

洛伦兹拟合点扩展函数的遥感图像复原方法

黄国兴¹, 刘艺鹏¹, 彭宏^{1*}, 卢为党¹, 王静文²¹浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310023;²中国计量大学信息工程学院, 浙江 杭州 310018

摘要 由于点扩展函数(Point Spread Function, PSF)模型与实际模糊核不匹配, 现有遥感图像的复原效果较差。针对该问题, 提出一种基于洛伦兹拟合点扩展函数的图像复原方法, 对估计的遥感图像 PSF 进行充分拟合以提高复原精度。首先, 考虑现有模型与实际退化过程的匹配误差, 将模糊核建模为基本二维模式的线性组合, 采用洛伦兹函数作为基函数对实际退化所造成的模糊效应进行建模。然后, 选取具有刃边特征的地物目标估计遥感成像系统的退化函数, 同时采用所建立的数学模型对估计的 PSF 进行拟合校正, 将拟合校正后的 PSF 应用于遥感图像恢复, 减少了成像系统退化模糊的干扰。最后, 利用校正后的 PSF, 结合 Richardson-Lucy 算法复原原理, 提出一种遥感图像的复原方法。实验结果表明, 所提方法相比于现有基于其他 PSF 模型的遥感图像复原方法, 图像复原效果得到显著提高。

关键词 遥感; 点扩展函数; 刃边法; 模糊核; 图像复原

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1628003

Remote Sensing Image Restoration Method Based on Lorentz Fitting Point Spread Function

Huang Guoxing¹, Liu Yipeng¹, Peng Hong^{1*}, Lu Weidang¹, Wang Jingwen²¹ College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023, China;² College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China

Abstract Aiming at the problem that the existing remote sensing image restoration effect is poor due to the mismatch between the point spread function (PSF) model and the actual blur kernel, an image restoration method based on a Lorentz fitted PSF is proposed to fully fit the estimated PSF of a remote sensing image and to improve the restoration accuracy. Firstly, considering the matching error between the existing model and the actual degradation process, the blurred kernel is modeled as a linear combination of basic two-dimensional models, and a Lorentz function is used as the basis function to model the blurred effect caused by actual degradation. Then, while selecting the ground object with edge characteristics to estimate the degradation function of the remote sensing imaging system, the established mathematical model is used for fitting correction of the estimated point spread function. After fitting correction, the point spread function is applied to the remote sensing image restoration and to reduce the interference of the degradation ambiguity of the imaging system. Finally, the corrected point spread function and the Richardson-Lucy restoration algorithm are used to restore the remote sensing image. The experimental results show that compared with those of the existing remote sensing image restoration methods based on other point spread function models, the effectiveness of the proposed method is significantly enhanced.

Key words remote sensing; point spread function; edge transformation; blurred kernel; image restoration

OCIS codes 280.4750; 100.1455; 100.3020

收稿日期: 2021-01-27; 修回日期: 2021-02-16; 录用日期: 2021-03-18

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61871348)、浙江省自然科学基金(LQ21F010014, LQ20F030017)

通信作者: *ph@zjut.edu.cn

1 引言

随着遥感科学技术的发展,遥感图像成为研究空间地理科学的重要数据来源之一。目前,遥感图像在各个领域取得了广泛应用;在民用方面,遥感图像在地表检测、资源勘探、海洋资源的应用和天文观测等各个领域发挥了重要的作用;在军事应用方面,遥感图像在军事侦察、目标监控、目标攻击效果的评估等军事活动中也是必不可少的。但遥感数据在获取、传输和存储过程中,受到成像过程中的散焦和衍射作用、大气干扰、气候多变性等诸多因素的影响,最终地表获取的遥感图像出现各种形式的降质现象。多数情况下遥感图像的降质现象表现为噪声污染和不同类型的模糊现象,图像效果变差,难以应用于实际^[1]。普通的光学系统可以采用优化电路设计的方式来消除模糊退化的影响,而对于遥感成像系统,硬件设施难以优化。遥感图像复原技术具有独特的优势,该技术通过获取像差图像即退化图像的点扩展函数(Point Spread Function, PSF)的类型和参数,对模糊退化引起的模糊图像进行反卷积操作,从而获得恢复图像的效果^[2]。

