

文章编号:1002-2082(2006)06-0510-06

红外目标湍流退化图像的优化复原算法

洪汉玉^{1,2}, 喻九阳¹, 陈以超¹, 易新建²

(1. 武汉工程大学 计算机图像处理研究室, 武汉 430074;

2. 华中科技大学图像所 电子科学与技术博士后流动站, 武汉 430074)

摘要: 提出了基于最速下降法的湍流退化图像盲目复原算法。将图像转换到频域中, 建立一个基于目标图像和点扩展函数频谱的目标函数, 通过迭代方式采用最速下降优化方法来极小化该目标函数, 并利用傅里叶变换和反变换将目标图像和点扩展函数在频域和空域之间进行变换, 在每次迭代中交替加入约束条件进行反复修正, 以便取得预期的图像恢复效果, 增强算法的稳定性和抗噪能力。针对红外目标湍流退化图像, 在微机上对算法进行了一系列复原验证实验。实验结果表明: 该文算法复原效果稳定, 抗噪能力强, 具有实用价值。

关键词: 湍流退化图像; 图像复原; 频谱; 优化估计; 最速下降法

中图分类号: TN911.73

文献标志码:A

Optimization restoration algorithm for infrared object turbulence-degraded image

HONG Han-yu^{1,2}, YU Jiu-yang¹, CHEN Yi-chao¹, YI Xin-jian²

(1. Wuhan Institute of Technology, Laboratory for Computer Image Processing, Wuhan 430074, China;

2. Institute for Pattern Recognition and AI, Postdoctoral Station for Electron Science and Technology,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A blind restoration algorithm for turbulence-degraded image based on the steepest descent method is proposed. An objective function based on frequency spectrums of the object image and the point-spread function (PSF) is set up in the frequency domain, which is minimized by the steepest descent method in an iterative manner. FFT and IFFT are used to transfer the object image and the PSF between frequency domain and time domain, and the constraints of the frequency domain and space domain are introduced in each iteration to modify them, so as to obtain the expected image restoration effect, the proposed algorithm robustness and better immunity to noise. A series of restoration experiments for infrared object turbulence-degraded images are performed to test the proposed algorithm in the microcomputer, and the experimental results show that the proposed algorithm is robust and immune to noise.

Key words: turbulence-degraded image; image restoration; frequency spectrum; optimization estimation; steepest descent method

收稿日期:2006-08-26; 修回日期:2006-09-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60572040);中国博士后科学基金资助(2005038538)

作者简介:洪汉玉(1964—),男,湖北阳新人,教授,华中科技大学博士后,主要从事红外成像、图像复原、气动光学及模式识别与人工智能研究工作。E-mail:honghany@public.wh.hb.cn

引言

随着航空航天空间技术的发展,从湍流退化图像中有效地恢复出原目标图像,已经引起航空航天领域的特别重视^[1]。大气微小温度变化将导致大气风速的随机变化,形成大气的湍流运动。物体通过大气湍流的成像是诸如天文观测、精确制导等在湍流大气环境中工作的天基、地基和机/弹载光学成像传感器系统必然会遇到的问题^[2]。由于存在大气层,在光线进入成像传感器窗口之前,大气湍流随机地干扰光波的传播^[3],使焦平面上的像点强度分布扩散、峰值降低、图像模糊和位置偏移,严重限制了各种湍流大气环境下成像系统的分辨能力和性能,给目标识别带来了很大的困难。各国学者在克服大气干扰、重建畸变图像方面做了大量研究工作,提出了许多有关湍流退化图像恢复的方法和技术。但现有的方法都有其局限性。例如,基于相关技术的斑点全息术需要观测一个与目标邻近的参考星图像^[4-5],对图像数据质量就要求太高,不能有太多噪声,计算时间很长^[6]。为了确定湍流对短曝光图像的波前相位扰动,人们提出了波前传感器技术,如波前分析去卷积方法^[7]和利用波前传感技术的自适应光学方法^[8]。波前分析去卷积方法及自适应光学方法虽然可实时校正部分畸变,但这些技术包含有复杂的设备。建造和维护自适应光学系统是非常昂贵的,因此有理由去寻找更佳的方案。

