

# 模糊逻辑与特征差异驱动的红外偏振图像融合模型

安 富, 杨风暴, 牛 涛

(中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

**摘要:** 利用 non-subsampled contourlet transform (NSCT) 对红外偏振与红外光强图像进行分解, 得到源图像的低频子带和低频方向子带。通过对红外偏振和光强图像差异特征的分析, 对低频选取局部能量和局部信息熵提取差异特征, 然后利用模糊逻辑融合低频子带的不确定区域, 利用特征差异驱动来融合低频子带的确定区域; 对高频选取局部边缘信息保留量和局部方差提取差异特征, 然后利用模糊逻辑融合高频方向子带的不确定区域, 利用特征差异驱动来融合高频方向子带的确定区域。最后利用 NSCT 对高低频子带进行逆变换得到最后的融合图像。从而建立起基于模糊逻辑与特征差异驱动的红外偏振图像融合模型。实验仿真结果表明, 该融合模型可融合源图像互补的差异特征, 使其在目标识别和分类中具有一定的应用价值。

**关键词:** 图像融合; 特征差异驱动; 模糊逻辑; 红外偏振

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2014)04-0304-07

## A Fusion Model of Infrared Polarization Images Based on Fuzzy Logic and Feature Difference Driving

AN Fu, YANG Feng-bao, NIU Tao

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

**Abstract:** Infrared polarization and infrared intensity images are decomposed by non-subsampled contourlet transform (NSCT) to get the low-frequency sub-bands and high-frequency directional sub-bands of source images in this paper. Analyzing the differences between infrared polarization image and intensity image, and using local energy and local information entropy to extract the difference features of the low-frequency sub-bands, we merge the area of uncertainty and the area of certainty of low-frequency sub-bands respectively by fuzzy logic and feature differences driving. Difference features are extracted from high-frequency directional sub-bands by local edge information preservation and local variance, and then the area of uncertainty and the area of certainty of high-frequency directional sub-bands are merged respectively by fuzzy logic and feature difference driving. Finally, by the NSCT inverse transformation of the high and low frequency sub-bands, the final fused image is obtained. Therefore, the fusion model of infrared polarization images based on fuzzy logic and feature difference driving is established. The simulation results show that the fusion model can integrate the complementary difference features and it has certain application value in the target identification and classification.

**Key words:** image fusion, feature difference driving, fuzzy logic, infrared polarization

## 0 引言

当今, 随着红外成像探测技术在军事、医疗、安防、地球观测以及外星球探测等应用领域需求的发展, 传统的红外探测技术在精度、复杂环境及红外伪装技术的升级下显得有些力不从心<sup>[1]</sup>。但这为

红外偏振成像探测技术的发展奠定了基础。传统红外探测仅仅利用光谱和空间信息来捕获场景的有用信息, 当遇到目标与背景的辐射对比度的差异足够小时, 探测器则不能精确地探测杂乱和温差小的目标<sup>[2]</sup>。而红外偏振探测利用光谱、空间和偏振信息来捕获场景的有用信息, 这极大地增强了识别和探

收稿日期: 2013-05-17; 修订日期: 2014-03-10.

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: 教育部高等学校博士学科点专项科研资助项目博导类资助课题, 编号: 20121420110004; 山西省回国留学人员科研资助项目, 编号: 20120706ZX。

测杂乱目标的能力<sup>[3]</sup>。因此,进入20世纪90年代以后在红外偏振成像领域得到了迅猛发展<sup>[4]</sup>,在发展过程中红外偏振探测遇到一项关键技术问题,那就是红外光强、偏振度或偏振角图像如何进行有效融合。本文针对该问题提出了一种融合模型。

红外偏振融合算法中,呈现只是利用源图像的单一表示与提取的差异图像特征作为融合测度指标,如文献[5]中采用小波包(WP)对高频系数以局部区域方差作为测度指标,对低频使用加权平均融合;文献[6]中采用SVT变换对支持度图像以局部能量作为测度指标来融合,而对近似图像采用加权平均融合;文献[7]采用NSCT变换对高频系数以局部区域方差作为测度指标,对低频以局部能量作为测度指标来融合;以及文献[8]采用小波变换对高频系数以区域信号强度作为测度指标,对低频采用加权平均等一些灰度的像素级融合算法,这些单一的差异特征不能对图像中的所有不确定和随机变化的图像特征进行有效描述,故在融合的过程中会损失一些有价值的信息,导致融合与识别的失败。经作者前期从目标和背景的辐射强度特性、大气传输特性、成像仪响应特性等成像特性差异,分析出红外偏振与光强图像差异特征形成机理,得出红外偏振与光强图像具有明显的亮度、边缘轮廓、边缘方向、几何形状和纹理等图像差异特征。针对图像的差异特征采用能量、信息熵、Sobel算子、方差(凹凸度的平方)等来提取图像的局部特征量表示图像的局部亮度、纹理、边缘和形状等特征。

