

doi: 10.3788/gzxb20144305.0510004

分级多尺度变换的水下偏振图像融合法

王慧斌, 廖艳, 沈洁, 王鑫

(河海大学 计算机与信息学院, 南京 211100)

摘 要:提出了一种分级多尺度融合的水下偏振图像处理方法. 首先, 利用非负矩阵分解对偏振参量图像进行融合增强, 得到所含局部特征信息完整且冗余度低的偏振参量融合图像; 在此基础上, 基于二维经验模式分解分别将偏振参量融合图像与偏振强度图像进行多尺度变换, 对得到的高低频子图像分别进行加权平均融合, 融合权重是采用穷举搜索法计算得到; 最后, 将高低频融合结果反变换得到最终融合图像. 实验仿真结果表明该融合方法在增强图像细节信息及提高水下偏振图像对比度方面具有显著效果.

关键词:偏振成像; 偏振参数计算; 图像融合; 非负矩阵分解; 二维经验模式分解; 穷举搜索法; 水下目标检测

中图分类号: TP 391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)05-0510004-7

Method of Underwater Polarization Image Fusion Based on Hierarchical and Multi-scale Transform

WANG Hui-bin, LIAO Yan, SHEN Jie, WANG Xin

(College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: An efficient hierarchical multi-scale image fusion method was proposed. Several polarization parametric images were fused for enhancement by non-negative matrix factorization. A polarization parametric fusion image was obtained. This image contained complete polarization information with low redundancy. Then, with two-dimensional empirical mode decomposition, polarization parameters fusion image and polarization intensity image were decomposed. High-frequency component and low-frequency component were fused by weighted average function. In order to determine fusion weight, exhaustive search method was taken. Finally, the given results of high-frequency sub-images and low-frequency sub-images were inverse transformed. The experiments demonstrate that the proposed fusion method has the ability to enhance the details and contrast of polarization image.

Key words: Polarization imaging; Polarization parameter calculation; Image fusion; Non-negative matrix factorization; Two-dimensional empirical mode decomposition; Exhaustive search method; Underwater targets detection

OCIS Codes: 100.2000; 110.0113; 110.5405; 110.3000

0 引言

水下光学环境中, 光线的高散射和高吸收特性造成光强、光谱等光学信息严重消减和变化^[1], 然而光的偏振特性变化却稳定可预测^[2]. 偏振成像由于在避免光线散射与吸收方面具有特色, 已成为获取水下目标信息的重要技术手段. 通常, 成像计算后得到的水下偏

振参量图像所含目标的边缘轮廓及纹理较清晰, 但图像整体较暗、对比度低. 与此相反, 水下偏振参量图像光波的总强度和对比特度较高, 但图像目标边缘轮廓及纹理却较模糊. 因此, 在水下环境中, 对偏振参量图像间进行融合将有效提高偏振图像清晰度和对比度, 其融合方法直接影响到偏振图像质量.

近年来, 偏振图像融合方法主要应用于地面和遥

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61263029)资助

第一作者: 王慧斌(1967-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为信息融合、光学图像处理等. Email: hbwang@hhu.edu.cn

收稿日期: 2013-09-18; 录用日期: 2013-12-10

<http://www.photon.ac.cn>

感偏振成像中. 一般是将偏振参量图像、偏振度 (Degree of Polarization, DoP) 和偏振角 (Angle of Polarization, AoP) 作为图像融合输入. 融合方法采用两种模式, 一是基于伪彩色映射的图像融合, 如, ZHAO Y 等^[3]在地面目标分类中提出基于偏振度线性调制和 RGB 颜色模型的图像融合方法, 计算偏振参量图像 DoP 及 AoP 的共有信息, 将得到的三幅特别信息 (Unique Information) 图像映射到 RGB 颜色空间, 得到初步伪彩色融合结果, 通过定义偏振度调制系数, 修正得到最终偏振融合图像, 从而提高了图像目标分类的有效性. Daniel A L 等^[4]在同样应用中提出利用偏振度线性调制和 HSV 颜色模型进行偏振参量图像与 DoP、相位定位信息^[3]偏振图像融合, 融合图像的对比度得到了提高. 周浦城等^[5]为提高地面偏振成像的检测性能, 提出了基于颜色迁移和聚类分割的偏振图像近自然彩色融合方法. 利用不同颜色模型间的转换和颜色迁移技术得到初步融合结果, 再利用偏振度图像进行模糊 C-均值聚类分割的结果, 调整初步融合图像的色调和饱和度, 最后将其变换到 RGB 空间得到最终融合图像. 另一种是基于多尺度变换的图像融合, 如张德祥等^[6]针对遥感目标识别应用, 利用 Directionlet 变换对偏振参量图像和 DoP 进行分解, 对得到的低频子图像采用加权平均融合算法, 对高频子图先进行二维 Teager 滤波计算, 获取边缘和非边缘信息, 分别采用区域边缘最大和方向对比度最大的选取策略得到高频融合图像, 最后经过反变换获得融合后图像. YANG F 等^[7]提出利用支持度变换处理偏振参量图像和 DoP, 对得到的低频图像和支持度序列图像利用模糊逻辑理论融合, 实现红外偏振图像融合, 提高地面环境下图像目标与背景对比度. 但是直接对各偏振参量图像进行融合, 计算复杂度较高; 仅选用 DoP 与偏振强度图像融合, 会造成部分偏振信息丢失而影响融合结果.