目前,基于成像系统特点以及图像特征来估计点扩展函数的图像复原方法是图像处理领域的研究热点,很多学者在该领域取得了丰硕的研究成果。Li 等^[3]基于改进的 Gibson-Lanni 参数模型,对荧光三维显微图像数据的 PSF 进行建模分析,并且在泊松无偏风险估计(Poisson Unbiased Risk Estimate, PURE)出模型参数的前提下进行盲卷积复原,提高了复原的精度。Liu 等^[4]通过理论分析,采用广义高斯函数(GG)对光学离焦效应模糊进行建模,将其简化为单参数模糊模型以估计模糊核,并根据估计得到的 GG 模型进行图像复原。Lee 等^[5]采用以高斯函数为原子的线性组合来近似实际退化过程,并构建模糊核稀疏字典,在充分表示模糊效应的同时提高了复原的速度和精度。姜亮等^[6]采用 Giancarlo 点扩展函数模型代替传统的高斯模型,进行了星点提取系统的误差频域分析,根据理论解析式提升了星点成像的精度。卢泉等^[7]利用 Boltzmann 函数来拟合带有刃边特征的边界曲线,提高了成像系统 PSF 估计的精确度,并根据像差的特点构造了光栅图像复原系统,进而提升了光栅图像复原的效果。然而,上述方法大多仅仅考虑离焦或像差的影响,适用于模糊程度较低的情况。在该情况下模糊核的建模曲线是平滑的,中心向四周的

衰减趋势也是均匀的。考虑多种因素产生的“非平滑”现象的模糊模型则有待进一步深入研究。此外,基于深度学习原理的复原框架也有很好的恢复效果。桑亮等^[8]提出了基于生成对抗网络的深度卷积神经网络来复原模糊图像的解决框架,引入了对抗损失的思想,通过对残差网络进行修改,很好地恢复了图像的细节信息。基于深度学习复原方法,以神经网络优异的非线性拟合能力去解决模糊核估计这一高度不适定问题,取得了不错的效果,但网络训练依赖于成对数据集,而通常情况下难以保证清晰图像与模糊图像的内容一致,特别是大尺寸的图像很难有成对图像数据集,因此深度学习框架虽然处理结果较为精确,但网络结构相对复杂且需要提前训练,有一定的局限性。

针对现有 PSF 估计模型无法有效地近似实际退化过程,图像复原效果不佳的问题,本文将模糊核建模为基本二维模式的线性组合,采用脉宽可变(Variable Pulse Width, VPW)的洛伦兹函数作为基函数,并以此为前提提出一种基于洛伦兹拟合点扩展函数的图像复原方法。根据光学理论,图像模糊主要是散焦和衍射效应共同作用的结果^[9]。因此,模糊核通常包含一个平帽和斜坡边缘^[10]。通过进一步的观察,发现受噪声和大气流速等其他因素的影响,模糊核的斜坡和边缘具有特殊的畸变形状^[4,11]即“非平滑”现象。利用 VPW 函数的线性组合,可以精确地描述“非平滑”现象,并且只需要改变组合方式的设计,就可以针对各种模糊因素进行建模,具有较好的灵活性,适用于各种退化情况,且相对于深度学习方法更加简单,不需要针对特定场景的较为复杂的成对数据集,泛化程度较好。仿真实验结果表明,本文所提方法对模糊图像点扩展函数的估计效果较好,相比于其他 PSF 参数模型更加接近于实际成像系统的情况,图像复原效果更好。

2 遥感图像退化与恢复问题

2.1 遥感图像的退化模型

由于遥感成像系统的脉冲响应和大气湍流等其他因素的影响,地物目标图像发生退化,因此地面所获取的图像是具有一定模糊度的退化图像。假设这种退化函数是线性空间不变的,那么图像退化过程可表示为原始的遥感图像 $f(x, y)$ 和退化函数 $h(x, y)$ 在空间域内的卷积^[12-13],这种图像退化过程可描述为

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y), \quad (1)$$

式中: (x, y) 为像素坐标; $g(x, y)$ 为退化图像; $*$ 为卷积符号。根据卷积定理, 两个函数在空间域内的卷积等价于这两个函数在频率域内的乘积。因此, 该退化过程在频率域内可描述为

