

盲图像复原研究现状

曹 雷^{1,2,3*}, 陈洪斌¹, 邱 琪², 张建林¹, 任 戈¹, 徐智勇¹, 张 彬⁴

(1. 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209;

2. 电子科技大学 光电信息学院, 四川 成都 610054;

3. 中国科学院大学, 北京 100049; 4. 四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610064)

摘要:盲图像复原是在未知或不完全确定相关原始图像与成像点扩展函数的先验知识的情形下,利用所观测到的降质图像对原始图像和点扩展函数进行估计的一种图像处理方法。本文对近年来涌现出的主要盲图像复原算法进行了回顾,并根据相应的理论来源及相互联系将其划分为四大类,对各类复原算法及其改进算法进行了分析和讨论,为更清晰与深刻地认识和理解盲图像复原理论、解决实际图像降质问题提供参考。

关键词:盲图像复原;盲解卷积;图像处理;点扩展函数

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/CO.20140701.0068

Research status of blind image restoration

CAO Lei^{1,2,3*}, CHEN Hong-bin¹, QIU Qi², ZHANG Jian-lin¹, REN Ge¹, XU Zhi-yong¹, ZHANG Bin⁴

(1. *Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;*

2. *School of Optoelectronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China;*

3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

4. *School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China*)

* *Corresponding author, E-mail: terrysao@126.com*

Abstract: Blind image restoration is an approach to estimate both the original image and the point spread function from degraded images, when there is no or little knowledge of the point spread function of the degraded process. In this paper, the main algorithms of blind image restoration are reviewed and classified into four types, according to their theory origins and relationships, and analysis is made for all the types of blind image restoration algorithms and relevant improved algorithms. This will be helpful to better understand the theory of blind image restoration and to restore degraded images.

Key words: blind image restoration; blind deconvolution; image processing; point spread function

1 引言

在光电成像系统中,光学系统的像差、散焦、物体与系统的相对运动、传输路径的扰动(如大气湍流以及系统的噪声)等因素往往导致系统成像质量下降,成像模糊甚而丢失大量宝贵信息。图像复原就是从图像处理的角度,尽量去除或削弱各类降质因素的影响,以便从获取的降质图像估计高质量的真实图像。经典的复原算法需要预先已知点扩展函数(PSF),如逆滤波、Wiener滤波、改进的固定点图像复原算法等^[1-2]。近年来,随着测量技术的进步,出现了通过波前测量的获取PSF图像复原以及PSF近似已知的近似盲解卷积或半盲解卷积^[3-4]。然而,在实际应用中,由于降质图像PSF本身的复杂性难以解析表示(如大气湍流的扰动)或其测量困难等原因,通常难以获得系统的降质函数,而需在很少(或基本没有)相关PSF和原始图像的先验知识的条件下,直接从降质图像估计出原始图像,即进行盲图像复原(亦称为盲解卷积)。由于工程上普遍存在导致图像降质的复杂因素且难以完全确定,因而盲图像复原成为成像跟踪、天文学、生物医学、以及水下成像系统等众多领域的研究热点^[5-6]。

迄今为止,人们已经提出了多种盲图像复原算法,包括零页面分离法、平稳自回归滑动平均过程(ARMA)模型参数估计法、APEX算法、迭代盲反卷积法(IBD)、全变差正则化盲图像复原算法(TV-regularization)、非负支持域受限递归逆滤波算法(NAS-RIF)、最大似然估计盲反卷积算法以及基于相位差的散斑图像复原算法^[7]等。从本质上讲,可将其分为四大类:基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法、基于参数估计的算法、基于迭代或递归的盲图像复原算法以及基于概率框架的盲图像复原算法。本文采用上述分类方式,对各类盲图像复原算法及其改进算法进行分析,以便更清晰地把握盲图像复原算法的发展状况。

2 盲图像复原的基本原理

图1给出了盲图像复原的基本原理。通过观测到的降质图像 $g(x,y)$ 以及有关原始图像 $f(x,y)$ 和系统PSF的先验知识,可以采用盲图像复原技术,获得对原始图像的估计 $\hat{f}(x,y)$ 。

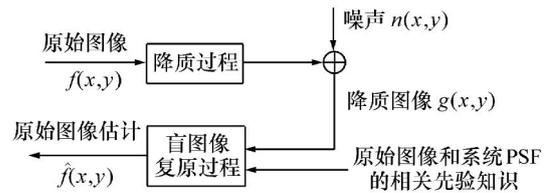


图1 盲图像复原过程

Fig. 1 Process diagram of image degradation and blind restoration

通常,PSF可采用线性时不变系统加以描述,于是,降质图像可表示为:

$$g(x,y) = \sum_m \sum_n f(\alpha,\beta) h(x,y;\alpha,\beta) + n(x,y), \quad (1)$$

式中, x,y 为平面的二维坐标; $f(\alpha,\beta)$ 为原始图像; $h(x,y;\alpha,\beta)$ 为PSF; $n(x,y)$ 为加性噪声。

当PSF $h(x,y;\alpha,\beta)$ 进一步用空间移不变系统描述时,降质图像表达式可简化为:

