

文章编号: 1672-8785(2019)11-0035-07

基于拉普拉斯金字塔的红外光强 与偏振图像融合

牛继勇¹ 岳 振² 徐永贵¹

(1. 潍坊学院, 山东 潍坊 261061;

2. 海信智能商用研发中心, 山东 青岛 266000)

摘 要: 利用红外偏振信息(偏振度、偏振角)对目标进行成像, 可以更好地抑制图像的背景噪声, 提高信噪比。而且偏振信息相对于光强信息一般会蕴含更丰富的目标边缘轮廓信息。因此, 提出一种将红外辐射光强图像和偏振度图像进行融合的算法。此方法首先对参与融合的每幅图像分别进行拉普拉斯金字塔分解, 获得每层的分解图像; 然后对分解后的每层图像采用不同的融合方法进行图像融合, 获得每层融合图像, 并对每层融合后的图像进行图像重构, 得到最后的融合结果。多幅图像融合后的效果表明该方法能够增加图像的信息量, 有利于场景感知和目标识别。

关键词: 中波红外; 偏振成像; 拉普拉斯金字塔; 图像融合

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.11.007

Fusion of Infrared Light Intensity and Polarization Image Based on Laplacian Pyramid

NIU Ji-yong¹, YUE Zhen², XU Yong-gui¹

(1. Weifang University, Weifang 261061, China;

2. Hisense Intelligent Commercial R&D Center, Qingdao 266000, China)

Abstract: Using infrared polarization information (degree of polarization, polarization angle) to image a target can better suppress the background noise of the image and improve the signal-to-noise ratio. In addition, the polarization information generally contains richer edge contour information than the light intensity information. Therefore, an algorithm is proposed to fuse the infrared radiation intensity image and polarization image. This method first performs Laplacian pyramid decomposition on each image participating in the fusion to obtain a decomposed image of each layer; then uses different fusion methods for image fusion for each decomposed image to obtain a fused image of each layer. Image reconstruction is performed on the fused image of each layer to get the final fusion result. The effect of multiple image fusion shows that this method can increase the amount of information in the image, which is beneficial to scene perception and target recognition.

Key words: mid-wave infrared (MWIR); polarization imaging; Laplace pyramid; image fusion

收稿日期: 2019-10-03

作者简介: 牛继勇(1989-), 男, 山东潍坊人, 讲师, 博士, 主要研究方向为红外偏振探测技术。

E-mail: njy123@mail.ustc.edu.cn

0 引言

红外光强成像技术因其独特的优势在军事领域已成为一种重要的探测识别手段^[1]。红外成像可以获知目标的空间域信息,通过获取目标和背景的辐射强度特征、成像特征等发现、识别和跟踪目标。红外偏振成像技术是在传统红外成像的基础之上提出的一项新的成像识别技术,近年来得到了广泛关注。目标的表面材料、表面粗糙度和表面理化特征等差异都会使其表现出不同的红外偏振特性。利用目标辐射(反射辐射和自发辐射)的偏振信息成像能够凸显出目标更多的细节特征^[2]。一般人造目标与自然目标的表面状态具有明显的差异,因此利用红外偏振测量系统对从实际场景中获得的目標偏振信息进行成像,会增大目标(人造目标)与背景(自然目标)的对比度,提升发现、识别和跟踪目标的能力^[3]。

研究表明,偏振图像在一定条件下比传统红外成像更能揭示目标的表面结构、纹理以及粗糙度等特性^[4],可以更好地抑制背景噪声,凸显目标的边缘轮廓信息,从而提升对目标的发现和识别能力^[5],但其视觉呈现的效果不够理想。而红外辐射光强图像中的目标细节特征更显著,包含了更多场景和细节信息,但目标边缘、轮廓信息相比偏振图像更模糊^[6]。两种图像呈现的信息互补性很强,因此采用合理的算法将两者进行图像融合,融合后的图像将会包含更大的信息量,大大增强红外成像系统的探测和识别能力^[7]。

本文通过一套中波红外偏振测量系统来获取偏振数据,并提出了一种基于拉普拉斯金字塔的融合算法,实现对偏振度图像和红外辐射光强图像的融合。实验结果表明,采用此种方法将偏振图像数据和红外辐射光强图像融合,能够增加图像的清晰度和对比度。