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v), \quad (2)$$

式中: (u, v) 为频率域内的像素坐标; $F(u, v)$ 、 $H(u, v)$ 、 $G(u, v)$ 分别为原始遥感图像 $f(x, y)$ 、退化函数 $h(x, y)$ 、退化图像 $g(x, y)$ 的二维傅里叶变换结果。遥感图像的模糊退化过程可以被建模为上述退化函数项 $h(x, y)$, 也就是点扩展函数^[14]。物面点光源通过光学系统后的三维光强分布为点扩展函数, 点扩展函数也被称为成像系统的脉冲响应函数 (Impulse Response Function), 是遥感成像、傅里叶光学、电子显微镜、光栅成像等成像技术中很重要的参数模型。

遥感系统的 PSF 模型的参数主要受到大气湍流的影响, 通常被近似为高斯函数模型, 可表示为

$$h(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

式中: 参数 σ 为高斯函数的标准差, 用来描述模糊的严重程度。这是综合考虑各种扰动因素的近似模型, 并非理论推导而来的精确数学模型。二维高斯模型的示意图如图 1 所示。因此, 预先精确地估计出近似成像系统的 PSF 是图像复原方法的关键。

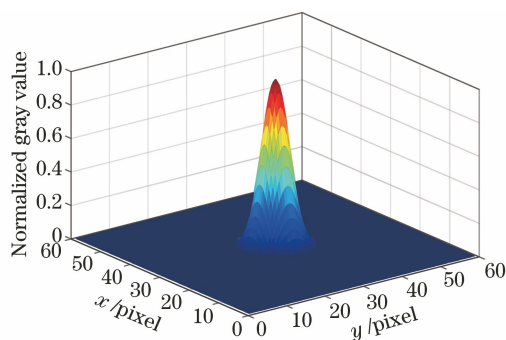


图 1 二维高斯模型示意图

Fig. 1 Schematic of two-dimensional Gaussian model

根据遥感成像系统的特性, 大多数研究将模糊函数近似于高斯形式, 并没有考虑离焦作用以及传感器性能等外在因素的影响。此类模糊函数仅仅适用于遥感成像较为清晰的情况, 此时成像系统的点扩展函数采用高斯点扩展函数近似是合理的^[15]。但值得注意的是, 当模糊度变大时, 受到相机离焦、性能误差、大气流速等多种因素引起的模糊效应的影响, 模糊核的顶部区域趋于平坦且斜坡边缘会有“扭曲”、“畸变”现象。采用高斯函数时这些现象无

法得到很好的近似, 此时高斯模型与实际的模糊过程存在较大的模拟匹配误差^[10, 15]。因此需要更加切合实际退化的近似形式, 保障图像复原结果。

2.2 图像复原问题

图像复原^[15]可减少或消除图像采集过程中的退化现象。如果知道模糊函数的先验知识, 就可以通过图像退化的反过来来恢复图像。复原过程在频率域中可表示为

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}. \quad (4)$$

利用卷积定理, 在频率域中进行图像复原, 能够有效地去除卷积运算。最后对得到的结果 $F(u, v)$ 进行傅里叶反变换即可得到恢复图像。常见频域去卷积的方法有逆滤波复原算法、维纳滤波复原算法等^[7]。非盲卷积复原的方法则是假定光子检测结果呈泊松分布, 并基于贝叶斯公式得到迭代函数。当成像系统的 PSF 已知时, 只需要一个初始的估计值即可进行迭代求解, 直到收敛结束, 常见的算法包含 Lucy-Richardson 算法和最大后验滤波复原算法等^[16]。

对于遥感图像, 由于地表环境的复杂化和成像的特殊性, 其 PSF 的提取尤为困难。由于现有的点扩展函数模型与实际模糊存在较大的近似误差, 达不到较好的复原效果, 需要对传统的图像复原方法进行相应的调整。本文提出了基于改进模糊核的图像复原方法, 通过将模糊核建模为线性组合形式, 可以有效地对单一或者多种退化因素导致的模糊效应进行建模, 解决了现有模型近似误差较大的困难, 复原效果得到提升, 所提方法具有较广泛的应用范围。