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

式中,*表示卷积运算。

将式(2)进行离散化处理,相应的表达式为:

$$g(m,n) = \sum_j \sum_i f(i,j) h(m-i,n-j) + n(m,n), \quad (3)$$

式中, $g(m,n)$ 、 $f(i,j)$ 、 $h(m,n)$ 和 $n(m,n)$ 分别对应于降质图像、原始图像、PSF及加性噪声的离散化形式。

由式(2)和式(3)可以看出,在PSF为空间移不变的情况下,盲图像复原是一个仅从观测到的降质图像 $g(x,y)$ 或 $g(m,n)$ 估计原始图像 $f(x,y)$ 或 $f(m,n)$ 和降质过程 $h(x,y)$ 或 $h(m,n)$ 的二维盲解卷积问题。加性噪声 $n(x,y)$ 或 $n(m,n)$ 的

存在是不可避免的,从而使得盲图像复原这个逆问题的求解变得更为复杂和困难,甚而表现出严重的病态性质,例如:解的非唯一性、解与观测数据的非连续依赖性等^[8-9]。本文将阐释与分析具有代表性的盲图像复原理论、算法及其改进,以便在此基础上更为清晰与深刻地认识和理解盲图像复原。

3 盲图像复原主要算法及其改进

盲图像复原的理论和算法虽然很多,但从本质上讲主要分为四大类:基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法、基于参数估计的算法、基于迭代或递归的盲图像复原算法以及基于概率框架的盲图像复原算法。近年来,针对各类算法在复原盲图像时所存在的问题,提出了大量改进算法,下面就各类算法及其改进分别进行分析。

3.1 基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法

基于多项式零点分布与零片分离的算法是基于式(2)和(3)的假定,即图像的降质过程为线性二维卷积。在无干扰噪声的情况下,对式(3)进行 Z 变换(ZT)有:

$$G(z_1, z_2) = F(z_1, z_2)H(z_1, z_2). \quad (4)$$

根据多变量多项式代数理论,对于 $F(z_1, z_2)$ 等一般形式的多于一维的多变量多项式来说,通常是不可因子分解的^[10]。式(4)中,根据降质图像在 Z 域的零点分布及其在零平面所形成的零片,可采用零点迹或零片分离的方法,将降质图像 $G(z_1, z_2)$ 进行因子分解,得到的解即为原始图像解 $F(z_1, z_2)$ 和降质过程解 $H(z_1, z_2)$ 。图2给出了两幅简单图像卷积的零片分离原理示意图^[11]。

图2(a)和(b)分别为两幅简单的 2×2 复值图像的零片,(c)为(a)和(b)卷积后的零片,在(c)中用虚线绘出了(a)的零片,用实线绘出了(b)的零片。从图2(c)可以看出,两幅图像的零片除在有限点相交外,两者是相互分离的。因此,通过降质图像的零片分离便可实现原始图像 $F(z_1, z_2)$ 与PSF $H(z_1, z_2)$ 在 Z 域的分离,通过 Z 反变换便可实现盲图像复原。

理论上讲,基于多项式零点分布与零片分离

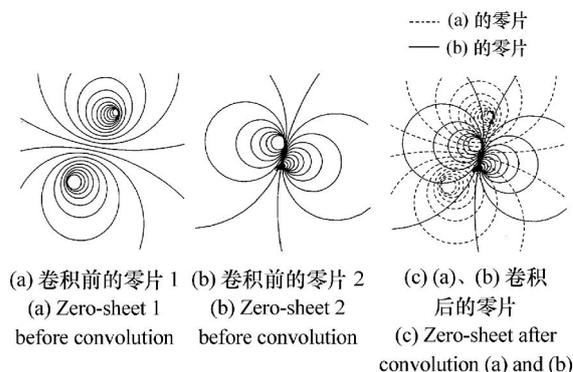


图2 两幅简单图像卷积的零片分离

Fig. 2 Zero-sheet separation of two simple convolved images

的算法,深刻洞悉了卷积与图像降质、盲解卷积与盲图像复原的关系,普遍适用于基于二维卷积模型的降质图像的盲复原。然而,由于该算法的复杂性及其对噪声的敏感性,至今仍处于理论仿真与实验阶段,对真实的降质模糊图像难以有效使用,因此,这里就不再对这类算法进行更多的阐述。

3.2 基于参数估计的算法及其改进

基于参数估计的算法主要是对PSF和原始图像用某一类模型加以描述,而后对模型的参数进行辨识,从而实现盲图像复原的目的。其中,ARMA模型参数估计法就是一种常见的模型参数法,该算法需要同时辨识PSF和原始图像模型参数,由于其计算量大、解非唯一且往往不稳定等,而较难在实际系统中得以应用^[12]。本文仅对近年来出现的利用成像系统特性提出的基于参数估计的盲图像复原算法—APEX盲图像复原算法进行阐述。对式(2)进行傅里叶变换后可表示为:

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

式中, u, v 对应为各函数频域中的频率;函数 $F(\cdot)$ 对应为空间域函数 $f(\cdot)$ 的频域表示。

APEX算法中假设系统PSF $h(x, y)$ 为类高斯函数(G function),其虽不存在一般意义的空间解析形式,但在频域的 $H(u, v)$ 可简洁表示为^[6]:

$$H(u, v) = \int h(x, y) \exp[-2\pi i(ux + vy)] dx dy = \exp[-\alpha(u^2 + v^2)^\beta], \quad (6)$$

$$\alpha > 0, 0 < \beta \leq 1,$$

式中, $H(u, v)$ 也称为光学传递函数。

根据降质图像的频谱信息估算出 α, β 值, 进而获得 PSF, 再利用连续边界慢演进 (SECB) 技术来进行反卷积重构图像^[9]。

APEX 算法充分利用了成像系统的先验特性, 实时性强, 能在普通台式机几秒时间内完成大小为 512×512 、精度为 8 bit 的灰度图像盲复原。当然, 该算法是基于 PSF 具有如式 (6) 所述形式的假定, 因而仅适用于 PSF 为圆对称形式的盲图像复原。此外, APEX 法需要较多的人为参与进行参数的选取, 甚至有时为获得满意的结果而需进行反复的尝试; 使用 SECB 技术进行反卷积重构图像, 须尝试一系列的演化时间值并通过人的参与来选择最佳结果, 因而该方法较为局限。

