

基于 NSST 与自适应 SPCNN 的水下偏振图像融合

于津强¹, 段锦^{1*}, 陈伟民¹, 莫苏新¹, 李英超², 陈宇¹

¹长春理工大学电子信息工程学院, 吉林 长春 130022;

²长春理工大学空间光电技术研究所, 吉林 长春 130022

摘要 提出了一种基于非下采样剪切波变换(NSST)和参数自适应简化型脉冲耦合神经网络(SPCNN)相结合的水下偏振图像融合方法。对水下目标物进行图像采集获得目标物的线偏振度图像和偏振光强图像;对两幅图像进行 NSST 分解获得其多尺度和多方向子带系数,通过参数自适应 SPCNN 模型融合两幅图像的高频方向子带系数,采用基于区域能量自适应加权的融合方法融合两幅图像的低频子带系数;对融合后的高频方向子带和低频方向子带进行逆 NSST 重建融合图像。实验结果表明,与其他偏振图像融合方法相比,本文方法可以探测到水下目标物的更多细节和显著特征,主观视觉感受和客观评价方面都有较大的提升。

关键词 图像处理;水下偏振图像融合;非下采样剪切波变换;脉冲耦合神经网络

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.061006

Underwater Polarization Image Fusion Based on NSST and Adaptive SPCNN

Yu Jinqiang¹, Duan Jin^{1*}, Chen Weimin¹, Mo Suxin¹, Li Yingchao², Chen Yu¹

¹School of Electronic and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China;

²Institute of Space Optoelectronic Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

Abstract We propose a method based on nonsubsampling shearlet transform (NSST) and parameter-adaptive simplified pulse coupled neural network (SPCNN) for underwater polarization image fusion. Firstly, the degree of linear polarization and polarized light intensity images of underwater objects are acquired. Then NSST decomposition is performed on the two images to obtain their multi-scale and multi-direction subband coefficients. The high frequency direction subband coefficients of the two images are fused by the parameter adaptive SPCNN model. The low frequency subband coefficients of the two images are fused by an adaptive weighted fusion method based on regional energy. Finally, the fused image is reconstructed by inverting NSST to the high frequency direction subbands and low frequency subbands. Experimental results show that compared with other polarization image fusion methods, the proposed method can detect more details and significant features of underwater objects, and improve subjective visual perception and objective evaluation.

Key words image processing; underwater polarization image fusion; nonsubsampling shearlet transform; pulse coupled neural network

OCIS codes 100.2960; 110.5405; 110.3000

1 引言

水下目标物成像在水下生物调查、水底环境探

测和安全保障等方面具有重要应用价值。与大气环境不同,水下环境更为复杂,受水体高散射、高吸收的影响,光线在水下的光强和光谱等光学信息会发

收稿日期: 2019-07-04; 修回日期: 2019-08-07; 录用日期: 2019-08-28

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0803806)、国家自然科学基金重大项目(61890960)

* E-mail: duanjin@vip.sina.com

生严重的消减和变化,传统设备在大气中通过目标物强度进行探测的方法在水下受到了严重的限制^[1-2]。水下环境中,光的偏振特性变化却是稳定可预测的,偏振成像在避免水下光线的散射与吸收等方面发挥着独特的作用,因而偏振成像是获取水下目标信息的一种重要技术手段^[3]。李代林等^[4]对水下物体的偏振成像进行了实验,研究表明,与常规图像相比,引入偏振信息的水下偏振图像能够更有效地探测目标物。

探测水下目标物时,单一使用一种偏振特征图像会导致成像信息不足,很难满足目标探测的需求。为了消除这一缺陷,许多研究者将多幅带有不同偏振信息的图像进行融合,有效地提高了偏振成像的探测能力。El-Saba 等^[5]为了实现矿物质的探测,采用逻辑算子的方法对偏振图像进行融合。张肃等^[6]采用提升小波的方法对多个偏振特征图像进行融合,有效地改善了低对比度目标的识别效率。陈卫等^[7]提出了基于主成分分析的偏振图像融合方法,抑制水面的太阳耀光,增强目标的识别能力。李清灵等^[8]采用拉普拉斯金字塔图像融合方法对大气紫外偏振图像进行融合,提高了对大气目标的探测能力。

水下成像中,线偏振度(DOLP)图像可以清晰地呈现物体轮廓细节,偏振光强(I)图像能够表达目标物的纹理和质感。因此对 DOLP 图像和 I 图像进行融合,将互补信息合并到一幅图像中,便于分析目标物体,降低对存储容量与传输带宽的要求。在过去的几十年里,大量多尺度分解方法被应用在图像融合领域,主要方法包括各种金字塔、离散小波、非下采样轮廓波、非下采样剪切波(NSST)和多分辨率奇异值分解等^[9-11]。文献[10]分析比较了基于不同多尺度分解的多种图像融合技术的融合性

能,证明了在统一变量条件(如融合规则)下,基于 NSST 的融合方法最优。因此针对水下环境中的偏振图像融合问题,本文提出一种基于 NSST 与参数自适应简化型脉冲耦合神经网络(SPCNN)相结合的融合方法,该方法利用 NSST 对源图像进行多尺度分解,利用区域能量自适应加权规则合并低频方向子带系数,利用参数自适应 SPCNN 模型合并高频方向子带系数,提升水下偏振图像的融合精度。

2 基本原理

2.1 非下采样剪切波变换

NSST 是剪切波变换(ST)的改进模型,通过去除下采样操作克服吉布斯效应,则小尺寸剪切滤波器有效地捕获图像在不同尺度、不同方向上的细节、特征信息,具有良好的图像特征提取性能^[10]。NSST 的离散化过程分为多尺度分解和多方向分解。

