 图像特征差异: 当目标与背景的温差较大时, 红外光强图像的亮度差异较大, 当目标与背景的温差较小时, 红外光强图像的亮度差异较小, 因此红外光强图像的边缘比较模糊。而对于红外偏振图像无论目标与背景的温差怎么变, 它们的偏振差异都可能较大, 因此红外偏振图像可以获得目标的几何形状信息, 其边缘轮廓比较清晰, 但亮度上较暗。

综上所述, 同一场景的红外偏振图像和光强图像具有差异性与互补性, 利用图像融合技术将红外偏振和光强图像融合起来, 可以综合两者的优势。由于NSCT变换有利于更好地保持图像的边缘信息和轮廓结构, 并增强图像的平移不变性<sup>[4]</sup>。因此本文利用NSCT变换对红外偏振和光强图像进行分解与重构, 对分解的低频子带图像采用局部能量融合规则, 融合

后再对低频融合图像进行直方图均衡化处理, 对高频方向子带图像采用模糊逻辑来根据各高频方向子带图像的特征差异来选择基于像素、区域和加权平均的融合规则, 然后对得到各个子带图像进行NSCT重构。

## 1 图像的 NSCT 变换

NSCT变换是Cunha A. L.等人针对Contourlet变换具有频率混淆和不具有移不变性等缺点的改进, 因此它们在结构上具有很强的相似性<sup>[5]</sup>。NSCT结构如图1所示, 在对图像进行处理时, NSCT与Contourlet变换一样也是先对图像实行多尺度分解, 然后在进行多方向分解, 从而得到不同尺度、不同方向子带图像。只不过在进行多尺度分解时, Contourlet变换采用的是LP分解, 而NSCT采用的是非下采样金字塔滤波器组(Nonsubsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB)分解; 在进行多方向分解时, Contourlet变换采用的是方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB), 而NSCT采用的是非下采样方向滤波器组(Nonsubsampled Directional Filter Bank, NSDFB)。在NSCT对图像进行分解和重构的过程中, 它借鉴了à trous 算法思想<sup>[6]</sup>。当NSCT对图像进行分解时, 信号不是经过分析滤波器后进行下采样, 而是对分析滤波器进行上采样后再对信号进行分析滤波; 同样的, 当NSCT对图像进行重构时, 信号不是经过上采样后再进行综合滤波, 而是对综合滤波器进行上采样后再对信号进行综合滤波。正是由于NSCT在图像的分解和重构过程中, 没有对信号进行下采样和上采样, 而是对相应的分析和综合滤波器进行上采样, 这才保证了NSCT的平移不变性以及经NSCT分解后的子带图像

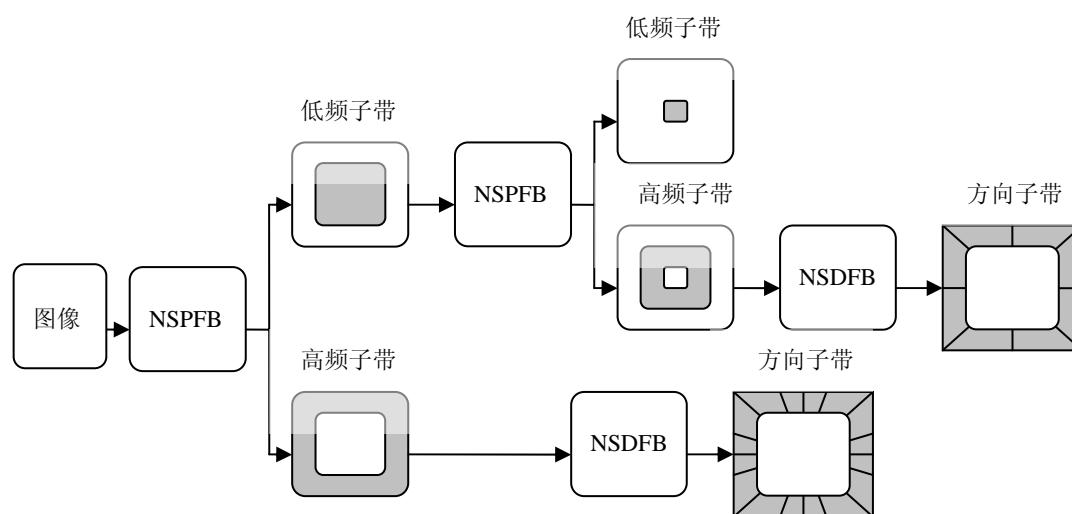


图1 NSCT 分解图像示意图

Fig.1 NSCT decomposition image schematic

与源图像的大小保持一致<sup>[7]</sup>。本文中涉及的子带图像是指分别经过不同的滤波器后而得到不同频带上的图像,当图像经过NSPFB的高通滤波器后得到的图像称为高频子带图像,当图像经过NSPFB的低通滤波器后得到的图像称为低频子带图像,当高频子带图像经过NSDFB的方向滤波器后得到的图像称为高频方向子带图像。