为了实现真正意义上的实时图像盲复原, 在 APEX 的基础上, 中国科学院光电技术研究所的罗一涵等人根据通常图像的大部分能量集中在其频谱原点附近的“低频”区域, PSF 的能量信息易被淹没在图像能量中, 而“高频”区域, 虽图像能量很弱但却易被噪声淹没的特点, 提出一种新的基于中频的图像盲复原法^[14]。该算法认为在“低频”和“高频”之间存在的中间区域, 既较好地保留了 PSF 信息而同时受图像能量信息和噪声能量信息影响又较小, 因此如果能有效自动确定降质图像的中频区域, 就能方便地实现 PSF 的估计而无需任何人为的参与。

此外, 在利用反卷积技术重构图像时, 除了可以利用上述 SECB 技术, 还有一种经典的反卷积技术——“最小均方误差滤波 (Wiener 滤波)”, 其复原图像用式 (7) 计算:

$$\hat{F}(u, v) = \frac{\hat{H}^*(u, v)G(u, v)}{|\hat{H}(u, v)|^2 + \Pi(u, v)}, \quad (7)$$

式中, $\hat{F}(u, v)$ 和 $\hat{H}(u, v)$ 分别为原始图像和 PSF 的傅里叶变换估计; $\hat{H}^*(u, v)$ 是 $\hat{H}(u, v)$ 的复共轭; $\Pi(u, v) = |N(u, v)|^2 / |F(u, v)|^2$ 是噪声和原始图像功率谱的比值。当 $\Pi(u, v)$ 未知时, 实际中往往用一个常数 Γ 来替换, 然而 Γ 值的确定一定程度决定着复原的优劣, 所以为确定 Γ 的值, 借助中频域的定位, 使用一种新的“基于中频域的 Wiener 滤波法”, 即选取与定位相同的过原点

线, 且令:

$$\begin{aligned} T_0(u) &= \ln[|\hat{H}(u, 0)|^2 + \Pi(u, 0)], \\ T_1(u) &= \ln[|\hat{H}(u, 0)|^2 + \tau], \\ T_2(u) &= \ln[|\hat{H}(u, 0)|^2]. \end{aligned} \quad (8)$$

使问题变成如何选取 Γ 使 $T_1(u)$ 在抑制噪声的基础上最佳地适配 $T_0(u)$ 。

总的说来, 这种基于中频的图像盲复原算法具有快速、稳定、参数少的特点, 能一定程度实现降质图像的实时复原。然而, 该算法仍将 PSF 设定为 G 类函数, 仍然无法应用于位移模糊、拉伸模糊等情况。

此外, 一般 APEX 图像盲复原技术过程中有一个非常重要的属性: 降质图像与 PSF 尺度大小存在强不对称性, 于是, 通过将模糊图像划分为多块, 而这些块均可以看作模糊核的观测, 而由此将问题转化为单通道多数据的通道估计问题, 根据 MAP 估计理论知, 模糊核的估计是可能的, 且随着图像的增大, 估计精度会逐渐提高。基于此, 可以通过多区域参数估计方法, 提高 APEX 算法估计参数的精度, 进而提高其可用性^[15]。该算法没有复杂的多参数输入且无需迭代, 具有良好的应用前景。

3.3 基于迭代或递归的盲图像复原算法及其改进

3.3.1 迭代盲解卷积 (IBD) 算法及其改进

基于迭代或递归的盲图像复原算法是一种交替地估计 PSF 与原始图像的算法。由 Ayers 和 Dainty 提出的 IBD 算法^[16]的基本思想是: 首先, 任意给定一个 \hat{f}_0 作为原始图像的估计, 对此作 Fourier 变换并取倒数得逆滤波 $\frac{1}{\hat{F}(u, v)}$, 再由式 (5) 得到 $H(u, v)$ 的估计:

$$H(u, v) = \frac{1}{\hat{F}(u, v)} [G(u, v) + N(u, v)]. \quad (9)$$

然后, 对 $H(u, v)$ 作反 Fourier 变换并实施空间域的相应约束条件, 可得到 PSF 空间域的估计 \hat{h} , 再对 \hat{h} 作 Fourier 变换并取倒数得逆滤波 $\frac{1}{\hat{H}(u, v)}$, 从而可得 $F(u, v)$ 的估计:

$$F(u, v) = \frac{1}{\hat{H}(u, v)} [G(u, v) + N(u, v)] . \quad (10)$$

最后,对 $F(u, v)$ 作反 Fourier 变换并实施空间域的相应约束条件,可得到原始图像空间域的估计 \hat{f}_0 , 如此反复迭代,便可获得原始图像与 PSF 的近似估计。IBD 算法的基本流程如图 3 所示。