多尺度分解通过非下采样金字塔(NSP)实现。源图像每经一级 NSP 分解可产生 1 个低频子带图像和 1 个高频子带图像,而 NSP 分解都在低频子带图像上迭代进行。源图像经过 K 级 NSP 分解后,得到 $K+1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像,其中包括 1 个低频子带图像和 K 个高频子带图像。

NSST 的多方向分解通过改进的剪切滤波器(SF)实现。标准 ST 中使用的 SF 在伪极化网格中通过窗函数平移实现操作,过程需要下采样,因而不具有平移不变性。NSST 把标准的 SF 从伪极化网格映射到笛卡儿坐标系,通过傅里叶逆变换,直接进行二维卷积操作,即可完成方向分解,避免了下采样操作,因而具有平移不变性,避免产生吉布斯现象。两级 NSST 分解如图 1 所示。

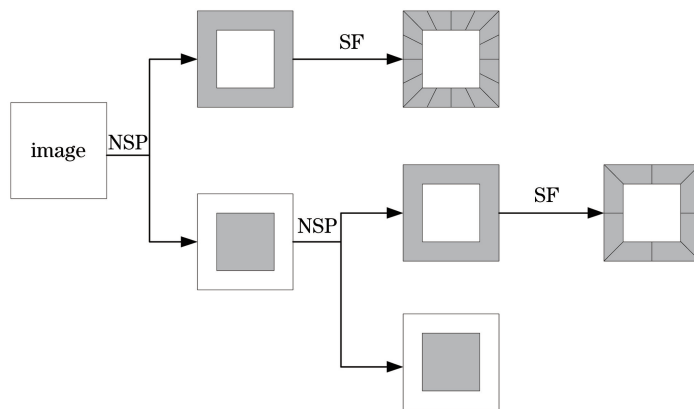


图 1 NSST 分解示意图

Fig. 1 NSST decomposition diagram

2.2 简化型脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络(PCNN)模型是受哺乳动物的视觉皮层神经模型的启发而构建的一种人工神经网络模型。PCNN模型不需要训练就能从复杂的输入中提取有效信息,因此在图像处理领域得到广泛应用。但传统的PCNN模型是一个多参数模型,输出效果过度依赖于参数的选择,这需要找到一种能够根据输入图像的不同自适应设置参数的方法。文献[12]提出了一种SPCNN模型并将其应用于图像分割领域中,根据输入图像的不同,自适应地选择模型参数,有效地提升了分割的准确度。SPCNN模型的数学描述如下:

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = \exp(-a_f) U_{ij}(n-1) + F_{ij}(n) [1 + \beta L_{ij}(n)], \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases}, \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = \exp(-a_e) E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n), \quad (5)$$

式中: $F_{ij}(n)$ 和 $L_{ij}(n)$ 分别为 n 时刻的反馈输入和连接输入; S_{ij} 为输入神经元; V_L 为电压幅值; $Y_{kl}(n-1)$ 为前一次迭代中临近神经元的输出;

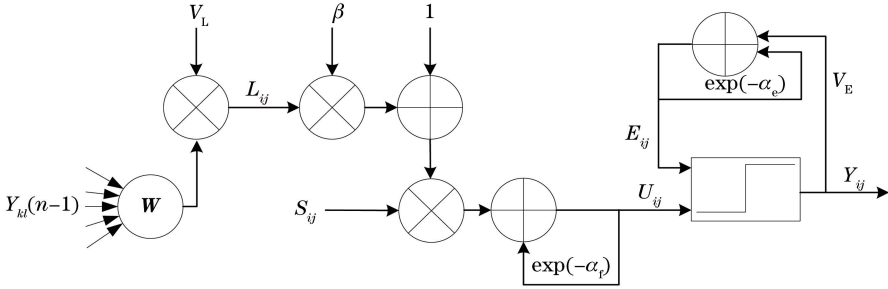


图2 SPCNN模型结构

Fig. 2 Architecture of the SPCNN model

式中: σ 为标准差; S' 为输入图像 Otsu 直方图阈值; S_{\max} 为输入图像的最大灰度值。文献[12]对参数的自适应选择设置有详细的推导,不再赘述。

上述 SPCNN 模型参数设置方法可以看作 SPCNN 神经元的动态特性和具体输入图像的静态特性之间相互作用的结果。另外,SPCNN 的各个参数之间是相互联系和彼此影响的,并非完全独立。这说明在 SPCNN 模型中,相邻像素间的信息能够相互传递,可以实现更稳健的活性度量。

(i, j) 为神经元位置标号; W_{ijkl} 为连接矩阵,根据经

$$\text{验一般设置为 } W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1.0 & 0.5 \\ 1.0 & 0.5 & 1.0 \\ 0.5 & 1.0 & 0.5 \end{bmatrix}; U_{ij}(n) \text{ 为 } n$$

时刻的内部活动项; $\exp(-a_f)$ 为衰减常数; β 为连接强度因子; $Y_{ij}(n)$ 为 n 时刻模型输出,有点火状态 [$Y_{ij}(n)=1$]和不点火状态 [$Y_{ij}(n)=0$],点火条件为 $U_{ij}(n)$ 大于动态阈值 $E_{ij}(n-1)$; $E_{ij}(n)$ 为 n 时刻的动态阈值; $\exp(-a_e)$ 为衰减常数; V_E 为放大系数。SPCNN模型结构如图2所示。