1 中波红外线偏振图像的获取

1.1 偏振信息的测量

偏振是光波的本质特征之一,目前对

光波偏振信息进行表示的方法中,应用最广泛的是斯托克斯矢量表示法。它可以表示矢量波的任意偏振态,并且各参量对应的是不同偏振态的光强信息,可用探测器直接获取^[8]。Stokes 描述法由 I 、 Q 、 U 和 V 共 4 个参量来描述^[9]。

$$\begin{aligned} I &= E_x^2 + E_y^2 \\ Q &= E_x^2 - E_y^2 \\ U &= 2E_x E_y \cos \Delta\varphi \\ V &= 2E_x E_y \sin \Delta\varphi \end{aligned} \quad (1)$$

式中, I 表示光的总强度; Q 表示光矢量在 X 轴与 Y 轴振动方向上光强度的差值; U 表示在 $-\frac{\pi}{4}$ 与 $+\frac{\pi}{4}$ 振动方向上光强度的差值; V 则表示圆偏振分量,能量很小,实际应用中一般忽略($V=0$)。因此在测量时使用线偏振片进行起偏即可。

假设线偏振片的输入信号为 $S_{in} = [I \ Q \ U \ V]^T$, 输出信号为 $S_{out} = [I' \ Q' \ U' \ V']^T$, 可推导出关系式:

$$I' = \frac{1}{2} (I + Q \cos 2\beta + U \sin 2\beta) \quad (2)$$

式中, β 为偏振器件透射方向与参考方向之间的夹角。通过式(2)可以得出,只需获取 3 幅不同起偏方向的光强信息,就能计算求出测量目标的斯托克斯参量 I 、 Q 、 U 和 V 。

一般取 β 分别为 0° 、 45° 、 90° 和 135° , 获取 4 幅不同起偏方向的光强图像数据,代入式(2),可以得到:

$$I = \frac{1}{2} [I'(0) + I'(45) + I'(90) + I'(135)]$$

$$Q = I'(0) - I'(90) \quad (3)$$

$$U = I'(45) - I'(135)$$

线偏振度的公式由此可以写为

$$L_{DoP} = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad (4)$$

实际测量过程中,采用红外偏振测量系统来获取 4 幅光强图像数据,完成一次测量。本文通过一套分时偏振测量系统,通过旋转

线偏振片依次到 0° 、 45° 、 90° 和 135° 方向。不同测量系统的测量方法不同, 分时探测具有结构简单、测量静止目标时误差小的优点。将获得的光强信息 $I'(0)$ 、 $I'(45)$ 、 $I'(90)$ 和 $I'(135)$ 代入式(3), 求出 I 、 Q 和 U ; 再将其代入式(4), 经计算得到线偏振度 L_{DoP} , 最后偏振度以灰度图像的形式显示。

1.2 中波红外线偏振图像的获取

下面简要介绍本文采用的中波红外线偏振成像分时测量系统样机的基本组成。其总体结构如图 1 所示, 主要由 5 部分组成: 光学系统、起偏系统、探测器测量系统、图像采集和传输系统、上位机。其中, 起偏系统是通过电机带动转台旋转偏振片, 依次实现对待测目标红外辐射在不同偏振方向上的起偏。起偏后的红外辐射光强数据被采集存储, 最后在上位机中完成偏振度等的计算, 并将灰度图像进行成像显示。

2 基于拉普拉斯金字塔方法的图像融合算法

拉普拉斯金字塔变换方法作为图像处理中一种多尺度、多分辨率的方法, 最初应用于图像压缩领域^[10], 目前在图像融合中得到广泛应用。

融合时首先将待融合图像分解到对应不同空间频带的分解层, 利用其分解后形成的金字塔形状排列的结构, 对不同空间频带的各分解层, 根据其特征选取不同的融合算子进行逐层图像的融合处理。

2.1 基于拉普拉斯金字塔的图像分解

在拉普拉斯金字塔的创建过程中, 采用低通

高斯滤波器作为近似滤波器, 采用双三次内插作为差值滤波器, 根据图 2, 具体步骤如下:

(1) 红外辐射光强图像 X 和红外辐射偏振度图像 Y 的分辨率近似图像的求解: 首先对源图像进行低通高斯滤波处理, 获得滤波图像; 然后对滤波后的图像进行下采样处理, 其中下采样因数为 2, 得到源图像的近似图像; 最后将处理后得到的近似图像放在高斯近似金字塔的第 $J-1$ 级。