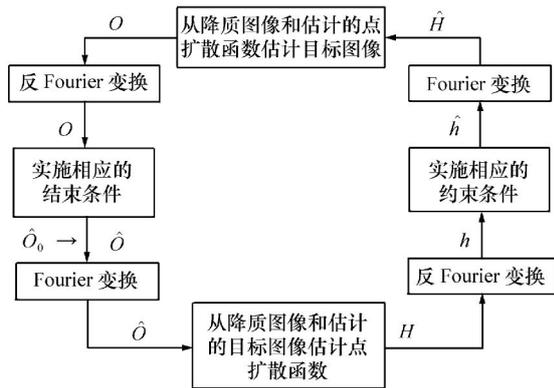


图 3 IBD 算法的基本流程

Fig. 3 General process diagram of IBD algorithm

IBD 算法的优点在于:对图像和点扩散函数进行交替式迭代,能够不断利用当前步骤的计算结果更新下一步骤的估计参数,以达到非线性逐次逼近的目的。另外,还可根据实际图像降质情况或算法需要,灵活地施加空域和变换域的先验约束或限制条件,以提高算法准确性。同时,算法的复杂度低、处理流程明确,适于硬件的模块化实现。然而,该算法缺乏停止迭代的收敛条件,难以确保其唯一性,对初始估计敏感,经常出现不稳定的情况。

针对这些不足, Lane 提出将解卷积的问题转换为包含约束条件的代价函数最小化的优化问题^[17],从而可利用代价函数判断交替迭代的终止与否。Chan 和 Wong 等人提出基于代价函数的总变分(TV)最小盲图像复原算法^[18]:

$$J(f, h) = \frac{1}{2} \|g - h * f\|^2 + \alpha_1 \int_{\Omega} |\nabla f| \, dx dy + \alpha_2 \int_{\Omega} |\nabla h| \, dx dy , \quad (11)$$

式中, α_1, α_2 为正常数, ∇f 表示函数 f 的梯度, Ω 为图像的空间域。

针对求解基于代价函数最小化逆问题的病态性和不稳定性,人们提出了更具一般形式的正则化的基于代价函数最小的盲图像复原算法提出^[19],其定义的代价函数形式为:

$$J(f, h) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (g - h * f)^2 \, dx dy + \alpha_1 \int_{\Omega} \kappa(|\nabla f|) \, dx dy + \alpha_2 \int_H \beta(|\nabla h|) \, dx dy , \quad (12)$$

式中, Ω 为图像的空间支持域, H 为 PSF 的空间支持域, α_1, α_2 为正则化常数, $\kappa(\cdot), \beta(\cdot)$ 为正则函数。对式(11)、(12)可采用交替迭代的方法求出满足代价函数 $J(f, h)$ 最小的原始图像和 PSF 的估计。

基于已有研究,2013 年重庆大学唐述等人提出了一种高阶混合正则化盲图像复原算法,用于实现模糊噪声图像的清晰化盲复原^[20]。该算法根据自然图像边缘的稀疏特性,对图像的边缘细节成分进行全变差(Total Variation, TV)正则化约束。根据自然图像同性质平滑区域内像素值的变化规律,将一种高阶的类 Tikhonov 正则化约束运用于图像的平滑区域,提出一种新的高阶混合正则化模型^[20]:

$$\begin{aligned} \min_{u_u, u_v, k} J(u_u, u_v, k) = & \min_{u_u, u_v, k} \frac{1}{2} \|k * u_u + k * u_v - f\|_2^2 + \\ & \lambda_1 \iint_{\Omega} |\nabla u_u| \, dx dy + \\ & \lambda_2 \iint_{\Omega} (\nabla^2 u_v)^2 \, dx dy + \\ & \lambda_3 \Phi(k) , \end{aligned} \quad (13)$$

$$u = u_u + u_v , \quad (14)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数, $*$ 表示卷积运算, k 为 PSF(未知), $\Phi(k)$ 为 PSF 的正则化约束项, f 为观察到的降质图像, u 为原始的清晰图像。原始图像 u 分裂成两部分: u_u (边缘细节) 和 u_v (平滑区域)。为了有效地求解这类模型,可以采用一种多变量分裂布雷格曼(MSB)最优化迭代策略来进行最优化求解,将模型转化为一种约束的最优化问题^[20]:

$$\min_{u_u, u_v, k} \frac{1}{2} \|k * u_u + k * u_v - f\|_2^2 + \lambda_1 \| \nabla u_u \|_1 + \lambda_2 \| \nabla^2 u_v \|_2^2 + \lambda_3 \Phi(k), \quad (15)$$

式中, $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数。

这种高阶混合正则化盲图像复原算法能够很好地保护图像的边缘细节,同时,还能有效地消除图像平滑区域内的阶梯和假边缘瑕疵。与近几年来发展的一些盲图像复原方法相比,该方法的信噪比增量 (ISNR) 增加为 0.03 ~ 2.5 dB。

3.3.2 非负支持域受限递归逆滤波 (NAS-RIF) 算法及其改进

根据逆滤波的思想,构造一滤波器 $u(x, y)$, 使其满足:

$$h(x, y) * u(x, y) = \delta(x, y), \quad (16)$$

式中, $h(x, y)$ 为 PSF, $\delta(x, y)$ 为二维单位脉冲函数。于是有:

$$f(x, y) = f(x, y) * h(x, y) * u(x, y) = g(x, y) * u(x, y). \quad (17)$$

$$\hat{f}_{NL}(x, y) = \begin{cases} \hat{f}(x, y) & \text{当 } (x, y) \in D_{sup} \text{ 且 } \hat{f}(x, y) \geq 0 \\ 0 & \text{当 } (x, y) \in D_{sup} \text{ 且 } \hat{f}(x, y) < 0 \\ L_B & \text{当 } (x, y) \notin D_{sup} \end{cases}, \quad (18)$$

