

## 自适应光学成像事后处理LoG 域匹配图像质量评价

牛 威<sup>1</sup>, 郭世平<sup>2,3</sup>, 史江林<sup>1,3</sup>, 邹建华<sup>1</sup>, 张荣之<sup>1,3</sup>

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049;

2. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710129;

3. 西安卫星测控中心 宇航动力学国家重点实验室, 陕西 西安 710043)

**摘 要:** 图像质量评价是地基光电探测任务中的基础性的研究工作之一, 与其他事后处理任务密切相关。重点研究了无参、客观自适应光学图像的质量表示与指标提取方法, 总结了目前对图像质量评价研究的基本框架及研究现状。提出了一种基于非线性能量归一化的自适应光学图像质量感知模型, 并结合自适应光学系统与人眼视觉感知的特性, 提取了两个无参、客观像质评价指标, 该指标可用于帧选、复原等关键任务中, 实现对图像质量的自动评价或图像内容变化的自动检测, 评估结果与人眼主观评价呈现出良好的一致性。

**关键词:** 自适应光学; 图像质量评价; 事后处理; 像清晰化函数

**中图分类号:** TP751; O439 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1111005

## Quality assessment for adaptive optics image post-processing by LoG domain matching

Niu Wei<sup>1</sup>, Guo Shiping<sup>2,3</sup>, Shi Jianglin<sup>1,3</sup>, Zou Jianhua<sup>1</sup>, Zhang Rongzhi<sup>1,3</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

3. State Key Laboratory of Astronautic Dynamics, Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China)

**Abstract:** Image quality assessment is the basic research work in the field of ground-based photoelectric detection, which is closely related to other post-processing tasks. The quality representation and index extraction of no-reference and objective adaptive optics images were focused on, and the basic framework and current research status on image quality evaluation were summarized. An adaptive optics image quality perception model based on non-linear energy normalization was proposed. Based on the characteristics of adaptive optics system and human visual perception, two no-reference and objective quality indices were then extracted, which could be used in the frame selection, recovery and other key tasks to achieve automatic image quality evaluation or automatic detection of image content change, the evaluation results and subjective evaluation of human eyes show a favorable consistency.

**Key words:** adaptive optics; image quality assessment; post-processing; image sharpness

收稿日期: 2018-06-08; 修订日期: 2018-07-20

基金项目: 国家自然科学基金(61179010)

作者简介: 牛威(1975-), 男, 高级工程师, 硕士, 主要从事航天器飞行环境监测及预警方面的研究。Email: newway168@163.com

## 0 引言

对观测目标图像质量评价的工作是空间目标地基光学成像事后处理任务的重要支撑,有效的图像质量评价体系或指标对地基光电探测成像及其事后处理的整个过程而言意义明显。一方面,需要评价自适应光学成像系统的性能,虽然影响其性能的是与系统设计、成像条件、目标特性等均有关的一个综合指标,但该指标最终可以由观测到的目标图像的质量来反映并表示,这一点在早期的研究中已产生一些初步的结果<sup>[1-2]</sup>。另一方面,在对目标观测图像事后处理的过程中,需要对帧选、配准、复原、融合、增强等各任务的不同算法进行性能评估,对于大多数的复原算法还需要判断何时终止迭代,这些工作都依赖于特定的像质评价体系及评价指标。

文中对空间目标光学成像事后处理工作的研究重点在目标降质图像复原这一核心任务上,对像质评价方法的研究将侧重面向如何有效地评价各种后处理算法的性能,尤其是针对帧选和复原这两个核心的后处理任务,将通过研究有效的无参质量指标实现对二者的自动评价。

某指标若可以用于评价自适应光学系统的性能,一是该指标的量化值应随着关键参数的变化而相应单调地变化;二是该指标应计算简便,可以方便地从系统可用输出计算获得。常用的用于评价自适应光学系统性能的指标包括:(1)点扩散函数和调制传递函数;(2)半高全宽和斯特列尔比;(3)像清晰化函数。

用于评价自适应光学系统性能的像清晰化(Image sharpening, IS)函数通常也被称为一般意义上的像质评价函数(Image-quality metric, IQM),一般的,如果光学系统成像面处的光强为  $I(r)$ ,  $r=(x, y)$  表示像平面矢量,则可以定义像质评价函数  $J=J[I(r)]$ 。通常,像质评价函数应满足两个条件:(1)值是位相畸变有关的函数并在位相畸变消除时取唯一极值;(2)  $J$  的测量时间应小于大气湍流的冻结时间。常用的用于评价自适应光学系统性能的像清晰化函数是参考文献[3]定义的  $S_1$  和  $S_4$ :

$$\begin{cases} S_1 = \iint F(x, y) dx dy \\ S_4 = \iint \left| \frac{\partial^{(m+n)} I(x, y)}{\partial x^m \partial y^n} \right|^2 dx dy \end{cases} \quad (1)$$

$S_1$  反映了成像面上光斑的聚集程度,  $S_1$  越大表示光斑越集中,像质越好;反之,  $S_1$  越小表示光斑越分散,像质越差。 $S_4$  反映了光斑中高频分量的比重多少,  $S_4$  越大表示高频分量越多,像质越好;反之,  $S_4$  越小表示高频分量越少,像质越差。