SPCNN模型中有5个自由参数,分别为 a_f, β, V_L, a_e 和 V_E 。 a_f 为内部活动项 $U_{ij}(n)$ 的指数衰减因子, a_e 为动态阈值 E 的指数衰减因子, V_E 为 E 的幅值, β 为神经元间的连接强度。由于 β 和 V_L 在 SPCNN 神经元活动的各个阶段都是作为一个整体因子出现的,因此在 SPCNN 模型中将 β 和 V_L 作为一个整体来处理,设 $\lambda = \beta V_L$ 。各参数设置如下:

$$a_f = \log [1/\sigma(S)], \quad (6)$$

$$\lambda = [(S_{\max}/S') - 1]/6, \quad (7)$$

$$V_E = \exp(-a_f) + 1 + 6\lambda, \quad (8)$$

$$a_e = \ln \left[\frac{V_E/S'}{1 - \exp(-3a_f)} + 6\lambda \exp(-a_f) \right], \quad (9)$$

3 融合方案

本文提出的水下偏振图像融合过程分为4步,分别为NSST分解、高频子带融合、低频子带融合和NSST重建,如图3所示。

1) NSST分解。对两个源图像 A 和 B 执行 K 级NSST分解,获得其高频方向子带系数和低频方向子带系数,分别表示为 $\{H_A^{k,l}, L_A\}$ 和 $\{H_B^{k,l}, L_B\}$ 。 $H_S^{k,l}$ 为第 k 尺度、第 l 方向上的高频方向子带系

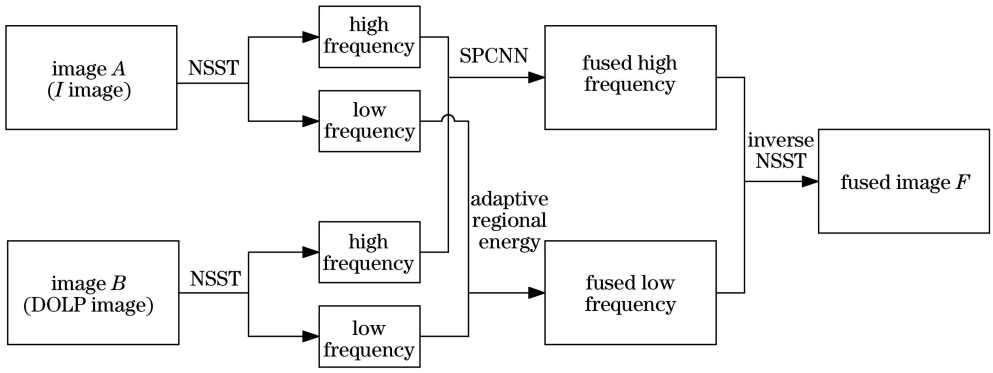


图3 偏振图像融合框图

Fig. 3 Block diagram of polarization image fusion

数, L_S 表示低频方向子带系数, $S=A, B$ 。

2) 高频方向子带系数的融合。在多尺度变换的高频图像融合中, 认为高频方向子带系数的拉普拉斯能量和反映图像的活性度。考虑到 SPCNN 模型中相邻像素的信息可以相互传输, 实现更稳健的度量, 因此将 SPCNN 模型引入多尺度变换的高频方向子带系数融合中。

将高频方向子带系数的改进拉普拉斯能量和作为 SPCNN 模型的输入, 即 $F_{ij}(n) = C_S^{k,l}$, $S=A, B$ 。其中 $C_S^{k,l}$ 表示改进拉普拉斯能量和, 定义如下:

$$C_S^{k,l}(i, j) = \sum_{u=-U}^U \sum_{v=-V}^V \omega(u, v) [LP_S^{k,l}(i + u, j + v)]^2, \quad (10)$$

式中: $C_S^{k,l}$ 为第 k 尺度、第 l 方向上位置 (i, j) 的 NSST 系数对应的改进拉普拉斯能量和; $\omega(u, v)$ 为 $LP_S^{k,l}(i + u, j + v)$ 对应的系数权值矩阵, 具体构造方法见文献[13] $LP_S^{k,l}$ 为第 k 尺度、第 l 方向上位置 (i, j) 的 NSST 系数对应的拉普拉斯算子值。

通过整个迭代期间的总点火次数衡量高频方向子带图像的活性度。根据(1)~(5)式描述的 SPCNN 模型, 每次迭代结束时计算总点火次数, 计算公式为

$$T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n). \quad (11)$$

每个神经元的点火次数为 $T_{ij}(N)$, 其中 N 为迭代的总数。高频方向子带系数 $H_A^{k,l}$ 和 $H_B^{k,l}$ 的 SPCNN 点火次数分别为 $T_{A,ij}^{k,l}(N)$ 和 $T_{B,ij}^{k,l}(N)$ 。

融合系数为

$$H_F^{k,l}(i, j) = \begin{cases} H_A^{k,l}(i, j), & T_{A,ij}^{k,l}(N) \geq T_{B,ij}^{k,l}(N) \\ H_B^{k,l}(i, j), & T_{A,ij}^{k,l}(N) < T_{B,ij}^{k,l}(N) \end{cases} \quad (12)$$

利用(12)式选择高点火次数的系数作为融合系数。

3) 低频方向子带系数的融合。低频方向子带图像是源图像的近似表示, 包含源图像的大部分能量。人类的视觉系统对图像局部亮度的变化最为敏感, 而图像的局部能量能够表达图像区域亮度, 所以采用基于区域能量自适应加权的融合规则合并低频方向子带系数, 使得融合后的图像亮度更适合人眼观察。

定义中心点为 (i, j) 、窗口区域大小为 $M \times N$ 的加权能量为

$$E_{L_S}(i, j) = \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \omega(m, n) \times [L_S(i + m, j + n)]^2. \quad (13)$$

$M \times N$ 通常取 3×3 或 5×5 , 本文取 3×3 。

$S=A, B$, 窗口系数 $\omega(m, n) = 16 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。融合

