

文章编号: 1001-3806(2015)06-0811-04

基于粒子群优化的正则化水下图像盲复原

雷选华, 孔小健, 杨文亮

(海军工程大学 兵器工程系, 武汉 430033)

摘要: 水下图像恢复的难点在于缺少海水的点扩展函数的足够信息, 而导致病态的问题。为了提高水下激光成像系统的成像质量, 提出了用粒子群优化正则化参数的盲图像复原算法。该方法结合 Tikhonov 正则化和改进的全变分正则化的技术特点, 使用一种交替迭代方法, 分别估计点扩展函数和估计复原图像, 同时用粒子群算法优化正则化参量。结果表明, 该方法对水下图像复原具有较好的鲁棒性, 算法收敛稳定。

关键词: 图像处理; 正则化; 图像复原; 粒子群优化

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2015.06.017

Regularization blind restoration of underwater images based on particle swarm optimization

LEI Xuanhua, KONG Xiaojian, YANG Wenliang

(Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Difficulties of underwater image restoration lies in lack of enough information about the point spread function of sea water which induces the ill-posed problem consequently. In order to improve the imaging quality of underwater laser imaging system, a blind image restoration algorithm based on particle swarm optimization regularization parameter was proposed. This method integrated the technique characteristics of Tikhonov regularization and the improved total variation (TV) regularization. An alternating iterative method was adopted to estimate point spread function and restored image respectively. Meanwhile, the regularization parameter was optimized by using particle swarm algorithm. After dealing with the simulation images and the actual underwater images, the results of underwater image restoration show that this method has good robustness for underwater image restoration and the algorithm is convergent and stable.

Key words: image processing; regularization; image restoration; particle swarm optimization

引 言

海水介质及海水中的悬浮颗粒决定了光在水中传播方式^[1], 这使得水下激光成像系统在不同海域获取图像退化程度差异大, 相应的点扩展函数 (point spread function, PSF) 的不确定性, 给图像处理带来了较大困难。目前对水下退化函数的研究主要集中在模型的建立, 主流模型都是建立在海洋光学理论和小角度前向散射理论基础上的半经验公式^[2-3], 但都需要海水固有光学特性的先验知识。而对于实时观测方面应用, 动态环境的变化使得先验知识获取较为困难。为此, 作者提出了一种基于粒子群优化的正则化盲复原方法,

可以在线对激光水下成像的目标图像进行复原。

1 正则化图像复原模型

水下成像系统可用一退化模型表示:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

式中, * 表示卷积, $f(x, y)$ 是无失真图像, $h(x, y)$ 为点扩展函数, $n(x, y)$ 是噪声函数。点扩展函数 $h(x, y)$ 包含了成像系统自身的系统响应和海水介质对成像的影响。由于水体环境的不确定性, 使得相应的点扩展函数的信息不可知, 常采用盲图像复原技术^[4]。

盲图像复原过程中, 由于退化过程中噪声的引入, 使其具有病态性^[5]。正则化可将一个病态问题转变为一个稳定问题^[6]。目前在图像处理中应用最多的有 Tikhonov 正则化方法^[7] 和全变分 (total variation, TV) 正则化方法^[8]。前者通过最小化来获取最佳的复原图像, 表达式如下:

$$\arg \min_{f, H} \{ \|g - Hf\|_2^2 + \alpha_1 \|\nabla f\|_2^2 \} \quad (2)$$

式中, $\alpha_1 > 0$ 称为正则化参量, H 为点扩展函数, f 为恢

基金项目: 国家十二五国防预研资助项目 (1011003010101)

作者简介: 雷选华 (1968-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为光电信号及图像处理技术。

E-mail: leixuanhua@sina.com

收稿日期: 2014-08-18; 收到修改稿日期: 2014-09-22

复图像, g 为退化图像, $\|\nabla f\|_2$ 为正则化函数。

由于 Tikhonov 正则化算法具有各向同性的扩散性质, 没有对边缘方向和梯度方向加以区别, 导致边缘模糊。

如果将 Tikhonov 正则化模型中的梯度平方项改为梯度项, 即为全变分正则化函数, 表达式如下:

$$\arg \min_{f, H} \{ \|g - Hf\|_2^2 + \alpha_2 \|\nabla f\|_1 \} \quad (3)$$

式中, $\alpha_2 > 0$ 为正则化参量。

全变分模型是一种非各向同性的扩散算法, 在去噪的同时保持边缘的连续性和尖锐性, 但在图像的平滑位置可能会产生虚假轮廓。

根据两种模型的特点, 采用交替算法, 分别用(2)式和(3)式估计点扩展函数与恢复函数。

1.1 点扩展函数估计

求解点扩展函数时, 采用 Tikhonov 模型, 根据交互迭代方法, 先固定 f , 再求解 H 。

利用变分原理和梯度下降方法, 对(2)式进行变换, 得到模糊函数的偏微分方程:

$$\frac{\partial H}{\partial t} = \alpha_1 \Delta H + f^*(g - Hf) \quad (4)$$

式中, Δ 为拉普拉斯算子, f^* 为 f 的伴随矩阵。其递推公式表示为:

$$H^{(t+1)} = H^{(t)} + \alpha_1 \Delta H^{(t)} + f^*(g - H^{(t)}f) \quad (5)$$

式中, $H^{(t)}$ 表示第 t 次迭代。

1.2 恢复图像估计

求解恢复图像时, 固定 H , 利用变分原理和梯度下降方法对(3)式进行变换, 得到恢复后的图像的偏微分方程:

$$\frac{\partial f}{\partial t} = \alpha_2 \operatorname{div} \left(\frac{\nabla f}{|\nabla f|} \right) + H^*(g - Hf) \quad (6)$$

式中, div 是散度算子, ∇ 是梯度算子, H^* 是 H 的共轭矩阵。全变分泛函在 $|\nabla f|=0$ 处不可微, 特别在平坦的光滑区, 这在图像处理中经常遇到。PERONA 和 MALIK^[9] 引入单调递减函数, 使得方程在同质区图像被平滑, 在边缘图像增强, 对应的方程为:

$$\frac{\partial f}{\partial t} = \alpha_2 \operatorname{div} (k(|\nabla f|) \nabla f) + H^*(g - Hf) \quad (7)$$

式中, $k(|\nabla f|) = \frac{1}{1 + (\lambda |\nabla f|)^2}$ 。

当 $|\nabla f|=0$ 时, 即在平滑区, (7)式与(4)式有相同的形式。参量 λ 平衡平滑区与边缘区。

求解恢复图像的递推公式为:

$$f^{(t+1)} = f^{(t)} + \alpha_2 \operatorname{div} (k(|\nabla f|) \nabla f) + H^*(g - Hf^{(t)}) \quad (8)$$

式中, $f^{(t)}$ 表示第 t 次迭代结果。

1.3 正则化参量的选取

两个正则化参量 α_1 和 α_2 的选取对算法的收敛及复原结果是至关重要的^[7]。 α_1 过大会引起所估得的点扩散函数扩散, 而过小则其支撑域不能充分地展开。同样, α_2 过大使图像过度正则化, 从而丢失大量的图像细节。本文中采用粒子群优化算法来指导上述算法参量的选取。

2 基于粒子群智能优化算法的参量选取

2.1 粒子群优化算法简介

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法首先由 KENNEDY 和 EBERHART^[10] 提出。由于其算法的简单、易于实现、无需梯度信息、参量少等特点, 在连续优化问题和离散优化问题中都表现出良好的效果。算法的基本原理可以描述如下: 设问题的解空间为 D 维, 每个粒子是 D 维空间中的不同解, 假设 N 个粒子在 D 维搜索空间中以一定的速度飞行, 每个粒子在搜索时, 考虑到了自己搜索到的历史最优点 (个体极值 p_{best}) 和群体内其它粒子的历史最优点 (全局极值 g_{best}), 在此基础上进行粒子的速度和位置更新模型为:

$$\vec{v} \leftarrow w \cdot \vec{v} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{\text{best}} - \vec{x}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{\text{best}} - \vec{x}) \quad (9)$$

$$\vec{x} \leftarrow \vec{x} + \vec{v} \quad (10)$$

式中, \vec{x}, \vec{v} 分别表示粒子的位置和速度, 是一个 D 维向量; c_1, c_2 称为学习因子或加速系数, 一般为正常数。学习因子使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及群体内或邻域内的历史最优点靠近。学习因子对算法的影响不是太大, 但合理选择可加快算法的收敛速度, 通常两个学习因子的值取为 $2^{[11]}$ 。 r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的伪随机数; w 为加权因子, 限制粒子的最大更新速度, 其值一般由最大加权因子 w_{max} 线性递减到最小加权因子 w_{min} , 即:

$$w = w_{\text{max}} - \frac{t \times (w_{\text{max}} - w_{\text{min}})}{t_{\text{max}}} \quad (11)$$

