

基于像素位移估计的水下湍流退化图像畸变校正算法

盘亚楠, 谌雨章, 郭煜玮

(湖北大学 计算机与信息工程学院, 武汉 430062)

摘要: 针对由湍流引起的水下畸变退化图像, 提出了一种基于估计畸变帧相对于参考帧的像素位移来校正畸变图像的算法。通过自定义度量标准选择参考帧和清晰度较高的输入帧序列, 使用像素配准、二维配准和核相关滤波算法对畸变图像进行复原和重建; 为验证该算法, 分别进行了室内水下湍流模拟系统实验及海洋实地实验, 并将实验结果与盲复原算法、凸集投影超分辨率重建算法进行对比; 从主观评价上, 图像畸变得到了有效抑制; 从客观评价标准来看, 指标高于传统的复原和重建算法; 实验结果说明, 该算法有效提高了水下湍流退化图像的去畸效果, 为海洋目标检测的准确作业提供了保证。

关键词: 水下图像; 湍流退化; 图像畸变; 图像复原; 图像质量评价

Image Deformity Correction Algorithm for Underwater Turbulence Degradation Based on Pixel Displacement Estimation

Pan Yanan, Chen Yuzhang, Guo Yuwei

(School of Computer Science and Information Engineering, Wuhan 430062, China)

Abstract: Aiming at the degradation image of underwater distortion caused by turbulence, an algorithm based on the pixel shift correction of distorted frames is proposed based on the estimation of the aberration frame relative to the reference frame. Through the custom metric standard, we select the reference frame and a higher definition of the input frame sequence, and use the pixel registration, two-dimensional registration and kernel correlation filtering algorithm to restore and reconstruct the distorted image. In order to verify the algorithm, we carried out indoor underwater turbulence simulation system experiments and ocean field experiments respectively, and compared the experimental results with the blind restoration algorithm and the convex set projection super-resolution reconstruction algorithm. From the subjective evaluation, the image distortion is effectively suppressed. From the objective evaluation standard, the index is higher than the traditional restoration and reconstruction algorithm. Experimental results show that the algorithm effectively improves the dedistortion effect of underwater turbulence degraded image, and provides a guarantee for the accurate operation of marine target detection.

Keywords: underwater image; turbulence degradation; image distortion; image restoration; image quality evaluation

0 引言

随着水下目标识别、水下地质勘探等应用的发展, 水下成像技术也得到了重视和发展。但在真实的水下环境中, 流体相较于静态水体会对成像造成更大的影响, 尤其是湍流的存在会明显地降低成像质量^[1], 使短曝光图像造成严重的畸变和不均匀。由于随机温度和盐度的变化会造成水介质的折射率改变而引起湍流^[2], 因此在存在湍流的水下, 影响成像质量的主要因素是悬浮颗粒散射以及湍流造成的散射^[3]。散射形成成像视场的光场非均匀性变异, 造成成像畸变^[4], 从而引起水下湍流图像的退化。因此, 对水下湍流退化图像的畸变校正研究具有重要的意义。

目前常规的图像复原处理方法较多, 而对于水下湍流退化

图像的研究较少。幸运块选择方法最早用于大气图像处理, 它是利用具有动态相位失真的不同的短曝光图像序列会包含随机局域高质量的图像来处理图像的^[5]。随后, 学者^[6-7]利用幸运块技术对水下图像的复原处理做了一系列研究, 随着研究的深入, 发现图像配准技术能在一定程度上改善图像畸变。文献^[8]提出了一种基于运动场核回归的方法, 结果表明基于水面波形的估计方法也可以改善成像质量。文献^[9]通过建模一个三维水波结构来处理图像复原问题, 但此方法对水面波纹度要求较高, 因此对处理强湍流存在局限性。文献^[10]提出将自适应光学 (Adaptive Optics, AO) 技术用于图像处理, 然而高成本、高复杂度的 AO 系统使得此方法也存在一定的限制。还有学者^[11]提出采用递归和反射线追踪法用于重建图像。文献^[12]提出了一种基于运动补偿的高质量图像块选择与去噪的水下图像重建方法。另有学者^[13]提出了一种两阶段的图像重建方法, 在第一阶段, 采用 BIQ 度量标准及 K 均值聚类算法 (K-Means) 分别选取参考帧和清晰帧序列; 在第二阶段, 采用像素配准技术和二维插值技术重建畸变图像, 虽然这个方法可以有效地缓解湍流带来的影响, 但计算量较高。而陈等人^[14]提出了一种基于正则化共轭梯度迭代的重建算法, 可优化方程, 进而进行迭代重建。