本文针对水下环境特征, 提出了水下偏振图像分级多尺度融合策略. 在时域中基于非负矩阵分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) 对多幅偏振参量图像进行融合处理, 将结果通过二维经验模式分解 (Two-dimensional Empirical Mode Decomposition, BEMD) 变换到频率域中, 与偏振强度图像进行加权平均融合, 然后反变换得到最终融合图像. 通过分级多尺度融合得到图像细节信息丰富且对比度高的偏振融合图像.

1 NMF 和 BEMD 方法

1.1 NMF

NMF 是用非负性约束来获取数据表示的一种方法. 特点可概括为^[8]: 1) 分解后的所有分量均为非负值 (要求纯加性的描述); 2) 实现非线性的维数约减. 具体

可描述为^[9-10]: 已知一个非负矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, 求解两个非负子矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times r}$ 和 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{r \times m}$, 使得满足

$$\mathbf{A}_{n \times m} \approx \mathbf{W}_{n \times r} \mathbf{H}_{r \times m} \quad (1)$$

\mathbf{W} 和 \mathbf{H} 分别是对 \mathbf{A} 线性逼近的特征基矩阵及 \mathbf{A} 在特征基上的投影系数矩阵. r 为 \mathbf{W} 的列数, 通常设定 $r \ll \min\{m, n\}$, 从而使子矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的秩远小于 \mathbf{A} .

NMF 基本求解方法中, 通常采用 \mathbf{A} 和 $\mathbf{W} * \mathbf{H}$ 间欧氏距离的平方作为目标函数, 即

$$\min F_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{A}_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2$$

$$s. t. \mathbf{W}_{ij} \geq 0, \mathbf{H}_{ij} \geq 0, i=1 \cdots n, j=1 \cdots m \quad (2)$$

式中, F_2 为 \mathbf{A} 和 $\mathbf{W} * \mathbf{H}$ 间欧氏距离的平方, i, j 是二维矩阵元素的位置坐标.

目标函数一般采用式 (3) 形式的交替更新准则进行迭代求解^[11], 即

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{ia} = \mathbf{W}_{ia} \sum_i \frac{\mathbf{A}_i}{(\mathbf{WH})_i} \mathbf{H}_a \\ \mathbf{W}_{ia} = \frac{\mathbf{W}_{ia}}{\sum_j \mathbf{W}_{ja}} \\ \mathbf{H}_a = \mathbf{H}_a \sum_i \mathbf{W}_{ia} \frac{\mathbf{A}_i}{(\mathbf{WH})_i} \end{cases} \quad (3)$$

式中, i 为矩阵的行号, a 为矩阵的列数. 求解过程中先固定 \mathbf{H} , 使目标函数针对 \mathbf{W} 利用梯度下降法进行迭代; 然后变换 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的角度, 固定 \mathbf{W} , 使目标函数针对 \mathbf{H} 利用梯度下降法进行迭代. 上述求解算法的收敛性在理论上已得到证明.

NMF 算法能将高维的数据降维处理, 得到非负特征基具有一定的线性无关性和稀疏性, 使得对原始数据的特征及结构具有很强的表达能力. 将其应用于图像处理中, 能较好地提取和描述图像局部特征信息.

