

文章编号 1004-924X(2017)增-0304-08

基于 P 系统的湍流模糊图像盲复原

高志升*, 沈 沉, 李瑶顺, 杨 淼

(西华大学 计算机与软件工程学院, 四川 成都 610039)

摘要:地基望远镜的成像过程会受到复杂多变的因素干扰,严重影响了对空间目标的高精度观测。本文运用长时曝光情况下的大气湍流传递函数模型,提出了基于 P 系统估计湍流点扩散函数的空间目标图像复原算法。采用非参考单帧图像评估指标作为优化目标函数,并运用 P 系统优化方法快速求取大气相干长度和功率谱密度比,结合维纳反卷积算法重建图像。通过实验与五种主流盲复原算法进行比较,算法具有最好的湍流模糊图像复原效果,其中在仿真图像上本文方法平均梯度、边缘强度评价分别为 3.74 和 39.92,真实图像实验本文方法信息熵、边缘强度分别为 5.66 和 61.61,总体上算法平均评价高于对比方法 10% 以上。

关键词:大气湍流;大气相干长度;维纳反卷积;P 系统;图像复原

中图分类号:TP394.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172513.0304

Blind restoration of atmospheric turbulence images based on P system

GAO Zhi-sheng*, SHEN Chen, LI Yao-shun, YANG Miao

(School of Computer and Software Engineering, Xihua University, Chengdu 610039, China)

* Corresponding author, E-mail: gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn

Abstract: The image process of ground-based telescopes is affected by complicated and variable factors, which seriously influences high-precision observation of space targets. Herein, a spatial object image restoration algorithm based on the P system was proposed based on the atmospheric turbulence transfer function model under long-term exposure. The non-reference single-frame image evaluation index was taken as the optimization objective function, and the P system optimization method was used to quickly obtain the atmospheric coherence length and spectral density ratio, thus reconstructing the image with the Wiener deconvolution algorithm. The algorithm was compared with five main blind restoration algorithms experimentally, which shows the proposed algorithm has the best turbulence deblurring image restoration effect. In terms of the simulated images, the average gradient and edge strength index of the proposed method are 3.74 and 39.92 respectively. In terms of real images, the entropy and edge strength of the method are 5.66 and 61.61 respectively. Generally, the average evaluation of the algorithm is more than 10% above the contrast method.

Key words: atmospheric turbulence; atmospheric coherence length; Wiener deconvolution; P system; image restoration

收稿日期:2017-07-10;修订日期:2017-07-25.

基金项目:教育部春晖计划资助项目(No. Z2016149)

1 引言

基于地基观测的空间目标成像质量受多种因素的干扰,例如被观测目标与成像系统之间的运动、散焦误差、大气湍流扰动、噪声以及复杂的退化过程。其中,大气湍流会导致图像像素的强度分布和峰值的退化,从而使图像变得模糊,因此成为天文观测的研究重点。从退化图当中重建出高清的目标图像,有助于空间目标状态和有效载荷观测等后续工作。国外学者很早就开始重视退化图像复原的研究,并提出了经典的维纳滤波、约束最小功率滤波、L-R 算法、卡尔曼滤波等^[1]通用算法。

在大气湍流模糊的早期研究中,Gonsalves 等人^[2]利用湍流退化模型提出了相位差(Phase Diversity, PD)图像复原技术,其基本原理是在成像系统的焦面和离焦面处采集一对图像,然后利用图像解算波前信息并复原目标图像。1992 年,Paxman 等^[3]将 PD 方法应用于大气湍流退化图像的恢复研究中,他们将斑点成像技术和 PD 的思想相结合,提出了在焦面上和离焦位置上采集多对短曝光像进行图像复原的方法,从而提高了求解过程的收敛性。

近几年来,国内也有不少基于经典算法的优化思路被提出。邵慧等提出了基于泰勒级数的二阶矢量外推加速方法的 Richardson-Lucy 迭代盲反卷积算法^[4]。张志杰等利用先验知识将退化过程简化为二维高斯函数,从支持域和对应的估计参数得到降晰函数,并用于复原退化图像^[5]。朱瑞飞等利用全变分复原模型的目标函数计算正则