### 1.1 非下采样塔式滤波器

NSPFB是由分析滤波器和终合滤波器组成。分析滤波器是用来对图像进行多尺度分解,终合滤波器是用来对分解的图像进行多尺度重构。当该滤波器组对图像进行多尺度分解与重构时,首先对该滤波器组进行上采样,然后再把图像信号与滤波器的系统函数进行卷积运算。由于滤波器组的分解和重构是对称的结构,本文只对分解简要说明。在进行NSPFB分解的过程中,每一级的低频子带图像是由上一级的低频子带图像经过上采样后的低通滤波器得到的,每一级的高频子带图像是由上一级的低频子带图像经过上采样后的高通滤波器得到的。当将图像进行 $J$ 级NSPFB分解后,可以得到 $J+1$ 个与原始图像大小一致的子图像,其中包括1个低频子带图像和 $J$ 个高频子带图像。此时在 $J$ 尺度下,低通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-\pi/2^J, \pi/2^J]^2$ ,高通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-\pi/2^{J-1}, \pi/2^{J-1}]^2/[-\pi/2^J, \pi/2^J]^2$ <sup>[8]</sup>。

### 1.2 非下采样方向滤波器

NSDFB也是由分析滤波器和终合滤波器组成。它与NSPFB的区别在于滤波器的结构,NSPFB是金字塔结构而NSDFB是扇形结构。同样,分析滤波器是用来对图像进行多方向分解,终合滤波器是用来对分解的图像进行多方向重构。当该滤波器组对图像进行多方向分解与重构时,首先对该滤波器组进行上采样,然后再把图像信号与滤波器的系统函数进行卷积运算。

每一级方向分解时所采用的NSDFB是由上一级方向分解时所采用的NSDFB经过上采样后得到的。如果进行了 $n$ 级方向分解,则可以得到 $2^n$ 个与原始图像大小一致的高频方向子带图像。

## 2 红外偏振与红外光强融合

本文在利用NSCT对红外偏振和红外光强图像进行分解前需先对图像进行滤波去噪,这主要是由于红外系统成像过程中易受噪声的影响,会导致图像不清晰。为了防止噪声在后续步骤中被放大而影响到最终的图像质量,本文先对源图像分别采用自适应中值滤波进行去除噪声<sup>[9]</sup>。

红外偏振与光强图像融合过程的总框图如图2所示,并且描述成如下几个步骤:

1) 将红外偏振与红外光强图像利用文献[10]中的计算互信息的方法来对它们进行空间配准,得到配准的源图像 $P$ 和 $I$ 。

2) 对源图像 $P$ 和 $I$ 分别进行 $J$ 层(本文取 $J=3$ )NSCT分解,得到相应的低频子带图像 $P_J^0, I_J^0$ ,以及高频方向子带图像 $P_J^k, I_J^k, k=1,2,\dots,2^n, k=1,2,\dots,J$ ,其中 $J$ 为多尺度分解的最大层数, $n_l$ 为 $l$ 尺度下的方向分解级数, $k$ 为 $n_l$ 级方向分解的高频方向子带图像数<sup>[11]</sup>。

3) 对低频子带图像利用局部能量进行融合,然后对融合的低频图像进行直方图均衡化进行增强处理。对各高频方向子带图像利用模糊逻辑来根据各图像的差异特征来选取基于像素、区域和加权平均规则进行融合。从而得到融合图像 $F$ 的高低频子带图像。