1.2 BEMD

1998 年 HUANG NE 等^[11]提出针对非平稳信号分析的经验模式分解方法 (Empirical Mode Decomposition, EMD). 法国学者 NUNES J. C 等^[12-13]将 EMD 扩展到二维, 提出二维经验模式分解 (Bidimensional EMD, BEMD). BEMD 思想为:

假设原始二维信号为 $f(i, j)$, 通过求解得到小尺度细节信息 $\text{imf}_s(i, j)$ 和大尺度概貌信息 $\text{res}_L(i, j)$. 这里 $1 \leq s \leq L$, L 指内蕴模式函数分解的最大层数. 数学表达式为

$$f(i, j) = \sum_{s=1}^L \text{imf}_s(i, j) + \text{res}_L(i, j) \quad (4)$$

BEMD 方法的筛选过程为: 1) 对所给二维信号求取所有局部极值点; 2) 对极大值点和极小值点分别进行曲面拟合, 经插值后得到极大值包络曲面 $e_{\max}(i, j)$ 和极小值包络曲面 $e_{\min}(i, j)$, 并求出其均值包络曲面

$$e_{\text{mean}}(i, j) = \frac{1}{2}(e_{\max}(i, j) + e_{\min}(i, j)) \quad (5)$$

3) 用原曲面减去均值包络曲面得到中间差值, 记为 d_i

(i, j) , 则

$$d_1(i, j) = f(i, j) - e_{\text{mean}}(i, j) \quad (6)$$

4) 重复步骤 1)~3) k 次, 直到 $d_{1k}(i, j)$ 是一个内蕴模式函数为止, 即

$$d_{1k}(i, j) = d_{1k-1}(i, j) - e_{\text{mean}}(i, j) \quad (7)$$

最后, 计算其标准差判别函数, 若满足, 则 $\text{imf}_1(i, j) = d_{1k}(i, j)$, $\text{imf}_1(i, j)$ 就是得到的第 1 层内蕴模式函数. 用原信号减去第 1 层模式函数得到第 1 层残余量 $\text{res}_1(i, j)$. 对残余量重复步骤 1)~4), 将依次得到原始信号的 N 层内蕴模式函数和第 N 层残余量. 常采用标准差的尺寸 (Standard Deviation, SD) 作为每层筛分过程的停止准则, 第 s 层内蕴模式函数筛选结束的标准差判别函数为

$$\text{SD} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left[\frac{|d_{s(k-1)}(i, j) - d_s(i, j)|^2}{d_s^2(i, j)} \right] \quad (8)$$

BEMD 方法的实质是通过提取极值、插值、筛选和迭代四个过程, 获得二维信号的内蕴模式函数和残余量, 从而实现信号从高频到低频的分解. 它适合于分析二维图像信号这种非平稳非线性的时变过程, 能够保留信号本身特性, 较好地实现图像数据的频域分解.

2 图像融合及过程

2.1 分级多尺度融合设计

利用 Stokes 求解偏振参量, 得到由多幅偏振参量图像 (Q 、 U 和 DoP) 组成的图像集. 将这些偏振参量图像直接与偏振强度图像融合时, 由于数据的高维性导致了计算复杂度高, 同时, 也无法确保偏振参量图像中包含与目标有关的局部特征信息在处理过程中不丢失. 因此, 有必要先将偏振参量图像进行融合增强处理.

三幅偏振参量图像包含了水下场景在不同偏振模式下所展现出的特征, 可以利用 Q 、 U 、DoP 分别对场景中的某些局部特征进行多层次信息描述. 但同时, 由于 Stokes 参量法计算偏振模式信息过程中, 采用沿 x 、 y

轴上的振幅强度为基本变量, 三偏振模式信息间存在相关性. 因此, 理想的融合方法必须同时满足: 1) 将各偏振图像的局部特征信息进行提取及合并处理; 2) 剔除冗余信息.

NMF 方法以特征基矩阵 W 与系数矩阵 H 相乘加权平均构成对原始矩阵的逼近. 在图像处理中, 特征基矩阵 W 表示原始图像数据局部特征信息集合. 另外, 当 $r=1$, 又等同于对局部特征的合并处理. 在 NMF 表达式中, A 与子矩阵的关系为: $A = W * H + \epsilon$, 其中 ϵ 为冗余信息, 将 A 近似等于 $W * H$ 的求解实际上也是消除冗余的过程. 因此, 本文采用 NMF 方法, 通过低秩逼近得到偏振参量融合 (Polarization Parameters Fusion, PPF) 图像.

偏振强度图像 I 包含了目标概貌信息, 并且主要集中在低频部分. 因此, 采用多尺度变换处理是提取这类信息的重要途径. 经 NMF 融合得到的偏振参量融合图像 PPF 包含了目标重要的细节信息, 因此, 在准确提取 I 图像概貌信息的同时, 保证 PPF 图像中目标局部特征信息的不丢失是多尺度变换处理的关键. BEMD 根据信号自身的时间尺度特征, 能分解出信号中隐藏的内蕴模式函数信息及趋势信息, 即图像的小尺度细节信息及大尺度概貌信息. 将 BEMD 用于 I 图像的多尺度分解中, 能准确提取 I 图像的低频概貌信息; 同时能较好地保留 PPF 图像包含的目标局部特征信息; 另外, BEMD 是完全数据驱动的, 不需要预先定义基函数, 与其他多尺度变换算法相比, 分解过程简单快捷. 因此, 本文基于 BEMD 的多尺度变换设计了 PPF 图像与 I 图像的融合方式.