因此, 在本文中, 采用自定义度量标准选取短曝光图像的

收稿日期: 2018-04-02; 修回日期: 2018-04-26。

基金项目: 湖北省教育厅科学技术研究计划青年人才项目 (Q20171010)。

作者简介: 盘亚楠 (1997-), 女, 湖北襄阳人, 大学, 主要从事光电探测与图像处理方向的研究。

谌雨章 (1984-), 男, 湖北武汉人, 硕士生导师, 副教授, 主要从事光电探测与图像处理方向的研究。

参考帧和清晰度较高的输入帧序列, 使用像素配准和二维配准算法抑制畸变退化, 采用核相关滤波算法提高算法的速度和效率, 在减少计算量提高处理速度的同时也可使去畸效果更好。目标检测的实验结果表明, 采用本文提出的水下湍流图像去畸处理方法, 可以有效抑制图像畸变, 提高图像的成像质量。

1 理论和方法

1.1 参考帧的选取

使用自定义度量标准测量输入帧序列的清晰度, 根据锐度值选取参考帧和部分较清晰的输入帧序列。假设 D 为水波在水下湍流中传输 Z 的距离后的波结构函数^[2]:

$$D(\rho, Z) = 3.603 \times 10^{-7} k^2 \varepsilon^{-1/3} (\chi_T / \omega^2) \rho^{5/3} \cdot (0.419\omega^2 - 0.838\omega + 0.419) \quad (1)$$

式中, 波数 $k = 2\pi/\lambda$, λ 为波长 (通常水下传输系统中 λ 为 530 nm, 本文数值计算取此值), ρ 为光波垂直于传输方向截面上两点间的距离。

因此 P 的熵为:

$$P(r) = - \frac{\log_2 \left(\sum_{m=1}^R \bar{D}_r^3(m) \right)}{2} \quad (2)$$

其中: r 和 m 分别表示时间和频率的离散变量, R 是像素数, $\bar{D}(m) = D(m) \cdot D^*(m)$, $D^*(m)$ 表示复共轭 $D(m)$ 。

结合式 (2), 图像的期望熵为:

$$\bar{P}(\eta, \varphi_i) = \frac{\sum_r P(r, \varphi_i)}{S} \quad (3)$$

其中: $\bar{P}(\eta, \varphi_i)$ 是图像期望值的熵, $\eta \in [1, 2, \dots, S]$, 测量方向 $\varphi_i \in [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_I]$, S 代表图像的大小, I 代表选取的方向数。

选择锐度值最高的输入帧作为参考帧, 并保留锐度值较高的序列帧作为输入帧序列, 用于后续的图像处理过程。图像锐度计算公式为:

$$B = \left[\frac{\sum_{i=1}^I (\sigma_{\eta} - \bar{P}(\eta, \varphi_i))^2}{I} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

其中: σ_i 是 $\bar{P}(\eta, \varphi_i)$ 的均值。

1.2 像素配准技术

使用后向映射形式得到保留的输入帧序列相对于参考帧的像素移位, 根据式 (5) 计算出保留帧序列中同一点像素相对于参考帧中该像素在水平和垂直方向上的位移均值:

$$\begin{aligned} R_a(a, b) &= \left(\sum_{g=1}^G Q_a(a, b, g) \right) / G \\ R_b(a, b) &= \left(\sum_{g=1}^G Q_b(a, b, g) \right) / G \end{aligned} \quad (5)$$

其中: R_a 和 R_b 分别表示水平和垂直方向上的位移均值, g 表示帧索引, G 表示保留帧序列的总数。

通过式 (6) 反演出此像素在水平和垂直方向上的校正后移位均值表达式, 因此 R_a 和 R_b 的逆近似为:

$$\begin{aligned} R_a^{-1}(a, b) &\approx -R_a(a - R_a(a, b), b - R_b(a, b)) \\ R_b^{-1}(a, b) &\approx -R_b(a - R_a(a, b), b - R_b(a, b)) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: R_a^{-1} 和 R_b^{-1} 分别代表 R_a 和 R_b 的逆。