3 洛伦兹拟合点扩展函数的遥感图像复原方法

由遥感成像系统原理以及脉冲响应函数模型可以得出, PSF 具有以下几个特点^[15]: 1) 遥感成像系统的模糊降质现象主要是由散焦衍射和大气模糊等效应造成的; 2) 遥感系统的成像结果具有中心区域像素值高、四周像素值低的特点; 3) 在遥感图像处理中, 通常将 PSF 参数模型近似为高斯和圆盘模型。本节利用 VPW 洛伦兹函数的线性组合对模糊核进行建模, 并通过理论分析和实验观测, 论证了 VPW 函数模型对实际成像模糊效应的近似结果的准确性。

3.1 成像模糊的光学理论

当成像目标平面和传感器参考平面之间的距离

足够大时,会出现散焦模糊的问题,其对光学系统的性能会产生不利影响。当出现散焦模糊现象时,成像系统也存在衍射效应。当光学系统在焦平面上产生一个理想的点光源时,由于衍射效应的影响,光线在屏幕上显示为一个衍射图案,其被称为艾力斑点,而不是一个明显的光亮点[9],由于光以波的形式传播,衍射图案在拐角处发生弯曲,观测到的离焦模糊

现象也就是散焦模型和衍射模型组合在一起的结果。因此,离焦模糊核可以用散焦模型与艾里斑模型的卷积来表示。图 2 给出了散焦模型、艾力斑点、二者卷积的二维 PSF 以及它们的一维轮廓。很明显,利用高斯模型和圆盘模型来近似该卷积的形状并不是很理想,后文实际模糊 PSF 分布也证明了这一点。

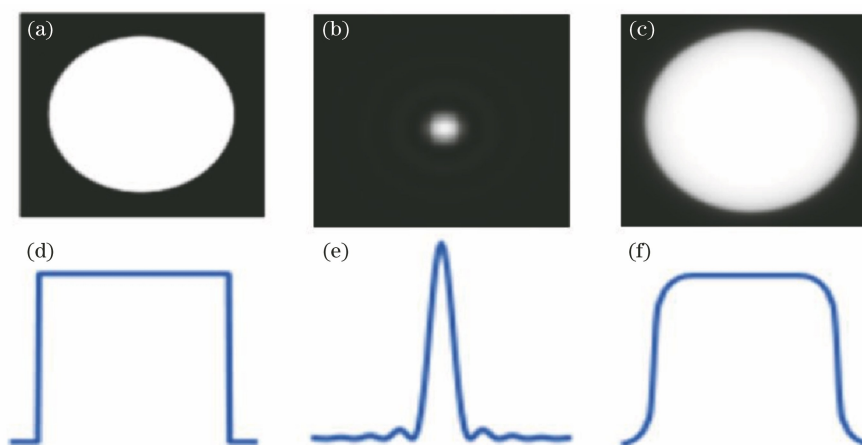


图 2 离焦模糊核(上)及其一维轮廓(下)。(a)(d)圆盘模型;(b)(e)艾力斑点;(c)(f)卷积结果
Fig. 2 Defocusing blurred kernel (upper) and its one-dimensional profile (down). (a)(d) Disk model;
(b)(e) Airy spot; (c)(f) convolution result

除了离焦效应之外,成像结果还会受到大气干扰、传感器性能较差等其他退化因素的影响,因此模糊核的准确估计更加困难。事实上,在大多数实际的遥感图像应用中,点扩展函数既不是未知的也不是完全已知的,图像退化过程中的 PSF 常常包含已知的确定性分量与实际模糊过程的匹配误差即未知的随机分量。例如文献[17]将模糊核函数看作是 $h = \hat{h} + \sigma$ 模型,其中, h 为模糊核, \hat{h} 为模糊过程的已知分量, σ 为估计的模糊核与实际模糊过程的模拟匹配误差。也就是说,利用相应的方法估计出的成像系统 PSF 模型越接近实际的退化过程,综合考虑的成像扰动和畸变抖动的因素就越多,其模拟匹配误差也就相对较小,以该模型的离散数据作为 PSF 模板来恢复图像的效果也就越好。研究表明,基于具有理想阶跃边缘特征的图像,采用刃边法来估计模糊核,可以对实际模糊核进行有效的近似估计,该方法已经相对成熟^[11]。