后的低频方向子带系数为

$$L_F(i, j) = p_A(i, j)L_A(i, j) + p_B(i, j)L_B(i, j), \quad (14)$$

式中: $p(i, j)$ 为自适应权重因子,

$$\begin{cases} p_A(i, j) = \frac{E_{L_A}(i, j)}{E_{L_A}(i, j) + E_{L_B}(i, j)} \\ p_B(i, j) = \frac{E_{L_B}(i, j)}{E_{L_A}(i, j) + E_{L_B}(i, j)} \end{cases}. \quad (15)$$

4) NSST 重建。在融合频带 $\{H_F^{k,l}, L_F\}$ 上执行逆 NSST 重构融合图像 F 。

4 偏振图像采集与算法优化

4.1 水下偏振图像采集

偏振成像中常用斯托克斯参量 $(I, Q, U, V)^T$ 描述目标的偏振特性^[14]。其中 I 为光波的总强度; Q 为 $0^\circ, 90^\circ$ 方向线偏振光的比例强度差; U 为 45° 和

135°方向线偏振光的比例强度差; V 为圆偏振分量, 即左旋偏振分量与右旋偏振分量的强度差。由于 V 非常小, 通常在探测中假定 $V=0$ 。

水下偏振图像采集方案利用分焦平面偏振相机在室内自然光条件下对水下物体进行成像。文献 [15-16] 对水下目标物的偏振成像特性进行了详细

的实验, 综合分析二者的实验结果, 本文实验中将水下环境设置为对偏振成像和强度成像影响较小的清水环境, 成像目标物不仅选取偏振探测效果较好的金属物体, 也选取带有图案标记的塑料、陶瓷等电介质物体, 目标物深度设置为 50 cm。实验成像原理如图 4(a) 所示, 成像场景如图 4(b) 所示。

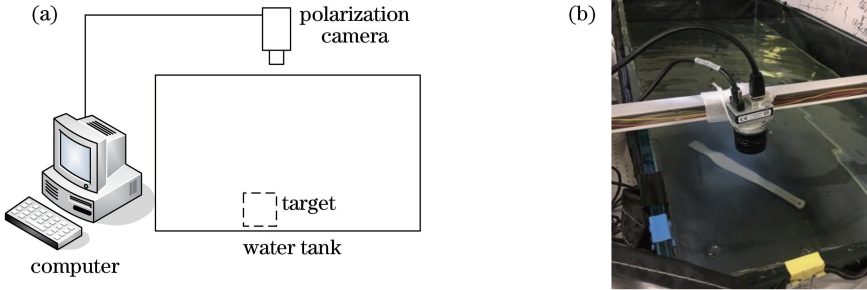


图 4 水下偏振图像采集示意图。(a) 原理框图; (b) 场景图

Fig. 4 Diagrams of collecting underwater polarization images. (a) Principle block diagram; (b) scene diagram

分焦平面偏振相机获取的偏振图像, 将偏振参量解析后得到方向为 0°, 45°, 90° 和 135° 的偏振图像。斯托克斯参量解算公式为

$$S = \begin{bmatrix} I \\ Q \\ U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [I(0^\circ) + I(45^\circ) + I(90^\circ) + I(135^\circ)] / 2 \\ I(0^\circ) - I(90^\circ) \\ I(45^\circ) - I(135^\circ) \end{bmatrix} \quad (16)$$

由(16)式可解算出斯托克斯参量 I, Q, U , 进而计算出线偏振度(D)图像和偏振角(G)图像:

$$D = \sqrt{Q^2 + U^2} / I, \quad (17)$$

$$G = \arctan(U/Q) / 2. \quad (18)$$

图 5 为四组不同目标物体的偏振图像。第一组和第二组为金属, 第三组为陶瓷, 第四组为塑料。每组图像分别通过(16)~(18)式求解得到 I, Q, U, G 和 D 图像。

由图 5 可以看到, I 图像中可以看到目标物的质感和纹理信息, 亮度相对较高; D 图像中可以清晰地观察到目标物的轮廓细节信息, 却无法探测到目标物的纹理质感。通过图像融合算法, 将 I 图像的纹理信息和 D 图像的轮廓信息互补, 实现对水下物体更好的探测。

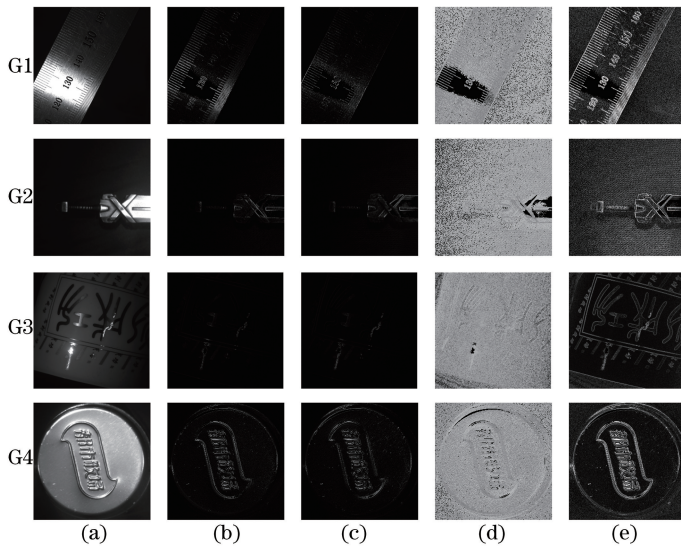


图 5 不同目标物体的偏振特征图像。(a) I 图像; (b) Q 图像; (c) U 图像; (d) G 图像; (e) D 图像

Fig. 5 Polarization characteristic images of different objects. (a) I images; (b) Q images; (c) U images; (d) G images; (e) D images