NSCT变换是一种多分辨率多尺度的几何分析工具,由于它能更好地保持图像的边缘信息和轮廓结构,并具有平移不变性,而且非常有效地表示信号中具有方向性的奇异性特征。因此本文采用该变换对源图像进行分解与重构,首先分解得到源图像的高低频子带图像,然后分别对高低频子带图像利用模糊逻辑和特征差异驱动融合,最后对高低频子带融合图像进行NSCT重构得到最终融合图像。从而得到红外偏振图像融合模型。

## 1 模糊逻辑

模糊逻辑是一种利用模糊集合与隶属度函数等精确数字语言来描述模糊概念的方法,它具有易于理解、灵活、对非精确数据包容等优点<sup>[9]</sup>。在实际问题的判断中,往往不是确定性关系,一般会存在不确定性关系,而模糊逻辑就是针对此类问题的研究方法。

设 $U$ 为所有讨论对象所构成的集合,即为论域,

对于论域中的元素存在如下映射:

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1], x \mapsto \mu_A(x) \in [0,1] \quad (1)$$

此映射确定了 $U$ 上的模糊集合 $A$ ,映射 $\mu_A$ 称为 $A$ 的隶属函数, $\mu_A(x)$ 称为 $x$ 对 $A$ 的隶属程度,简称隶属度。

模糊逻辑的运算在工程上常用的有:

1) 相等,若 $\forall x \in U$ ,则有 $\mu_A(x) = \mu_B(x)$ ,即为 $A = B$ 。

2) 并运算,  $\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \vee \mu_B(x)$ 。

3) 交运算,  $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$ 。

4) 补运算,  $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$ 。

## 2 红外偏振图像融合模型

### 2.1 特征差异驱动

特征差异驱动就是提取源图像的图像特征,并利用表示图像特征的量建立差异特征的类集,根据联合差异特征的大小进行相应的驱动融合<sup>[10]</sup>。假设有两源图像 $A$ 和 $B$ (也可以是多分辨率多尺度方法的分解的高低频子带),利用提取图像特征的方法提取 $A$ 和 $B$ 的图像特征量(可以是全局或者局部特征量,本文提取的是局部特征量),即分别为 $f_{A1}(i,j), f_{A2}(i,j), \dots, f_{An}(i,j)$ 和 $f_{B1}(i,j), f_{B2}(i,j), \dots, f_{Bn}(i,j)$ ,其中 $n$ 为提取图像特征方法个数。则图像的差异特征量可表示为:

$$D_k(i,j) = f_{Ak}(i,j) - f_{Bk}(i,j) \quad (2)$$

式中:  $k=1,2,\dots,n$ ;  $(i,j)$ 表示像素位置坐标。则联合差异特征可表示为:

$$\text{DIF}(i,j) = D_1(i,j) \times D_2(i,j) \times \dots \times D_m(i,j) \quad (3)$$

式中:  $2 \leq m \leq n$ 。源图像 $A$ 和 $B$ 的融合规则与联合差异特征的大小建立映射关系如下:

$$F(\text{DIF}) = \begin{cases} \text{rule1} & \text{DIF} > 0 \\ \text{rule2} & \text{DIF} = 0 \\ \text{rule3} & \text{DIF} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

通过该映射关系来驱动融合相应区域,其中rule1、rule2和rule3是由差异特征构造的决策图与对应源图像的相应区域的乘积所构成的规则,因此这些规则由联合差异特征的大小而定。

### 2.2 融合模型

由于源图像的NSCT变换得到的低频子带图像反映源图像的近似信息,包含源图像的主要亮度和

纹理特征；高频方向子带图像反映源图像的边缘和轮廓信息，包含源图像的边缘和形状特征。正与偏振和光强之间的主要差异特征相对应，因此本文考虑相邻像素相关性和计算复杂度的基础上分别从提取图像特征的方法中为高低频选取2组方法，利用局部能量和局部信息熵来提取低频子带的局部差异特征和选择 Sobel 算子和局部方差来提取高频方向子带的局部差异特征。在本文中使用局部能量来提取的差异特征称为差异能量、局部信息熵来提取的称差异信息熵、Sobel 算子提取的则称差异边缘信息保留量和局部方差提取的则称差异方差。

该融合模型如图 1 所示，并描述如下步骤：

- 1) 由于红外系统成像过程中易受噪声干扰，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，因此首先对原红外偏振图像  $Dolp$  和红外光强图像  $Int$  进行自适应中值滤波来降噪，得到偏振图像  $P$  和光强图像  $I^{[1]}$ 。
- 2) 利用 NSCT 变换对  $P$  和  $I$  进行  $J$  层（该文取  $J=3$ ）分解，得到相应的低频子带  $P_J^0$  和  $I_J^0$ ，同时也得到高频方向子带  $P_J^k$  和  $I_J^k$  其中  $k=1,2,\cdots,2^{n_l}$ ， $l=1,2,\cdots,J$ ， $J$  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。