4) 对融合后的高低频子带图像进行NSCT重构,得到融合图像 $F$ 。

### 2.1 低频子带图像的融合规则

针对红外图像的成像都是依靠目标与背景的热

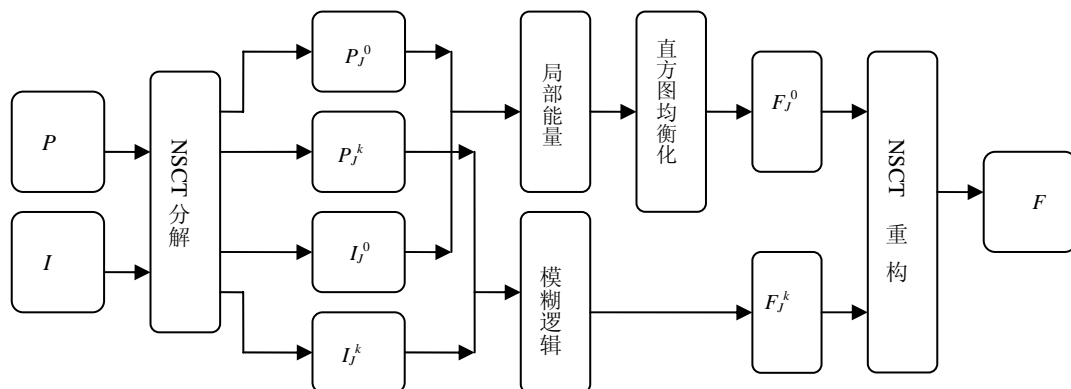


图2 红外偏振与红外光强图像融合过程

Fig.2 The fusion processing of infrared polarization image and infrared intensity image

辐射来成像的,而在实际生活中目标往往比背景的热辐射要大,因此在红外图像上往往目标的部分比较亮。又知低频子带图像反映图像的近似和平均信息,包含源图像的主要能量,因此红外偏振与红外光强图像的低频子带图像的能量差异是较大的,局部能量融合规则正是考虑了相邻像素之间的相关性及其局部区域亮度差异,所以利用红外偏振与红外光强的能量差异来将两幅图像融合。它不仅能将两幅图像的目标信息进行有效的融合,而且能将红外光强图像的好纹理信息融进来使得融合图像的视觉效果非常好。

对低频子带图像采用局部能量的融合规则的实现步骤如下:

1) 首先分别计算低频子带图像 $P_J^0$ 和 $I_J^0$ 的局部区域能量 $E_P$ 和 $E_I$ ,其中区域窗口 $W$ 的大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$  (其中 $M, N$ 为 $1, 2, 3, \dots$ )。

$$E_P(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N W(m, n) \times [P_J^0(i+m, j+n)]^2 \quad (1)$$

$$E_I(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N W(m, n) \times [I_J^0(i+m, j+n)]^2 \quad (2)$$

2) 然后计算两个局部区域的匹配度:

$$M(i, j) = \frac{2 \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N W(m, n) \times P_J^0(i+m, j+n) \times I_J^0(i+m, j+n)}{E_P(i, j) + E_I(i, j)} \quad (3)$$

显然 $0 \leq M(i, j) \leq 1$ ,当 $P_J^0$ 和 $I_J^0$ 的局部区域能量差异越大,则 $M(i, j)$ 就越接近0,当 $P_J^0$ 和 $I_J^0$ 的局部区域能量差异越小,则 $M(i, j)$ 就越接近1。

3) 选择一个域值 $T$ ,当 $M(i, j) < T$ 时,则 $P_J^0$ 和 $I_J^0$ 融合的低频图像 $LF_J^0$ 为:

$$LF_J^0(i, j) = \begin{cases} P_J^0(i, j) & E_P(i, j) > E_I(i, j) \\ I_J^0(i, j) & E_P(i, j) \leq E_I(i, j) \end{cases} \quad (4)$$

当 $M(i, j) \geq T$ 时,则 $P_J^0$ 和 $I_J^0$ 融合的低频图像 $LF_J^0$ 为:

$$LF_J^0(i, j) = \begin{cases} w \times P_J^0(i, j) + (1-w) \times I_J^0(i, j) & E_P(i, j) > E_I(i, j) \\ w \times I_J^0(i, j) + (1-w) \times P_J^0(i, j) & E_P(i, j) \leq E_I(i, j) \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{式中: } w = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \left[ \frac{1 - M(i, j)}{1 - T} \right] \quad (6)$$

4) 对融合后的低频图像 $LF_J^0$ 进行直方图均衡化处理,得到最后的低频图像 $F_J^0$ 。

## 2.2 高频方向子带图像的融合规则

高频方向子带图像是源图像的高频成分,它们主

要呈现源图像中的边缘和轮廓信息。由于图像中的边缘和轮廓在它们局部区域的灰度值差异较大,又知图像的局部标准偏差能够较好地描述图像的细节信息<sup>[12]</sup>。因此本文利用图像的局部标准偏差来提取图像的边缘和轮廓特征信息。