PPF 与 I 在 BEMD 变换后得到的高低频子图分别采用加权融合. 由于 PPF 和 I 表征场景不同特性, 图像间没有明显规律. 因此设计了采用以较小步长遍历整个取值区间为特征的穷举搜索法来确定融合权重, 融合过程设计见图 1.

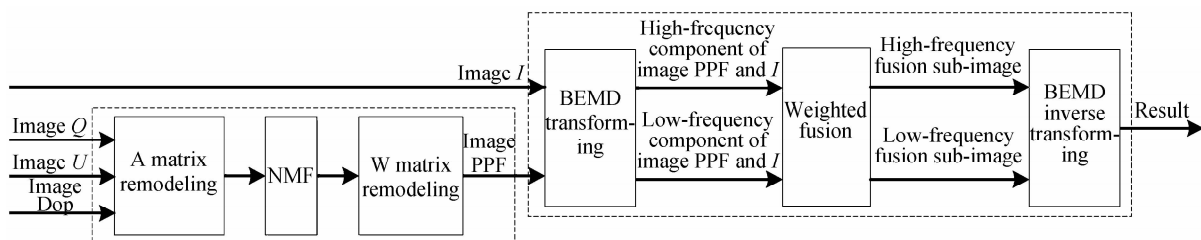


图 1 分级多尺度算法

Fig. 1 Algorithm framework based on hierarchical and multi-scale transform

融合过程分为两级: 首先对 Q 、 U 和 DoP 三幅偏振参量图像进行矩阵重构得到 NMF 的输入数据 V 矩阵, 对 V 矩阵进行 NMF 融合处理, 得到特征基 W 矩阵重构得 PPF 图像; 其次, 对 I 和 PPF 进行 BEMD 分解,

高低频子图分别进行加权融合, 对融合后高低频融合特征进行 BEMD 逆变换得到最终融合图像.

2.2 偏振参数计算

采用 Stokes 参量法定量描述物体的偏振态^[14],

Stokes 参量表示为

$$S = \begin{bmatrix} I \\ Q \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle E_x^2 \rangle + \langle E_y^2 \rangle \\ \langle E_x^2 \rangle - \langle E_y^2 \rangle \\ \langle 2E_x E_y \cos \delta \rangle \\ \langle 2E_x E_y \sin \delta \rangle \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, E_x 、 E_y 表示光矢量在所选坐标系中沿 x 轴和 y 轴上的振幅分量, δ 为两振动分量的相位差, I 表示光的总强度, Q 表示 0° 和 90° 线偏振光分量的差值, U 表示 45° 和 135° 线偏振光分量的差值, V 表示右旋与左旋圆偏振光分量之差. 由于自然界中大部分物体反射光线中 V 分量都非常微小, 近似认为 V 为零^[5].

在任意 xoy 平面, 与 x 轴夹角为 β 的偏振片透过光强可以表示为

$$I_o = (I_i + Q_i \cos 2\beta + U_i \sin 2\beta) / 2 \quad (10)$$

式中, 下标 o 和 i 分别表示输出和输入, 当改变偏振片透光轴与所选参考坐标轴的夹角, 分别得到夹角为 β_1 、 β_2 和 β_3 时的三组出射光强 $I(\beta_1)$ 、 $I(\beta_2)$ 、 $I(\beta_3)$, 代入式 (10) 可联立求出 I_i 、 Q_i 和 U_i , 并由此可以计算出 DoP 和 AoP 图像.

2.3 基于 NMF 的偏振参量图像融合

非负矩阵中待分解矩阵 $A_{n \times m}$ 是融合前 m 幅图像按行优先方式存储的列向量集合, n 是每幅图像的像素数量, m 为待融合的图像数.