由于湍流光学点扩展函数是未知的和随机变化的,因此,其点扩展函数是难以确定的。当点扩展函数无法得到时,必须借助盲目反卷积方法。由于拥有的信息较少,实现这一方法固然就困难些,其关键在于在复原过程中如何合理引入先验信息。盲目反卷积方法是在点扩展函数未知的情况下,不用向导星作参考,而是利用一些合理的先验知识来估计目标的强度。在湍流退化模型未知的情况下,直接从退化图像中估计目标的强度,Ayers 和 Dainty 于 1988 年提出了基于单帧的迭代盲目反卷积方法(Iterative Blind Deconvolution, IBD)^[9],且将其应用在大气湍流退化图像的复原中。在每一次迭代中都对图像进行非负性限制。Ayers 和 Dainty 等人的研究激发了宇航学界对盲目反卷积的极大兴趣。这种方法虽然在有噪声情况下存在稳定性问题,但被证明是非常有发展前途的。近年来,宇航界对 IBD 算法的兴趣日益增加。IBD 算法对噪声较敏感,缺乏可靠性,许多学者发表了对 IBD 基本算法的改进^[10]。为了解决盲目反卷积算法对噪声敏感及其

解不确定的问题,本文提出了基于最小二乘的盲目优化复原方法,通过在频域中建立一个误差项并使之最小化来获得最佳解,并且在每次迭代过程中使用最速下降法来最小化该误差项,利用傅里叶变换和反变换在迭代过程中将图像和点扩展函数在频域和空域之间反复变换,在变换过程中加入约束条件进行反复修正,以便获得满意的结果。经过这些改进,提高了算法的抗噪能力和稳定性。

1 基于最速下降法的优化复原算法原理

二维图像的形成过程可模型化为

$$g(x, y) = \iint f(s, t) h(x, y; s, t) ds dt + n(x, y) \quad (1)$$

式中: $(s, t) \in D$; $(x, y) \in \Omega$ 。离散后,(1) 式可表达为

$$g(x, y) = \sum_s \sum_t f(s, t) h(x, y; s, t) + n(x, y) \quad (2)$$

一般情况下,在短曝光时间内,可假定大气湍流对目标成像的影响具有时移不变性^[2],即对于湍流退化图像,其退化过程一般可假定为空不变的^[11],模糊算子具有位移不变性,则有:

$$h(x, y; s, t) = h(x - s, y - t) \quad (3)$$

将(3) 式代入(2) 式,得

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \sum_s \sum_t f(s, t) h(x - s, y - t) + \\ n(x, y) &= f(x, y) \otimes h(x, y) + \\ n(x, y) \end{aligned} \quad (4)$$

式中 \otimes 为卷积符。由(4) 式可知,点扩展函数 $h(x, y)$ 描述了气动流场对目标图像的综合影响。图像复原问题归结为从观测到的退化图像中去除模糊函数的卷积来复原目标图像。

对(4) 式进行傅里叶变换,在频域中可等价地表示为

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad (5)$$

式中: $G(u, v)$, $F(u, v)$, $H(u, v)$ 及 $N(u, v)$ 分别为 $g(x, y)$, $f(x, y)$, $h(x, y)$ 及 $n(x, y)$ 的傅里叶变换。

在此,可构造基于目标图像和点扩展函数频谱的目标函数(代价函数)为

$$J(H, F) = \sum_u \sum_v |G(u, v) - F(u, v)H(u, v)|^2 \quad (6)$$

于是,图像恢复问题变为关于目标函数(6) 的极小

化技术求解问题,即

$$\min J(H, F)$$

我们采用最速下降法来对目标函数(6)实现极小化。最速下降法是目前求解最优化问题的一种有效的迭代求解方法^[12]。人们在搜索目标函数极小值这类问题时,总希望从某一点出发,选择一个目标函数值下降最快的方向,以利于尽快达到极小点。正是基于这样一种愿望,早在1847年法国数学家Cauchy提出了最速下降法。后来,Curry等人做了进一步的研究。最速下降法已经成为一种最基本的最优化算法,在最优化方法中占有重要地位。它对图像复原算法的研究很有启发作用,因此,我们将其引入图像复原过程中。