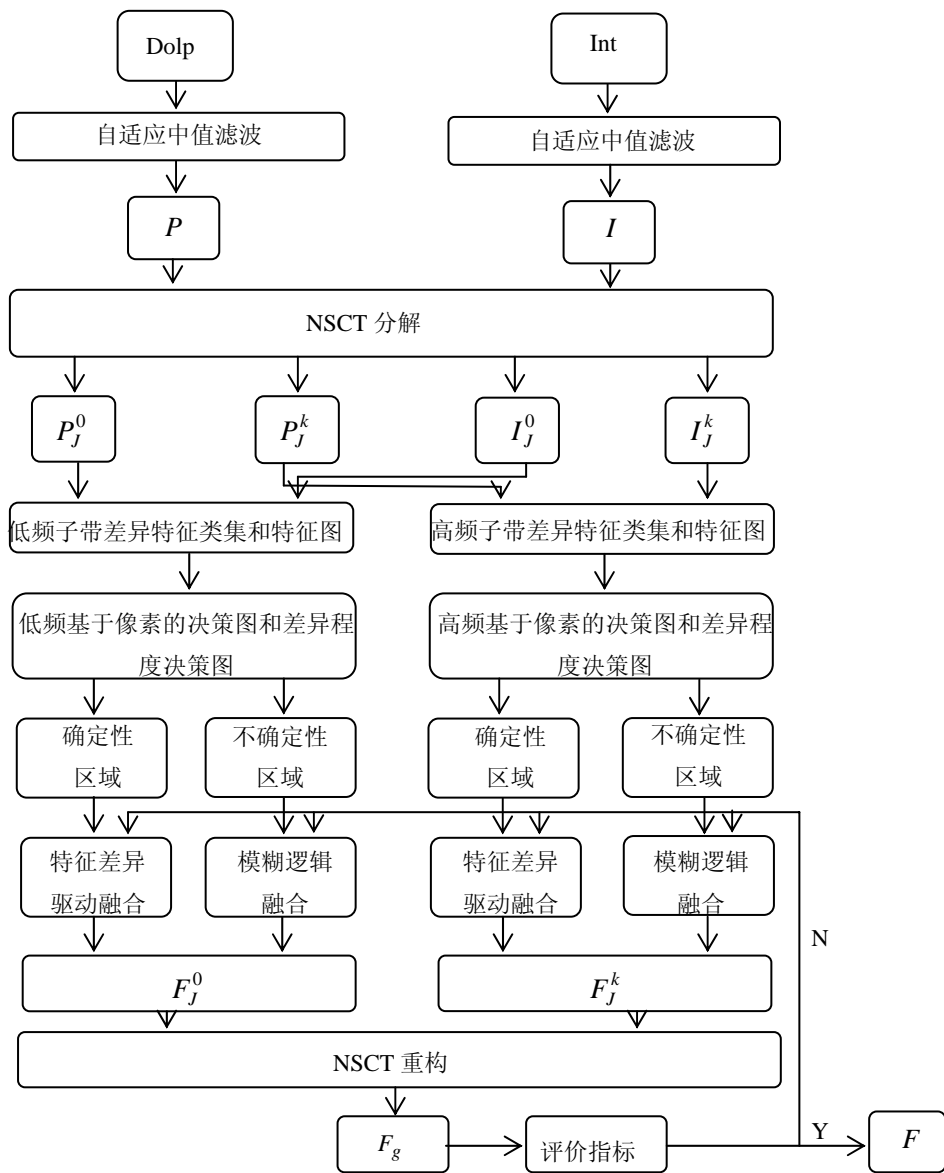


图 1 红外偏振与光强图像融合模型示意图

Fig.1 The schematic diagram of the fusion model of infrared polarization and intensity images

3) 低频子带融合步骤如下:

①利用局部能量和局部信息熵对  $P_J^0$  和  $I_J^0$  提取相应的图像特征, 得到相应的特征图, 分别为能量图  $E_P$  和  $E_I$  及信息熵图  $H_P$  和  $H_I$ 。式如下:

$$E_K(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N K(i+m, j+n)^2 \quad (5)$$

$$H_K(i, j) = \sum_{m=0}^{L-1} f_{Kij}(m) \times \log_2(f_{Kij}(m)) \quad (6)$$

式中:  $f_{Kij}(m)$  为图像  $K$  以  $(i, j)$  为中心, 大小为  $(2M+1) \times (2N+1)$  的窗口内  $m$  灰度级出现的概率。  $L$  为图像的灰度级,  $M$ 、 $N$  取 1, 2, 3, ...,  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

②然后分别对源图像的能量图和信息熵图相减得到对应位置的差异能量  $\Delta E(i, j)$  和差异信息熵  $\Delta H(i, j)$ , 同时得局部能量和局部信息熵匹配度  $M_E(i, j)$ 、 $M_H(i, j)$ 。式如下:

$$\Delta E(i, j) = E_P(i, j) - E_I(i, j) \quad (7)$$

$$\Delta H(i, j) = H_P(i, j) - H_I(i, j) \quad (8)$$

$$M_k(i, j) = \frac{2k_p(i, j) \times k_l(i, j)}{k_p(i, j)^2 + k_l(i, j)^2} \quad (9)$$