随着近年来图像处理领域算法的不断发展进步,复原、融合、增强等的概念和内涵已经出现了一定意义上的重叠与交叉,且处理算法也越来越趋于复杂化。在以目标图像复原为导向的光学图像事后处理任务中,要求能够尽可能地恢复并展现出目标的真实信息,在处理过程中不希望丢失细节,也不希望增加伪像,并且要求配准、融合、增强等算法应具有良好的精度和鲁棒性,因此,对各种后处理任务的评价指标应尽量符合这些基本要求<sup>[4-5]</sup>。在空间目标光学图像事后处理及分析这一研究领域,往往要求图像质量评价方法应以快速、有效为导向,在对不同后处理任务性能进行评价时,需要的是低成本、高效、定量的客观评价体系或评价指标,其中常用评价一般可分为基于信息论的评价方法、基于图像特征的评价方法、基于结构相似度的评价方法等<sup>[6]</sup>。主要的有参考像质评价指标包括:均方误差与峰值信噪比、结构相似度、相关系数、互信息、视觉信息保真度等;无参考像质评价指标主要包括:像清晰化函数、边缘矩、Fisher 信息、信息熵、总变分、以及改进的像清晰化函数<sup>[5]</sup>等。

在之前的工作<sup>[7]</sup>中已经提出将高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian, LoG)算子作为总变分盲复原方法中正则化参数选取时的边缘指示器,并通过实验验证了其性能。文中将进一步地研究 LoG 滤波在目标光学图像质量评价问题中的应用效力,并研究在 LoG 感知响应域以及经过匹配运算后的 LoG 感知响应域内提取图像质量特征的方法,对视觉感知质量评价方法在地基光学图像后处理质量评价研究工作中的性能表现做一些初步的探索。以下首先分析 LoG 滤波及其重要特性。

## 1 自适应光学图像 LoG 域匹配质量评价方法

### 1.1 LoG 滤波及分析

前文已述,对于大气湍流降质,像清晰化函数是评价自适应光学系统性能时有效的图像质量指标,

而 LoG 算子是与像清晰化函数密切相关的。考虑与目标图像中高频分量比重有关的像清晰化函数  $S_4$ ，其定义如公式(1)，令  $i(x, y)$  代表成像系统探测到的目标图像，则  $S_4 = \iint |\partial^{(m+n)} i(x, y) / \partial x^m \partial y^n|^2 dx dy$ 。当沿两个方向的导数的阶数  $m, n=1$  时，像清晰化函数  $S_4$  变为图像  $i(x, y)$  的拉普拉斯响应的积分。在早期的图像处理应用中拉普拉斯算子常用于图像的边缘检测，为了降低噪声对图像边缘检测的影响，拉普拉斯算子往往与高斯函数结合使用形成高斯拉普拉斯算子(Laplace of Gaussian, LoG)，令  $g(x, y|\sigma)$  为尺度参数为  $\sigma$  的高斯函数：

$$g(x, y|\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

则高斯拉普拉斯算子为：

$$g_{LoG}(x, y|\sigma) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(x, y|\sigma) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} g(x, y|\sigma) = \frac{x^2+y^2-2\sigma^2}{\sigma^4} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

这样，目标图像  $i(x, y)$  经过 LoG 滤波后映射为：

$$L(x, y) = i(x, y) \otimes g_{LoG}(x, y|\sigma) \quad (4)$$

式中： $\otimes$ 代表二维卷积运算。

目标图像  $i(x, y)$  经过 LoG 滤波后映射为 LoG 域内的  $L(x, y)$ ，与空间域的光强分布  $i(x, y)$  相比，LoG 域映射  $L(x, y)$  具有另外一些特性，文中将其总结为以下 3 点：

(1) LoG 域映射  $L(x, y)$  提取了  $i(x, y)$  中的边缘、角点等基本特征。若目标图像出现降质，则边缘点的位置会相应地变化，降质程度越严重则边缘位置变化越明显。在 Marr<sup>[8]</sup> 的视觉计算理论框架中，检测并提取基本特征是第一步，边缘点即灰度剧烈变化点，往往位于一阶导数极大值处和二阶导数过零点处，LoG 算子首先在尺度空间对图像进行高斯平滑，然后用拉普拉斯算子进行零交叉点 (Zero-crossing) 检测，这样就只提取了那些具有局部梯度最大值的点为边缘点。因此，可以说映射  $L(x, y)$  包含了目标  $i(x, y)$  中与图像质量有关的关键结构信息。

(2) LoG 滤波可以作为视觉路径中人眼初期视觉过程的近似模型。根据参考文献[8]的论述，视觉信息从视网膜传输到视皮层区这一视觉路径可以被分为几个阶段，每个阶段内图像的结构被提取为不

同的表示形态。在视觉路径的初期阶段，神经节与外侧膝状核(Lateral geniculate nucleus, LGN)神经元依靠它们独特的感受域可以在不同的尺度上去响应光强的快速变化，计算视觉领域内的研究人员将初期阶段感受域响应的这个过程建模为 LoG 滤波。基于此，在构建图像质量评价模型时，则也可以考虑将图像的 LoG 域作为最初的质量感知响应域。

(3) LoG 域映射  $L(x, y)$  消除了  $i(x, y)$  中大量与图像质量无关的冗余信息。自然图像是典型的高维信号，针对不同的应用均可认为图像中包含着大量的冗余信息，对于图像质量评价来讲，质量特征的表示与提取即可以被看作是消除冗余信息、使图像降低至与感知质量密切相关的低维空间的过程。而相关研究<sup>[9]</sup>表明基于主成分分析的自然图像降维过程与图像的高斯函数方向导数滤波过程是很相似的，因此 LoG 滤波在边缘检测的同时实际上也是在消除与图像质量无关的冗余信息。