将 Q 、 U 和 DoP 三幅图像, 逐个元素按列优先的方式存储到三个列向量中, 组成一个含有 $n = pq$ (p 和 q 是输入图像矩阵的行数和列数), $m = 3$ 的数据向量集: $A = [A_1, A_2, A_3]$, A 中每一个元素的数学表达式为

$$A_i = [f_{i1}, \dots, f_{i1q}, \dots, f_{i2q}, \dots, f_{ip1}, \dots, f_{ipq}] \quad (i = 1, 2, 3) \quad (11)$$

本文选取特征基向量列数 $r = 1$, 即分解处理结果为一幅图像矩阵. 最终得到的 W 仍然为列向量, 将其转换为 $p \times q$ 矩阵向量. 此时定义 W 为偏振参量融合图像.

2.4 基于 BEMD 的图像分解

基于形态学方法计算图像的局部极值点, 采用双三次样条插值法求取图像上下包络 $e_{\max}(i, j)$ 和 $e_{\min}(i,$

$j)$, i, j 是图像像素点的位置坐标. 包络平均 $e_{\text{mean}}(i, j)$ 为

$$e_{\text{mean}}(i, j) = \frac{1}{2}(e_{\max}(i, j) + e_{\min}(i, j)) \quad (12)$$

残余量计算式为

$$\text{res} = f(i, j) - e_{\text{mean}}(i, j) \quad (13)$$

重复式 (12)、(13) 计算过程, 直到满足停止准则 SD, 此时 res 为一个内蕴模式函数. 设置提取的内蕴模式函数个数为 3, 分解后的图像表达式为

$$f_{\text{PPFOrI}}(i, j) = \sum_{s=1}^3 \text{imf}_s(i, j) + \text{res}_3(i, j) \quad (14)$$

2.5 融合权重设计

对 PPF 和 I 图像的高低频子图, 采用穷举搜索法. 以高频子图中的第一层内蕴模式函数图像为例, I 图像和 PPF 图像的第一层内蕴模式函数图像权重分别设为 w_1 和 w_2 , w_1 的取值范围为 $[0, 1]$, 取值间隔为 0.05, 则 $w_2 = 1 - w_1$. 融合后的内蕴模式函数图像为

$$\text{imf}_1 = w_1 \cdot \text{imf}_{1I} + w_2 \cdot \text{imf}_{1\text{PPF}} \quad (15)$$

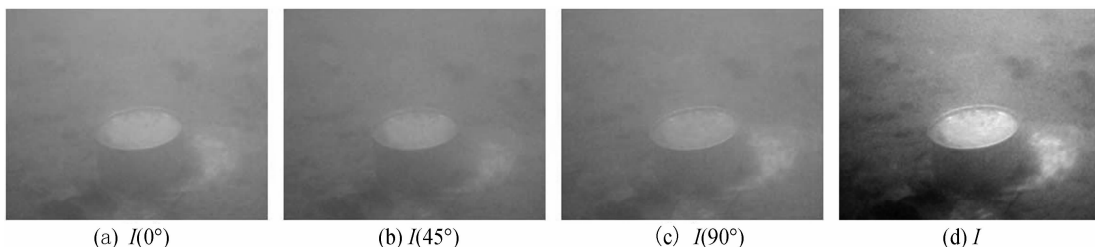
计算此时融合后的内蕴模式函数图像的信息熵 $E(w_1, w_2)$, 当图像信息熵 E 取最大值时, 说明此时图像信息量最大, 相应条件下 w_1 和 w_2 的值就是最佳融合权重. 同样, 利用上述流程可以得到另外两层内蕴模式函数图像及低频残余分量图像的融合权重 w_3 、 w_4 、 w_5 、 w_6 、 w_7 、 w_8 .

3 实验结果与仿真分析

实验图像拍摄于天气晴好条件下, 水下能见度小于 80 cm, 水质偏浅绿色. 实验目标位于水深 50 cm 左右, 在水下环境中, 通过偏振成像系统对水下一个铁盒进行三个方向的偏振图像采集.

3.1 偏振参量图像及冗余

采集三个方向的原始偏振图像与基于原始偏振图像计算出的 Stokes 偏振参量图见图 2(a)~(h); I 图像代表总光强, 不同光强表示目标具有不同的反射率, Q 图像和 U 图像分别反映了不同方向上的线偏振光的强度, 而 DoP 图像和 AoP 图像则可以反映目标表面的粗糙度、纹理等目标自身最本征的辐射信息.