1.3 二维配准技术

根据式 (7) 推导出所有保留输入帧中每个像素的校正后的移位:

$$\begin{aligned} Q_a^*(a, b, g) &= Q_a(a + R_a^{-1}(a, b), b + \\ &R_b^{-1}(a, b), g) + R_a^{-1}(a, b) \\ Q_b^*(a, b, g) &= Q_b(a + R_a^{-1}(a, b), b + \\ &R_b^{-1}(a, b), g) + R_b^{-1}(a, b) \end{aligned} \quad (7)$$

其中: Q_a^* 和 Q_b^* 是所有保留帧每帧的单个像素在水平和垂直方向上反演后得到的校正后的位移。

将保留帧进行复原和重建分别如式 (8)、(9) 所示:

$$f_1(a, b) = f_g(a + Q_a^*, b + Q_b^*) \quad (8)$$

$$f_2(a, b) = f_g(a \cos \theta - b \sin \theta + Q_a^*, b \cos \theta + a \sin \theta + Q_b^*) \quad (9)$$

其中: $f_1(a, b)$ 表示复原后图像, $f_2(a, b)$ 表示重建后图像, f_g 表示保留帧序列, θ 表示旋转角度。

令当前恢复的去畸图像作为下一次迭代的参考图像, 通过多次迭代, 可使去畸效果更好。

1.4 核相关滤波算法

上述迭代过程可利用正则化约束算法, 正则化的主要思想是要解决求最小值的数学病态问题, 而约束算法的设计过程可采用智能学习跟踪 (Kernelized Correlation Filters, KCF) 算法的思路, 两者的表达式分别如式 (10)、(11) 所示:

$$\min_c J(c) = \min_c \left(\frac{1}{2} \|c \times h - c'\|^2 + \mu J_\mu(c) \right) \quad (10)$$

$$\min_n \sum_{i=1}^M (y_i - (n_i^T x + n_0))^2 + \xi \|nw\|^2 \quad (11)$$

其中: 式 (10) 中的 c, c', h 分别表示原始图像、观测图像和 PSF, \min_c 表示取最小值, μ 表示正则因子, $J_\mu(c)$ 表示惩罚因子可由公式 $J_\mu(c) = \int \alpha \psi(|c|) dA$ 求出, ψ 表示微分系数。

式 (11) 的目标是要解出一个由模糊样本图像训练出来的最佳逼近解 $f(x) = n^T x + n_0$, 从而使得式 (11) 的值即最小二乘的风险值最小。其中参数 n 可由公式 $n = (XX^T + \beta I)^{-1} X^T y$ 求出, β 为控制过拟合的参数。

在算法的设计过程中, 为了使用模糊样本图像来训练最小二乘分类器, 并简化运算量, 可以构造一个循环矩阵。假设 $H(x)$ 是一个 $i \times i$ 的矩阵, 那么它能通过一个 $I * i$ 的向量的循环移位获得, 由此可得到式 (12):

$$X = H(x) = \begin{bmatrix} x_0 & x_2 & \cdots & x_i \\ x_i & x_1 & \cdots & x_{i-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

通过公式 $I = E^K E$, 可将上述矩阵转换为式 (13):

$$X^K X = E \text{diag}(\bar{x}^*) \text{diag}(\bar{x}) E^K \quad (13)$$

由于研究的是对角矩阵, 因此可将式 (13) 转换为式 (14):

$$X^K X = E \text{diag}(\bar{x}^* \cdot \bar{x}) E^K \quad (14)$$

将式 (14) 代入求参数 n 的公式中, 可求得线性回归的权重 n 的离散傅里叶变换形式如式 (15) 所示:

$$\hat{n} = \frac{\hat{x}^* \cdot \hat{y}}{\hat{x}^* \cdot \hat{y} + \beta} \quad (15)$$