式中, D_{sup} 为图像有限支持域内部所有像素的集合;而 \bar{D}_{sup} 为图像有限支持域外部所有像素的集合; L_B 为图像背景的灰度值。该算法流程可描述为: 降质图像 $g(x, y)$ 经滤波器 $u(x, y)$ 滤波, 输出无支持域约束的估计图像 $\hat{f}(x, y)$, 并将其投影到支持域约束下的真实图像空间获得 $\hat{f}_{NL}(x, y)$, 并以 $\hat{f}(x, y)$ 与 $\hat{f}_{NL}(x, y)$ 的间的差值 $e(x, y)$ 修正滤波器 $u(x, y)$, 如此反复迭代, 使代价函数逐步收敛 $\hat{f}_{NL}(x, y)$ 逐渐逼近真实图像, 从而获得真实图像估计。

在上述流程中, 建立迭代估计代价函数为:

$$J(\hat{f}, u) = \sum_{(x, y) \in D_{sup}} \frac{|1 - \text{sgn}[\hat{f}(x, y)]|}{2} \hat{f}^2(x, y) + \sum_{(x, y) \notin D_{sup}} |\hat{f}(x, y) + L_B|^2 +$$

式中, $f(x, y)$ 为原始图像, $g(x, y)$ 为降质图像。从逆滤波的角度出发, 并施以支持域约束, D. Kunder 等人提出非负支持域受限递归逆滤波 (NAS-RIF) 盲图像复原算法, NAS-RIF 算法流程图如图 4 所示^[21]。

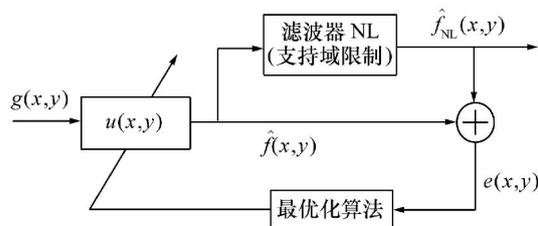


图 4 NAS-RIF 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of NAS-RIF algorithm

图 4 中, $u(x, y)$ 表示系数可变的 FIR 滤波器, 估计图像 $\hat{f}(x, y)$ 是降质图像 $g(x, y)$ 经 $u(x, y)$ 滤波后的结果, $e(x, y)$ 为不引入支持域约束估计 $\hat{f}(x, y)$ 与引入支持域约束估计 $\hat{f}_{NL}(x, y)$ 间的差值, $\hat{f}_{NL}(x, y)$ 是 $\hat{f}(x, y)$ 在真实图像空间上的投影, 其定义如下:

$$\gamma \left[\sum_{\forall (x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2. \quad (19)$$

式中, $\hat{f}(x, y) = g(x, y) * u(x, y)$, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, D_{sup} 为图像支持域, L_B 背景灰度, γ 为正常数。而 NAS-RIF 算法即为选择恰当的 $u(x, y)$, 使代价函数最小, 获取估计图像 $\hat{f}(x, y)$ 。

在无需知道系统 PSF 的情况下, 具有较好的收敛性, 解具有唯一性。在无噪情况下, 能够得到好的效果, 但只适用于均匀背景的情况, 且易受噪声干扰。

针对上述算法的不足, 许多改进算法相继问世, 其中, 四川大学唐挺等人应用小波去噪和图像分割技术提出的改进 NAS-RIF 算法^[21] 如图 5 所示。

这种改进的 NAS-RIF 图像盲复原算法是在已有的 NAS-RIF 算法原理基础上, 首先利用小波

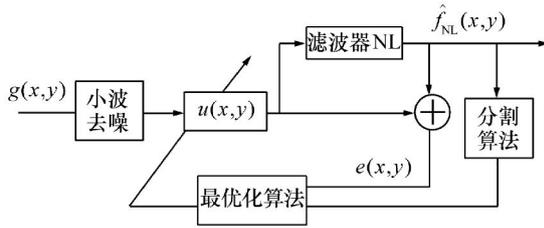


图5 改进 NAS-RIF 算法结构

Fig. 5 Structure diagram of improved NAS-RIF algorithm

去噪的原理,小波分解降质图像 $g(x, y)$ 得到小波系数 $w(m, n)$, 通过阈值选取去噪, 修正小波系数得 $\hat{w}(m, n)$, 并重构去噪图像。

再针对算法中假设目标支持域为矩形的不足, 提出采用图像分割技术, 将降质图像 $g(x, y)$ 分成目标和背景两类, 支持域由目标像素组成并构建与降质图像尺寸相同的图像支持域掩模 $b(x, y)$, 非支持域由背景像素组成。通过图像支持域掩模表示任意形状的支持域, $b(x, y)$ 的构建为:

$$b(x, y) = \begin{cases} 1 & g(x, y) > T \\ 0 & g(x, y) \leq T \end{cases}, \quad (20)$$

式中, 1 表示属于支持域, 0 表示属于非支持域, T 为门限, 可由最小误差门限法求得。

改进后的代价函数定义为:

$$J(\hat{f}, u) = \sum_{b(x,y)=1} \frac{|1 - \text{sgn}[\hat{f}(x,y)]|}{2} |\hat{f}(x,y) + \sum_{b(x,y)=0} |\hat{f}(x,y) - L_B|^2 + \gamma \left[\sum_{v(x,y)} u(x,y) - 1 \right]^2. \quad (21)$$