化参数,并将目标函数的相对差值作为自适应算法迭代终止的条件,从多帧图像里复原模糊图像^[6]。

在分析盲卷积图像恢复方法之前,如何引入先验信息是算法的关键。其中,维纳滤波算法在天文学研究领域里运用广泛,是频域非盲图像恢复的常用算法之一。维纳滤波复原的可靠性取决于对模糊和噪声的先验知识,但在实际情况中,原始图像的功率谱密度 S_n 和噪声强度 S_f 是未知的,直接使用维纳滤波(尤其是有噪声影响下)盲复原往往难以获得理想的效果。本文将求取功率谱密度比 S_n/S_f 作为一个优化问题,并运用 P 系统^[8]快速完成优化过程。P 系统是欧洲科学院罗马尼亚科学家 Gheorghe Păun 从细胞群的协作思想里抽象出的一种生物优化模型,该方法已经成功运用在生物建模、计算机图形学、密码学和经济学等多个领域,是一种具有分层结构的分布式并行计算模型。

本文结合已有的研究成果,提出了基于 P 系统的大气湍流模糊图像盲复原算法,通过 P 系统快速从模糊图像中求取最优的大气湍流光学传递函数^[7]的大气相干长度和功率谱密度比,由此估计出大气湍流模糊点扩散函数,并运用维纳反卷积复原出图像。

2 P 系统湍流模糊图像盲复原算法

2.1 湍流模糊点扩散函数

为了构建适用于长时曝光的湍流模糊点扩散函数,本文采用了文献^[7]里所提出的光学成像系统传递公式(1),如下所示:

$$H(u, v) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \left[\arccos \left[\frac{\lambda f U}{D} \right] - \left[\frac{\lambda f U}{D} \right] \left[1 - \left(\frac{\lambda f U}{D} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right] \exp \left[-3.44 \left[\frac{\lambda f U}{r_0} \right]^{\frac{5}{3}} \right], & \lambda f U \leq D \\ 0, & \lambda f U > D \end{cases} \quad (1)$$

在推导点扩展函数表达式的过程中,将成像系统视为理想系统。其中 λ 为成像光波的平均波长, f 为焦距, D 为口径, r_0 为大气相干长度。在空间尺度上,大气相干长度 r_0 是决定自适应光学成像系统成像效果的主要因素,其值在视见条件不太好的情况到视见条件极好的情况下约在 5~20 cm^[7]。

2.2 维纳滤波反卷积

对受到空间不变模糊和加性噪声影响的卫星

图像退化过程的建模,是推导维纳滤波器公式的前提。成像系统在空域中的数学假设为:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + \eta(x, y), \quad (2)$$

其中: g 表示退化图像, f 是原始图像, h 是点扩散函数, η 是高斯加性噪声。维纳滤波理论假设线性滤波器的输入是有用信号和噪声的总和,它们是广义平稳过程,并且知道其二阶统计特性。通过最小化原始信号与估计信号之间的均方误差,可以得到原始信号的近似解。维纳滤波在图

像频域中的逆复原过程公式(3)如下:

$$F(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{S_n(u, v)}{S_f(u, v)}} G(u, v), \quad (3)$$

其中符号 * 表示复共轭, S_n/S_f 被称为功率谱密度比。如果密度比取值太低, 结果会放大噪声; 如果值太高, 模糊程度会增加; 如果噪声功率为 0, 则维纳滤波退化为逆滤波, 因此逆滤波是维纳滤波的特殊例子。

2.3 P 系统参数优化

P 系统可以表示为:

$$\Pi = (V, T, C, \mu, W_1, \dots, W_d, (R_1, \rho_1), \dots, (R_d, \rho_d)), \quad (4)$$

其中: V 是字母表, 其元素称为对象; T 是输出字母表, C 是催化剂, μ 是包含 d 个基本膜的膜结构, W_i 表示膜结构中的多重集, (R_i, ρ_i) 是一组规则, 其中 R 是规则, ρ 为规则优先级。

实验选用的 P 系统算法是基于生物细胞机制的智能优化算法, 它源自于对生物细胞自身功能与机理的模仿, 一般来说, P 系统由 3 个核心要素组成: 膜结构, 对象多重集和演化规则。其运作机制可以抽象化为构造膜结构、产生对象和进化规则等步骤。