由此可将训练最小二乘分类器的过程大大简化, 极大地减少了运算量。

上述求解 n 的过程在通常情况下往往是求解线性问题, 但在大多数情况下需要解决的都是非线性问题, 这在一定程度上会求解过程带来困难。因此, 可以通过高维求解和核函数的

方法可将高维空间中的非线性问题转换为线性问题来求解。

已知 n 的求解如式 (16) 所示:

$$n = \sum_i \delta_i \tau(x_i) \quad (16)$$

其中: $\tau(x_i)$ 表示将 x 映射到高维空间的函数。

将式 (16) 中 δ 化简为 $\delta = (\mathbf{F} + \beta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}$, 其中 \mathbf{F} 为核矩阵, 元素 $F_{ij} = \kappa(x_i, x_j)$, \mathbf{I} 为单位矩阵。

使用核函数将 x 映射到高维特征空间, 可使分类更加精确, 但也会导致训练时间大大增加。因此可以利用循环矩阵来构建训练样本可大大简化计算量, 可得到 $\hat{\delta} = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\kappa_{ij} + \beta}$, 其中 \mathbf{F}_{ij} 是核矩阵 \mathbf{F} 的第一行, $\hat{\kappa}_{ij}$ 表示 F_{ij} 的离散傅里叶变换, 因此可得目标函数如式 (17) 所示:

$$f(z) = n^T z = \sum_{i=1}^m \delta_i \kappa(z, x_i) \quad (17)$$

其中: κ 表示核函数, 它的运算定义如下:

$\tau^T(x) \tau(x') = \kappa(x, x')$, 由此便将求最小 n 的问题转换为求最小 δ 的问题。

通过进一步化简可得: $\mathbf{F}^* = \mathbf{H}(\kappa^*)$, 其中 $\mathbf{H}(x)$ 表示由 x 循环移位得到的矩阵, \mathbf{H}^* 表示所有训练样本和参考样本之间的核矩阵。由 \mathbf{H}^* 可求得目标函数的表达式如式 (18) 所示:

$$f(z) = (\mathbf{H}^*)^T \delta \quad (18)$$

对式 (18) 求傅里叶变换后的形式如式 (19) 所示:

$$\bar{f}(z) = \kappa^* \odot \bar{\delta} \quad (19)$$

若 κ 为线性核函数, 则目标函数的求解可利用式 (15) 求出; 而本文采用的核函数 κ 为高斯核, 其表达形式如式 (20) 所示:

$$\kappa^{x'} = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2}(\|x\|^2 + \|x'\|^2 - 2F^{-1}(x^* \odot x'))\right) \quad (20)$$

1.5 图像评估

为了评估水下湍流退化图像的畸形校正图像复原效果, 需要选择特定的图像质量评价标准。由于水下图像不存在理想或可参考的标准图像, 所以, 传统的评价标准如均方差和信号噪声比等评价标准不能选用。本文实验中选择客观的图像质量评价指标作为评估标准, 如模糊度量 (BM) 和信息容量 (IC)。

模糊度量被提出并广泛用于图像的质量评估^[15]。模糊度量是基于计算不同保留的输入帧的相邻像素间变化的分析:

$$BM = \max(sD_{vertical}, sD_{horizontal}), \quad (21)$$

$$\begin{cases} D_{vertical} = |F(i, j) - F(i-1, j)| \\ D_{horizontal} = |F(i, j) - F(i, j-1)| \end{cases}$$

其中: $sD_{vertical} = \sum_{i,j=1}^{m-1, n-1} D_{vertical}(i, j)$, $sD_{horizontal} = \sum_{i,j=1}^{m-1, n-1} D_{horizontal}(i, j)$, $i \in (0, m-1)$, $j \in (0, n-1)$, $D_{vertical}$ 和 $D_{horizontal}$ 表示在垂直方向和水平方向的不同图像, $F(i, j)$ 是在图像平面上的坐标 (i, j) 的像素, (m, n) 是图像的尺寸, 然后模糊度量就可通过在范围 0 到 1 内进行归一化求和导出。

信息容量被定义为^[16]:

$$IC = \log_2 \left\{ 1 + \sum \frac{\log[p(i, j, d, \theta)]}{\log[\max(p(i, j, d, \theta))]} \right\} \quad (22)$$