高频方向子带图像融合的具体步骤如下:

1) 首先分别计算高频方向子带图像 $P_J^k$ 和 $I_J^k$ 的局部区域的标准偏差为 $V_P^k$ 和 $V_I^k$ 。其中区域窗口的大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$  (其中 $M, N$ 为 $1, 2, 3, \dots$ )。

$$V_P^k(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N (P_J^k(i+m, j+n) - \bar{P}_J^k)^2} \quad (7)$$

$$V_I^k(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N (I_J^k(i+m, j+n) - \bar{I}_J^k)^2} \quad (8)$$

式中: $\bar{P}_J^k$ 和 $\bar{I}_J^k$ 为相应的高频方向子带图像的局部区域均值。

2) 然后利用高斯窗 $G$ 对局部区域的标准偏差进行线性加权平均和平滑,从而得到高频方向子带图像的局部特征 $LF_P^k$ 和 $LF_I^k$ ,高斯窗的大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$  (其中 $M, N$ 为 $1, 2, 3, \dots$ )。

$$LF_P^k(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N G(m, n) \times V_P^k(i+m, j+n) \quad (9)$$

$$LF_I^k(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N G(m, n) \times V_I^k(i+m, j+n) \quad (10)$$

3) 利用高频方向子带图像的局部特征 $LF_P^k$ 和 $LF_I^k$ 来计算基于像素的决策图PDM。

$$\text{PDM}(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } LF_P^k(i, j) > LF_I^k(i, j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

4) 在计算基于区域的决策图RDM之前,先计算红外偏振与红外光强的各个高频方向子带图像的梯度图像 $T_P^k$ 和 $T_I^k$ ,然后计算联合梯度图像JG,再利用控制标记符的分水岭分割算法来分割联合梯度图像JG<sup>[13]</sup>,从而将联合梯度图像JG分割成若干个子区域 $R$  (区域的大小记为 $|R|$ ),再利用基于像素的决策图PDM来计算基于区域的决策图RDM。则各计算表达式如下所示:

$$T_P^k(i, j) = \sqrt{(P_J^k(i, j) * G_x)^2 + (P_J^k(i, j) * G_y)^2} \quad (12)$$

$$T_l^k(i, j) = \sqrt{(I_j^k(i, j) * G_x)^2 + (I_j^k(i, j) * G_y)^2} \quad (13)$$

式中:  $G_x$ 和 $G_y$ 分别为在 $x$ 和 $y$ 方向上Sobel算子,  $*$ 代表卷积运算。

$$JG(i, j) = \frac{1}{2} \left( \frac{T_p^k(i, j)}{\max_{x, y} T_p^k(i, j)} + \frac{T_l^k(i, j)}{\max_{x, y} T_l^k(i, j)} \right) \quad (14)$$

$$RDM(R) = \begin{cases} 1 & \text{if } \left( \sum_{(i, j) \in R} PDM(i, j) \right) > \frac{|R|}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\sum_{(i, j) \in R} PDM(i, j)$ 表示基于像素决策图 PDM 在区域  $R$  内 1 的个数。

5) 利用基于像素的决策图 PDM、区域的决策图 RDM 和各高频方向子带图像的局部特征来得到模糊逻辑所使用的融合规则, 各表达式如下:

$$F_1^k(i, j) = PDM(i, j) \times P_j^k(i, j) + (1 - PDM(i, j)) \times I_j^k(i, j) \quad (16)$$

$$F_2^k(i, j) = RDM(i, j) \times P_j^k(i, j) + (1 - RDM(i, j)) \times I_j^k(i, j) \quad (17)$$

$$F_3^k(i, j) = \frac{LF_p^k(i, j) \times P_j^k(i, j) + LF_l^k(i, j) \times I_j^k(i, j)}{LF_p^k(i, j) + LF_l^k(i, j)} \quad (18)$$

6) 在使用模糊逻辑之前, 首先要计算红外偏振和红外光强图像的高频方向子带图像的差异 DNF, 然后对 DNF 进行归一化处理得到差异度 DIS。计算公式如下:

$$DNF(i, j) = |LF_p^k(i, j) - LF_l^k(i, j)| \quad (19)$$

$$DIS(i, j) = \sqrt{\sin\left(\frac{\pi \times DNF(i, j)}{2 \times T_1}\right)} \quad (20)$$

式中:  $T_1 = \max_{i, j} DNF(i, j)$ 。

7) 根据差异度 DIS 定义模糊规则如下:

规则 1: IF  $DIS(i, j) > T_2$  THEN  $F_1^k(i, j)$

规则 2: IF  $DIS(i, j) = T_2$  THEN  $F_2^k(i, j)$

规则 3: IF  $DIS(i, j) < T_2$  THEN  $F_3^k(i, j)$

针对此模糊规则定义小、中和大的模糊概念, 并且用三角形的隶属度函数来构建小、中和大的关系函数如图 3 所示。则高频方向子带图像的融合结果为

$$F^k(i, j) = \sum_{m=1}^3 F_m^k(i, j) \times \mu_m(DIS(i, j)) \quad (21)$$

其中, 这里的  $T_2$  是根据融合图像的 Petrovic 指标来确定的<sup>[14]</sup>, 本文选取  $T_2 = 0.2$ 。

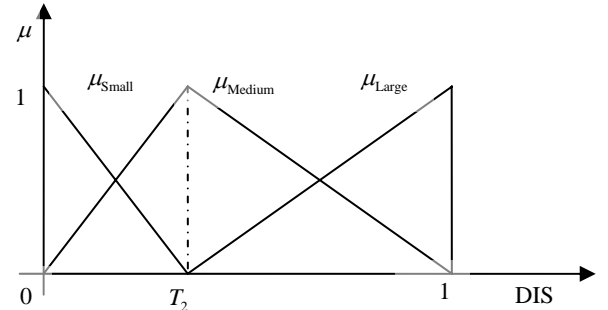


图3 三角形的模糊关系函数

Fig.3 The triangular fuzzy relationship function

### 3 融合结果及性能评价

本文利用 MTALAB 7.5.0 (R2007b) 软件对本文的算法进行了实验仿真, 实验选用的图像是来自文献 [15], 文献[14]利用加拿大国防研究与发展局所研究的 VIP SPICE (The Visible Infrared Passive Spectral Polarimetric Imager for Contrast Enhancement) 系统来获取同一场景的图像。如图 4(a)和图 4(b)所示的分别是经过严格配准的同一场景的红外偏振和红外光强图像。以下的图 4(c)、图 4(d)、图 4(e)、图 4(f)、图 4(g)和图 4(h)分别是利用支持度变换 (SVT)、小波包、离散小波变换 (DWT)、NSCT 低频用加权平均高频用绝对值取大融合、NSCT 低频用局部能量高频用局部方差融合和本文算法的融合图像。

#### 3.1 主观评价

从本文算法的融合结果可以看出明显的把红外偏振和红外光强的互补信息进行了有效的融合, 尤其在车头部、倒车镜、车前面的玻璃、雨刷、左车胎、车上侧的边缘、车门玻璃、车后窗和背景等处非常的明显。从其它算法的融合效果与本文算法融合结果比较可以看出: SVT 的融合结果比较模糊且场景较暗。小波包和 DWT 算法很明显由于它们不具有平移不变性而导致图像的边缘发生振铃效应, 导致图像有些模糊, 尤其在 DWT 使用本文相同高低频融合规则的情况下模糊的相当严重, 目标几乎变形。而 NSCT 加权平均绝对值取大和局部能量局部方差的融合效果明显比 DWT 算法要好, 而比本文算法亮度较暗, 视觉效果有些不好。