(2) 红外辐射光强图像 X 和红外辐射偏振度图像 Y 的分辨率近似估计图像的求解: 对步骤(1)中产生的近似图像进行上采样, 其中采样因数为 2, 得到上采样图像; 对得到的上采样图像数据双三次内插滤波, 获得近似估计图像; 将得到的近似估计图像放在近似估计金字塔的第 J 级。

(3) 求解步骤(2)中得到的 J 级近似估计图像与步骤(1)源图像之间的差, 得到 J 级预测残差图像, 并将它放在拉普拉斯金字塔的 J 级。

(4) 重复(1)~(3), 可求解得到红外辐射光强图像 X 和红外辐射偏振度图像 Y 的高斯近似金字塔和拉普拉斯金字塔。

分解后得到拉普拉斯金字塔包含输入图像的一个降低分辨率近似(第 $J-n$ 近似)以及各级预测残差, 即第 $J-n+1$ 级、...、第 $J-1$ 级、第 J 级预测残差。

2.2 对各级拉普拉斯金字塔进行分层融合

红外辐射光强图像和红外辐射偏振度图像的高斯近似金字塔的各级近似图像, 都是多次经高斯低频滤波器得到的待融合图像近似, 因此包含图像的低频特征。由于红外辐射光强图

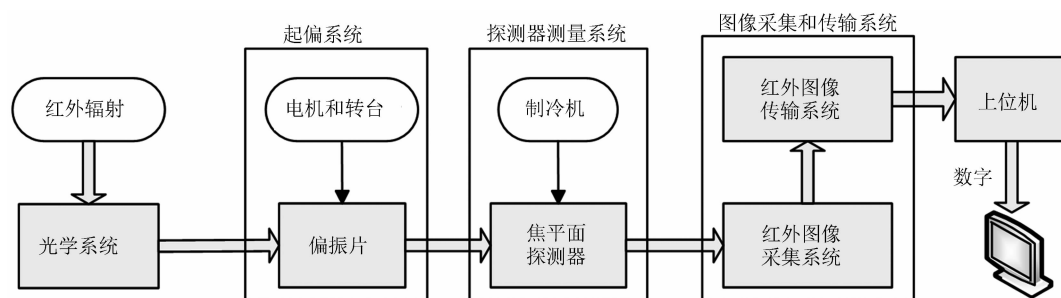


图 1 中波红外线偏振成像分时测量系统的总体组成框图

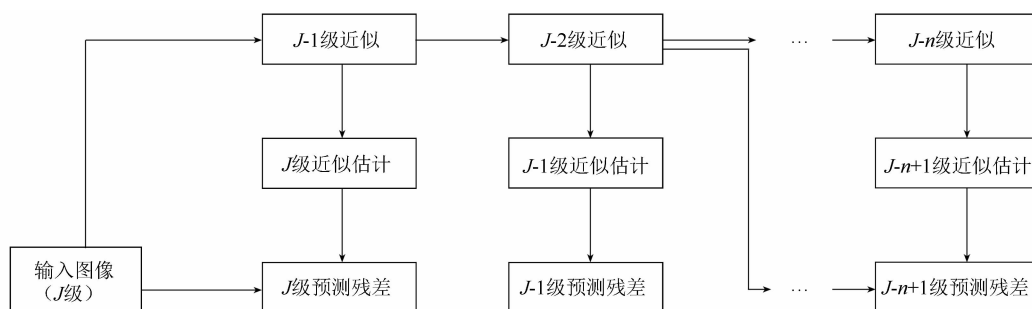


图 2 基于拉普拉斯金字塔的图像分解示意图

像蕴含更丰富的低频信息，其 $J-n$ 级近似图像会有更丰富的低频细节，因此直接把红外辐射光强图像的第 $J-n$ 级近似作为第 $J-n$ 级近似融合图像。拉普拉斯金字塔的各级预测残差图像，会有更多的高频细节特征，本文将图像局部邻域的平均梯度大小作为选择依据，进行融合处理，分别获得各级预测残差融合图像。

具体步骤如下：

(1) 对于拉普拉斯金字塔的第 $J-n$ 级，直接采用红外辐射强度图像的 $J-n$ 级近似。

$$F^{(J-n)}(m,n) = X^{(J-n)}(m,n) \quad (5)$$

式中， $X^{(J-n)}(m,n)$ 为红外辐射强度图像的第 $J-n$ 级图像在点 (m,n) 处的值， $F^{(J-n)}(m,n)$ 为第 $J-n$ 级近似融合图像在点 (m,n) 处的值。