本文使用的双层膜结构如图 1 所示, 一个表层膜含有 B 个基本膜, 每个膜中可以随机产生初始参数。 O_g^i 代表一个对象(又称之为基因), 每个对象作为优化问题的解决方案。每个膜根据自己的规则演变, 最后通过皮肤膜输出结果。在本文算法中, 一个对象包含两个优化参数, 可以表示为

$$O_{ij}^{\text{cross}} = \begin{cases} [O_{ij}^{\text{recent}}(j, 1: \text{cpoint}), O_{ij}^{\text{select}}(j+1, \text{cpoint}+1: \text{end})], & \text{if } \text{rand} < p_{\text{cross}} \\ O_{ij}^{\text{recent}}, & \text{else} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: cpoint 代表交叉点的位置; 交叉概率 p_{cross} 在 0~1 之间, 是提前设置好的固定参数。重复执行式(6), 直到膜内所有基因之间都进行了

$O = (k, r_0)$, 其中 k 为功率谱密度比 S_n/S_f , r_0 为湍流退化光学传递公式中的大气相干长度, P 系统使用十进制编码方式进行计算, 这种进化规则易于理解, 减少解码算法上的麻烦。

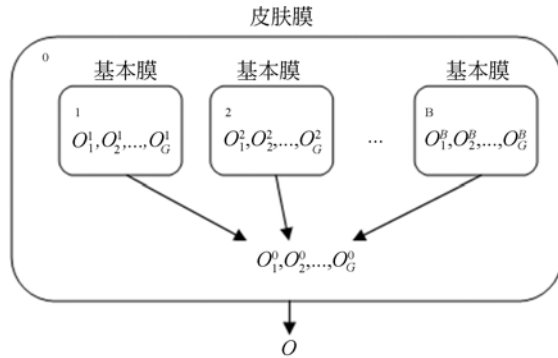


图 1 P 系统模型结构

Fig. 1 Structure of P system model

基于 P 系统的参数优化算法的目标是找到参数的最优组合, 本文选用文献[9]中提出的改进后选择-交叉-变异模型, 使用随机初始化方式作为预测模型的初始输入参数。

2.3.1 进化规则

进化规则运用赌轮盘方式, 对象被选中遗传到下一代群体的概率为:

$$P_{ij} = \frac{F(O_{ij})}{\sum_{j=1}^N F(O_{ij})}. \quad (5)$$

其中 O_{ij} 表示膜 i 中第 j 条染色体, $F(\cdot)$ 表示适应度值。

2.3.2 交叉规则

接下来选择种群之间相互进行基因的交叉运算, 规则如下:

交叉选择, 之后得到更新后的交叉种群 O_{ij}^{cross} 。

2.3.3 变异规则

基因突变采用如下公式(7)进行计算:

$$O_{ij}^{\text{mutation}} = \begin{cases} O_{ij}^{\text{recent}}(j, \text{mpoint}) = 1, & \text{if } \text{rand} < p_{\text{mut}} \text{ and } \text{ANY}(O_{ij}^{\text{recent}}(j, \text{mpoint})) = 0 \\ O_{ij}^{\text{recent}}(j, \text{mpoint}) = 0, & \text{if } \text{rand} < p_{\text{mut}} \text{ and } \text{!ANY}(O_{ij}^{\text{recent}}(j, \text{mpoint})) = 0, \\ O_{ij}^{\text{recent}}, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中: m_{point} 为变异点位置; p_{mut} 代表变异概率,其值是预先设置好的; ANY(\cdot) 用来检测非零元素。膜内所有基因通过式(7)变异后,获得更新后的种群 $O_y^{mutation}$ 。

经过以上三个步骤后,基本膜就完成了了一次更新。所有基本膜进行 N 次迭代计算,并将其最优基因输入到表层膜中进行迭代演化,最终解码出来的表层膜输出基因就是整个 P 系统的最优解。

3 实验与结果分析

3.1 P 系统的参数选择

本文实验选择在 Linux 的 MATLAB2014b 上运行,计算机 CPU 主频为 3.3 GHz, RAM 为 8 GB。在膜系统的初始设置中,定义单个膜中随机生成 10 个对象,每个对象用二进制表示,交叉概率为 0.6,变异概率为 0.1。初始化时,对象内基因组采用随机生成方式,基本膜迭代次数设置为

20,表层膜迭代次数为 20。为了选择适当的迭代参数范围,本文参考了两篇文献的研究结论,其中文献[7]里讨论的迭代参数取值在 5~20 cm,文献[10]分析的迭代参数应在 0.0001~0.01,可以有效降低维纳滤波受噪声的干扰程度和去卷积图像的振铃效应。