在下一节中将会看到，LoG 域映射  $L(x, y)$  虽然具备对图像质量评价有益的一些特性，但直接在目标图像的 LoG 域内表示并提取质量特征并不是很有效的方法，不过基于本节的论述，LoG 响应可以作为设计并构建质量评价模型的第一步。

### 1.2 LoG 域匹配方法

基于上一节的论述可以知道，在对图像进行质量表示及提取时，图像中大部分信息是冗余的，因此可以先采取一些方法降低图像的维度以便获得最能表示图像质量的信息。LoG 滤波可以作为冗余度压缩的第一步，但说经过 LoG 滤波后目标图像的映射  $L(x, y)$  中各像素点之间仍然存在一定程度的统计依赖关系，尤其在具有明显的边缘、角点等结构的局部空间范围内，各像素点之间的统计依赖性程度更大，主要原因在于目标图像的形成过程并不是若干简单线性模式的叠加，仅使用线性基函数不能够完成对图像的独立成分分解。因此，为了进一步弱化图像空间位置点之间的统计依赖关系，以获得最优的图像质量表示，局部非线性处理是必须的。

Qiang<sup>[10]</sup>和 Wainwright<sup>[11]</sup>等人结合人眼视觉机制中对能量的分配原则提出非线性除法归一化(Divisive Normalization)运算可以有效地弱化局部统计依赖关系，其基本思路是在图像的线性响应基础上加一个局部非线性归一化修正。例如，具体到本节要

解决的问题而言, Xue<sup>[12]</sup>等人提出将目标图像  $i(x, y)$  的 LoG 域映射  $L(x, y)$  作如下局部处理:

$$R_j = \frac{L_j^2}{\sigma_j^2 + \sum k \omega_k L_k^2} \quad (5)$$

式中: 运算的意义解释为对映射  $L(x, y)$  中的点  $L_j$  先计算其能量(平方), 然后再将此位置的能量除以该位置局部能量的加权和, 即局部非线性能量归一化, 式中参数  $\sigma_j^2$  代表与邻域强度有关的残余方差。但此方法中加权系数  $\omega_k$  与常数  $\sigma_j^2$  的确定需要通过极小化与映射  $R_j$  有关的能量泛函, 难于处理且使用起来性能很不稳定。

既然线性滤波基础上的非线性处理是需要的, 同时, 由于图像信息的不确定性导致很难构建最优的、通用的非线性归一化模型。基于此, 文中提出在 LoG 线性滤波的基础上通过一种局部自适应联合归一化运算去匹配最优的非线性归一化模型, 将目标图像  $i(x, y)$  在 LoG 感知响应域内的线性映射  $L(x, y)$  进一步转化为经过匹配后的感知域非线性映射  $P(x, y)$ , 而最终的图像质量指标的提取即基于  $P(x, y)$  表达。文中将这种近似最优的非线性归一化模型构建方法简称为 LoG 域匹配 (LoG domain matching, LDM) 运算, 并将经过匹配运算后的感知响应域简记为 LDM 域。

至此, 基于以上对 LoG 域匹配运算的具体论述, 图像  $i(x, y)$  的 LDM 域映射  $P(x, y)$  为:

$$P(x, y) = \frac{L^2(x, y)}{\sum_{(i, j) \in \Omega_x} \omega(i, j) L^2(x, y) + \sum_{(s, t) \in \Omega_y} w(s, t) G^2(x, y) + \varepsilon} \quad (8)$$

式中:  $\omega(i, j)$  和  $w(s, t)$  分别为在像素点  $(x, y)$  的局部空间范围内对 LoG 域映射  $L(x, y)$  以及 GMG 域映射  $G(x, y)$  的能量加权系数;  $\sum_{i, j} \omega(i, j) = 1$ ,  $\sum_{i, j} w(s, t) = 1$ ;  $\varepsilon$  为一个小常数用来防止数值计算的不稳定, 文中在 LDM 方法实际执行过程中令加权系数  $\omega(i, j)$  和  $w(s, t)$  均为同一尺寸的归一化空间截断高斯核, 即  $\omega = w = [g(x, y | \delta)]_{\text{rescaled}}$ 。

可以说 LDM 方法的本质是用低阶高斯导数滤波的联合非线性归一化模型去匹配图像的统计特性以及人眼感知敏感度, 经 LDM 运算后可以有效地均衡图像 LoG 域映射  $L(x, y)$  的特征对比度的动态范

具体而言, LDM 方法首先计算图像  $i(x, y)$  的 LoG 域映射  $L(x, y)$  在每一位置点  $(x, y)$  处的能量, 然后将此能量在其局部范围内进行除法归一化变换, 归一化因子由两部分联合组成: 一部分为映射  $L(x, y)$  自身每一像素点的局部能量加权和, 另一部分为图像在其他线性感知响应域中的映射的对应像素点局部能量加权和, 其中滤波算子的选取一要符合人眼视觉感知的特性, 二要与 LoG 滤波的特性具有一定的互补性。文中选取另外一种低阶高斯导数响应-高斯梯度幅值 (Gradient Magnitude of Gaussian, GMG) 算子作为对图像 LoG 滤波的补充, 与 LoG 响应共同构造能量归一化因子。图像的 GMG 域映射  $G(x, y)$  与 LoG 域映射  $L(x, y)$  具有共同的属性是二者的获得均基于各向同性微分算子, 且由于二者与人眼视觉感知质量密切相关, 因此均可用于描述图像的语义结构; 区别在于 LoG 滤波更能反映图像的局部对比度变化, 而 GMG 响应更能反映的是图像局部亮度的变化, 因此 GMG 算子对由模糊及加性噪声所引入的伪像更加敏感。对于尺度参数为  $\sigma$  的高斯函数  $g(x, y | \sigma)$ , GMG 算子为:

$$g_{\text{GMG}}^d(x, y | \sigma) = \frac{\partial}{\partial d} g(x, y | \sigma) = -\frac{d}{\sigma^2} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中:  $d \in \{x, y\}$  代表水平或垂直方向。这样, 则图像  $i(x, y)$  的 GMG 响应为:

$$G(x, y) = \sqrt{[i(x, y) \otimes g_{\text{GMG}}^x(x, y | \sigma)]^2 + [i(x, y) \otimes g_{\text{GMG}}^y(x, y | \sigma)]^2} \quad (7)$$

围, 弱化目标局部特征区域内各像素点之间的统计依赖关系, 获得与人眼感知更贴近的图像质量信息。以图 1 为例, 可以说哈勃图像与土星图像在图像内容上的差异很大, 因此图 1(d) 中二者的统计分布是有明显区别的, 而哈勃图像与降质哈勃图像的统计分布区别并不明显; 相似的情况在经 LoG 滤波后还是出现了, 可以说 LoG 滤波虽然可以作为人眼视觉通路最初阶段的模型, 但还是不能有效地区分清晰图像与降质图像; 然而, 从经过 LDM 操作后的图 1(f) 可见, 哈勃图像与降质哈勃图像的统计分布明显区分开了, 且哈勃与土星二者的分布变得极为相似, 可以说图 1(f) 是与视觉感知结果相一致的, 即图 1(a) 与 (b) 为高质量图像, 而图 1(c) 为低质量图像。图 1 表明在 LDM 域内进行图像质量的评价在一定程度上是可行的。

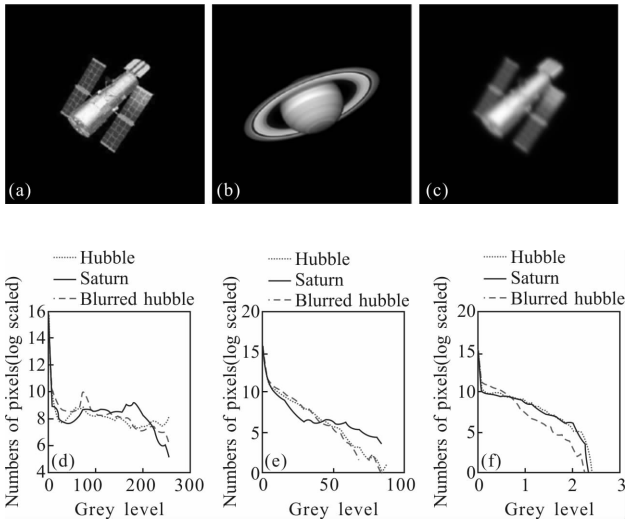


图 1 两种空间目标图像及其在不同的感知响应域内的统计分布示意图。(a)为清晰的哈勃空间望远镜图像,(b)为清晰的土星图像,(c)为模糊降质后的哈勃图像;(d)、(e)、(f)分别为三幅图像在空间域、LoG 感知响应域、以及 LDM 感知响应域内的统计分布

Fig.1 Images of different objects and their statistical distributions in different perceptual response domains. (a) Hubble image; (b) Saturn image; (c) Blurred Hubble image; and their statistical distributions in (d) spatial domain, (e) LoG domain, and (f) matched LoG domain

### 1.3 无参图像质量指标的提取

由上一节的论述可知,经过非线性联合归一化处理,将目标图像  $i(x,y)$  变换为 LDM 域映射  $P(x,y)$ ,这时,针对地基光学图像后处理像质评价的应用需求,还需要提取可以直接用于评价图像质量或感知图像内容变化的质量指标。此节将面向关键的帧选及复原这两个后处理任务,在 LDM 感知响应域内提取两个图像质量指标,一个指标称为 LDM 域像清晰化函数  $S_{LDM}$ ,该指标可用于帧选任务中目标图像的挑选,也可以用于在复原任务中判断何时停止迭代盲解卷积算法的执行(即终止迭代);另一个指标称为 LDM 域均方误差(MMSE),该指标可用于复原任务中评价不同算法之间的性能差异(即算法评价),也可用于判断何时终止迭代。

像清晰化函数  $S_{LDM}$  的定义基于用于评价自适应光学系统性能的像清晰化函数  $S_1$  及  $S_4$ ,但由公式(8)可知,目标图像  $i(x,y)$  的 LDM 域映射  $P(x,y)$  是平方尺度的,因此基于  $S_1$  及  $S_4$  的定义,可以直接对  $P(x,y)$