式中:  $k$  代表  $E$  或  $H$ ;  $(i, j)$  为图像像素点坐标。

利用  $\Delta E(i, j)$  和  $\Delta H(i, j)$  可得基于像素的决策图 PDM。当  $\Delta E > 0$ ,  $\Delta H > 0$  时, 令  $PDM = g_1$ ; 当  $\Delta E < 0$ ,  $\Delta H < 0$  时,  $PDM = g_2$ ; 当  $\Delta E > 0$ ,  $\Delta H < 0$  时,  $PDM = g_3$ ; 当  $\Delta E < 0$ ,  $\Delta H > 0$  时,  $PDM = g_4$ ; 当  $\Delta E = 0$ ,  $\Delta H > 0$  时,  $PDM = g_5$ ; 当  $\Delta E = 0$ ,  $\Delta H < 0$  时,  $PDM = g_6$ ; 当  $\Delta E > 0$ ,  $\Delta H = 0$  时,  $PDM = g_7$ ; 当  $\Delta E < 0$ ,  $\Delta H = 0$  时,  $PDM = g_8$ ; 当  $\Delta E = 0$ ,  $\Delta H = 0$  时,  $PDM = g_9$ 。其中  $g_1 \sim g_8$  为满足条件时该位置为 1 其它位置为 0 的决策图。

利用  $M_E$  和  $M_H$  可得到差异程度决策图 DDM。式如下:

$$DDM = \begin{cases} d_1 & M_E < M_H \\ d_2 & M_E \geq M_H \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $d_1$  和  $d_2$  为满足条件时对应位置为 1, 其它位置为 0 的差异程度决策图。

③由 PDF 可以判断区域  $g_1$ 、 $g_2$ 、 $g_5$ 、 $g_6$ 、 $g_7$  和  $g_8$  为确定性区域, 对于  $g_1$  和  $g_2$  而言, 两个差异特征能反映出对应像素点的灰度值是否保留在融合图像中, 对于  $g_5$ 、 $g_6$ 、 $g_7$  和  $g_8$  而言, 利用其中一个差异特征能反映出对应像素点的灰度值是否保留在融合图像中。利用 PDF 和 DDM 可以判断  $g_3$ 、 $g_4$  为确定区域, 这是因为利用差异程度决策图 DDM 可确定

两图像局部特征的差异程度大小, 然后选取差异程度较大的差异特征, 这个差异特征能够反映出对应像素点的灰度值是否保留在融合图像中。而对于区域  $g_9$  就不能利用两个决策图判断, 此区域属于不确定性区域。

对于确定区域以  $\Delta E(i, j)$  和  $\Delta H(i, j)$  的乘积作为低频子带融合测度指标, 记  $DIF(i, j)$ 。式如下:

$$DIF = \Delta E \Delta H \quad (11)$$

则  $DIF$  驱动融合低频子带得到的融合图像为  $F_{IJ}^0(DIF)$ , 式如下:

$$F_{IJ}^0(DIF) = \begin{cases} g_1 * P_J^0 + g_2 * I_J^0 & DIF > 0 \\ (g_5 + g_7) * P_J^0 + (g_6 + g_8) * I_J^0 & DIF = 0 \\ (d_2 * g_4 + d_1 * g_3) * P_J^0 + (d_1 * g_4 + d_2 * g_3) * I_J^0 & DIF < 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: “ $*$ ” 代表矩阵的对应像素的乘积。

④对于不确定区域  $g_9$ , 使用模糊逻辑融合, 首先对偏振和光强图像来讲, 需考虑是否“低频子带的局部能量是大的”和“低频子带的局部熵是大的”, 对于这组关系我们可以构建低频子带的隶属度函数。则设“低频子带的局部能量是大的”的隶属函数为  $\mu_E(P_J^0(i, j))$ 、 $\mu_E(I_J^0(i, j))$ , 和“低频子带的局部熵是大的”的隶属函数为  $\mu_H(P_J^0(i, j))$ 、 $\mu_H(I_J^0(i, j))$ 。它们的定义式<sup>[12]</sup>如下:

$$\mu_E(K_J^0(i, j)) = \frac{E_K(i, j)}{\max(E_K)} \quad (13)$$

$$\mu_H(K_J^0(i, j)) = \frac{H_K(i, j)}{\max(H_K)} \quad (14)$$

利用模糊逻辑的交运算规则可分别计算偏振和光强低频子带在位置  $(i, j)$  的像素值对融合图像重要程度的隶属函数分别为  $\mu_{E \cap H}(P_J^0(i, j))$  和  $\mu_{E \cap H}(I_J^0(i, j))$ , 定义式如下:

$$\mu_{E \cap H}(K_J^0(i, j)) = \min[\mu_E(K_J^0(i, j)), \mu_H(K_J^0(i, j))] \quad (15)$$