3.2 P 系统优化目标函数

基于 P 系统优化进行大气湍流图像复原的核心问题之一,是需要确定参数优化的目标函数。由于实际应用中,无法确定退化图像所对应的清晰图像,因此必须寻求图像复原效果的客观评价指标作为 P 系统的目标函数。本文选用 Sobel^[7]、Liu^[11]、CORNIA^[12]、BIQI^[13]、BRISQUE^[14]、NIQE^[15]、SSEQ^[16] 无参考图像评价算法,作为 P 系统的优化目标函数,在不同大气相干长度和噪声下进行性能分析。对比实验选择 4 种不同程度的湍流模糊图,并施加了两种程度的高斯噪声,其复原图的峰值信噪比与单张图运算的平均耗时分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 不同目标函数下复原图像的 PSNR 值

Tab. 1 PSNR values of restored images under different objective functions

噪声强度	模糊程度	评价算法								
		Sobel	Liu	CORNIA	BIQI	BRISQUE	NIQE	SSEQ		
弱	低	26.70	27.88	27.47	25.97	37.84	17.25	16.72		
		24.11	22.70	24.17	22.68	28.14	19.73	20.87		
		22.50	21.63	22.72	23.68	25.12	23.55	24.80		
	高	21.94	21.08	21.99	23.20	24.19	23.29	24.75		
		强	低	26.05	18.87	25.45	24.22	23.13	15.70	17.17
				23.72	17.78	24.22	22.61	23.64	16.59	20.76
高	23.25	17.37	23.35	23.47	23.46	23.84	24.47			
	22.53	17.19	22.40	23.01	23.18	24.15	24.22			

表 2 复原单张图的平均耗时

Tab. 2 Time consuming to restore a single image

(s)

评价算法	Sobel	Liu	CORNIA	BIQI	BRISQUE	NIQE	SSEQ
平均用时	11.429 4	1 484.55	12.547 9	91.676 1	56.947 4	79.844 2	1 424.3

由表可以看出,Liu 方法受噪声影响较大,且耗时太长;NIQE 与 SSEQ 无法正确评价湍

流退化图像;BRISQUE 与 BIQI 虽然分别获得了不错的 PSNR 值,但算法用时较长。最终

Sobel和 CORNIA 评价算法的结果更好,其中 Sobel算法用时最少,效率上最优,因此本文选用Sobel 作为实验的非参考图像质量评价方法。

3.3 算法对比

在对比实验中,选择归一化稀疏度量盲解卷

积算法^[17]、基于极大后验估计的改进盲解卷积算法^[18]、盲反卷积复原算法^[19]、基于总变分的盲反卷积复原算法^[20]以及基于 L0 范数正则化的模糊核估计算法^[21],仿真结果和真实湍流退化图像分别如图 2 和图 3 所示。这些算法与本文算法的对比结果如表 3 和表 4 所示。