最速下降法的迭代公式是

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}$$

式中 $d^{(k)}$ 是从 $x^{(k)}$ 出发的搜索方向。这里取在点 $x^{(k)}$ 处为最速下降方向,即

$$d^{(k)} = -\nabla f(x^{(k)})$$

λ_k 是从 $x^{(k)}$ 出发沿方向 $d^{(k)}$ 进行一维搜索的步长,即 λ_k 满足

$$f(x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}) = \min_{\lambda \geq 0} f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)})$$

计算步骤如下:

- 1) 给定初点 $x^{(1)}$, 允许误差 $\epsilon > 0$, 置 $k=1$;
- 2) 计算搜索方向 $d^{(k)} = -\nabla f(x^{(k)})$;
- 3) 若 $\|d^{(k)}\| \leq \epsilon$, 则停止计算; 否则, 从 $x^{(k)}$ 出发, 沿 $d^{(k)}$ 进行一维搜索; 为求 λ_k , 使 $f(x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}) = \min_{\lambda \geq 0} f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)})$;
- 4) 令 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}$, 置 $k := k+1$, 转步骤 2)。

最速下降法提供了基于目标函数极小化的迭代求解技术,形式简单,收敛速度较快。本文将最速下降法用于目标函数式(6)的迭代极小化求解过程中。为方便起见,采用 $\text{Re}[\cdot]$ 和 $\text{Im}[\cdot]$ 分别表示复数的实部和虚部。

根据最速下降法,在计算过程中要用到目标函数的导数,因此,将目标函数分别对点扩展函数频谱实部与虚部取导,可以得出目标函数关于点扩展函数频谱的实部与虚部。 $\text{Re}[H(u, v)]$ 和 $\text{Im}[H(u, v)]$ 的梯度分别为

$$\begin{aligned} \nabla J(\text{Re}[H(u, v)]) &= 2|H(u, v)|^2 \text{Re}[H(u, v)] - \\ &\quad 2(\text{Re}[F(u, v)] \text{Re}[G(u, v)] + \\ &\quad \text{Im}[F(u, v)] \text{Im}[G(u, v)]) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\nabla J(\text{Im}[H(u, v)]) = 2|H(u, v)|^2 \text{Im}[H(u, v)] -$$

$$2(\text{Re}[F(u, v)] \text{Im}[G(u, v)] -$$

$$\text{Im}[F(u, v)] \text{Re}[G(u, v)]) \quad (8)$$

同理,可以得出目标函数关于目标图像频谱实部与虚部,即 $\text{Re}[F(u, v)]$ 和 $\text{Im}[F(u, v)]$ 的梯度分别为

$$\begin{aligned} \nabla J(\text{Re}[F(u, v)]) &= 2|H(u, v)|^2 \text{Re}[F(u, v)] - \\ &\quad 2(\text{Re}[H(u, v)] \text{Re}[G(u, v)] + \\ &\quad \text{Im}[H(u, v)] \text{Im}[G(u, v)]) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \nabla J(\text{Im}[F(u, v)]) &= 2|H(u, v)|^2 \text{Im}[F(u, v)] - \\ &\quad 2(\text{Re}[H(u, v)] \text{Im}[G(u, v)] - \\ &\quad \text{Im}[H(u, v)] \text{Re}[G(u, v)]) \end{aligned} \quad (10)$$

求出目标函数的上述梯度后,根据最速下降法计算步骤,可采用迭代方式来极小化目标函数,进一步分别估计出点扩展函数频谱的实部和虚部,以及目标图像频谱的实部和虚部。其中(7)式和(8)式是迭代过程中由退化图像频谱和估计的目标图像频谱分别计算目标函数关于点扩展函数频谱的实部和虚部的梯度公式。(9)式和(10)式是迭代过程中由退化图像频谱和估计的点扩展函数频谱分别计算目标函数关于目标图像频谱实部和虚部的梯度公式。

2 目标图像频谱的规整化处理

为了进一步克服图像复原问题的病态性,在频域上需采用规整化方法,以绕开病态问题。在离散情况下,用二阶差分代替二阶导数。按照平滑规整要求,图像 f 的二阶差分应极小。图像的二阶差分可以通过卷积 $f \otimes d$ 来计算,其中,二阶差分算子为 $d = [0 \ 1 \ 0; 1 \ -4 \ 1; 0 \ 1 \ 0]$, 即拉普拉斯算子。用 D 表示基本算子 d 生成的循环矩阵,用循环矩阵和向量来表达卷积。规整化问题可表达为图像二阶差分最小化问题,将二阶差分最小化约束加入到关于目标图像的误差函数式 $W(f) = \|g - Hf\|^2 + \lambda \|Df\|^2$ 中。其中 λ 为平滑因子。利用循环矩阵的对角化技术把去卷积问题变为频域滤波问题,并在频域中可得到