求积分计算  $S_{LDM}$ :

$$S_{LDM} = \iint P(x,y) dx dy = \sum_{x,y} P(x,y) \quad (9)$$

显然,  $S_{LDM}$  的含义为图像在 LDM 域内的总能量,是一种全局特征对比度测度。对于帧选任务,较大的  $S_{LDM}$  值意味着更高的图像质量,对于终止迭代盲解卷积,若  $S_{LDM}$  在机器精度内不再发生变化则可判断算法停止。 $S_{LDM}$  指标用于终止迭代时符合这样一个事实,即对于一种有效的图像质量指标,随着迭代过程的进行,迭代中间结果的指标值应单调地变化并最终逐渐趋于稳定,且稳定值应劣于衍射极限图像质量值。

LDM 域均方误差 MMSE 的定义只是借鉴 MSE 的基本框架,但需指出,与 MSE 不同的是,MMSE 是一种无参质量指标,因为 MMSE 参考的是观测降质图像  $i(x,y)$  自身。首先将目标图像  $i(x,y)$  的 LDM 域映射  $P(x,y)$  由能量尺度调整为强度尺度,即定义  $p(x,y) = \sqrt{P(x,y)}$ ,这样基于 MSE 的物理含义,则有

$$MMSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (p(x,y) - \hat{o}_{LDM}(x,y))^2 \quad (10)$$

对于算法比较,式中的  $\hat{o}_{LDM}(x,y)$  代表某一种解卷积算法对真实目标图像最终输出结果  $\hat{o}(x,y)$  的 LDM 域映射;对于终止迭代,式中的  $\hat{o}_{LDM}(x,y)$  代表迭代解卷积算法执行过程中各个中间结果  $\hat{o}(x,y)$  的 LDM 域映射。指标 MMSE 监测解卷积输出图像内容的变化,其含义为观测目标图像  $i(x,y)$  与其解卷积输出结果  $\hat{o}(x,y)$  在 LDM 域的误差或距离,将其应用于不同解卷积算法之间的性能比较时,较大的 MMSE 值对应着该算法输出了更优的复原结果。需要指出的是,文中提到 MSE 时均指其定义在空间域,提到 MMSE 时即指其定义在 LDM 域。最终,将文中提出的无参客观质量评价方法的处理流程总结为图 2。

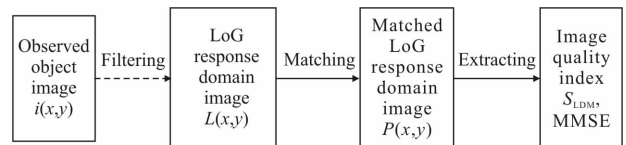


图 2 文中提出的像质评价方法处理流程

Fig.2 Processing flow of image quality assessment proposed in this paper

## 2 仿真实验及结果分析

该节通过一组试验测试 LoG 域匹配像质评价方法在自适应光学图像后处理任务中的性能表现,测试图像选取 3 种分别具有各自结构特征的目标,分别为 OCNR5 卫星图像、哈勃太空望远镜图像以及土星图像。大气湍流降质模糊的模拟基于 101 阶 Zernike 多项式生成<sup>[13]</sup>,对模糊卫星图像的复原选取 Richardson-Lucy 迭代盲解卷积算法,对哈勃及土星模糊图像的复原选取强约束极大似然盲解卷积算法。提取图像质量指标之前需设置公式(4)、(7)、(8)中的参数  $\sigma$ 、 $\delta$ 、 $\varepsilon$ ,这里经验性地选取  $\sigma=0.5$ 、 $\delta=2\sigma$ 、 $\varepsilon=0.2$ 。

文中提出的两个图像质量指标分别为 LDM 域像清晰化函数  $S_{LDM}$  以及 LDM 域均方误差 MMSE,实验中选取的用于性能对比的其他无参考图像质量指标包括:(1) 评价自适应光学系统性能的常用指标像清晰化函数  $S_1$ ,简记为 Sha;(2) 经常使用的 Sobel 边缘矩,记为 SEM;(3) 近年来常被提到的总变分指标,记为 TV;(4) 被认为性能较稳定的 Fisher 信息,记为 Fis;(5) 原始的 LoG 域除法归一化指标,仍记为 LoG。将这 5 个质量指标列于表 1。

表 1 实验中用于性能对比的其他无参考质量指标

Tab.1 Other non-referenced quality metrics used in experiment for performance comparisons

Quality metric	Definition
Sha	$(\sum_M \sum_N n^2) / (\sum_M \sum_N n)^2$
SEM	$\text{var}(\sqrt{(S_x \otimes i)^2 + (S_y \otimes i)^2})$
TV	$\sum_M \sum_N  \nabla i $
Fis	$4 \times \sum_M \sum_N  \nabla \sqrt{a_{ij}} ^2$
LoG	$\sum_M \sum_N R$

### 2.1 像清晰化函数 SLDM 性能测试

LDM 域像清晰化函数  $S_{LDM}$  可作为帧选及终止迭代中的图像质量评价指标。当对观测到的目标图像序列进行帧选时,不同的评价指标会按各自的评分挑选出包含若干幅自认为降质程度最低的一个图

像子集,然后将各自挑选出的多帧图像进行配准及多帧解卷积处理,并最终分别得到各自的复原结果。因此,评价某个图像质量指标对帧选是否有效,可以通过人眼主观判断其复原结果的质量改进程度来评价;同时,若人眼不能精确地辨别复原结果的好坏程度,仿真实验中的做法是通过计算复原结果与输入降质图像之间改进信噪比(Improvement in Signal-to-Noise Ratio, ISNR)的大小来判断哪个子集具有更高的图像质量<sup>[14]</sup>。有参质量指标 ISNR 的定义为:

$$\text{ISNR} = 10 \cdot \log_{10} \frac{\frac{1}{F} \sum_{f=1}^F \|o_{\text{in}} - i_f\|^2}{\|o_{\text{in}} - \hat{o}\|^2} \quad (11)$$