式中:  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

则低频子带不确定区域的融合图像为  $F_{2J}^0$ , 式如下:

$$F_{2J}^0(DIF) = g_9 * [\mu_{E \cap H}(P_J^0) * P_J^0 + \mu_{E \cap H}(I_J^0) * I_J^0] / [\mu_{E \cap H}(P_J^0) + \mu_{E \cap H}(I_J^0)] \quad (16)$$

式中: “ $/$ ” 意味矩阵对应像素相除。

则低频子带的融合图像  $F_J^0$  为:

$$F_J^0(DIF) = F_{1J}^0(DIF) + F_{2J}^0(DIF) \quad (17)$$

⑤对得到的  $F_J^0$  进行一致性校验, 使用大小  $3 \times 3$  的窗口在图像  $F_J^0$  上移动, 用窗口周围的像素来

验证中心像素。如果中心像素来自于  $P_J^0$ , 而周围的  $k(4 < k < 8)$  个像素都来自  $I_J^0$ , 那么就把该中心的像素值改为对应的  $I_J^0$  在该位置的像素值。来得到修正的  $F_J^0$ 。

4) 高频子带融合步骤如下:

图像的低频信息是图像的近似图像, 通过对  $F_J^0$  的傅里叶谱的分析得知除了含有纹理和亮度信息, 也含有表征边缘的信息, 故本文利用  $F_J^0$  作为求取边缘信息保留量的参考图像。

①首先利用 Sobel 算子对  $P_J^k$ 、 $I_J^k$  和  $F_J^0$  分别计算梯度图像  $T_P^k$ 、 $T_I^k$ 、 $T_F^0$  和梯度方向图像  $\alpha_P^k$ 、 $\alpha_I^k$ 、 $\alpha_F^0$ 。式如下:

$$T_K^k(i, j) = \sqrt{S_{Kh}^k(i, j)^2 + S_{Kv}^k(i, j)^2} \quad (18)$$

$$\alpha_K^k(i, j) = \arctan \left[ \frac{S_{Kh}^k(i, j)}{S_{Kv}^k(i, j)} \right] \quad (19)$$

式中:  $S_{Kh}^k$  和  $S_{Kv}^k$  分别为利用 Sobel 算子的水平和垂直模板与  $K_J^k$  卷积获得的水平和垂直边缘图像,  $K$  代表  $P$ 、 $I$  或  $F$ 。

②计算  $P_J^k$ 、 $I_J^k$  和  $F_J^0$  的梯度相对量  $R_{PF}^k$ 、 $R_{IF}^k$  和梯度方向相对量  $\gamma_{PF}^k$ 、 $\gamma_{IF}^k$ 。式如下:

$$R_{KF}^k(i, j) = \begin{cases} \frac{K_J^k(i, j)}{F_J^0(i, j)} & K_J^k(i, j) < F_J^0(i, j) \\ \frac{F_J^0(i, j)}{K_J^k(i, j)} & K_J^k(i, j) \geq F_J^0(i, j) \end{cases} \quad (20)$$

$$\gamma_{KF}^k(i, j) = \frac{|\alpha_K^k(i, j) - \alpha_F^0(i, j)| - \pi/2}{\pi/2} \quad (21)$$

式中:  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

③利用 sigmoid 函数建立  $P_J^k$  和  $I_J^k$  在  $F_J^0$  中的边缘强度保留量  $A_{PF}^k$ 、 $A_{IF}^k$  和方向保留量  $O_{PF}^k$ 、 $O_{IF}^k$  的模型<sup>[13]</sup>。式如下:

$$A_{LF}^k(i, j) = \frac{\Gamma_{LR}}{1 + e^{K_{LR}(R_{LF}^k(i, j) - \sigma_{LR})}} \quad (22)$$

$$O_{LF}^k(i, j) = \frac{\Gamma_{LY}}{1 + e^{K_{LY}(\gamma_{LF}^k(i, j) - \sigma_{LY})}} \quad (23)$$

式中: 参数  $\Gamma_{LR} = 0.9994$ ;  $\Gamma_{LY} = 0.9879$ ;  $K_{LR} = 15$ ;  $K_{LY} = 22$ ;  $\sigma_{LR} = 0.5$ ;  $\sigma_{LY} = 0.8$ 。这些参数决定着 sigmoid 函数的形状,  $L$  代表  $P$  或  $I$ 。

④然后计算  $P_J^k$  和  $I_J^k$  分别在  $F_J^0$  中的局部边缘信息保留量为  $B_P^k(i, j)$ 、 $B_I^k(i, j)$  及匹配度  $M_B^k(i, j)$ 。式如下:

$$B_K^k(i, j) = A_{KF}^k(i, j) \times O_{KF}^k(i, j) \quad (24)$$

$$M_B^k(i, j) = \frac{2B_P^k(i, j) \times B_I^k(i, j)}{B_P^k(i, j)^2 + B_I^k(i, j)^2} \quad (25)$$