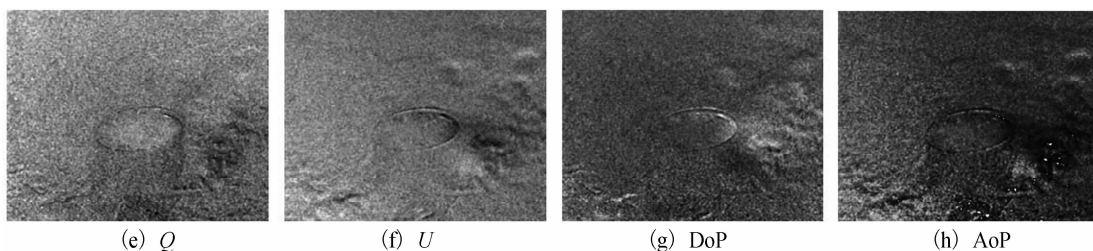


图2 不同偏振方向强度图像及偏振参数图像

Fig. 2 Intensity images of different polarization directions and polarization parameter images

偏振参量图像间的相关性,反映其冗余度.相关性取值范围为0~1,取值越大,说明图像间相关性越大,即图像间冗余度较大.

偏振参量图像间相关性关系如图3(横坐标为Q、U、DoP和AoP四幅图像的两两组合,纵坐标为相应图像的相关性取值)从图3可以看出:各偏振参量图像相关性取值均大于0.5,说明偏振参量图像间的冗余度较大.

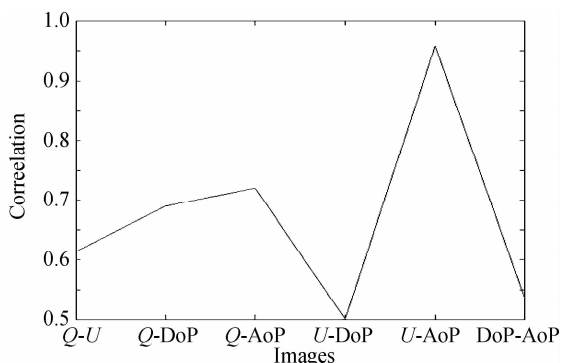


图3 偏振参量图像相关性

Fig. 3 Correlation diagram of polarization parameter images

3.2 图像融合仿真

3.2.1 评价指标

信息熵,对于一幅灰度图像,设其灰度分布 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, P_i 表示图像中灰度值为 i 的概率. 设 L 为图像总的灰度级数. 则图像信息熵为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2(P_i) \quad (16)$$

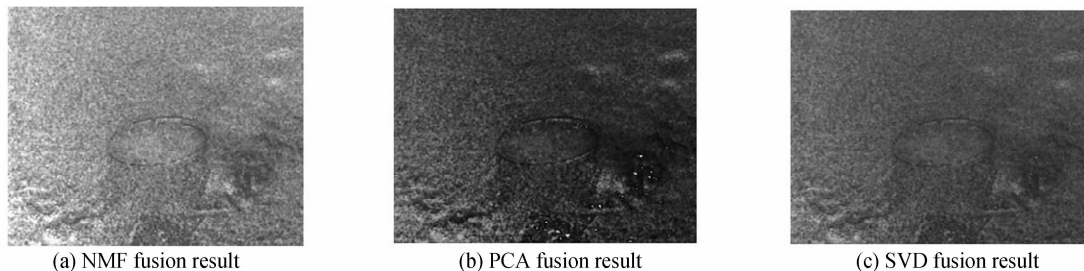


图4 不同算法融合结果图

Fig. 4 Fusion results of different algorithms

图5是基于信息熵、平均梯度和标准差三个评价指标,对图4中采用不同算法融合前后图像的比较结果,图中横坐标1、2、3分别对应Q图像、U图像、DoP

信息熵越大表明该图像的信息量越大,图像质量较高,信息熵越小,图像的信息量就越小,图像质量较低.

平均梯度,即图像清晰度,反映图像细节反差,以及图像中纹理变换特征. 定义为

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\frac{\partial F(i,j)}{\partial i})^2 + (\frac{\partial F(i,j)}{\partial j})^2}{2}} \quad (17)$$

式中, $F(i, j)$ 是图像中第 i 行, 第 j 列像素的灰度值, $M \cdot N$ 是图像的大小. 通常, 平均梯度 G 越大, 表示图像的层次越多, 说明图像就越清晰.

标准差反映图像中目标与背景反差的大小, 定义为

$$D = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \mu)^2}{M \cdot N}} \quad (18)$$

式中, $F(i, j)$ 和 $M \cdot N$ 与上文的含义相同, μ 是图像的平均灰度值. 标准差 D 越大, 图像的灰度值越离散, 体现的视觉效果越好.

3.2.2 偏振参量图像融合

与NMF算法相类似,PCA和SVD算法将高维数据映射到低维空间,对低维空间数据模型参数进行估计.它们在图像特征提取及去冗余方面具有优势,常常可作为图像融合算法.因此,实验中选择Q、U及DoP图像作为融合输入,分别采用NMF、PCA、SVD三种算法进行融合处理,得到的融合结果见图4.