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \lambda |D(u, v)|^2} \quad (11)$$

根据以上分析,为稳定复原效果,将上述规整化方法加入到估计目标图像频谱的梯度公式中。由此可将(9)式和(10)式修改为

$$\nabla J(\text{Re}[F(u, v)]) = 2(|H(u, v)|^2 + \lambda |D(u, v)|^2) \times$$

$$\text{Re}[F(u, v)] - 2(\text{Re}[H(u, v)] \times$$

$$\text{Re}[G(u, v)] + \text{Im}[H(u, v)] \times$$

$$\text{Im}[G(u,v)] \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \nabla J(\text{Re}[\text{Im}[F(u,v)]]) = & 2(|H(u,v)|^2 + \lambda|D(u,v)|^2) \times \\ & \text{Im}[F(u,v)] - 2(\text{Re}[H(u,v)]) \times \\ & \text{Im}[G(u,v)] - \text{Im}[H(u,v)] \times \\ & \text{Re}[G(u,v)] \end{aligned} \quad (13)$$

3 基于先验知识的约束条件控制

迭代过程从一个起始的目标图像频谱值 F_0 及点扩展函数频谱 H_0 开始,在迭代过程中,采用最速下降法交替地估计出点扩展函数频谱的实部和虚部及目标图像频谱的实部和虚部。在每次迭代中加入点扩展函数的频域带限约束及其空域的非负性约束和支持域限制。点扩展函数是一个冲激函数,它的频带是有限的,因此可以构造一个带限滤波器,抑制或截断点扩展函数频谱中高于某一带限频率的空间频率,对其频谱进行带限控制,然后对点扩展函数频谱进行反傅里叶变换,转换到空域进行空域约束。采用非负性和支持域限制作为点扩展函数空域约束的先验条件,并对目标图像实施正性约束,保证目标图像的正性。

4 算法实现

我们采用最速下降法来求解目标图像和点扩展函数频谱,整个迭代过程主要由采用最速下降法估计目标图像和点扩展函数频谱的实部和虚部的4个内循环组成。图1为基于梯度最速下降的优化复原算法流程图。迭代过程从一个起始预设值 F_0 和 H_0 开始,采用最速下降法经过4个循环估计目标图像和点扩展函数频谱,交替地使用FFT和IFFT

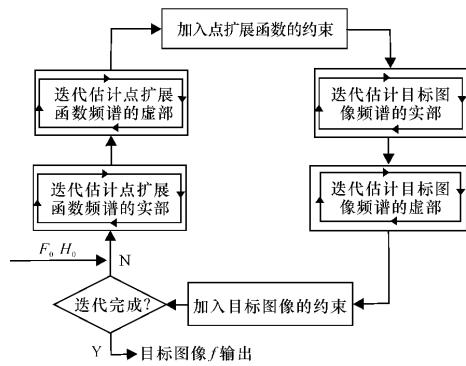


图1 基于最速下降的优化复原算法流程图

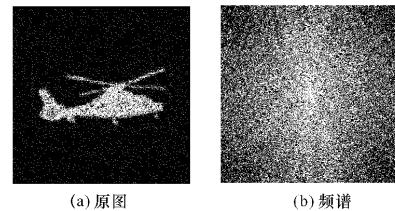
Fig. 1 Flow chart of optimization restoration algorithm based on steepest descent method

在空域和频域中对目标图像和点扩展函数进行约束,进行下一次迭代,如此反复进行,直至满足迭代中止条件,可获取稳定复原结果。

5 实验结果与分析

为验证复原算法的有效性及其稳定性,我们在微机上(Pentium IV, 512 M 内存)编程,对本文最速下降复原算法进行了实现和复原验证实验。

图2(a)为用红外热像仪所拍的直升机图像(红外原图,大小为128×128);图2(b)为原图的频谱。图3(a)为用气动光学软件^[2]生成的湍流模糊图像。采用本文算法恢复出的图像如图3(b)所示,恢复耗时5.2218秒。模糊图像频谱及恢复出的频谱分别为图3(c)和图3(d),通过频谱比较可知,图像的高频部分得到增强,目标轮廓细节得到了很好的恢复。