4.2 算法优化

为了使所提方法的融合效果更加自然、目标边缘更连续,在融合后的高频系数中添加了一致性检测优化算法,即对初始决策高频实施众数滤波得到新的决策映射,最后获得新的高频融合子带系数^[11]。

具体实施过程为:根据初始决策映射图, $H_F^{k,l}(i,j)$ 来自源图像 A 的子带系数 $H_A^{k,l}(i,j)$, $H_F^{k,l}(i,j)$ 的邻域内多数来自源图像 B 的子带系数 $H_B^{k,l}(i,j)$,当 $H_F^{k,l}(i,j)$ 的邻域内来自源图像 B 的个数大于设定的阈值时,该点就会被修正为来自源图像 B 的子带系数 $H_B^{k,l}(i,j)$ 。本算法中一致性检测邻域大小设置为 3×3 ,像素修改阈值设置为 6。

同时,通过实验验证优化选择处理算法参数,依据图像融合效果的客观评价指标选择最佳优化方式。实验环境设置如下: Intel(R)Core(TM)i7-6700 CPU (4.00 GHz), Win 7 64 位操作系统,软件为 MATLAB R2014a。SPCNN 模型初始化设置为 $Y_{ij}(0)=0$, $U_{ij}(0)=0$, $E_{ij}(0)=0$,迭代次数为 80 次。

评价图像融合效果的方法一般分为主观评价和客观评价^[17]。主观评价方法是评价人员直接评估有明显信息变化的图像,简单直观。调整参数优化算法时,由于图像之间差别很小,视觉观察很难给出评价,一般通过客观评价衡量融合效果。

采用标准差(SD)、熵值(EN)、互信息(MI)和加权边缘信息保留值(Q^{abf})作为客观评价指标。标准差表征一幅图像中所有像素灰度值的离散程度,值

越大表明图像视觉感受越好;熵值表征图像信息的丰富程度,值越大表明图像的信息越丰富;互信息描述融合后图像与源图像之间的关联程度,值越大表明融合的效果越好;加权边缘信息保留值描述的是源图像边缘信息在融合图像中的保留程度,值越大表明保留的边缘信息越多^[11,18-19]。

利用定量分析的方法优化算法参数,通过上述四个图像融合指标分析 NSST 的分解尺度和金字塔滤波器的选择这两个可变量对融合性能的影响。由于各种组合情况结果过多,在此不对所有结果进行一一列举,直接在分析一种变量时将另一种变量设置为最佳融合效果的选择。

1) 金字塔滤波器的选择。对四种非下采样剪切波变换的金字塔滤波器进行测试,分别是滤波器组‘9-7’,‘maxflat’,‘pyr’和‘pyrexc’,NSST 的分解层数取[4,4,8,8]。

从表 1 所示结果来看,滤波器对图像融合的效果影响并不大,仅有轻微差别。其中‘pyr’和‘pyrexc’这两种滤波器得到的结果略好。综合来看‘9-7’滤波器表现略逊色,‘pyrexc’滤波器表现相对最好,因此认为在所提方法中采用‘pyrexc’滤波器是最优的。

分析其原因,可能是‘9-7’滤波器带宽较宽,经过其滤波得到的高频细节信息较少,相应分解到各个方向子带的细节也较少,故而融合的效果相对较弱。‘pyr’和‘pyrexc’这两种滤波器带宽相对较窄,所以取得相对更好的结果。

表 1 NSST 不同金字塔滤波器融合的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of different pyramid filters in fusion based on NSST

Evaluation index	NSP	Group 1	Group 2	Group 3	Group 4
SD	‘9-7’	71.7938	53.1231	29.0225	66.9654
	‘maxflat’	71.8146	53.1387	29.0338	66.9632
	‘pyr’	71.8254	53.1452	29.0427	66.9846
	‘pyrexc’	71.8362	53.1464	29.0425	66.9828
EN	‘9-7’	7.2876	7.1927	6.6413	7.8472
	‘maxflat’	7.2989	7.1942	6.6427	7.8501
	‘pyr’	7.3034	7.1051	6.6453	7.8526
	‘pyrexc’	7.3065	7.1053	6.6484	7.8523
Q^{abf}	‘9-7’	0.6853	0.7615	0.7516	0.5803
	‘maxflat’	0.6726	0.7643	0.7527	0.5812
	‘pyr’	0.6878	0.7679	0.7531	0.5849
	‘pyrexc’	0.6876	0.7682	0.7548	0.5846
MI	‘9-7’	4.1395	4.0072	0.5815	4.2157
	‘maxflat’	4.1428	4.0096	0.5826	4.2213
	‘pyr’	4.1463	4.0117	0.5843	4.2391
	‘pyrexc’	4.1478	4.0128	0.5846	4.2387

2) 分解尺度的选择。当分解层数过大时,一个系数表示的特性将变得模糊,可能会产生人为现象,因此对于分解层数考虑 1~5 层。每一层的分解方向分别取[4]、[4,4]、[4,4,8]、[4,4,8,8]、[4,4,8,8,16]五种情况,滤波器选择‘pyrexc’。