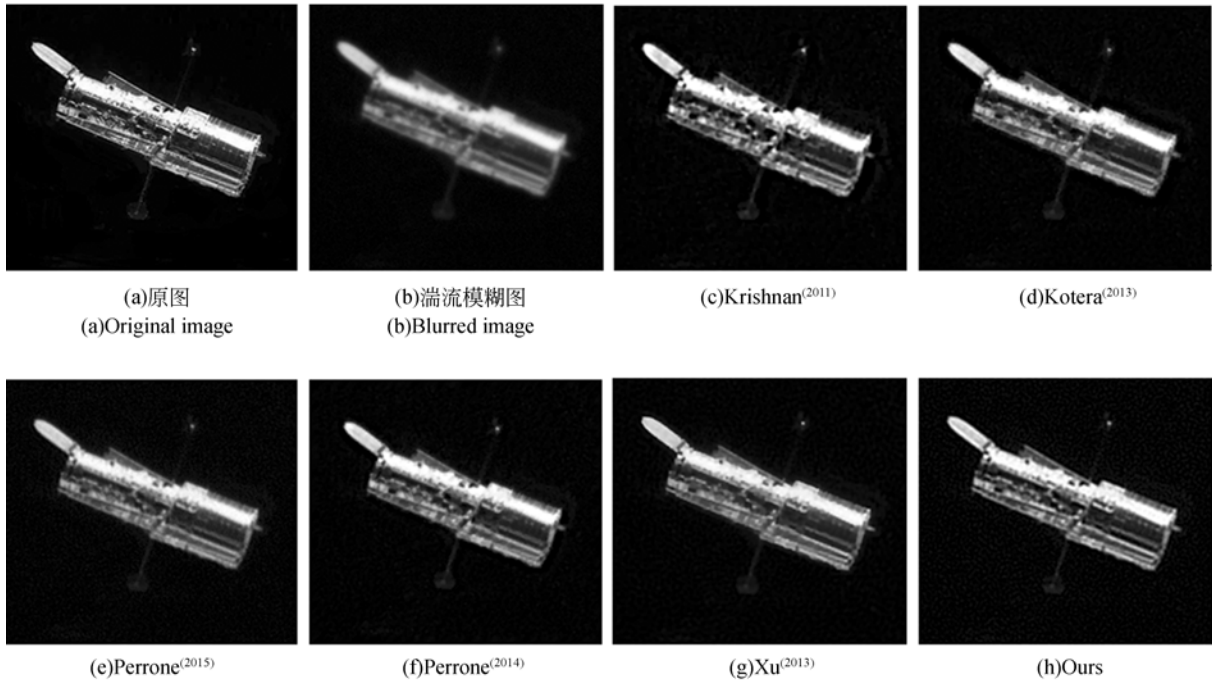


图 2 湍流退化仿真图的复原结果

Fig. 2 Simulation results of atmospheric turbulence blurred image

表 3 湍流退化仿真图复原后的无参考评价结果

Tab. 3 No reference evaluation results of atmospheric turbulence blurred image in simulation

评价算法	平均 梯度	边缘 强度	信息熵	灰度 均值	空间 频率
Krishnan ⁽²⁰¹¹⁾	2.89	31.75	4.05	22.98	11.46
Kotera ⁽²⁰¹³⁾	2.61	28.17	3.96	22.81	11.77
Perrone ⁽²⁰¹⁵⁾	3.61	33.77	4.46	22.26	12.11
Perrone ⁽²⁰¹⁴⁾	2.40	25.94	3.98	20.69	10.25
Xu ⁽²⁰¹³⁾	2.46	26.88	4.24	22.73	10.87
ours	3.74	39.92	4.40	23.00	11.49

图 2(c)~2(g)是上述 5 种对比算法的复原结果,图 2(h)是本文算法的复原结果,可以看出 Krishnan⁽²⁰¹¹⁾和 Perrone⁽²⁰¹⁴⁾算法的结果出现了过饱和的情况,而本文算法的复原图像具有更好的一致性和边缘清晰度。表 3 通过平均梯度、边缘强度、信息熵、灰度均值和空间频率等 5 个非参考评价指标,客观分析了不同算法的性能,可以看出本文算法在平均梯度、边缘强度和灰度均值这几个评价指标上表现最好,其余两种指标和最优算法比较接近。本文算法的边缘强度为 39.92,相比盲反卷积复原算法提高了 30%。