(2) 对于拉普拉斯金字塔的各级预测残差图像，以图像局部邻域的平均梯度作为融合判据，对各级预测残差图像进行融合。图像局部邻域的平均梯度值计算公式为

$$H = \frac{1}{N \times N} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \sqrt{[X(m,n) - X(m+1,n)]^2 + [X(m,n) - X(m,n+1)]^2} \quad (6)$$

式中， $N \times N$ 为选取邻域的大小， (m,n) 是局部邻域的中心， $X(m,n)$ 为图像在点 (m,n) 处的灰度值。取两幅图像中在点 (m,n) 处平均梯度值较大的图像的残差图像在 (m,n) 处的值作为融合图像在 (m,n) 处的值，计算公式为

$$F^i(m,n) = \begin{cases} X^{(i)}(m,n), & H(X^{(i)}(m,n)) \geq H(Y^{(i)}(m,n)) \\ Y^{(i)}(m,n), & H(X^{(i)}(m,n)) < H(Y^{(i)}(m,n)) \end{cases} \quad (7)$$

式中， $X^{(i)}(m,n)$ 为红外辐射强度图像第 i 级

预测残差图像在点 (m,n) 处的值， $Y^{(i)}(m,n)$ 为偏振度图像第 i 级预测残差图像在点 (m,n) 处的值， $H(X^{(i)}(m,n))$ 为红外辐射强度图像第 i 级预测残差图像在点 (m,n) 处的平均梯度值， $H(Y^{(i)}(m,n))$ 为红外偏振度图像第 i 级预测残差图像在点 (m,n) 处的平均梯度值， $F^i(m,n)$ 为第 i 级预测残差融合图像在点 (m,n) 处的值。

2.3 对各级融合图像进行重构

得到拉普拉斯金字塔各级融合图像后，要进行图像重构，以获得最后的融合图像。根据图 3，具体步骤如下：

(1) 对第 $J-n$ 级近似融合图像进行上采样，其中采样因数为 2，再对采样后的图像进行双三次内插滤波，得到第 $J-n+1$ 级近似融合预测，最后将其与第 $J-n+1$ 级近似残差融合相加，得到 $J-n+1$ 级融合图像。

(2) 如图 3 所示，不断重复步骤 (1)，依次解出第 $J-n+2$ 级融合图像、…、第 $J-1$ 级、第 J 级融合图像，最后解出的第 J 级融合图像就是最终的融合图像。

3 实验结果和评价

3.1 融合评价指标

3.1.1 标准差

标准差常被用于表示一组测量数值的离散程度。因此，图像标准差可以用来表征图像像素值(图像灰度)与均值(平均灰度)的离散程度。标准差越大，说明图像的离散程度越大。对于正常的图像，标准差越大，表明图像蕴含

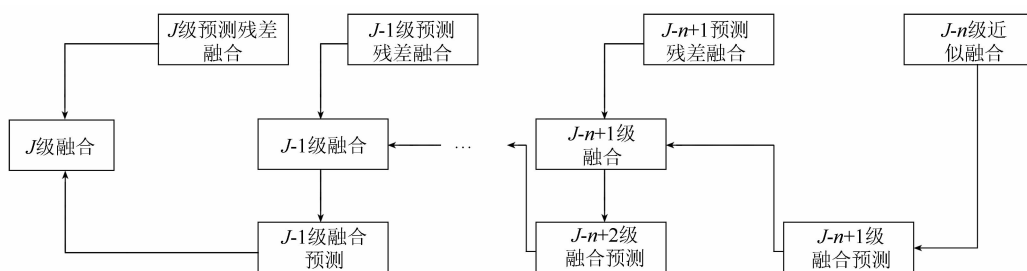


图 3 基于拉普拉斯金字塔的图像重构示意图

的信息越丰富, 也就是图像质量越好。图像标准差的定义为

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i,j) - \bar{F}]^2}{M \times N}} \quad (8)$$

式中, $\bar{F}$ 表示图像均值, $F(i,j)$ 表示某一像素点的灰度值, $M \times N$ 表示图像的大小。

3.1.2 信息熵

图像的信息熵是一种对图像特征的统计形式, 可以看作是对信息量的定量化描述。因此, 可用熵值作为评估一幅图像蕴含信息量多少的指标之一, 计算公式为

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \quad (9)$$

式中, p_i 为灰度级 i 的分布概率, i 的范围是 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。