其中: $p(i, j, d, \theta)$ 代表像素之间的相关性, i 和 j 代表像素点的坐标, d 代表成像距离, θ 代表像素之间的关联方向。

由上述表达式可知, 公式中的 BM 值越小, 图像质量越好, 而 IC 的情况则相反。

2 实验结果与分析

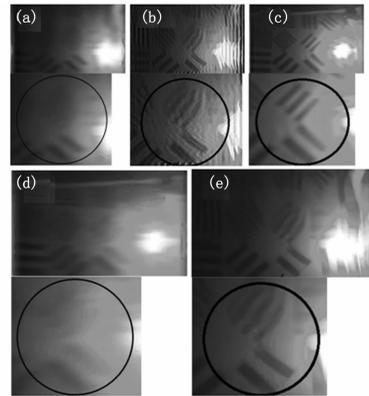
为了进一步说明本文方法在水下湍流图像去畸处理中的有效性, 本文的实验数据是通过实验室模拟的湍流环境和真实的海洋湍流环境中的成像系统获得。

实验室环境中模拟的受控湍流环境由水泵提供动力, 将水泵、流量计等设备与水箱连接构成水循环系统。实验用水采用无微小悬浮物颗粒的水质, 通过测量水样的衰减系数, 确保样本图像的畸变仅由湍流散射产生。水箱的尺寸为 1.5 m × 0.5 m, 并在两端设有截面尺寸为 0.04 m × 0.04 m 的进水口和出水口以连接水泵、流量计。激光和 CCD 图像传感器被安装在水箱上方, 并分别设置在水箱的长边的两端和靶板上, 目标物体被置于水下。

水箱是形成水下湍流的主要区域, 水流从水箱进水口流入, 在进水口附近的区域内湍流流动最为明显, 是主要的实验区域。水泵驱动水流流动, 水阀控制水流的大小, 当进水口水流达到一定速度时会产生湍流, 通过控制水箱进水口处的水流速度来获得不同强度的湍流, 流量计能实时读取流速, 然后可计算湍流雷诺数和湍流强度, 确保样本图像是在湍流环境下获得的。

2.1 微湍流环境

当进水口水流速度为 5 m/s 时, CCD 对湍流环境中的目标物体进行拍摄, 目标物体在 5 s 内被拍摄 60 次, 并将成像结果输入计算机处理器。拍摄到的样本图像如图 1 (a) 所示, 将样本图像分别基于盲复原算法、POCS 算法及本文算法的复原和重建, 实验结果分别如图 1 (b) ~ (e) 所示。图 1 所列图像的模糊度量值和信息容量值均在表 1 中列出和比较。表 2 为复原和重建算法的计算机程序运行处理时间。



(a) 样本图像; (b) 盲复原算法的结果图; (c) 本文复原方法的结果图; (d) POCS 超分辨率重建算法的结果图; (e) 本文重建方法的结果图

图 1 样本图像, 复原和重建结果

表 1 复原和重建的比较结果

图像	图 1(a)	图 1(b)	图 1(c)	图 1(d)	图 1(e)
BM	0.4376	0.3164	0.3793	0.2684	0.2172
IC	2.4675	5.5352	6.2297	5.9860	8.0152

从图 1 (b) 和 1 (c) 可以看出, 盲图像复原算法出现了振铃效应, 而本文复原方法, 虽存在振铃效应, 但有效抑制了

像素的畸变。从图 1 (d) 和 (e) 可以看出, 本文重建方法同样能抑制像素畸变, 但效果不如复原好。

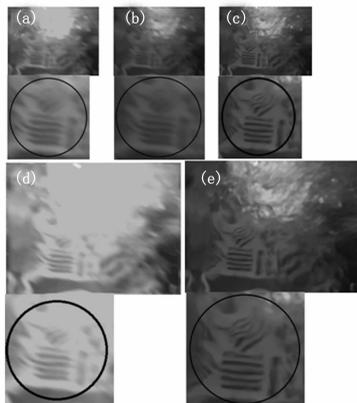
表 2 算法运行时间比较 min

算法	时间
盲复原	10.63
POCS	5.29
本文复原	4.73
本文重建	1.08

从表 1 中可以看出, 相较于盲复原算法和 POCS 重建算法, 本文方法的处理结果, BM 值更小, IC 值更大。因此可以得出结论, 无论从主观评价还是客观评价上来看, 本文的复原和重建方法都优于传统方法。且从表 2 中可以看出, 本文所提出的方法在处理时间上具有优势。