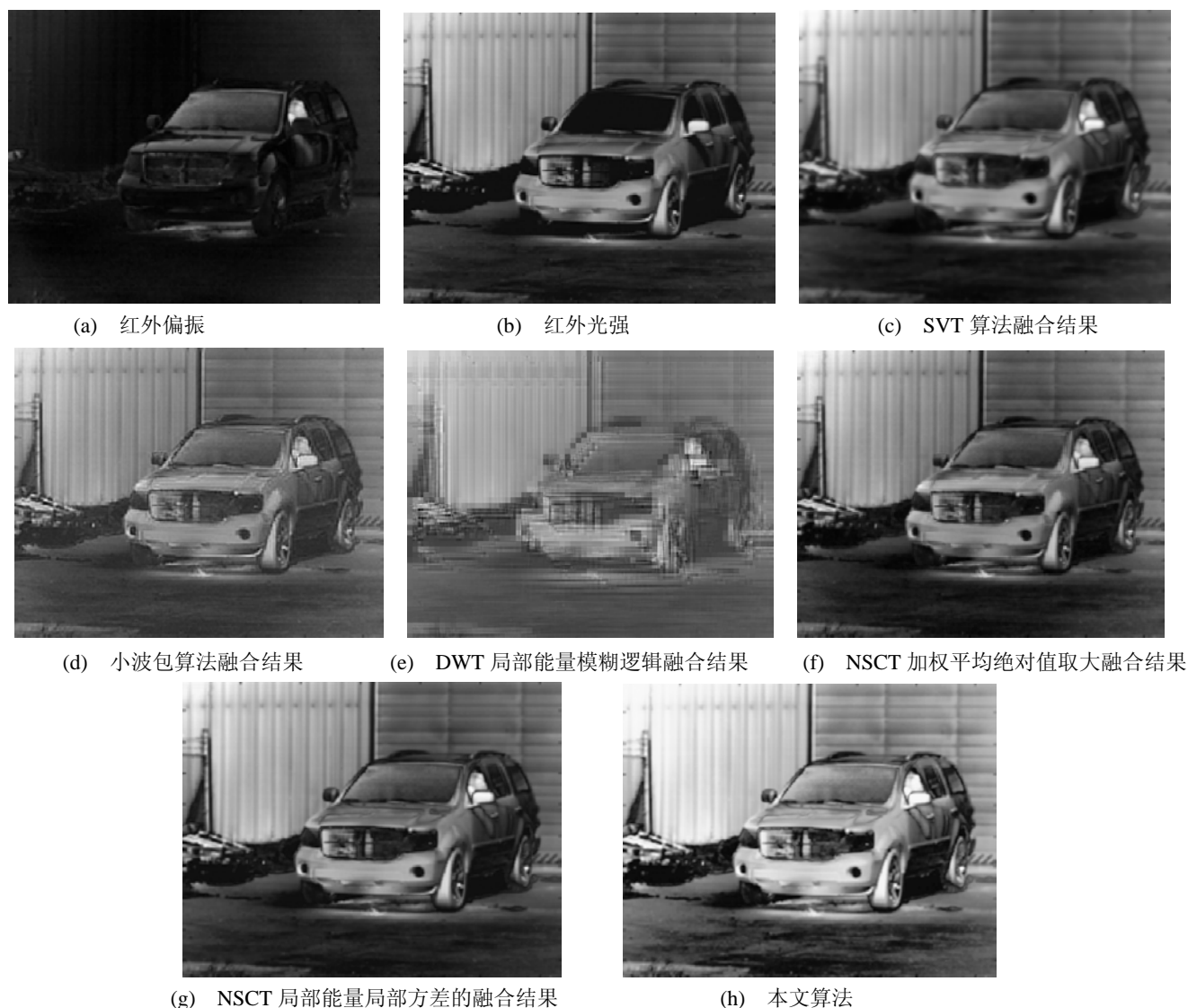


图4 源图像及各算法的融合图像

Fig.4 Source images and each algorithm fusion images

### 3.2 客观评价

本文选择了信息熵、标准差、平均梯度以及 $Q^{AB/F}$ 的客观指标来评价融合图像的性能好坏。

#### 1) 信息熵

信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标。融合图像的信息熵越大，说明融合图像的信息量的越多，反之则代表图像的信息量较低。则信息熵的定义式如下：

$$H = -\sum_{m=0}^{L-1} p(m) \log_2 p(m) \quad (22)$$

式中： $p(m)$ 是 $m$ 灰度级的像素数与整幅图像的像素总数的比，即 $m$ 灰度级出现的概率。

#### 2) 标准差

图像的标准差反映了图像灰度分布的离散程度，标准差越大表明图像所含信息量越大。其定义式如下：

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (F(m, n) - \bar{F})^2} \quad (23)$$

式中： $M$ 和 $N$ 分别为图像的行数和列数， $F(m, n)$ 为图像 $F$ 在点 $(m, n)$ 的像素值， $\bar{F}$ 为图像的均值<sup>[16]</sup>。

#### 3) 平均梯度

图像的平均梯度表征图像的清晰度，反映图像质量的改进，以及图像的微小细节反差和纹理变化特征。平均梯度越大，则图像的清晰度越高，微小细节及纹理反映越好。其定义式如下：

$$g = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{(\Delta_m F(m, n))^2 + (\Delta_n F(m, n))^2}{2}} \quad (24)$$

式中： $M$ 和 $N$ 分别为图像的行数和列数， $\Delta_m F(m, n)$ 和 $\Delta_n F(m, n)$ 分别表示图像在点 $(m, n)$ 的 $m$ 和 $n$ 方向上的差分。