利用文献[11]的方法,得到几个估计的二维模糊核及其沿着 x 轴的一维轮廓,结果如图 3 所示。可以观察到,模糊核有斜坡边缘(而不是台阶边缘)和顶部平坦区域,不同模糊核之间边缘的衰减速率相似,并且由于受到传感器性能和光线散射等其他因素的影响,模糊核的一维轮廓会出现“畸变”的现

象。根据这一观察,圆盘函数和高斯函数的实际模糊核建模过程是不准确的,这需要寻找更合适的内核模型,同时过于理想化的阶跃边缘特征也限制了实际模糊核估计的可行性和灵活性。因此,本文对基于阶跃边缘估计出的 PSF 进行拟合校正以减小估计误差。

3.2 洛伦兹拟合点扩展函数模型

在本节中,首先证明了基于实际模糊核的特征,通过 VPW 洛伦兹脉冲模型对模糊核建模的可行性,然后利用含有刃边边缘的图像估计 VPW 模糊核的参数。

3.2.1 VPW 模糊核模型

为了对实际遥感图像的 PSF 进行充分估计,本文从形态近似和精确近似两方面,将系统的脉冲响应近似为 VPW 洛伦兹脉冲的线性组合模型,模型表达式为

$$f(t) = f_s(t) + f_a(t), t \in [0, T), \quad (5)$$

式中: t 为信号时刻的取值; T 为信号的时域长度; $f_s(t)$ 和 $f_a(t)$ 分别为 VPW 函数 $f(t)$ 的对称部分和非对称部分,二者的表达式分别为