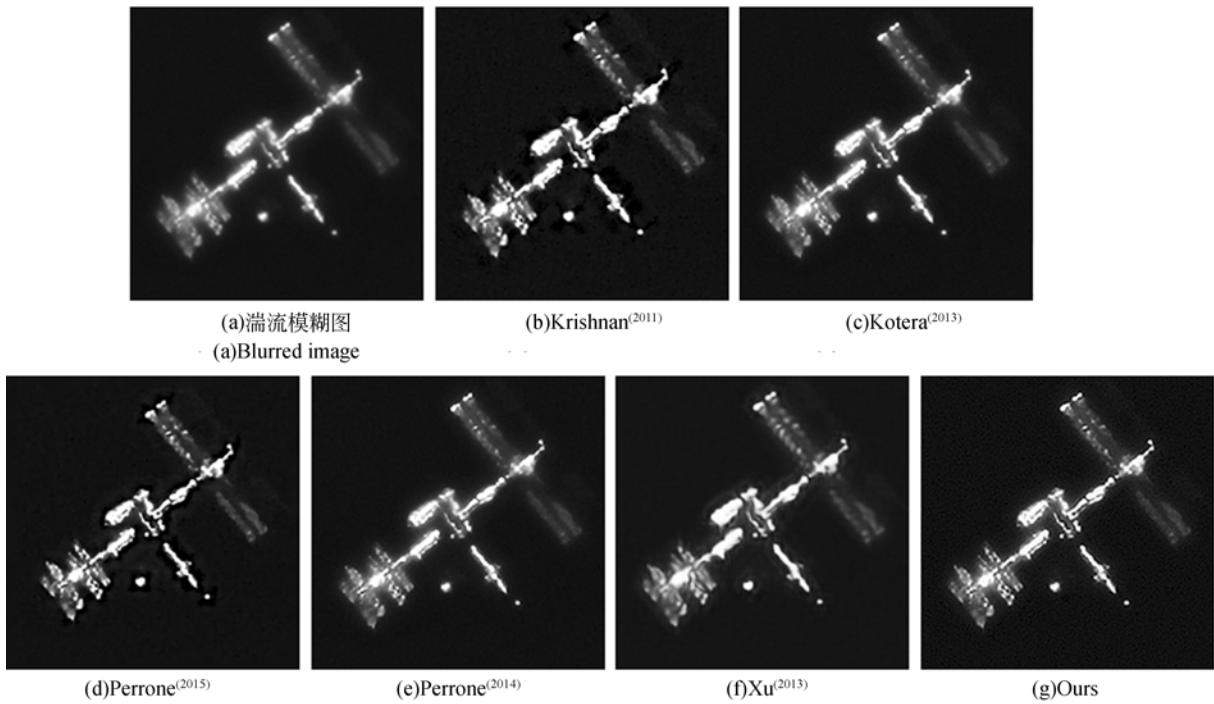


图 3 真实湍流退化图的复原结果

Fig. 3 Restoration results of real atmospheric turbulence blurred image

表 4 真实湍流退化图上复原后的无参考评价结果

Tab. 4 No reference evaluation results of real atmospheric turbulence blurred image

评价算法	平均 梯度	边缘 强度	信息熵	灰度 均值	空间 频率
Krishnan ^[2011]	4.946	51.10	4.79	24.88	22.70
Kotera ⁽²⁰¹³⁾	3.70	37.44	4.75	26.32	16.94
Perrone ⁽²⁰¹⁵⁾	4.09	40.37	4.95	25.21	18.34
Perrone ⁽²⁰¹⁴⁾	4.29	44.59	4.31	22.26	25.50
Xu ⁽²⁰¹³⁾	3.65	37.16	4.71	26.47	19.52
ours	7.10	61.60	5.67	25.81	24.56

选用的真实测试图是一幅国际空间站图像,在未知清晰图像的情况下,本文算法同样在平均梯度、边缘强度和熵等 3 个评价指标上获得了最好的结果。本文算法在平均梯度和边缘强度两个指标上明显优于其余算法,相比排名第 2 的算法提高约 40%,说明本文算法具有更好的边缘清晰度。由图 3 可知,所有算法均对原始图像具有一定的复原效果,其中本文算法与 Perrone⁽²⁰¹⁵⁾

的算法都能在不损失图像细节的情况下锐化图像边缘,有助于提取出模糊图像中被观测目标掩盖的结构信息。与普通盲卷积法相比,本文算法的图像恢复结果稳定,在主观评价与客观评分上,效果均优于其他算法。

4 结 论

本文基于大气相干长度取值范围有限的特征,采用 Sobel 方法评估恢复结果,结合 P 系统与维纳去卷积的方式进行图像复原,并通过仿真实验验证了算法在大气湍流退化图像复原中的有效性。算法有效运用了 P 系统迭代效率上的优势,无论从复原速度上还是成像结果上都具有不错的表现。

在未来的研究中,本文算法还有进一步优化和扩展的空间。本文在串行操作机制上实现了图像恢复,为了提高运算效率,考虑使用并行计算来加速单幅图像的复原效率,并从更多的无参考评价算法中进行分析,通过改进迭代目标参数获得更好的图像复原效果。

参考文献:

- [1] 曹雷, 陈洪斌, 邱琪, 等. 盲图像复原研究现状[J]. 中国光学, 2014, 7(1):68-78.
CAO L, CHEN H B, QIU Q, *et al.*. Research status of blind image restoration[J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(1):68-78. (in Chinese)
- [2] GONSALVES R A. Phase retrieval and diversity in adaptive optics[J]. *Optical Engineering*, 1982, 21(5):829-832.
- [3] PAXMAN R G, SCHULZ T J, FIENUP J R. Joint estimation of object and aberrations by using phase diversity[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1992, 9(7):1072-1085.
- [4] 邵慧, 汪建业, 徐鹏, 等. 基于 Huber 正则化二阶加速 Richardson-Lucy 湍流图像复原算法[J]. 量子电子学报, 2012, 29(6):657-664.
SHAO H, WANG J Y, XU P, *et al.*. Turbulence-degraded image restoration method using the second-order accelerated Richardson-Lucy algorithm based on Huber regularization[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2012, 29(6):657-664. (in Chinese)
- [5] 张士杰, 李俊山, 杨亚威, 等. 湍流退化红外图像降晰函数辨识[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2):514-521.
ZHANG SH J, LI J SH, YANG Y W, *et al.*. Blur identification of turbulence-degraded IR images[J]. *Optics & Precision Engineering*, 2013, 21(2):514-521. (in Chinese)
- [6] 朱瑞飞, 魏群, 王超, 等. 基于随机点扩散函数的多帧湍流退化图像自适应复原方法[J]. 中国光学, 2015, 03:368-377.
ZHU R F, WEI Q, WANG C, *et al.*. Adaptive restoration method of multi-frame turbulence-degraded images based on stochastic point spread function[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3):368-377. (in Chinese)
- [7] 温昌礼, 徐蓉, 门涛, 等. 基于大气相干长度的湍流模糊图像复原[J]. 光学学报, 2014, 34(3):14-21.
WEN CH L, XU R, MEN T, *et al.*. Atmosphere turbulence blurred image restoration based on atmosphere coherent length[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(3):14-21. (in Chinese)
- [8] PÄUN G, ROZENBERG G, SALOMAA A. Handbook of Membrane Computing. Oxford: Oxford University Press, 2009.
- [9] 李兆廷, 张钺方. 基于膜计算的多模态图像配准算法研究[J]. 西华大学学报:自然科学版, 2015, 34(5):7-15, 33.
Li ZH Y, ZHANG CH F. Research on image registration algorithm based on membrane computing[J]. *Journal of Xihua University: Natural Science Edition*, 2015, 34(5):7-15, 33. (in Chinese)
- [10] ONKA M S, HLAVAC V, BOYLE R. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 2版. 艾海舟, 武勃, 译. 北京:人民邮电出版社, 2003: 30-31, 157-178.
SONKA M S, HLAVAC V, BOYLE R. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision* [M]. 2nd ed. AI H ZH, WU B, transl. Beijing: The People's Posts and Telecommunications Press, 2003: 30-31, 157-178. (in Chinese)
- [11] LIU Y M, WANG J, CHO S, *et al.*. A no-reference metric for evaluating the quality of motion deblurring [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2013, 32(6):175.
- [12] YE P, KANG L, KUMAR J, *et al.*. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2012:1098-1105.
- [13] MOORTHY A K, BOVIK A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(5):513-516.
- [14] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12):4695-708.
- [15] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3):209-212.
- [16] LIU L X, LIU B, HUANG H, *et al.*. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies [J]. *Signal Processing Image Communication*, 2014, 29(8):856-863.
- [17] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. *2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2011: 233-240.
- [18] KOTERA J, SROUBEK F, MILANFAR P, *et al.*. *Blind Deconvolution Using Alternating*

- Maximum a Posteriori Estimation with Heavy-tailed Priors*[M]// WILSON R, HANCOCK E, BORS A, *et al.*, eds. *Computer Analysis of Images and Patterns*, Berlin: Springer, 2013.
- [19] PERRONE D, DIETHELM R, FAVARO P. Blind deconvolution via lower-bounded logarithmic image priors [M]// TAI X C, BAE E, CHAN T F, *et al.*, eds. *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, Cham: Springer, 2015: 112-125.
- [20] PERRONE D, FAVARO P. Total variation blind deconvolution: the devil is in the details[C]. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014.
- [21] XU L, ZHENG S, JIA J, *et al.*. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring [C]. 2013 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2013.

作者简介:



高志升(1977—),男,四川万源人,博士,副教授,硕士生导师,2012年于四川大学获得博士学位,主要从事图像处理、机器学习等方面的研究。E-mail: gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn



沈 沉(1989—),男,四川成都人,硕士研究生,2012年于西华大学获得学士学位,主要从事图像处理和深度学习等方面的研究。E-mail: bambooworm@gmail.com