#### 4) $Q^{AB/F}$

$Q^{AB/F}$  指标是由Xydeas和Petrovic提出, 它是评价源图像的梯度信息融进到融合图像多少的一个度量。其定义式如下:

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (Q^{AF}(m,n) \times w^A(m,n) + Q^{BF}(m,n) \times w^B(m,n))}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (w^A(m,n) + w^B(m,n))} \tag{25}$$

$$Q^{AF}(m,n) = Q_g^{AF}(m,n) \times Q_\alpha^{AF}(m,n) \tag{26}$$

$$Q^{BF}(m,n) = Q_g^{BF}(m,n) \times Q_\alpha^{BF}(m,n) \tag{27}$$

式中:  $Q_g^{AF}(m,n)$ 和 $Q_g^{BF}(m,n)$ 为源图像A和B在点 $(m,n)$ 处的边缘强度信息;  $Q_\alpha^{AF}(m,n)$ 和 $Q_\alpha^{BF}(m,n)$ 为源图像A和B在点 $(m,n)$ 处的方向信息;  $w^A(m,n)$ 和 $w^B(m,n)$ 为相应的权重。 $Q^{AB/F}$ 在[0 1]之间, 越接近 1 说明融合图像的质量越好<sup>[17]</sup>。

利用以上客观指标计算出本文提到的几种融合图像的客观指标如表 1 所示, 本文算法在信息熵、标准差和平均梯度指标上表现得优势很明显。而对 $Q^{AB/F}$ 指标来讲虽然DWT算法比本文算法有所优势, 但从主观评价来讲本文算法很明显要比DWT的算法好, 因此可以说表 1 能证明本文算法提高了融合图像的性能, 有较好的视觉效果。

表 1 红外偏振和红外光强融合图像的客观指标  
Table 1 Objective indicators of infrared polarization and infrared intensity fused image

融合算法	信息熵	标准差	平均梯度	$Q^{AB/F}$
SVT	7.6107	56.0359	2.6542	0.5551
小波包	7.2218	41.1882	3.9660	0.5520
DWT	7.1050	38.2870	4.0905	0.6141
NSCT				
加权平均				
绝对值	7.5682	53.5929	3.7283	0.5459
取大				
NSCT				
局部能量	7.5709	59.2166	3.8705	0.5441
局部方差				
本文算法	7.8876	68.8737	4.9183	0.5927

4 结论

本文提出了一种红外偏振与红外光强图像融合的新方法, 在本课题组研究的基础上, 本文对高低频的融合规则进行了改进, 低频子带图像使用局部能量融合, 融合后的图像进行直方图均衡化处理, 高频方向子带图像利用模糊逻辑根据各图像的特征差异来选取基于像素、区域和加权平均的融合规则。

对源图像进行融合后分别与支度变换 (SVT)、小波包、离散小波变换 (DWT)、NSCT低频用加权平均高频用绝对值取大融合规则和NSCT低频用局部能量高频用局部方差的融合规则进行了主客观比较, 证明本文算法在主观上的融合结果更加自然清晰, 客观指标上如信息熵、平均梯度、标准差和由Xydeas和Petrovic提出的 $Q^{AB/F}$ 指标都比其它的算法要好, 因此证明本文算法可以把两幅图像各自的优势进行互补, 达到改善检测、分类、理解、识别性能和获取补充的图像数据信息。

参考文献:

[1] ZHAO Y, ZHANG L, ZHANG D, et al. Object separation by polarimetric and spectral imagery fusion[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, **113**(8): 855-866.

[2] 韩宁. 红外偏振成像技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2008: 1-5.

[3] 杨风暴, 李伟伟, 蔺素珍, 等. 红外偏振与红外光强图像的融合研究[J]. *红外技术*, 2011, **33**(5): 262-266.

[4] L.da Cunha, Jianping Zhou, Minh N.Do. The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications[J]. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, 2006, **15**(10): 3089 - 3101.

[5] YANG Xiao-Hui, JIAO Li-Cheng. Fusion Algorithm for Remote Sensing Images Based on Nonsubsampled Contourlet Transform[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(3): 274-281.

[6] M.J. Shesa. The discrete wavelet transform: wedding the à trous and Mallat algorithms[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1992, **40**(10): 2464-2482.

[7] Qiang Zhang, Bao-long Guo. Multifocus image fusion using the nonsubsampled contourlet transform[J]. *Signal Processing*, 2009, **89**(7): 1334-1346.

[8] 张莹, 李言俊, 张科, 等. 基于 NSCT 的红外与可见光融合[J]. *计算机工程与应用*, 2011, **47**(3): 196-198.