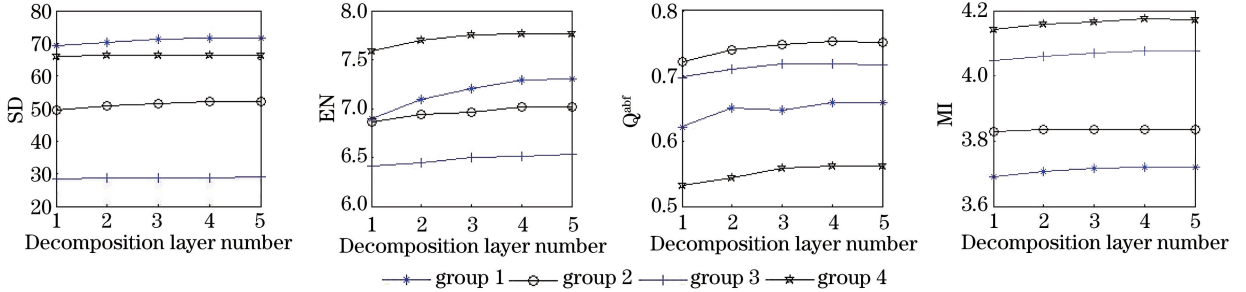


图 6 NSST 不同分解层数融合的客观评价结果

Fig. 6 Objective evaluation results of different decomposition layers in fusion based on NSST

分析其中原因,认为当分解层数较少时,源图像的部分细节信息被当作低频能量处理,造成信息损失,使得融合图像的细节与能量的差异没有凸显出来。随着分解层数的增加,图像中细节与能量被区分得更明确,融合的图像效果更好。当分解层数增加到一定程度时,对源图像的低频再进行分解将不会得到更多的细节信息,此时融合图像的效果不会再随着分解层数的增加而有大幅度的提升。而且分解层数越多,不仅意味着计算量的增加,也意味着对频带的划分越细,产生的子带数目越多,各级间的滤波器越多,造成信号的移位也越大。

考虑到分解层数越多,计算成本越大,而且分解层数过多时,系数表示的特性将产生误差,可能会产生人为现象。因此认为在所提方法中采用四级分解是合适的。

5 融合结果分析与讨论

实验环境设置不变,模型参数设置如下: NSST 的分解级数设置为 [4, 4, 8, 8], 滤波器选择 ‘pyrexc’, SPCNN 模型迭代次数为 80 次,初始化设置为 $Y_{ij}(0)=0, U_{ij}(0)=0, E_{ij}(0)=0$ 。

融合后的效果分别与基于非下采样剪切波变换的不同系数融合方法和其他融合方法的融合效果进行了对比分析。其中基于非下采样剪切波变换的融合方法有:方法一,低频系数取均值,高频系数绝对值取大;方法二,低频系数局部区域能量取大,高频系数局部区域能量取大;方法三,低频系数局部区域空间频率取大,高频系数局部区域空间频率取大。其他融合方法有:方法四,文献[20]中基于多分辨率

不同分解层数融合的客观评价结果如图 6 所示。由图 6 可以看到,大部分情况下评价指标的得分随着 K 的增加而增加。但是分解 4 层和分解 5 层的表现相差不大,个别情况下评价指标还有略微下降的趋势。

奇异值分解(MSVD)的方法;方法五,文献[21]中基于小波的方法;方法六,文献[22]中基于引导滤波的方法;方法七,文献[23]中采用视觉显著图(VSM)和加权最小二乘法(WLS)进行优化的方法;方法八,文献[24]中基于低秩表示(LatLRR)的方法;方法九,文献[25]中基于双数复小波(DTCWT)的方法;方法十,文献[26]中基于梯度转移融合(GTF)的方法;方法十一,文献[27]中采用 PCNN 模型衡量局部熵进行图像融合的方法。所有用于与所提算法对比的算法都是基于原作者提供的代码实现的。

图 7 为四组目标物的融合结果。从图 7 可以看到本文算法融合的图像噪声较低,主要特征信息清晰可见,没有出现失真或模糊现象。与本文算法相比,基于非下采样剪切波变换的方法一、方法二和方法三融合后的图像细节呈失真模糊状态,不够清晰自然。基于 PCNN 的方法十一融合后的图像失真较为严重。方法六融合后的图像噪声过多;方法一、二、四、五、八、九融合的图像亮度过低,不适宜观察;方法三、七、十融合的图像亮度虽高,但纹理清晰度没有本文算法好。总体来看,本文的方法较好地融合了 I 图像和 D 图像中的互补信息,效果优于其他方法。

表 2~5 所示为客观评价结果。从表中可以看出,本文方法熵值指标在两组实验中略低于方法六;标准差指标分别在两组实验中略低于方法三和方法十,其余各项指标均高于其他算法。分析原因,发现方法六融合的图像存在大量噪点,图像呈雪花状模糊,意外导致熵值偏高;方法三和方法十融合的图像亮度虽高却损失了细节信息,纹理不够清晰自然,而本文方法在保持较高亮度的同时细节图案依然清晰