式中, t 为迭代次数, t_{max} 为最大迭代值。

2.2 图像复原算法描述

基于粒子群优化正则化参量过程中, 每个粒子代表了正则化参量 α_1, α_2 和平衡参量 λ 。这样第 i 个粒子用一个 3 维向量 X_i 表示, $X_i = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \lambda_i)$ 。由于优化的目标是搜索最优化参量, 因此适应度函数用下式计算:

$$f(X_i) = \|g - Hf\|_2^2 \quad (12)$$

算法的主要步骤如下:(1)输入退化图像;(2)设置初始化参量,如粒子数量、迭代次数等;(3)用(5)式计算点扩展函数的估计值;(4)用(6)式计算恢复函数的估计值;(5)迭代次数是否到达设定的值,如到达,转到第(10)步,否则,转到第(6)步;(6)用(12)式计算每个粒子的适应度函数值;(7)将适应度函数值与自身的历史最优值 p_{best} 和全局最优值 g_{best} 进行比较,如果适应度函数值优于 p_{best} 与 g_{best} ,则替换;(8)用(9)式、(10)式更新粒子的速度与位置;(9)转到第(3)步;(10)输出相应的点扩展函数与恢复函数的估计值。

3 实验结果与分析

为了评判算法对图像复原的效果,实验中采用信噪比来客观地衡量复原图质量的优劣,信噪比 R_{SNR} 定义如下:

$$R_{SNR} = 20 \lg \frac{\|f\|_2^2}{\|f-g\|_2^2} \quad (13)$$

分别采用模拟退化图像和实际水下成像图像来验证算法的性能。

3.1 模拟退化图像的复原实验

在模拟退化图像实验中,本文中采用了经典的单通道灰度图像“checkerboard”,如图 1 所示。图像的像素大小均为 256×256 。用于模糊图像的点扩散函数

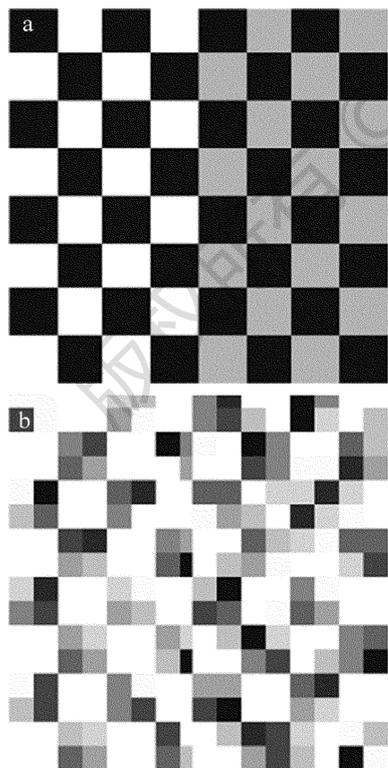


Fig. 1 The tested images

a—checkerboard images b—degraded images

分别为高斯模糊(像素大小为 7×7 ,方差为 25),其中高斯 PSF 采用 MATLAB 中的“fspecial”函数生成。

图 2 分别是用 Tikonov 正则化复原方法(方法 1)、TV 正则化复原方法(方法 2)及本文中提出的方法(方法 3)的复原结果。方法 1 的正则化参量为 0.006;方法 2 的正则化参量为 0.004;方法 3 的参量为 $\alpha_1 = 0.0053, \alpha_2 = 0.0002, \lambda = 0.003$ 。从图 2 中可看出,图 2a 噪声比图 2b 噪声小,但边缘较图 2b 模糊,而图 2c 的性能都高于前两者。表 1 中计算了不同图像的信噪比。

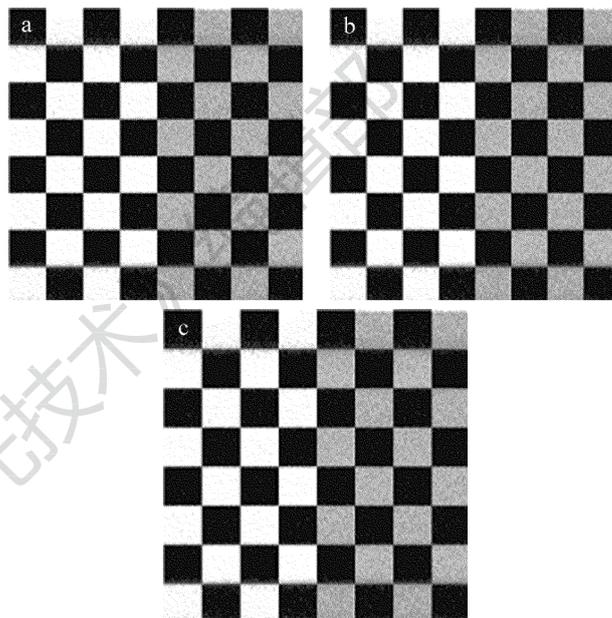


Fig. 2 Results comparison of three methods

a—result of method 1 b—result of method 2 c—result of method 3

Table 1 Image restoration comparison of several methods

test image	signal-to-noise ratio/dB
degraded	52.99
method 1	66.86
method 2	60.41
method 3	69.86