式中:  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

⑤计算  $P_J^k$  和  $I_J^k$  的局部方差  $V_P^k(i, j)$ 、 $V_I^k(i, j)$  及匹配度  $M_V^k(i, j)$ 。式如下:

$$V_K^k(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N (K_J^k(i+m, j+n) - \overline{K_J^k})^2} \quad (26)$$

$$M_V^k(i, j) = \frac{2V_P^k(i, j) \times V_I^k(i, j)}{V_P^k(i, j)^2 + V_I^k(i, j)^2} \quad (27)$$

式中:  $\overline{K_J^k}$  为相应高频方向子带局部区域均值,  $M$ 、 $N$  取 1, 2, 3, ...,  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

⑥由  $B_P^k(i, j)$  和  $B_I^k(i, j)$  可得差异边缘信息保留量  $\Delta B^k(i, j)$ , 由  $V_P^k(i, j)$  和  $V_I^k(i, j)$  可得差异方差  $\Delta V^k(i, j)$ 。式如下:

$$\Delta B^k(i, j) = B_P^k(i, j) - B_I^k(i, j) \quad (28)$$

$$\Delta V^k(i, j) = V_P^k(i, j) - V_I^k(i, j) \quad (29)$$

利用  $\Delta B^k(i, j)$  和  $\Delta V^k(i, j)$  可得到基于像素的决策图  $PDM^k$ , 当  $\Delta B^k > 0$ ,  $\Delta V^k > 0$  时, 令  $PDM^k = g_1^k$ ; 当  $\Delta B^k < 0$ ,  $\Delta V^k < 0$  时,  $PDM^k = g_2^k$ ; 当  $\Delta B^k > 0$ ,  $\Delta V^k < 0$  时,  $PDM^k = g_3^k$ ; 当  $\Delta B^k < 0$ ,  $\Delta V^k > 0$  时,  $PDM^k = g_4^k$ ; 当  $\Delta B^k = 0$ ,  $\Delta V^k > 0$  时,  $PDM^k = g_5^k$ ; 当  $\Delta B^k = 0$ ,  $\Delta V^k < 0$  时,  $PDM^k = g_6^k$ ; 当  $\Delta B^k > 0$ ,  $\Delta V^k = 0$  时,  $PDM^k = g_7^k$ ; 当  $\Delta B^k < 0$ ,  $\Delta V^k = 0$  时,  $PDM^k = g_8^k$ ; 当  $\Delta B^k = 0$ ,  $\Delta V^k = 0$  时,  $PDM^k = g_9^k$ 。其中  $g_1^k \sim g_8^k$  为满足条件时该位置为 1 其它位置为 0 的决策图。

利用  $M_B^k(i, j)$  和  $M_V^k(i, j)$  可得到差异程度决策图  $DDM^k$ 。式如下:

$$DDM^k = \begin{cases} d_1^k & M_B^k < M_V^k \\ d_2^k & M_B^k \geq M_V^k \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $d_1^k$  和  $d_2^k$  分别为满足条件时对应位置为 1, 其它位置为 0 的差异程度决策图。

⑦同低频子带一样由  $PDM^k$  和  $DDM^k$  可确定  $g_1^k \sim g_8^k$  区域为确定性区域, 而  $g_9^k$  为不确定性区域。

对于确定区域, 以  $\Delta B^k(i, j)$  和  $\Delta V^k(i, j)$  的乘积作为高频方向子带的融合测度指标, 记  $DIF^k(i, j)$ 。式如下:

$$DIF^k = \Delta B^k \cdot \Delta V^k \quad (31)$$

则  $DIF^k$  驱动高频方向子带融合的图像为  $F_{IJ}^k(DIF^k)$ , 式如下:

$$F_{1j}^k(\text{DIF}^k) = \begin{cases} g_1^k \cdot *P_j^k + g_2^k \cdot *I_j^k & \text{DIF}^k > 0 \\ (g_5^k + g_7^k) \cdot *P_j^k + (g_6^k + g_8^k) \cdot *I_j^k & \text{DIF}^k = 0 \\ (d_2^k \cdot *g_4^k + d_1^k \cdot *g_3^k) \cdot *P_j^k + (d_1^k \cdot *g_4^k + d_2^k \cdot *g_3^k) \cdot *I_j^k & \text{DIF}^k < 0 \end{cases} \quad (32)$$

⑧对于不确定区域  $g_9^k$ , 使用模糊逻辑融合, 同低频类似, 需考虑是否“高频方向子带的局部边缘信息保留量是大的”和“高频方向子带的局部方差是大的”, 对于这组关系我们可以构建高频方向子带的隶属度函数。则设“高频方向子带的局部边缘信息保留量是大的”隶属函数为  $\mu_B(P_j^k(i,j))$ 、 $\mu_B(I_j^k(i,j))$ , “高频方向子带的局部方差是大的”隶属函数为  $\mu_V(P_j^k(i,j))$ 、 $\mu_V(I_j^k(i,j))$ 。它们的定义式如下:

$$\mu_B(K_j^k(i,j)) = \frac{B_K^k(i,j)}{\max(B_K^k)} \quad (33)$$

$$\mu_V(K_j^k(i,j)) = \frac{V_K^k(i,j)}{\max(V_K^k)} \quad (34)$$

利用模糊交运算规则可以分别计算偏振和光强高频方向子带在位置  $(i,j)$  的像素值对融合图像重要程度的隶属函数分别为  $\mu_{B \cap V}(P_j^k(i,j))$  和  $\mu_{B \cap V}(I_j^k(i,j))$ , 式如下:

$$\mu_{B \cap V}(K_j^k(i,j)) = \min[\mu_B(K_j^k(i,j)), \mu_V(K_j^k(i,j))] \quad (35)$$