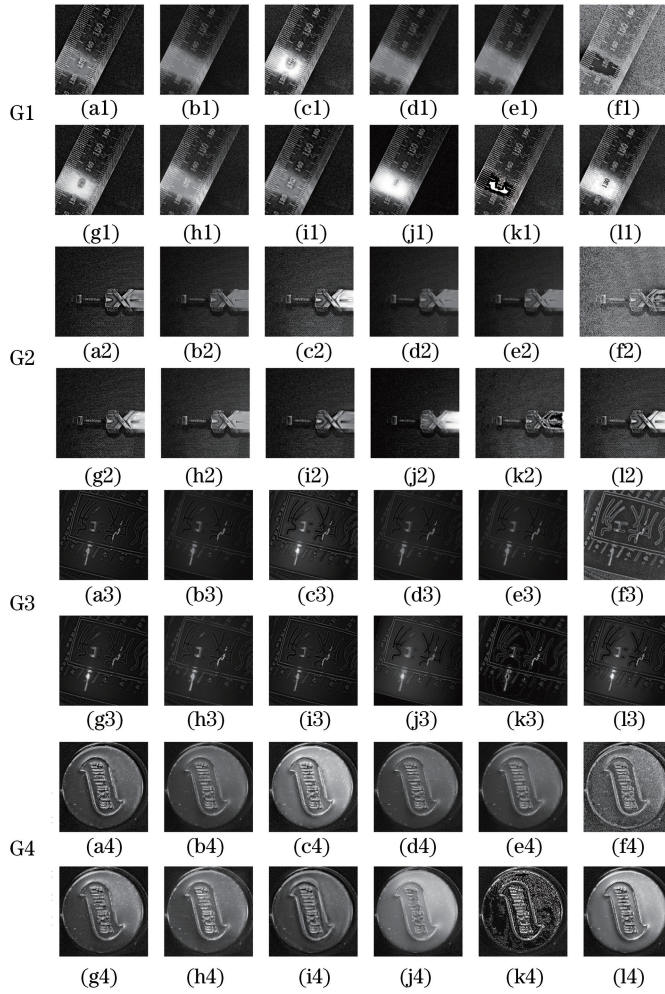


图 7 四组实验中不同算法融合结果图。(a)方法一;(b)方法二;(c)方法三;(d)方法四;
(e)方法五;(f)方法六;(g)方法七;(h)方法八;(i)方法九;(j)方法十;(k)方法十一;(l)本文方法

Fig. 7 Fused images of various algorithms in four sets of experiments. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6; (g) method 7; (h) method 8; (i) method 9; (j) method 10; (k) method 11; (l) proposed method

表 2 第一组实验各算法融合图像的评价指标值

Table 2 Evaluation index values of the fused images by various algorithms in the first group of experiments

Evaluation index	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
SD	56.6778	44.3967	61.1142	45.0537	44.2578	57.4242
EN	6.7723	6.2663	6.8461	6.7132	6.3059	7.3089
Q^{abf}	0.5202	0.3804	0.5115	0.1963	0.3671	0.4375
MI	3.3614	3.2694	3.4411	2.1876	3.5395	3.7182
Evaluation index	Method 7	Method 8	Method 9	Method 10	Method 11	Proposed method
SD	71.0913	57.8436	52.8640	72.6199	60.6569	71.8362
EN	6.8551	6.8714	6.9262	6.3219	6.4077	7.3065
Q^{abf}	0.6160	0.5863	0.3488	0.5945	0.6720	0.6876
MI	3.6226	3.1841	3.2632	2.8624	4.0556	4.1478

自然。与采用 PCNN 的方法十一相比,本文算法不仅客观指标表现较优,而且融合后的图像没有出现

失真。而方法十一融合后的图像失真较为严重,已无法辨认目标物的原本状态。

表3 第二组实验各算法融合图像的评价指标值

Table 3 Evaluation index values of the fused images by various algorithms in the second group of experiments

Evaluation index	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
SD	40.1386	28.9578	50.9480	29.8781	28.8215	48.4425
EN	6.6281	6.1723	6.7663	6.4704	6.1589	7.1111
Q^{abf}	0.6534	0.4433	0.6009	0.1836	0.4233	0.5153
MI	3.1491	3.1427	3.2822	1.6791	3.7706	2.8008
Evaluation index	Method 7	Method 8	Method 9	Method 10	Method 11	Proposed method
SD	39.5314	39.5314	39.9533	51.6194	43.2425	53.1464
EN	6.7439	6.7439	6.6291	5.9156	6.7210	7.1053
Q^{abf}	0.7271	0.7271	0.7438	0.5964	0.7248	0.7682
MI	3.5081	3.1834	3.4180	2.6834	3.7238	4.0128

表4 第三组实验各算法融合图像的评价指标值

Table 4 Evaluation index values of the fused images by various algorithms in the third group of experiments

Evaluation index	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
SD	24.6030	15.8382	27.7079	19.9809	15.7362	28.4300
EN	5.9118	5.3973	6.1907	5.7575	5.4024	6.4786
Q^{abf}	0.7552	0.3946	0.7525	0.4961	0.3708	0.3936
MI	1.6614	3.3193	2.1569	1.4321	3.3528	3.5814
Evaluation index	Method 7	Method 8	Method 9	Method 10	Method 11	Proposed method
SD	25.6820	21.8504	24.4234	28.1476	26.8165	29.0425
EN	5.9289	5.7622	5.9289	6.0147	5.7960	6.6484
Q^{abf}	0.7664	0.7017	0.7491	0.6860	0.6930	0.7548
MI	1.8397	2.3353	1.6062	2.0746	3.5282	4.1863

表5 第四组实验各算法融合图像的评价指标值

Table 5 Evaluation index values of the fused images by various algorithms in the fourth group of experiments

Evaluation index	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
SD	47.4696	37.8272	66.4415	39.1870	37.7084	51.4002
EN	7.2589	6.8949	7.6891	7.0276	6.9039	7.5925
Q^{abf}	0.4720	0.3749	0.4455	0.2700	0.3707	0.3161
MI	2.8271	3.8016	3.3755	2.8460	3.8673	2.0153
Evaluation index	Method 7	Method 8	Method 9	Method 10	Method 11	Proposed method
SD	51.4296	46.4801	45.9618	65.3107	63.6552	66.9828
EN	7.4264	7.2903	7.2644	7.6795	6.9369	7.8523
Q^{abf}	0.4537	0.4673	0.4369	0.5242	0.3981	0.5846
MI	3.0410	3.0871	2.5922	3.2463	3.9800	4.2387

综合来看,本文方法较好地融合了 D 图像和 I 图像的互补信息,融合后的图像保留了较多的细节和轮廓,客观评价指标表现优异,证明了本文方法的有效性。

6 结 论

将 SPCNN 模型引入水下偏振图像融合中,提出了一种基于 NSST 和参数自适应 SPCNN 的水下偏振图融合方法并进行了参数优化,解决了传统 PCNN 模型参数设置效率低的问题。通过此方法对水下偏振图像中的 D 图像和 I 图像进行融合。