3.2 水下图像复原

对水下图像进行处理如图 3 所示,蓝绿激光距离选通水下成像系统获取的原始图如图 3a 所示,图 3b ~ 图 3d 是不同方法处理的结果。图 3 表明,本文中提出的方法图像复原结果优于其它两种方法。

为了评估提出算法的可靠性及收敛性能,选用不同的种群数目,对同一幅图像进行 5 次独立运算。计算每次迭代次数的适应度函数,再取平均。在图 4 中绘制出其运算结果,图中曲线表明,种群数大于 5 的收敛速度及性能稳定可靠。种群数较少时,参量的选择不当可能使算法进入局部最优。

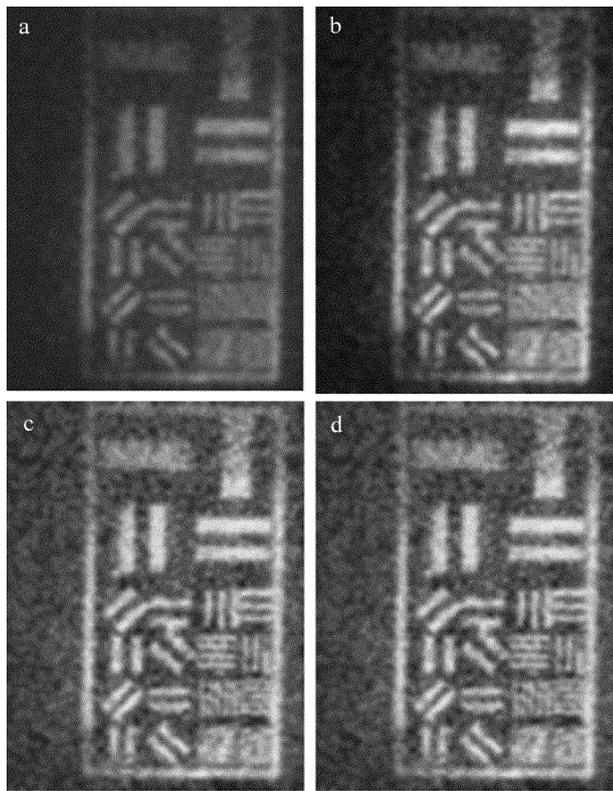


Fig. 3 Restoration results for real underwater images
 a—real underwater image ($R_{SNR} = 23.8\text{dB}$) b—result of method 1 ($R_{SNR} = 36.2\text{dB}$) c—result of method 2 ($R_{SNR} = 34.7\text{dB}$) d—result of method 3 ($R_{SNR} = 36.8\text{dB}$)

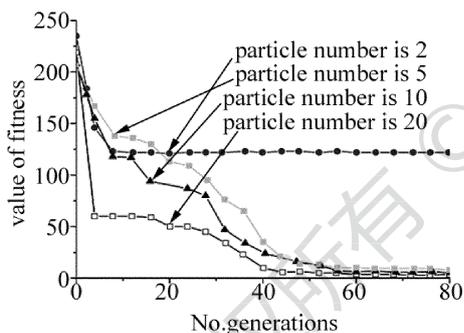


Fig. 4 The convergent curve for method 3

4 结论

针对不同海域点扩展函数变化的情形,提出了一

种交替正则化盲复原方法对水下图像进行恢复,通过对正则化算子的改进,用粒子群算法对参量进行优化。通过对仿真图像及实际水下图像处理表明,所提出的算法在性能及收敛速度均能满足实际要求。

参 考 文 献

- [1] GE W L, HUA L H, ZHANG X H. Simulation and experiment of change rule of water backscattering light energy[J]. Laser Technology, 2013, 37(6):756-759(in Chinese).
- [2] GRAY D J. Order-of-scattering point spread and modulation transfer functions for natural waters[J]. Applied Optics, 2012, 51(28): 6753-6764.
- [3] HOU W L, WOODS S, JAROSZ E, et al. Optical turbulence on underwater image degradation in natural environments[J]. Applied Optics, 2012, 51(14):2678-2686.
- [4] FANG H Zh, YAN L X. Multiframe blind image deconvolution with split Bregman method[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(1):446-451.
- [5] PRADEEPA D S, RODNEY A K. Regularized image restoration, image restoration-recent advances and applications[M]. Rijek, Croatia: In Techopen, 2012:145-170.
- [6] HABSEN P C. Rank-deficient and discrete ill-posed problems: numerical aspects of linear inversion[M]. Philadelphia, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997: 69-97.
- [7] TIKHONOV A N. On solving incorrectly posed problems and method of regularization [J]. Dokl Acad Nauk USSR, 1963, 151(3):501-504.
- [8] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica, 1992, D60(4):259-268.
- [9] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [10] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks IV. New York, USA: IEEE, 1995:1942-1948.
- [11] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. New York, USA: IEEE, 1999:1945-1950.