图像,4、5分别对应基于NMF、PCA、SVD对偏振参量图像融合后图像;纵坐标为评价指标取值.从图5可以看出经NMF算法处理得到的图像,其在信息熵、平均

梯度和标准差三项评价指标上均高于融合前的单幅图像,同时也可看到采用 PCA 和 SVD 算法却难以达到对图像融合增强效果.

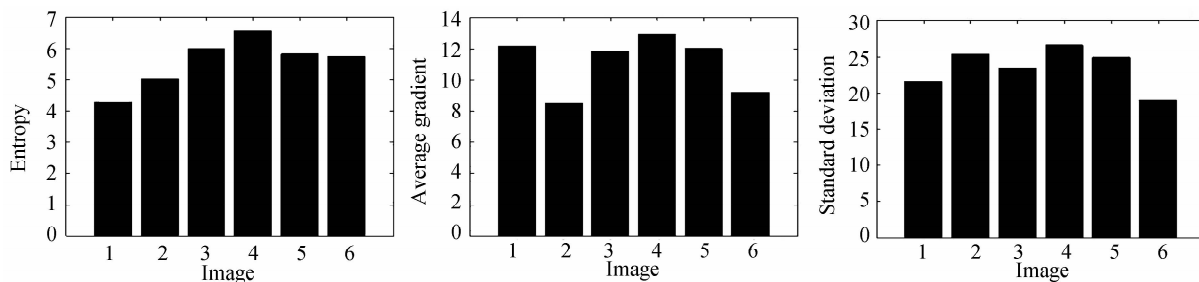


图 5 偏振参量图像融合性能比较

Fig. 5 The performance comparison of the polarization parameters images fusion

3.2.3 偏振参量融合图像与偏振强度图像融合

图 6 是本文融合方法与加权平均、NMF 融合及小波融合合作比较结果. 由图 6 可以看出, 加权平均法和 NMF 分解的融合结果较模糊, 而小波分解得到的融合

结果虽然边缘清晰, 但是出现了块效应, 本文方法所得到的图像在清晰度和对比度方面均较其他三种方法有显著提高.

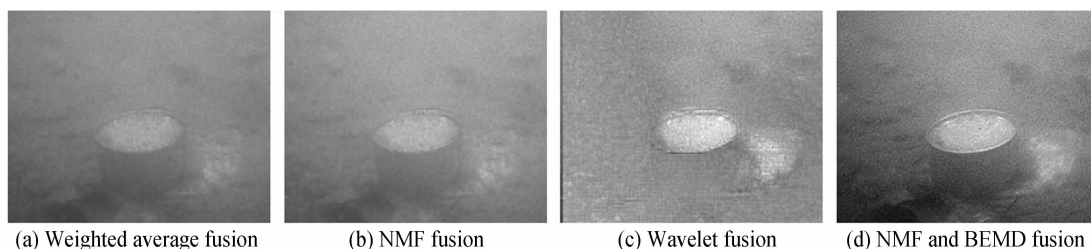


图 6 不同融合方法实验结果

Fig. 6 Results of different image fusion method

图 7 是基于上述不同融合方法结果采用 Ostu 分割算法^[15]得到的结果图. Ostu 算法是利用方差度量图

像灰度分布均匀性, 通过类间方差最大进行分割的方法, 比较适合于对灰度图像分割.

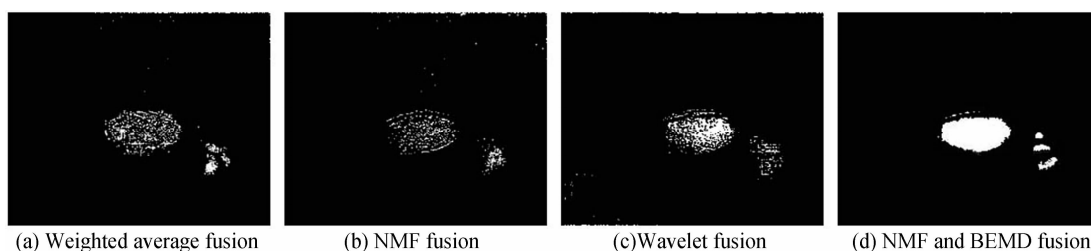


图 7 图像分割实验结果

Fig. 7 Segmentation results of different fusion image

图 7 中, 基于加权平均法融合、NMF 和小波融合结果的分割只能实现对目标部分区域的分割, 而由于图像对比度和边缘轮廓增强效果好, 基于本文融合结果的分割能够将目标中曝光较强的区域与背景较完整地分离. 采用式(19)、(20)中定义的正确检测率和错误检测率对上述图像分割结果进行评价, 结果见表 1.