式中:  $K$  代表  $P$  或  $I$ 。

则高频方向子带的  $g_9^k$  区域的融合图像为  $F_{2j}^0$ , 式如下:

$$F_{2j}^0(\text{DIF}) = g_9^k \cdot [\mu_{B \cap V}(P_j^k) \cdot *P_j^k + \mu_{B \cap V}(I_j^k) \cdot *I_j^k] / [\mu_{B \cap V}(P_j^k) + \mu_{B \cap V}(I_j^k)] \quad (36)$$

式中: “ $\cdot$ ” 为矩阵对应像素相除。

⑨高频方向子带的融合图像  $F_j^k$  为:

$$F_j^k(\text{DIF}^k) = F_{1j}^k(\text{DIF}^k) + F_{2j}^k(\text{DIF}^k) \quad (37)$$

⑩同低频子带类似对高频方向子带融合图像  $F_j^k$  进行一致性校验。

5) 然后对得到的  $F_j^0$  和  $F_j^k$  进行 NSCT 重构, 得到待定的融合图像  $F_g$ 。

6) 本文选自文献[14]的方法, 该方法有效的结合结构相似度和边缘信息保留量来对融合图像进行评价, 使其具有主客观评价的能力。对得到的  $F_g$  进行评价, 与  $F_j^0$  的评价指标进行比较, 如果大则自适应的改变差异信息熵的窗口, 进行重新特征差异驱动和模糊逻辑融合, 直至评价指标到达第一凸点处的融合图像作为最终的融合图像  $F$ 。

### 3 融合结果与性能评价

本文选已配准同一场景下的红外偏振和光强图像作为融合模型的输入图像, 并利用 MATLAB 7.5.0

(R2007b) 软件分别对 WP、SVT、NSCTLELV 及本文的融合模型进行仿真实验。图 2(a)和图 2(b)为红外偏振和光强图像, 图 2(c)、2(d)、2(e)以及 2(f)分别为 WP、SVT、NSCTLELV 和本文算法的融合图像。

#### 3.1 主观评价

主观上从图 2(f)的融合图像可以看出: 本文算法可将红外偏振与光强的互补信息进行有效融合, 尤其在图 2(f)中间车的车窗、车前灯和车身, 左侧的房子和车后的房子, 以及道边的井盖和树干等处较为明显。WP、SVT 和 NSCTLELV 也都对互补信息进行了融合, 但在图像的细节和整体视觉效果上与本文算法有明显的差别。如图 2(c), 它的边缘出现了振铃效应和背景有些失真, 如井盖和树带有些失真。图 2(d)的边缘轮廓和视觉效果较模糊, 如房子边缘和车灯等。图 2(e)与本文算法在整体上视觉效果虽然差不多, 但细节信息(如纹理)比本文算法的较差, 这种差异需利用客观评价指标来体现。