式中: $o_{\text{in}}$ 代表衍射极限目标图像; $\hat{o}$ 代表多帧解卷积的输出结果; $F$ 代表被某一质量指标挑选出的目标图像的帧数; $i_f$ 代表  $F$  帧高质量降质图像中的第  $f$  帧。显然,若某一质量指标优于其他指标,则该指标会带来更大的 ISNR 值。

图 3 展示了不同质量指标对 3 个目标各 1 000 帧降质图像帧选出不同帧数后进行解卷积的 ISNR 结果,从图中可见,对于具有不同结构的 3 个目标,基于 LDM 方法的像清晰化函数  $S_{LDM}$  挑选出的降质图像总是能够带来更大的 ISNR 值,而其他指标并无明显优劣之分,这表明像清晰化函数  $S_{LDM}$  与 ISNR 指标具有良好的一致性,比其他指标更适合作为帧选时图像质量评价的依据,即用  $S_{LDM}$  指标可以挑选出降质程度最低的目标观测图像。

在使用某种质量指标来判断何时停止迭代盲解卷积算法时,该指标一般应具备两个特性:(1) 单调性。解卷积中间结果的质量得分应随着迭代过程的进行而相应单调地变化;(2) 有界性。解卷积结果的质量得分不应优于衍射极限图像的质量得分。以卫星图像复原为例,某次解卷积执行过程中间结果的原始主观得分及 MOS/DMOS 得分情况如图 4 所示,可见,九位评分人员的评价结果并不完全是随着迭代的进行而逐渐地升高,但综合的 MOS/DMOS 得分是严格单调递增的,因此,若某个图像质量评价指标有效,其评价趋势应与 MOS/DMOS 得分情况是一致的。由图 5 中的卫星子图可见,LDM 方法的评价结果(黑实线)符合单调及有界条件,且与图 4 的主观评价结果呈现出一致性。

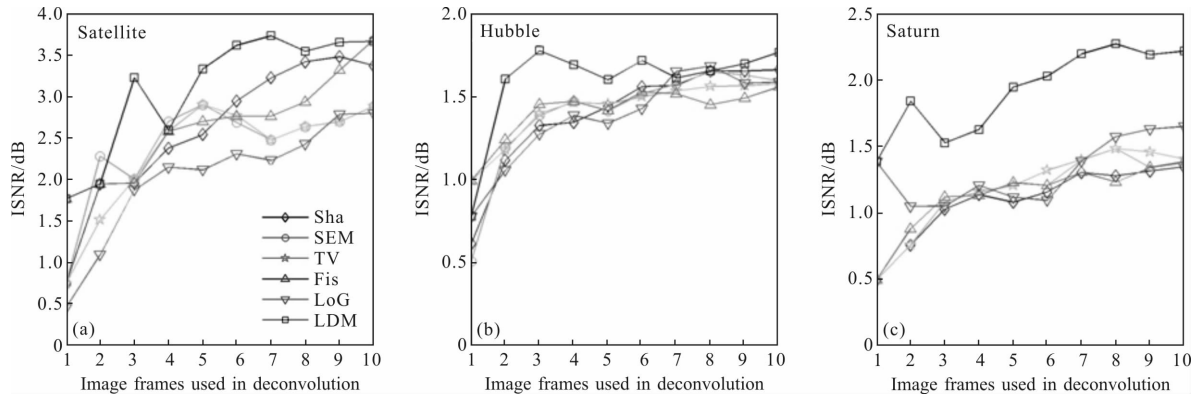


图 3 不同质量指标对 3 个目标各 1000 帧降质图像帧选出不同帧数后的解卷积 ISNR 结果(其中 3 个子图共同使用左一中的图例说明)

Fig.3 ISNR results (dB) of three object images versus different frames selected by all candidate quality metrics