$$C_{\text{good}} = \frac{\text{card}\{\Omega_{\text{in}} \cap \Omega_{\text{o}}\}}{\text{card}\{\Omega_{\text{o}}\}} \quad (19)$$

$$C_{\text{false}} = \frac{\text{card}\{\Omega_{\text{in}} \cap \Omega_{\text{b}}\}}{\text{card}\{\Omega_{\text{b}}\}} \quad (20)$$

表 1 分割结果评价

Table 1 Evaluation of segmentation results

Methods	Correct detection rate	Error detection rate
Weighted average	0.421 5	0.056
NMF	0.372 6	0.045
Wavelet	0.543 1	0.076
Our method	0.763 4	0.031

式中, C_{good} 表示分割到的区域中目标部分占目标真实区域的比例, C_{good} 越大表明检测到的区域对目标真实

区域的描述越完整; C_{false} 表示分割到的区域中背景部分占背景真实区域的比例, C_{false} 越大表明检测到的区域中包含非目标区域越大,检测效果越差; Ω_{in} 表示提取的目标区域, Ω_{o} 表示图像中真实的目标区域, Ω_{b} 表示目标的背景区域。

从表1可以看出,基于本文融合方法得到图像分割结果的正确检测率最高,错误检测率也最低.本文方法正确检测率相对其他三种方法平均提高了71.28%,同时错误检测率平均降低了47.46%.通过本文方法融合后图像提供了更加丰富的细节信息,同时提高了图像对比度。

4 结论

本文设计了基于分级多尺度变换的水下偏振图像融合方法.利用NMF实现偏振参量图像融合,得到所含局部特征信息完整且冗余度低的偏振参量融合图像.然后,基于BEMD变换对偏振参量融合图像与偏振强度图像进行多尺度融合,得到图像细节信息丰富且对比度高的偏振融合图像,实验仿真结果也验证了采用本文方法在增强水下偏振图像细节信息及其对比度提高方面是有效的。

参考文献

- [1] 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;746052.
- [2] THOMAS W C, JUSTIN M. Patterns and properties of polarized light in air and water[J]. *Philosophical Transactions of The Royal Society B*, 2011, **366**(1565): 619 - 626.
- [3] 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.
- [4] DANIEL A L, MELANIE B. A new fusion algorithm for shadow penetration using visible and midwave infrared polarimetric images [C]. 13th International Conference on Information Fusion, 2010.
- [5] ZHOU Pu-cheng, HAN Yu-sheng, XUE Mo-gen. Polarization image fusion method using color transfer and clustering-based segmentation[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(1): 149-153
周浦城,韩裕生,薛模根. 基于颜色迁移和聚类分割的偏振图像融合方法[J]. *光子学报*, 2011,**40**(1):149-153.
- [6] ZHANG De-xiang, ZHANG Jing-jing, WU Xiao-pei, *et al.* Fusion of polarization image based on directionlets transform [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, **33**(12):2795-2800.
张德祥,张晶晶,吴小培,等. 基于 Directionlets 变换的偏振图像融合[J]. *电子与信息学报*,2011,**33**(12):2795-2800.
- [7] YANG F, WEI H. Fusion of infrared polarization and intensity images using support value transform and fuzzy combination rules [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, **60**:235-243.
- [8] LI Le, ZHANG Shu-jin, A survey on algorithms of non-negative matrix factorization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008,**36**(4):737-743.
李乐,章毓晋. 非负矩阵分解算法综述[J]. *电子学报*,2008,**36**(4):737-743.
- [9] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, **401**(21): 788-791.
- [10] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [C]. Proceedings of Advances in Neural and Information Processing Systems, Denver, 2000: 556-562.
- [11] HUANG N E, ZHENG S. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]. Proceedings of the Royal Society London, 1998 :903 - 1005.
- [12] NUNES J C, NIANG O, BOUAOUNE Y, *et al.* Bidimensional empirical mode decomposition modified for texture analysis [C]. Scandinavian Conference on Image Analysis, 2003:171-177.
- [13] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Image and Vision Computing*,2003,**21**(2003):1019-1026.
- [14] 廖延彪. 偏振光学[M]. 北京:科学出版社,2003:46-62.
- [15] OSTU N, Threshold selection method form gray level histograms [J]. *IEEE Transactions System Man and Cybernetics*,1997,**9**(1):62-66.