[9] 胡寅明, 赵海生, 李云川, 等. 一种基于同态滤波的红外图像增强新方法[J]. *红外技术*, 2012, **34**(4): 224-228.

[10] D.A. LeMaster. A comparison of template matching registration methods for polarimetric imagery[C].//*IEEE Aerospace Conference*, 2008: 1 - 9

[11] 李伟伟, 杨风暴, 安富. 基于 NSCT 的红外偏振与光强图像的融合研究[J]. *光电技术应用*, 2012, **27**(2): 59-61.

[12] 王宇庆. 局部方差在图像质量评价中的应用[J]. *中国光学*, 2011, **4**(5): 532-536.

(下转第 583 页)

以看出,从 $t=1000$  s到 $t=4000$  s,卫星表面温度是先上升后下降,说明1000 s时刻,卫星处于太阳照射区,4000 s时刻,卫星处于地球阴影区。由图5可知,卫星在阴影区时,主体内热源对卫星表面温度影响较为明显。

2) 由图6可知,卫星表面温度呈周期性变化,这与卫星周期性进入照射区和阴影区相符合。由于初始温度设置随意性的原因,卫星经过大概两个周期的时间,达到稳定变化状态。

3) 在卫星进去阴影区后,所选节点的温度都极具下降,离开阴影区时,温度又急剧上升,而卫星表面都涂有热控图层,太阳吸收率较低,说明卫星在空间的主要外热源为太阳辐射。

4) 由于卫星没有自旋,向阳面始终面对太阳,其温度高于背阳面大约5 K左右,主要原因是帆板厚度较薄,并且内部预埋多根热管等温化设计手段。

## 5 结束语

空间目标表面温度场的确定是得到目标红外辐射量和红外图像最基础和最重要的工作,由于空间目标所处的特殊环境,数值仿真是一般采用的方法。本文提出的基于集成化软件 Thermal Desktop 和 Sinda/Fluint 确定空间目标表面温度场分布,从一般解决方法入手,首先利用 Thermal Desktop 建立目标卫星的热分析模型,然后调用 Sinda/Fluint 进行计

算,最后将计算结果再次返回 Thermal Desktop 显示输出。

数值仿真实验结果表明,该方法不需要对目标进行简化和假设,相对于传统计算方法,具有计算精度高、实时性强、不受目标结构限制、可操作性强等优点,弥补了传统方法耗时长、精度差、限制因素多等缺点和不足,是一种对复杂空间目标热辐射分析的有效方法。

## 参考文献:

- [1] 李颖杰,吕相银,杨华. 空间目标红外辐射理论计算[J]. 低温与超导, 2009, 37(11): 75-79.
- [2] 李志军,王卫华,陈曾平. 深空动态场景目标红外图像仿真研究[J]. 红外技术, 2007, 29(7): 413-418.
- [3] 王正宇,赵阳,王丽. 基于 Sinda/Fluint 的空间目标红外辐射特性分析[C]//全国第20届计算机科学与技术应用学术会议论文集, 2009: 695-699.
- [4] 闵桂荣. 卫星热控制技术[M]. 宇航出版社, 1991, 19-22.
- [5] 谈和平,夏新林,刘林华,等. 红外辐射特性与传输的数值计算[M]. 哈尔滨工业大学出版社, 2006, 392-395.
- [6] Sinda/Fluint Users Manual[EB/OL]. [2009-4-10]. <http://www.crtech.com>.
- [7] Mark J. Welch and Tim Panczak. Automating Thermal Analysis with Thermal Desktop[C]// 29th ICES, SAE paper 1999, 01: 2156.
- [15] Lavigne Daniel A, Breton Melanie. A new fusion algorithm for shadow penetration using visible and midwave infrared polarimetric images[C]//13th Conference on Information Fusion, 2010.
- [16] 曾海芳. 红外偏振成像的关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2012.
- [17] Bin Yang, Shutao Li. Pixel-level image fusion simultaneous orthogonal matching pursuit[J]. Information Fusion. 2012, 13(1): 10-19.
- [13] R.C.Gonzalez, R.E.Woods. Digital Image Processing Using MATLAB [M]. 北京: 电子工业出版社: 2009: 420-425.
- [14] Jamal Saeedi, Karim Faez. Infrared and visible image fusion using fuzzy logic and population based optimization[J]. Applied Soft Computing. 2012, 12(3): 1041-1054.

(上接第579页)