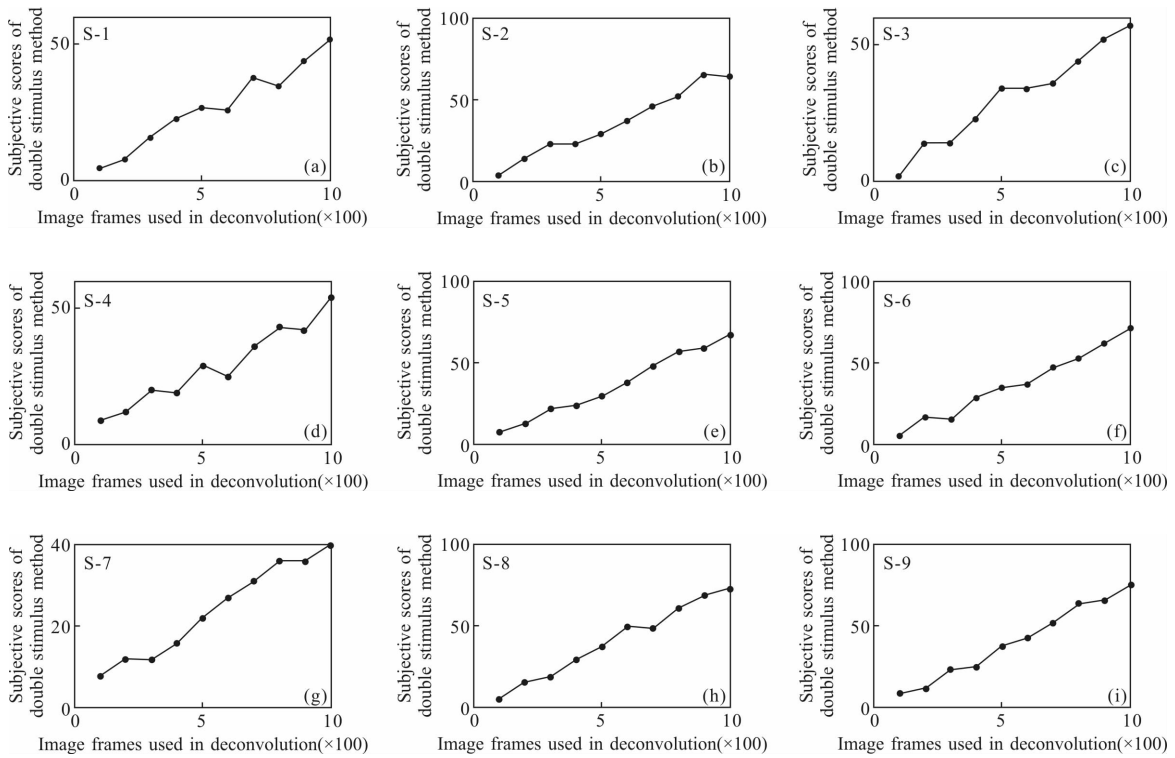


图 4 卫星图像解卷积中间结果双激励法主观得分走势, S-1~S-9 代表主观评价人员

Fig.4 Subjective scores of double stimulus method for satellite image deconvolution, S-1 to S-9 refer to subjective evaluators

当然，对于图 5 中的卫星子图而言，Fisher 信息及像清晰化函数  $S_1$  的评价结果与主观结果也是一致的，但是从哈勃及土星子图中可以发现：Sha 及 Fis 这两个指标并不是全部胜任的，其他指标的评价结果也会出现类似的情况。对于卫星图像，随着迭代的进行，空间域整体能量的下降使得 SEM、TV 及 LoG 指标迭代至一定次数后单调性发生了变化；对于哈勃图像，降质模糊图像中的噪声导致指标 Fis 和 Sha

的质量评价超过了衍射极限图像的值；对于土星图像，由于缺乏明显的边、角等结构导致基于梯度的 SEM 及 TV 指标在衍射极限质量得分附近震荡；相反，对于 LDM 模型下的质量指标  $S_{LDM}$  总能输出与主观评价一致的单调有界质量得分。表 2 列出了不同质量指标对 3 个目标图像评价的主客观一致性结果，综合图 5，可以说与其他指标相比，LDM 评价方法对不同结构的目标具有更好的适应性。

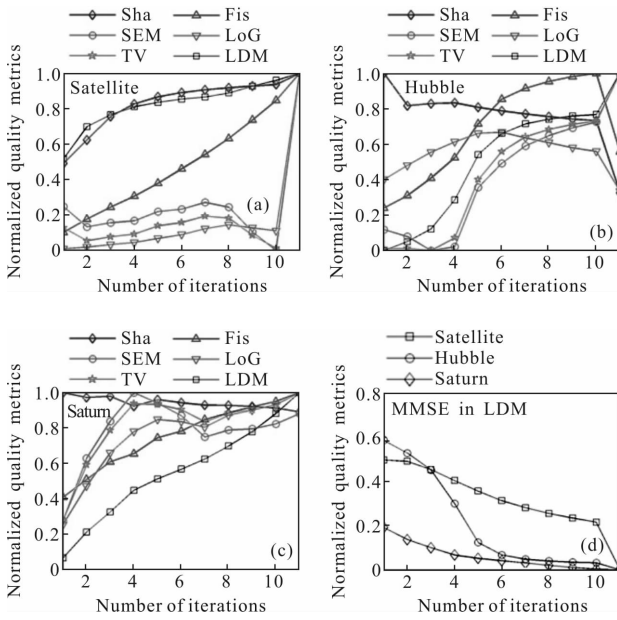


图 5 3 个目标图像解卷积迭代输出的归一化 SLDM 结果及 LDM 域 MSE 结果。横轴中的 1~10 代表迭代次数(卫星图像的迭代次数 100), 而 11 代表 3 个目标衍射极限图像的 SLDM 归一化值或 MSE 值

Fig.5 Scores of normalized MTE and five other quality indices for the three objects. The abscissa from 1 to 10 represents iterations (for the satellite image, the iterations number is label×100), and abscissa 11 denotes the diffraction-limited image

表 2 不同质量指标对图像评价主客观一致性结果统计  
Tab.2 Subjective and objective consistency results statistics for different quality indices

	Sha	SEM	TV	Fis	LoG	LDM
Satellite	Y	N	N	Y	N	Y
Hubble	N	N	Y	N	N	Y
Saturn	N	N	N	Y	Y	Y

\* 表中 Y 代表主客观一致, N 代表主客观不一致。

### 2.2 质量指标 MMSE 性能测试

无参质量指标 LDM 域均方误差 MMSE 可用于比较不同解卷积算法之间的性能差异, 也可用于终止迭代盲解卷积算法。需要指出的是, 即使计算 MMSE 的值时只是完全基于降质图像自身, 但 MMSE 是满足单调及有界两个条件的。先来看一个初步的结果, 指标 MMSE 的定义式为(10), 在仿真实验中若将式中的  $p(x, y)$  用衍射极限目标图像  $o_{dl}(x, y)$