(a) 原图 (b) 频谱

图2 红外飞机原图及其频谱

Fig. 2 Original infrared image of the plane and its frequency spectrum

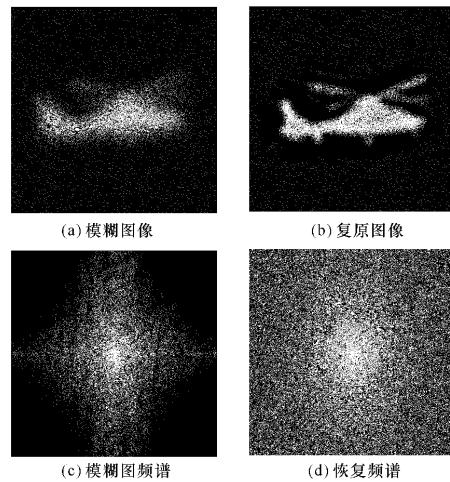


图3 模糊图像和恢复图像及其频谱

Fig. 3 Blurred image, restored image and their frequency spectrums

下面主要验证本文算法对复杂背景目标图像

的恢复效果及抗噪性能。图4为地面对目标图像(大小为 128×128)。图5(a)为地面对目标模糊图像(无噪),为了验证算法的抗噪能力,在模糊图5(a)的基础上添加高斯白噪声,使图像信噪比分别为30 dB, 20 dB, 10 dB, 得出的退化图像如图5(b), (c)和(d)所示。采用本文算法分别从图5(a), (b), (c)和(d)中恢复出的图像如图6(a), (b), (c)和(d)所示。从视觉效果上看, 地面对目标得到了较好的复原。下面进一步以评价参数均方根误差(root mean square error)

$$\text{RMSE} = \left\{ \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [\hat{f}(i, j) - f(i, j)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

作为客观定量标准度量图像性能(与原图比较)。不同噪声条件下的模糊图像及恢复图像的RMSE值列于表1。从表1可知,本文恢复算法将图像的RMSE误差值(与原图像比较)平均降低4以上,且在各种强噪声较低信噪比(10~30 dB)条件下复原效果比较稳定,说明本文算法恢复效果具备很强的

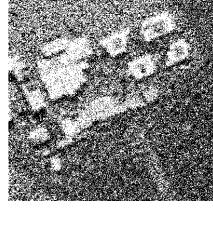


图4 复杂背景原图

Fig. 4 Original image with complex background

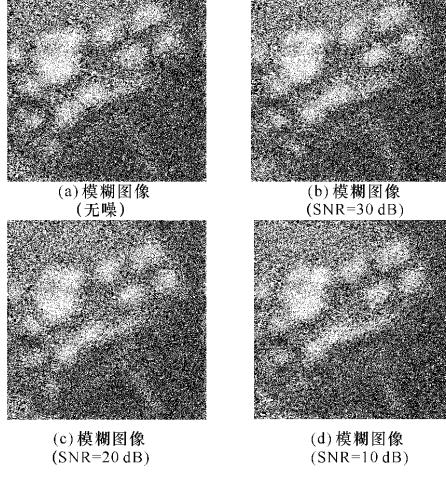


图5 不同信噪比的退化图像(模糊+噪声)

Fig. 5 Degraded images with different SNRs(blur+noise)

抗噪性能。

表1 均方误差 RMSE 值比较

Table 1 Comparison of the RMSE values

信噪比 SNR	∞ (无噪)	30 dB	20 dB	10 dB
模糊图的 RMSE	26.596 77	26.619 18	26.841 77	29.293 74
复原图的 RMSE	22.751 00	22.763 45	22.842 51	23.622 93