熵值可以作为一个评价融合后图像信息量大小的指标。熵值增大, 从一定程度上说明融合图像的信息量增大, 经融合处理后图像的效果得到提升。

3.1.3 梯度均值

图像的梯度均值^[1]可以作为评估一幅图像细节清晰度和纹理细节丰富性的定量化指标, 计算公式为

$$g = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\{[F(i,j) - F(i+1,j)]^2 + [F(i,j) - F(i,j+1)]^2\}/2} \quad (10)$$

梯度均值可以作为一个评价融合图像辨别度大小的指标。梯度均值增大, 表明融合图像的辨别度和清晰度得到提高, 也就表明融合处理使图像的效果得到提升。

3.2 实验结果

根据具体的应用实例, 可将拉普拉斯金字塔分解为 n 层。经测试, 在本文的图像融合实验中, n 取 3~5 为佳。图 4 和图 5 是分别以住宅建筑和实验建筑为目标进行成像融合实验获得的图像数据, 图像的大小均为 256×256 , 融合算法中 n 取 4。

图 4 的融合结果中, 图像能够将两幅图像的优势结合起来, 相对于偏振图像, 图像视觉效果更好; 相对于红外光强图像, 图中出现的空调外挂机、阳台金属栅栏和金属窗户的轮廓都更加凸显。图 5 中墙壁的边缘、金属窗户的轮廓、树叶的形状都变得更加清晰。

从图 4 和图 5 中可以看出, 融合后图像的对比度和清晰度都得到较明显的提升, 显示效果得到明显改善, 既保留了红外辐射光强图像因具有丰富低频特征而表现出的图像细节信息, 又增加了偏振度图像中的高频边缘轮廓信息, 将红外辐射光强和偏振度图像的互补特征较好地融合在一起。

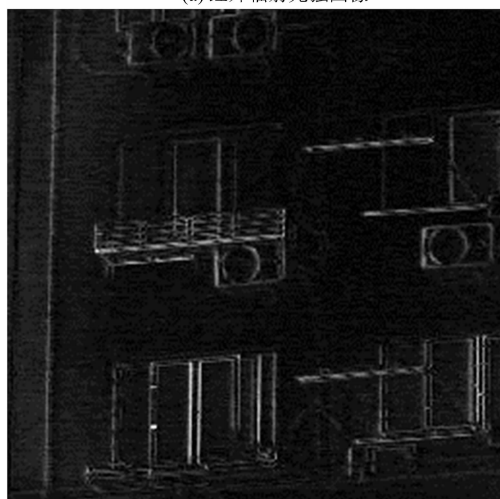
根据 3.1 中列举的图像品质评价指标, 将融合前后图像的指标列表做了对比(见表 1)。通过实际的评价指标, 可以看到融合后图像的标准差、信息熵、梯度均值等 3 项指标均得到了提高, 这表明经融合处理后图像包含的信息量确实增加了。

4 总结

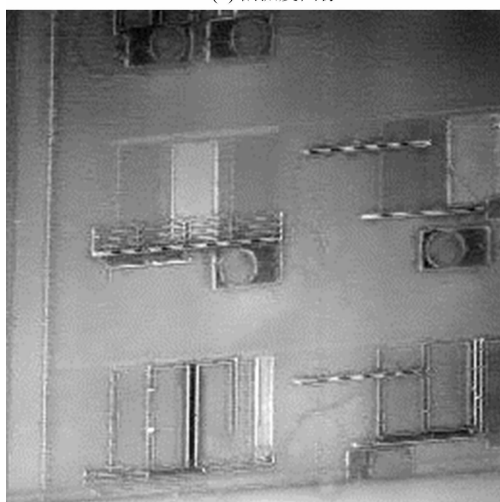
本文首先简要介绍了在进行红外偏振信息测量时涉及的相关理论以及一套中波红外线偏振成像分时测量系统的工作过程。然后对一种