#### 3.2 客观评价

本文利用平均梯度、边缘强度、平均局部熵和由 Xydeas 和 Petrovic 提出  $Q^{AB/F}$  的客观指标来评价各融合算法所融图像的效果。

##### 1) 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。

##### 2) 边缘强度

边缘强度反应图像整体边缘的强度大小, 越大说明边缘越好。

##### 3) 平均局部熵

平均局部熵反映图像所含局部信息量多少的指标, 越大则所含信息越多。

##### 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,  $Q^{AB/F}$  在[0 1]之间, 越接近 1 说明融合图像的质量越好<sup>[15]</sup>。

图像的客观指标如表 1。从表 1 可以看出本文算法各指标均比其它算法高, 证明本文算法性能好。

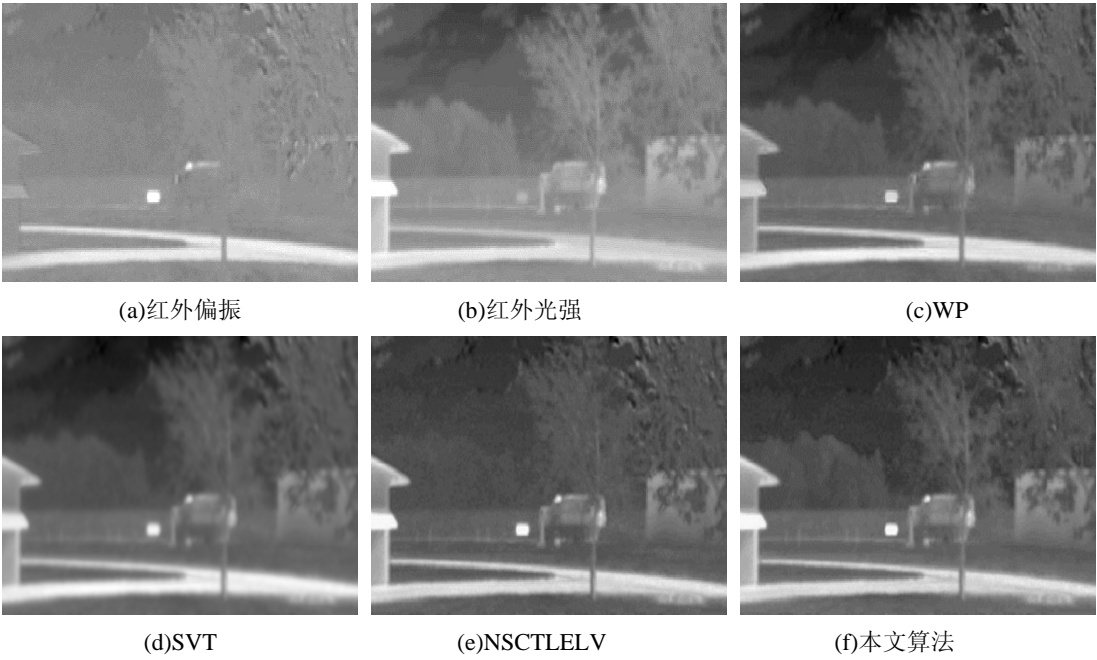


图2 源图像和各融合算法的融合图像

Fig.2 Source images and fusion images of each fusion algorithm

表1 源图像 2(a)和 2(b)的融合图像的客观指标

Table 1 Fused image objective indicators of the source image2(a) and 2(b)

融合算法	平均梯度	边缘强度	平均局部熵	$Q^{AB/F}$
SVT	1.9066	21.1996	3.7260	0.3032
WP	2.9274	29.8864	4.3124	0.4045
NSCTLELV	3.0751	31.5930	4.3390	0.3438
本文算法	3.0800	31.7729	4.3799	0.4374

4 结论

本文利用模糊逻辑来融合由 NSCT 变换分解得到的高低频子带的不确定区域，用特征差异驱动来融合高低频子带的确定区域，来得到一个红外偏振和光强图像的融合模型。经过实验仿真验证本文算法比 WP、SVT 和 NSCTLELV 的算法效果要好，使其具有一定的优势。

参考文献：

[1] Nedelcu A, Guériaux V, Berurier A, et al. Multispectral and polarimetric imaging in the LWIR: Intersubband detector a versatile solution[C]//*Proceedings of the International Conference on Quantum Structure Infrared Photodetector*, 2013, **59**: 125-132.

[2] 高永芳, 时家明, 许波, 等. 地面目标的热红外伪装技术研究[J]. *航天电子对抗*, 2011, **27**(4): 20-21.

[3] Lavigne D A, Breton M, Fournier G, et al. Target discrimination of man-made objects using passive polarimetric signatures acquired in the visible and infrared spectral bands[C]//*Proceedings of SPIE on*

*Polarization Science and Remote Sensing V*, 2011, **8160**: 816007, doi: 10.1117/12.894055.

[4] 赵劲松. 偏振成像技术的进展[J]. *红外技术*, 2013, **35**(12): 743-750.

[5] 陈伟力, 王霞, 金伟其, 等. 基于小波包变换的中波红外偏振图像融合研究[J]. *北京理工大学学报*, 2011, **31**(5): 579-582.

[6] 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.

[7] 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): 58-61.

[8] 南京理工大学. 一种基于小波的红外偏振图像自适应融合方法: 中国, CN201110457969.8[P]. 2012-7-11.

[9] 黄晓青. 基于模糊逻辑的红外与可见光图像融合技术[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.

[10] 安富, 杨风暴, 蔺素珍, 等. 特征差异驱动的红外偏振与光强图像融合[OL]. [2013-03-20]. 中国科技论文在线, [2013-03-20]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201303-725>.

[11] Lavigne D A, Breton M. A new fusion algorithm for shadow penetration using visible and midwave infrared polarimetric images[C]//*13th Conference on Information Fusion*, 2010: 1-7.

[12] Ren Xianyi, Zheng Yijun, Hu Tao, et al. Image fusion based on NSCT and fuzzy logic[C]//*2010 International Conference on Multimedia Technology(ICMT)*, 2010, doi: 10.1109/ICMULT.2010.5631292.

[13] Xydeas C S, Petrovi V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, **36**(4): 308-309.

[14] 苏伍各, 陶忠祥, 董博, 等. 边缘信息的红外与可见光图像融合评价[J]. *火力与指挥控制*, 2012, **37**(1): 194-197.

[15] Yang Bin, Li Shutao. Pixel-level image fusion simultaneous orthogonal matching pursuit[J]. *Information Fusion*, 2012, **13**(1): 10-19.