实际计算中, 门限 T 的取值可根据每一步迭代估计的图像 $\hat{f}(x, y)$ 进行重新计算, 而进一步提高支持域的精度。

这种基于小波去噪和图像分割技术的改进 NAS-RIF 算法对低信噪和背景不均匀的退化图像, 具有更好的复原效果和更快的收敛速度。此外, 针对 NAS-RIF 算法对噪声敏感的问题, 也可

以采用基于最小二乘支持向量机的去噪方法, 进行降质图像的去噪预处理, 以便既能有效抑制噪声又能很好保持图像细节。同时, 在滤波迭代过程中引入低通滤波, 进一步削弱噪声的影响, 提高复原图像的信噪比^[22]。

IBD 和 NAS-RIF 作为基于迭代和递归的盲图像复原算法, 能在非常缺乏成像系统先验知识的条件下, 对图像进行复原, 因而具有一定的普遍适用性。然而, 通常这类交替迭代或递归算法的收敛很难保证, 致使这类算法具有解的不确定性与不稳定性, 且易在最小化代价函数的优化过程中陷入局部极小化。同时, 为了获得质量较高的复原图像, 需要大量的迭代或递归次数且很耗时, 因此, 难以直接应用于实时性要求较高的系统。

3.4 基于概率框架的盲图像复原算法

在盲图像复原研究中, 基于概率框架的算法主要有: 基于 Richardson-Lucy (R-L) 的盲图像复原算法和基于极大似然估计的盲图像复原算法。基于 R-L 的图像复原算法首先由 Richardson 等人提出。由 Bayes 定理有:

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{\int p(y|x)p(x)dx}, \quad (22)$$

于是有:

$$p(x) = \int p(x|y)p(y)dy. \quad (23)$$

将式(22)代入式(23)可得:

$$p(x) = p(x) \int \frac{p(y|x)p(y)}{\int p(y|x)p(x)dx} dy, \quad (24)$$

式中, $p(x)$ 为原始图像的估计 $f(x, y)$; $p(y|x)$ 为 PSF $h(x, y)$; $p(y)$ 为降质图像 $g(x, y)$ 。若 PSF 未知, 可以使用交替迭代方法, 同时估计出原始图像和 PSF^[23]。设经 r 次迭代后原始图像的估计为 $f^r(x, y)$, PSF 为 $h^r(x, y)$, 则有第 $(r+1)$ 次迭代表达式为:

$$\begin{aligned} h^{r+1}(x, y) &= \left\{ \left[\frac{g(x, y)}{h^r(x, y) * f^r(x, y)} \right] * f^r(-x, -y) \right\} h^r(x, y) \\ f^{r+1}(x, y) &= \left\{ \left[\frac{g(x, y)}{f^r(x, y) * h^{r+1}(x, y)} \right] * h^{r+1}(-x, -y) \right\} f^r(x, y) \end{aligned} \quad (25)$$

基于 R-L 的盲图像复原算法具有能保证图像和 PSF 在空间域非负的良好特性,即若将初始的原始图像估计置为非负,则原始图像的估计将在整个迭代过程中保持非负,因而无须在每次迭代后强加该约束。但该算法仍然有交替迭代算法终止条件缺乏及无法保证其收敛的不足。

基于极大似然估计的盲图像复原算法,也是在 PSF 未知的情况下,根据降质图像、原始图像以及 PSF 的一些先验知识,采用概率理论建立似然函数,再通过极大似然函数的方式来实现对原始图像和 PSF 的估计重建。采用极大似然概率的图像复原算法,有利于提高复原图像对于干扰噪声的鲁棒性^[24]。设由降质图像 $g(x,y)$ 估计解 $f(x,y) * h(x,y)$ 的概率为 $P(h * f|g)$,降质图像的概率为 $P(g)$,原始图像的概率为 $P(f)$,由解 $f(x,y) * h(x,y)$ 估计降质图像 $g(x,y)$ 的概率为 $P(g|h * f)$ 。由 Bayes 定理有:

$$P(h * f|g) = \frac{P(g|h * f)P(f|h)}{P(g)}, \quad (26)$$

式中,降质图像的概率 $P(g)$ 由成像系统确定,与式(26)最大化无关。当 $P(h * f|g)$ 取得最大值时,则认为原始图像 $f(x,y)$ 和 PSF $h(x,y)$ 是最大概率地逼近其真实结果,即最大程度地实现了原始图像和 PSF 的估计重建。因此,概率函数的极大化过程也即是原始图像的重建过程^[25]。

将概率函数 $P(h * f|g)$ 的极大化过程转化为对如下代价函数的最小化^[25]:

$$J(h,f) \equiv -\ln[P(h * f|g)] = -\ln[P(g|h * f)] - \ln[P(f)] - \ln[P(h)], \quad (27)$$

令 $\varepsilon_g = -\ln[P(g|h * f)], \varepsilon_f = -\ln[P(f)], \varepsilon_h = -\ln[P(h)]$,则有:

$$J(f,h) = \varepsilon_g + \varepsilon_f + \varepsilon_h, \quad (28)$$

式中, ε_g 是估计解与降质图像 $g(x,y)$ 的相容性约束, ε_f 和 ε_h 分别为原始图像和 PSF 的相应先验知识约束。当 $\varepsilon_g, \varepsilon_f$ 及 ε_h 均取最小值时,即可计算出代价函数 $J(f,h)$ 的最小值,从而实现原始图像和 PSF 的重建。代数函数的极小值可以采用共轭梯度法进行求解^[26]。