(a) 红外辐射光强图像



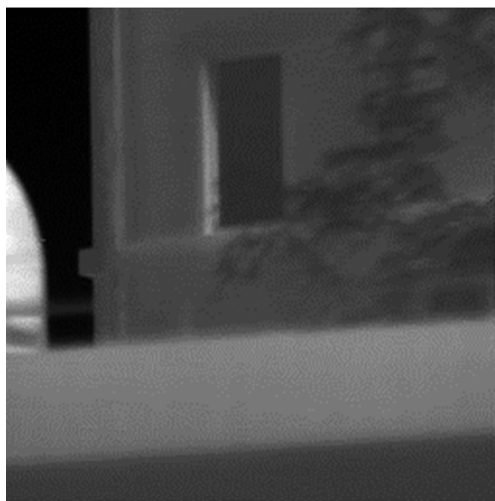
(b) 偏振度图像



(c) 融合图像

图 4 住宅建筑图像结果

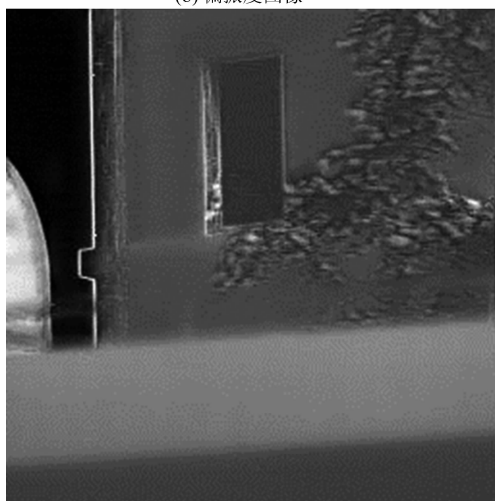
基于拉普拉斯金字塔的红外辐射光强图像和红外偏振图像的融合算法进行了较详细的论述；通过中波红外线偏振成像分时测量系统获取红



(a) 红外辐射光强图像



(b) 偏振度图像



(c) 融合图像

图 5 实验建筑图像结果

外光强和偏振图像数据，采用文中的算法进行了实际融合实验。实验结果表明，红外辐射光强图像的细节信息与偏振图像的高频边缘轮廓

表 1 图像评估结果

	标准差	信息熵	梯度均值
图 4(a)	43.1865	7.3219	1.6653
图 4(b)	19.8256	5.6440	3.3442
图 4(c)	43.9599	7.3729	2.9003
图 5(a)	43.1391	6.5843	1.1428
图 5(b)	20.1589	5.3349	2.5176
图 5(c)	43.5959	6.9169	2.2854

信息在融合后的图像中都得以保留,这大大增加了图像包含的信息量。将融合后的图像与融合前的图像进行比较,可以看出,融合后的图像具有更好的视觉效果,并且一些边缘信息也明显被凸显出来。通过比较融合前后两图像的标准差、信息熵、梯度均值等信息量的衡量指标,表明融合后图像的信息量确实得到明显提高。

参考文献

- [1] 段锦,付强,莫春和,等. 国外偏振成像军事应用的研究进展(上)[J]. *红外技术*, 2014, **36**(3): 190-195.
- [2] Yang W, Gu G H, Chen Q, et al. A Wavelet-based Adaptive Fusion Algorithm of Infrared Polarization Imaging [C]. *SPIE*, 2011, **8193**: 819324.
- [3] 褚君浩,胡志高. 红外偏振效应和偏振遥感研究进展 [J]. *遥感学报*, 2018, **22**(6): 926-934.
- [4] 张朝阳,程海峰,陈朝辉,等. 伪装遮障的光学与红外偏振成像 [J]. *红外与激光工程*, 2009, **38**(3): 424-427.
- [5] Tyo J S, Goldstein D L, Chenault D B, et al. Review of Passive Imaging Polarimetry for Remote Sensing Applications [J]. *Applied Optics*, 2006, **45**(22): 5453-5469.
- [6] Liu X, Wang F. The Research of Polarization Image Fusion Method Based on Modulation in Multi-scale Space [C]. *SPIE*, 2011, **8194**: 819412.
- [7] Yemelyanov K M, Lin S S, Pugh E N, et al. Adaptive Algorithms for Two-channel Polarization Sensing Under Various Polarization Statistics with Nonuniform Distributions [J]. *Optical Engineering*, 1981, **20**(1): 14-18.
- [8] 廖延彪. *偏振光学* [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [9] Wolff L B, Andreou A. Polarization Camera Sensors [J]. *Image and Vision Computing*, 1995, **13**(6): 497-510.
- [10] Burt P, Adelson E. The Laplace Pyramid as a Compact Image Code [J]. *IEEE Trans on Communication*, 1983, **31**(4): 532-540.