的 LDM 域映射  $p_{dl}^{LDM}(x, y)$  来代替, 则成为一个有参评价指标, LDM 域的  $MSE_{LDM}$ ; 3 个目标迭代解卷积过程的  $MSE_{LDM}$  结果如图 5(d)所示, 显然, 基于该有参质量指标的评价结果与人眼主观评价是一致的, 但真实的衍射极限图像是未知的, 且参考降质图像自身这一做法也没有被采用过。这时, 再回到无参质量指标 MMSE, 图 6 展示了一个有意义的现象, 即在 LDM 感知响应域内解卷积输出结果与输入降质模糊图像的 MMSE 误差距离是单调变化的, 这一点在空间域内是完全得不到保证的。指标 MMSE 的单调性也就意味着在复原任务中该指标可用于终止迭代或比较不同解卷积算法的性能优劣。

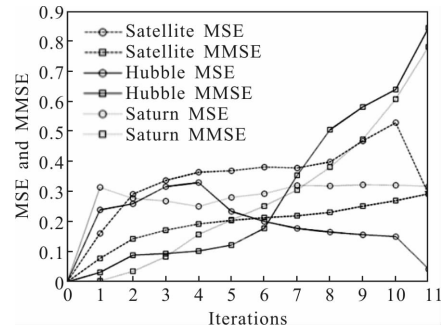


图 6 3 个目标迭代盲解卷积过程中的空间域 MSE 及 LDM 感知域 MMSE 质量指标结果。横轴中 1~10 代表迭代次数(卫星图像的迭代次数 100), 横轴 0 与 11 则分别代表模糊降质图像及衍射极限图像 MSE 及 MMSE 得分

Fig.6 MSE and MMSE between the blurred image and each iteration output of the three objects. The abscissas from 1 to 10 are iterations (for the satellite image, the iterations number is label × 100), and abscissas 0 and 11 denote the blurred image and the diffraction limited image, respectively

### 3 结论

文中研究了地基自适应光学图像的像质评价方法及其在不同后处理任务中的应用。图像质量评价是地基光电探测任务中的一项基础性的研究工作, 可以说与其他后处理任务密切相关, 目前存在的主要问题包括主客观评价结果的一致性、质量指标对不同空间目标图像评价的通用性等。文中总结了近年来自然图像质量评价研究领域的主要进展, 指出目前主流的图像质量评价体系对地基自适应光学图



像质评价工作的借鉴意义。在此基础上,结合空间目标光学成像与人眼视觉感知的特性,提出了一种基于低阶高斯导数算子的非线性联合归一化处理方法,并在 LDM 感知响应域内定义了两个无参考图像质量指标,可胜任帧选及复原任务中涉及到的像质评价工作。

文中的工作可以说是对基于视觉感知的像质评价方法在自适应光学图像质量评价应用中的一次初探,接下来的工作需要进一步地探索更优的非线性归一化模型。另外,如能建立针对地基自适应光学图像的像质评价基准数据库,对空间目标光电探测任务中成像特性的分析工作可能会产生一定的促进作用。

#### 参考文献:

- [1] Brigantic R T, Roggemann M C, Bauer K W, et al. Image-quality metrics for characterizing adaptive optics system performance[J]. *Applied Optics*, 1997, 36(26): 6583–6593.
- [2] Prasad S. Statistical-information-based performance criteria for Richardson-Lucy image deblurring[J]. *JOSA A*, 2002, 19(7): 1286–1296.
- [3] Muller R A, Buffington A. Real-time correction of atmospherically degraded telescope images through image sharpening[J]. *JOSA*, 1974, 64(9): 1200–1210.
- [4] Rios C, Gladysz S. No-reference image quality assessment for horizontal-path imaging scenarios [C]//SPIE Defense, Security, and Sensing. International Society for Optics and Photonics, 2013, 8720: 872006.
- [5] Bos J P, Roggemann M C. Blind image quality metrics for optimal speckle image reconstruction in horizontal imaging scenarios[J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(10): 107003.
- [6] Liu Z, Blasch E, Xue Z, et al. Objective assessment of multiresolution image fusion algorithms for context enhancement in night vision: a comparative study [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 94–109.
- [7] Guo S, Lv H, Liu Y, et al. Multichannel parallel deblurring and collaborative registration using gaussian total variation regularization for image fusion[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 9491326.
- [8] Marr D, Poggio T. A computational theory of human stereo vision [J]. *Proceedings of the Royal Society B*, 1979, 204(1156): 301–328.
- [9] Mou X, Xue W, Chen C, et al. LoG acts as a good feature in the task of image quality assessment [C]//IS&T/SPIE Electronic Imaging. International Society for Optics and Photonics, 2014, 9023: 902313.
- [10] Li Q, Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(2): 202–211.
- [11] Wainwright M J, Schwartz O, Simoncelli E P. Natural image statistics and divisive normalization[M]//Probabilistic Models of the Brain: Perception and Neural Function. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2002: 203–222.
- [12] Xue W, Mou X, Zhang L, et al. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(11): 4850–4862.
- [13] Noll R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence[J]. *Opt Soc Am*, 1976, 66: 207–211.
- [14] Green J J, Hunt B R. Improved restoration of space object imagery [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2011, 11(16): 7767–7779.