$$f_s(t) = \frac{r}{\pi[r^2 + (t - t')^2]}, r > 0, t \in [0, T), \quad (6)$$

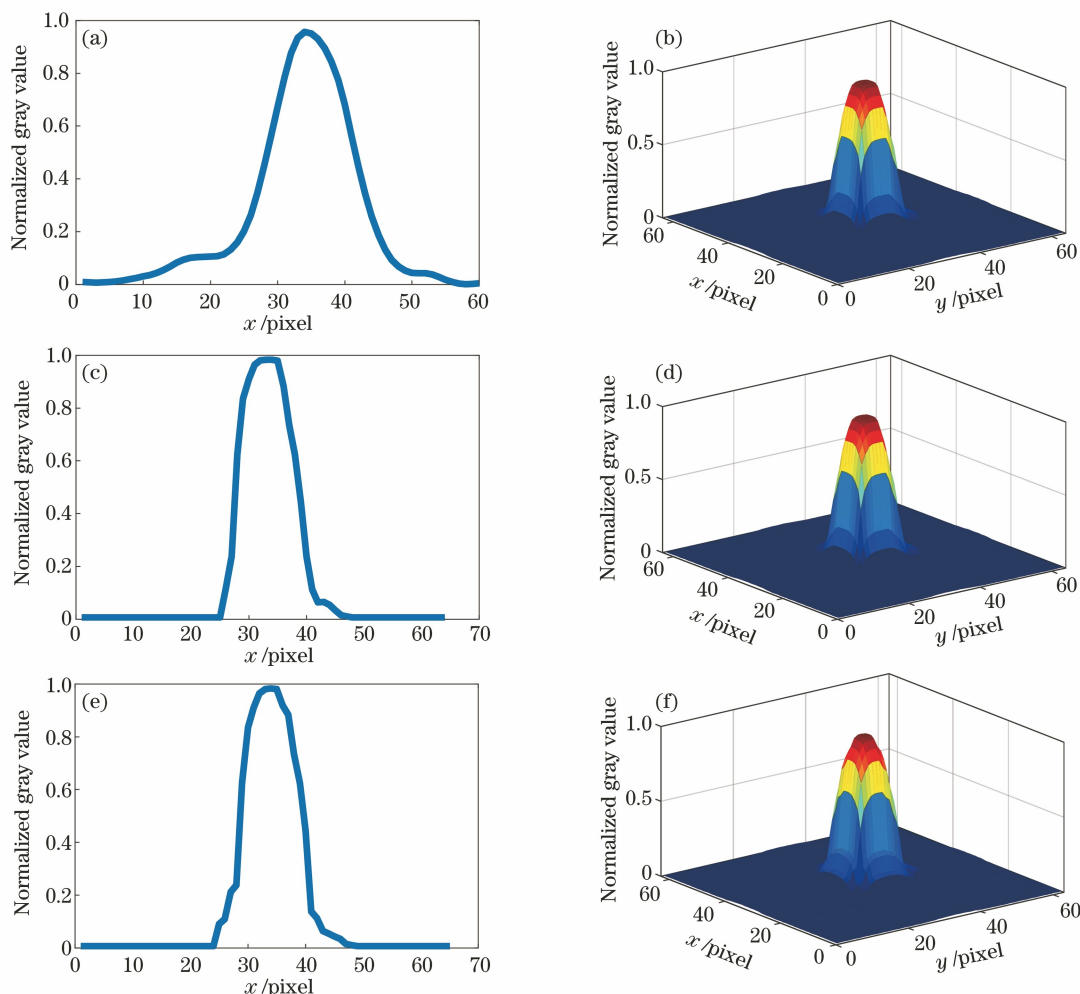


图 3 估计的实际模糊核(右)及其 x 轴的一维轮廓(左)。(a)(b)第一个;(c)(d)第二个;(e)(f)第三个
 Fig. 3 Estimated actual blurred kernel (right) and its x -axis one-dimensional profile (left). (a)(b) First; (c)(d) second; (e)(f) third

$$f_a(t) = d \frac{t - t'}{\pi[r^2 + (t - t')^2]}, r > 0, t \in [0, T), \quad (7)$$

式中: a 、 d 、 t' 和 r 为参数, 分别表示信号对称部分的幅值、信号非对称部分的幅值、信号时延以及信号的脉宽。线性拟合模型为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K f_k(t) + \sigma(t), \quad (8)$$

式中: $x(t)$ 为待描述的信号; $\sum_{k=1}^K f_k(t)$ 为以 VPW 函数为原子的线性组合模型; K 为原子的总数; k 为基函数的原子数量; $\sigma(t)$ 为匹配误差。拟合结果描述了模型对实际模糊核的近似程度, 如果改变模型参数的选取, $\sum_{k=1}^K f_k(t)$ 的大小会改变, 从而匹配误差 $\sigma(t)$ 的数值发生变化, 而 $\sigma(t)$ 的数值直接影响到拟合结果的有效性, 因此参数的选择需要尽可能满

足匹配误差最低这一原则。另外, 参数的选取也会间接影响最终的复原效果, 这也需要选取合适的参数值, 以提升鲁棒性。

选取不同参数值的 VPW 函数, 分别对高斯函数、拉普拉斯 (Laplacian) 函数以及类高斯函数 (Gauss-Like) 模型进行描述, 拟合曲线如图 4 所示。

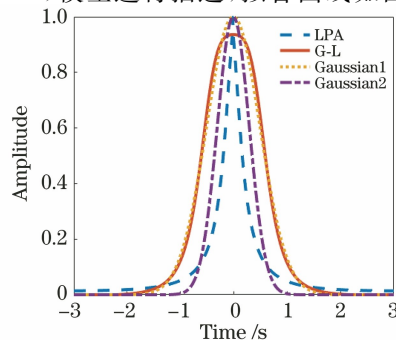


图 4 不同参数的 VPW 函数拟合的曲线
 Fig. 4 VPW-function-fitted curves under different parameters

其中参数值是指基函数对称部分的幅值(a_k)、非对称部分的幅值(b_k)、时延(t_k)以及函数曲线的脉宽(r_k)。对于高斯模糊核,本文选取了两个具有不同方差的高斯曲线(Gaussian1 和 Gaussian2)作为高斯模糊核的一维轮廓,利用以模糊核建模为基函数的线性组合形式,对高斯曲线进行拟合,得到的相应参数结果如下。

Gaussian1:

$$\begin{cases} a_k = (1.256, -0.126, -0.126) \\ b_k = (-1.468 \times 10^{-15}, -0.363, 0.363) \\ t_k = (5.944 \times 10^{-16}, 0.641, 5.358) \\ r_k = (0.475, 0.473, 0.473) \end{cases}, \quad (9)$$