实验结果证明,与其他图像融合算法相比,本文融合算法有效地提高了水下偏振图像融合的质量。采用本文方法可以探测到水下目标物更多的细节轮廓和显著特征,主观视觉感受和客观评价方面都有较大的提升。这对当今海洋资源探索、水下考古、医学成像和遥感探测等领域具有重要的实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] Sun C D, Chen L Y, Gao L M, et al. Water optical properties and their effect on underwater imaging[J]. Journal of Applied Optics, 2000, 21(4): 39-46.
孙传东, 陈良益, 高立民, 等. 水的光学特性及其对

- 水下成像的影响[J]. 应用光学, 2000, 21(4): 39-46.
- [2] Schettini R, Corchs S. Underwater image processing: state of the art of restoration and image enhancement methods [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010: 746052.
- [3] Cronin T W, Marshall J. Patterns and properties of polarized light in air and water [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 2011, 366(1565): 619-626.
- [4] Li D L, Yu Y, Li G L, et al. Study of underwater material recognition technology [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071010.
李代林, 于洋, 李贵雷, 等. 水下材质识别技术的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071010.
- [5] El-Saba A, Bezuayehu T. Fusion of Stokes vector imagery using simple logical operators: application to the problem of surface land mine detection [J]. Proceedings of SPIE, 2008, 6972: 69720Q.
- [6] Zhang S, Zhan J T, Fu Q, et al. Polarization detection defogging technology based on multi-wavelet fusion [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 122602.
张肃, 战俊彤, 付强, 等. 基于多小波融合的偏振探测去雾技术[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 122602.
- [7] Chen W, Qiao Y L, Sun X B, et al. Method for water surface sun glint suppression based on polarized radiation image fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0529001.
陈卫, 乔延利, 孙晓兵, 等. 基于偏振辐射图融合的水面太阳耀光抑制方法[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0529001.
- [8] Li Q L, Yin D Y, Yu J T, et al. Ultraviolet-visible polarimetric imaging and image fusion technology with high resolution and large field-of-view[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(6): 0611001.
李清灵, 尹达一, 庾金涛, 等. 高分辨大视场紫外-可见光偏振成像融合处理技术[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0611001.
- [9] Li S T, Yang B, Hu J W. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- [10] Yuan H F, Yang F B, Zhang L, et al. A comparative study of the performance of different image fusion technology[J]. China Sciencepaper, 2015, 10(20): 2405-2411.
原惠峰, 杨风暴, 张雷, 等. 不同图像融合技术的融合性能分析比较[J]. 中国科技论文, 2015, 10(20): 2405-2411.
- [11] Chen G Q. Research on multi-sensor image fusion technology based on multi-scale analysis [D]. Changchun: Jilin University, 2015.
陈广秋. 基于多尺度分析的多传感器图像融合技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
- [12] Chen Y L. Image segmentation by a simplified PCNN with automatic parameter setting method and its application to object recognition [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2011.
陈昱莅. 基于参数自动设置的简化 PCNN 模型 (SPCNN) 的图像分割及其在目标识别上的应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2011.
- [13] Jiang P, Zhang Q, Li J, et al. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(1): 108-113.
江平, 张强, 李静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
- [14] Wang X, Wang X Q, Sun J Z. Study of target identification based on polarization imaging and image fusion[J]. Laser & Infrared, 2007, 37(7): 676-678.
王新, 王学勤, 孙金祚. 基于偏振成像和图像融合的目标识别技术[J]. 激光与红外, 2007, 37(7): 676-678.
- [15] Bao F C, Duan J, Dong S Q, et al. Experimental study on polarization imaging characteristics of underwater targets [J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(1): 27-32.
鲍富成, 段锦, 董锁芹, 等. 水下目标物偏振成像特性研究[J]. 应用光学, 2019, 40(1): 27-32.
- [16] Wu Z F, Zhou S C, He X Q. Experimental study on underwater objects detection based on polarization imaging [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(8): 081101.
吴中芳, 周少聪, 何贤强. 水下物体偏振成像探测的实验研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(8): 081101.
- [17] Gao Y H, Chen G Q, Liu Y Y. Adaptive image fusion based on image quality assessment parameter in NSST system [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(1): 225-234.
高印寒, 陈广秋, 刘妍妍. 基于图像质量评价参数的非下采样剪切波域自适应图像融合[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(1): 225-234.

- [18] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308-309.
- [19] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7): 313-315.
- [20] Naidu V P S. Image fusion technique using multi-resolution singular value decomposition[J]. *Defence Science Journal*, 2011, 61(5): 479-484.
- [21] Wang L J, Zhao H L, Zhu Y, et al. Underwater polarization image fusion research based on multiscale transformation[J]. *Applied Laser*, 2018, 38(5): 842-846.
王利杰, 赵海丽, 祝勇, 等. 基于多尺度变换的水下偏振图像融合研究[J]. *应用激光*, 2018, 38(5): 842-846.
- [22] Zhou Z Q, Dong M J, Xie X Z, et al. Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(23): 6480-6490.
- [23] Ma J L, Zhou Z Q, Wang B, et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [24] Li H, Wu X J. Infrared and visible image fusion using latent low-rank representation [EB/OL]. (2018-04-24) [2019-07-03]. <https://arxiv.org/abs/1804.08992>.
- [25] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 119-130.
- [26] Ma J Y, Chen C, Li C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization [J]. *Information Fusion*, 2016, 31: 100-109.
- [27] Cai M R, Yang J Y, Cai G H. Multi-focus image fusion algorithm using LP transformation and PCNN [C] // 2015 6th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS), September 23-25, 2015, Beijing, China. New York: IEEE, 2015: 237-241.