在本文算法的图像盲目复原中,由于点扩展函数也是未知的,需从图像观测数据中估计点扩展函数和恢复原图像,即 $g(x, y)$ 含有2个未知项 $h(x, y)$ 和 $f(x, y)$,且图像包含有随机噪声,因此复原出的图像 $\hat{f}(x, y)$ 与原图像 $f(x, y)$ 会有差距。由公式 $g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y)$ 可知,恢复图像质量与点扩展函数的估计 $\hat{h}(x, y)$ 有关,且受噪声影响。由此可知,要提高图像复原质量,可采用更先进的、具有鲁棒性和抗噪性的最优化方法(如共轭梯度法和神经网络方法等),以及引入更完整的先验约束知识估计出与实际点扩展函数 $h(x, y)$ 尽可能接近的数值 $\hat{h}(x, y)$ 。这也是本文算法可以进一步改进的方向。

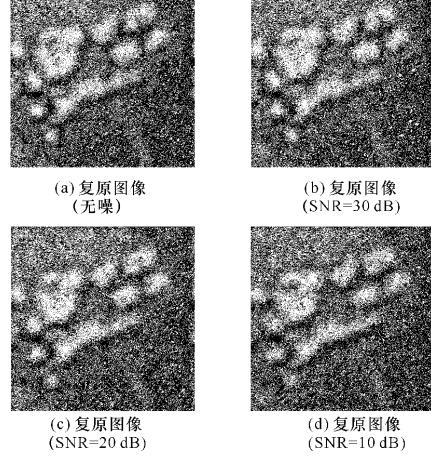


图6 在各种信噪比条件下恢复出的图像

Fig. 6 Restored images under the condition of different SNRs

6 结论

湍流退化图像复原是一个跨学科的前沿性课题,富有挑战性,它具有很大的应用前景。在湍流点扩展函数未知的情况下,本文提出一种基于最速下降法的图像频谱优化复原算法。针对红外目标湍流退化图像,进行了一系列图像恢复实验,验证了本

文算法的可行性和有效性。实验结果表明,本文算法的恢复性能和抗噪性较好,尤其在各种强噪声干扰的情况下恢复效果比较稳定,在航天光学成像传感器和空中目标探测与识别系统中具有应用前景。

参考文献:

- [1] 洪汉玉, 张天序. 基于各向异性和非线性规整化的湍流退化图像复原[J]. 宇航学报, 2004, 25(1): 5-11.
HONG Han-yu, ZHANG Tian-xu. Restoration of turbulence-degraded images using anisotropic and nonlinear regularization [J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(1):5-11. (in Chinese)
- [2] 张天序, 洪汉玉. 基于估计总体点扩展函数值的湍流退化图像复原[J]. 自动化学报, 2003,29(4): 573-581.
ZHANG Tian-xu,HONG Han-yu. Restoring turbulence-degraded images based on the estimation of turbulence point spread function values [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29 (4): 573-581. (in Chinese)
- [3] 曹青华,彭仁军,吴键. 激光在湍流大气中的干涉仿真[J]. 应用光学,2006,27(4):312-314.
CAO Qing-hua, PENG Ren-jun, WU Jian. Interference simulation of laser beam propagation in turbulent atmosphere [J]. Journal of Applied Optics, 2006,27(4):312-314. (in Chinese)
- [4] LABEYRIE A. Attainment of diffraction-limited resolution in large telescopes by Fourier analyzing speckle patterns in star images[J]. Astronomy and Astrophysics, 1970,(6):85-87.
- [5] LOHMANN A W, WEIGELT G, WIRNITZER B. Speckle masking in astronomy: triple correlation theory and applications[J]. Applied Optics, 1983,22 (24): 4028-4037.
- [6] FONDANELLA J C, SEVE A. Reconstruction of turbulence-degraded images using the Knox-Thompson algorithm [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(3):438-448.
- [7] FORD S D, WELSH B M, ROGGEVANN M C. Constrained least-squares estimation in deconvolution from wave front sensing [J]. Optics Communications, 1998,(151):93-100.
- [8] NISENSON P, BARAKAT R. Partial atmospheric correction with adaptive optics[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987,4(12): 2249-2253.
- [9] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. Optics Letter, 1988,3(7): 547-549.
- [10] LANE R G. Blind deconvolution of speckle images [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1992,9(9):1508-1514.
- [11] NAGY J G, PLEMMONAS R J, TORGERSEN T C. Iterative image restoration using approximate inverse preconditioning[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1996,5(7):1151-1162.
- [12] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2005.
CHEN Bao-lin. Optimization Theory and Algorithm [M]. 2th ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.