R-L 算法是基于极大似然概率盲图像复原的一个特例,而采用极大似然概率的方法可更多地融入原始图像和 PSF 的先验知识作为约束条件。基于概率框架的盲图像复原算法,与基于迭代或递归的盲图像复原算法相比,具有能更好地保证原始图像与 PSF 约束条件的特性,但该类算法有很强的非线性,运算量较大,计算耗时,为使算法能应用于实时系统,温博等人对此开展了相关工作^[27]。

3.5 盲图像复原主要算法特性分析

为了更清晰地明确上述四大类盲图像复原算法的优缺点,表 1 从算法的适用性、有效性、稳定性及实时性等方面进行了比较分析。

表 1 盲图像复原主要算法特性分析

Tab. 1 Analysis of characteristics of the main algorithms

算法	基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法	基于参数估计的算法	基于迭代或递归的盲图像复原算法	基于概率框架的盲图像复原算法
适用性	差	差	优	优
有效性		优		
实时性		优	差	差
稳定性			差	差
简单性	差	差	差	差
噪声不敏感性	差			
确定性			差	差

对于基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法,由于算法的复杂性及其对噪声的敏感性,

因而难以对真实的降质模糊图像进行有效复原。结合成像系统特性的基于参数估计的 APEX 算

法,能有效实现降质图像的盲复原,且实时性强,但该算法仅适用于 PSF 为圆对称形式的盲图像复原,缺乏普遍适用性,且需过多的人为参与和人是经验来反复选择参数。基于迭代或递归的盲图像复原算法,能在缺乏成像系统先验知识的条件下,对图像进行复原,因而具有一定的普遍适用性,但由于这类交替迭代或递归算法的收敛很难保证,因而常具有解的不确定性与不稳定性,且大量迭代运算很耗时,导致实时性差。基于概率框架的盲图像复原算法,同样对成像系统和原始图像的先验知识要求不高,具有解的不确定性与不稳定性,与基于迭代或递归的盲图像复原算法相比,能更好地保证原始图像与 PSF 约束条件,但该类算法有很强的非线性,其运算量较大。

由于先验知识的缺乏,使盲复原算法难以同时保证其结果的唯一性、快速收敛性和鲁棒性等。针对各类算法在复原盲图像时所存在的问题,近年来也涌现出大量改进算法,但仍存在许多不足。

参考文献:

- [1] HELSTROM C W. Image restoration by the method of least squares[J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1967, 57(3): 293-297.
- [2] 阎雪飞,许廷发,白廷柱. 改进的固定点图像复原算法[J]. *中国光学*, 2013, 6(3): 318-324.
YAN X F, XU T F, BAI T ZH. Improved fixed point method for image restoration[J]. *Chinese Optics*, 2013, 6(3): 318-324. (in Chinese)
- [3] 梁春,沈建新,钮赛赛. 基于半盲解卷积复原的高分辨率视网膜成像系统[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(6): 1374-1381.
LIANG CH, SHEN J X, NIU S S. High resolution retinal imaging system based on semi-blind deconvolution restoration [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1374-1381. (in Chinese)
- [4] 赵金宇,吴元昊,贾建禄,等. 基于实时波前信息的图像复原[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(6): 1350-1356.
ZHAO J Y, WU Y H, JIA J L, et al. Image restoration based on real time wave-front information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1350-1356. (in Chinese)
- [5] 张威,杨克成,范泛,等. 基于模糊度量的激光水下图像复原的盲去卷积方法[J]. *光学与光电技术*, 2011, 9(2): 27-32.
ZHANG W, YANG K CH, FAN F, et al. Blind deconvolution approach based on blur metric method for laser underwater image restoration [J]. *Opt. Optoelectronic Technology*, 2011, 9(2): 27-32. (in Chinese)
- [6] 范泛,杨克成,夏珉,等. 盲反卷积方法在水下激光图像复原中的应用[J]. *光学与光电技术*, 2010, 8(3): 13-17.
FAN F, YANG K CH, XIA M, et al. Underwater image restoration by means of blind deconvolution approach [J]. *Opt. Optoelectronic Technology*, 2010, 8(3): 13-17. (in Chinese)
- [7] 王建立,汪宗洋,王斌,等. 相位差异散斑法图像复原技术[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1165-1170.
WANG J L, WANG Z Y, WANG B, et al. Image restoration by phase-diverse speckle [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1165-1170. (in Chinese)
- [8] 李庆波,许志高,陈守谦,等. 探测器噪声对波前编码成像系统图像复原过程影响的理论研究[J]. *光学与光电技术*, 2011, 9(6): 14-20.

为此提出适用、有效、稳定、实时的盲图像复原算法,是盲图像复原的一个研究方向。

4 结束语

本文将近年来具有代表性的主要盲图像复原算法从本质上分为四大类:基于多变量多项式零点分布与零片分离的算法、基于参数估计的算法、基于迭代或递归的盲图像复原算法以及基于概率框架的盲图像复原算法,并围绕各类盲图像复原的原理、算法及其改进展开了分析与讨论,为更清晰、深刻地运用盲图像复原方法,解决实际图像降质问题提供参考。由于盲图像复原问题本身的复杂性,以及已提出的各类算法仍存在不足,因此,还需要进一步发展和完善系统的理论基础与相关的应用研究。