2.2 强湍流环境

当进水口水流速度为 25 m/s 时, CCD 对湍流环境中的目标物体进行拍摄, 目标物体在 5 s 内被拍摄 60 次, 并将成像结果输入计算机处理器。拍摄到的样本图像如图 2 (a) 所示, 将样本图像分别基于盲复原算法、POCS 算法及本文算法的复原和重建, 实验结果分别如图 2 (b) ~ (e) 所示。图 2 所列图像的模糊度量值和信容量值均在表 3 中列出和比较。表 4 为复原和重建算法的计算机程序运行处理时间。



(a) 样本图像; (b) 盲复原算法的结果图; (c) 本文复原方法的结果图; (d) POCS 超分辨率重建算法的结果图; (e) 本文重建方法的结果图

图 2 样本图像, 复原和重建结果

表 3 复原和重建的比较结果

图像	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)	图 2(e)
BM	0.7456	0.5788	0.6437	0.1684	0.0574
IC	3.6768	6.0642	8.4208	5.0963	9.9768

表 4 算法运行时间比较 min

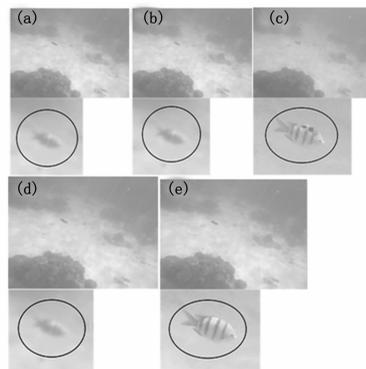
算法	时间
盲复原	13.24
POCS	7.5
本文复原	5.21
本文重建	0.56

从图 2 (b) 和 2 (c) 可以看出, 盲图像复原和本文复原方法, 都没有出现明显的振铃效应, 但盲图像复原导致图像更加模糊, 这是由于盲图像复原采用的高斯模糊核, 而强湍流的流速分布特性是随机分布。本文复原方法, 对畸变则有明显的改善。从图 2 (d) 和 2 (e) 可以看出, POCS 重建的去畸变效果和微湍流情况类似, 但本文重建方法, 明显优于其他各种方法。

从表 3 中可以看出, 无论复原还是重建, 本文方法的处理结果, BM 值更小, IC 值更大, 其中本文重建方法得到的 BM 值和 IC 值, 比其他方法都要接近标准值。因此可以得出结论, 本文复原和重建算法都能改进样本图像的质量, 本文复原方法适合微湍流情况, 而本文重建方法适合强湍流情况。从表 4 中可以看出, 本文重建方法的时间优势。

2.3 海洋实地实验

真实的海洋湍流环境在中国南海海域开展, 拍摄的样本图像由水下封装成像系统获得, 并将成像结果输入计算机处理器。采用流量计测得实验的海洋水体湍流属于强湍流情况。拍摄到的样本图像如图 3 (a) 所示, 将样本图像分别基于盲复原算法、POCS 算法及本文算法的复原和重建, 实验结果分别如图 3 (b) ~ (e) 所示。图 3 所列图像的模糊度量值和信容量值均在表 5 中列出和比较。表 6 为复原和重建算法的计算机程序运行处理时间。



(a) 样本图像; (b) 盲复原算法的结果图; (c) 本文复原方法的结果图; (d) POCS 超分辨率重建算法的结果图; (e) 本文重建方法的结果图

图 3 样本图像, 复原和重建结果

表 5 复原和重建的比较结果

图像	图 3(a)	图 3(b)	图 3(c)	图 3(d)	图 3(e)
BM	0.6589	0.4677	0.2465	0.1546	0.0597
IC	4.3646	6.3245	7.8795	6.2568	9.5675

表 6 算法运行时间比较 min

算法	时间
盲复原	10.18
POCS	4.95
本文复原	4.17
本文重建	1.01

上述实验结果和强湍流情况的结果类似, 因此可以验证室 (下转第 256 页)