- LI Q B, XU ZH G, CHEN SH Q, *et al.*. Detector noise in the wavefront coding imaging system recovery process[J]. *Opt. Optoelectronic Technology*, 2011, 9(6):14-20. (in Chinese)
- [9] CARASSO A S. Direct blind deconvolution[J]. *Appl. Math*, 2001, 61(6):1980-2007.
- [10] FIDDY M A. *The Role of Analyticity in Image Recovery*[M]. Orlando:Image Recovery:Theory and Application, 1987.
- [11] LANE R G, BATES R H T. Automatic multidimensional decouvolution[J]. *Opt. Soc. Am.*, 1987, A.4(1):180-188.
- [12] 张航, 罗大庸. 图像盲复原算法研究现状及其展望[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(10):1145-1152.
ZHANG H, LUO D Y. Status and development of study on blind image restoration algorithm[J]. *Chinese J. Image and Graphics*, 2004, 9(10):1145-1152. (in Chinese)
- [13] FELLER W. *An Introduction to Probability Theory and Its Applications*[M]. New York:Wiley Press, 1971.
- [14] 王辉, 吴钦章. 多区域参数估计实时图像盲复原[J]. 光电工程, 2012, 39(3):130-136.
WANG H, WU Q ZH. Real-time blind image restoration method based on multi-region parameters estimate[J]. *Opto-Electronic Eng.*, 2012, 39(3):130-136. (in Chinese)
- [15] 罗一涵, 付承毓. 基于中频的实时图像盲复原算法[J]. 四川大学学报, 2010, 42(6):109-118.
LUO Y H, FU CH Y. Mid-frequency-based method for real-time blind image restoration[J]. *J. Sichuan University(Engineering Science Edition)*, 2010, 42(6):109-118. (in Chinese)
- [16] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. *Opt. Lett.*, 1988, 13(7):547-549.
- [17] LANE R G. Blind deconvolution of speckle images[J]. *Opt. Soc. Am.*, 1992, A9:1508-1514.
- [18] CHAN T F, WONG C. Total variation blind deconvolution[J]. *IEEE*, 1998, 7(3):370-375.
- [19] YOU Y L, KAVEH M. A regularization approach to joint blur identification and image restoration[J]. *IEEE*, 1996, 5(3):416-428.
- [20] 唐述, 龚卫国. 高阶混合正则化图像盲复原方法[J]. 光学精密工程, 2013, 21(1):151-157.
TANG S, GAO W G. High-order hybrid regularization method for blind restoration[J]. *Opti. Precision Eng.*, 2013, 21(1):151-157. (in Chinese)
- [21] 唐挺, 陶青川, 何小海. 基于小波去噪和图像分割技术的改进 NAS-RIF 盲图像复原算法[J]. 成都信息工程学院学报, 2004, 19(3):372-376.
TANG T, TAO Q CH, HE X H. An improved NAS-RIF algorithm based on wavelet denoising and image segmentation [J]. *J. Chengdu University of Information Technology*, 2013, 21(1):151-157. (in Chinese)
- [22] 穆晓芳, 赵月爱, 张朝霞, 等. 一种改进的 NAS-RIF 图像盲复原算法[J]. 太原师范学院学报, 2009, 8(1):71-75.
MU X F, ZHAO Y A, ZHANG ZH X, *et al.* An improved NAS-RIF algorithm for blind image restoration[J]. *J. Taiyuan Normal University*, 2009, 8(1):71-75. (in Chinese)
- [23] NERI A, SCARANO G, JACOVITTI G. Bayesian iterative method for blind deconvolution[J]. *SPIE*, 1991, 1565:196-208.
- [24] FRIEDEN B R. Restoring with maximum likelihood and maximum entropy[J]. *Opt. Soc. Am.*, 1972, 62:511-518.
- [25] 谢盛华, 张启衡, 宿丁. 基于先验信息和正则化技术的图像复原算法的研究[J]. 量子电子学报, 2007, 24(4):429-433.
XIE SH H, ZHANG Q H, SU D. Study on image restoration method based on prior information and regularization technique[J]. *Chinese J. Quantum Electronics*, 2007, 24(4):429-433. (in Chinese)
- [26] HOLMES T J. Blind deconvolution of speckle images quantum-limited incoherent imagery: maximum-likelihood approach [J]. *Opt. Soc. Am. A*, 1992, 9:1052-1061.
- [27] 温博, 张启衡, 张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. 光学精密工程, 2011, 19(12):3049-3055.
WEN B, ZHANG Q H, ZHANG J L. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12):3049-3055. (in Chinese)

作者简介:



曹雷(1974—),男,安徽宿州人,博士研究生,副研究员,1993年于重庆大学获得学士学位,2004年于中国科学院研究生院获得硕士学位,主要从事光电工程方面的研究。E-mail: terrysao@126.com



任戈(1964—),男,研究员,博士生导师,主要从事光电工程、光电测量、激光应用技术等方面的研究。E-mail: renge@ioe.ac.cn



陈洪斌(1953—),男,研究员,博士生导师,主要从事光学、光电测量设备等方面的研究。E-mail: chbin@ioe.ac.cn



徐智勇(1967—),男,研究员,主要从事光电探测、信号与信息处理、图像处理等方面的研究。E-mail: xzy@163.com



邱琪(1965—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事光通信及光电子技术方面的研究。E-mail: qqiu@uestc.edu.cn



张彬(1969—),女,博士,教授,博士生导师,主要从事激光与光通信、光电子技术等方面的研究。E-mail: zhangbinff@sohu.com



张建林(1976—),男,副研究员,主要从事信号与信息处理、图像处理等方面的研究。E-mail: jlin.zhang@gmail.com