Gaussian2:

$$\begin{cases} a_k = (-0.425, -0.425, 2.104) \\ b_k = (-0.549, 0.549, 1.217 \times 10^{-14}) \\ t_k = (0.776, 5.223, 5.99) \\ r_k = (0.712, 0.712, 0.718) \end{cases}. \quad (10)$$

同理,通过对类高斯模糊模型和拉普拉斯模糊模型进行拟合,也可以得到相应的参数结果。

从图 4 可以看到,大多数文献的模糊核模型的一维轮廓同样可以使用多个 VPW 函数的线性组合形式来拟合。图 4 中 VPW 函数拟合的 LPA 曲线形状呈现出拉普拉斯函数形式,G-L 曲线形状呈现出类高斯函数形式,Gaussian1、Gaussian2 曲线形状分别代表了具有不同方差的高斯函数曲线。现有模型没有充分考虑复杂的模糊因素,因此这些模型与实际模糊过程存在较大的误差,仅适用于较为清晰的场景。而本文模型对现有模型进行有效拟合,不仅满足清晰场景复原的需求,还可用于高斯模糊和类高斯模糊场景的模糊核估计、图像复原的仿真及真实场景的恢复。现有的非盲复原方法在使用高斯模型等基本模型来近似模糊过程的同时,使用本文模型来重建图像同样具有一定的合理性。本文将模糊核建模为二维线性组合的方法同样适用于现有的基本模糊核模型,满足一定的精度要求。显然,VPW 函数可利用 a 、 d 、 t' 、 r 四个参数确定退化过程,而高斯函数仅利用一个参数 σ 来决定图像模糊的平滑程度。相比较而言,VPW 函数模型更能考虑潜在的近似误差。特别是当模糊度变大时,受到相机离焦、性能误差等多种因素导致的模糊效应的影响,模糊核的一维轮廓会有扭曲现象而非平滑的,高斯函数不能很好地近似,而本文所提方法可以对“非平滑”现象进行有效近似,具有很大的灵活性,适

用于各种情况。

为了定量分析,通过比较高斯模型、类高斯模型、圆盘模型(Disk)和 VPW 模型对真实模糊核一维轮廓曲线拟合的结果,即比较不同模型描述真实模糊核的能力,验证 VPW 模型的有效性。不同函数模型对实际模糊的一维曲线进行线性拟合,拟合参数的选取皆是基于最小二乘准则,如图 5 所示。其中,Estimated 表示估计出的真实模糊核的一维曲线,Gaussian、Disk、G-L、VPW 分别代表不同模糊模型对真实模糊曲线的拟合结果。可以看出,高斯函数和圆盘函数模型在曲线出现“畸变”和“抖动”等“非平滑”现象的时候,无法有效拟合,类高斯函数对顶部以及边缘处的拟合效果相比高斯模型和圆盘模型较好,而本文提出的 VPW 核函数的拟合效果优于其他拟合函数,这与 3.1 节的光学理论和实际观测结果一致。

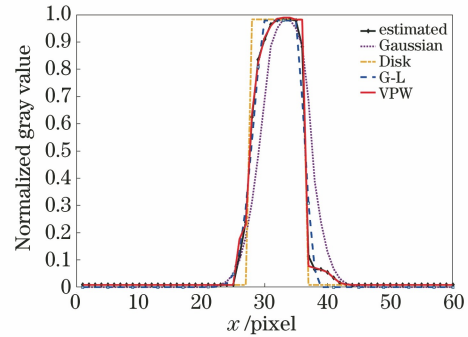


图 5 不同模型对真实模糊核的拟合结果

Fig. 5 Fitting results of actual blurred kernel based on different models

为了评价不同模型对真实模糊曲线的拟合优度,以确定系数(R-square)、均方根(RMSE)作为评价指标,对不同模糊核模型的拟合结果进行评价。其中,RMSE 数值越小,表示拟合的误差越小;R-square 数值越接近于 1,表示拟合效果越好。

图 6 描述了四个“非平滑”真实模糊核曲线的拟合评价结果。可以看出,本文模型的 RMSE 小于其他三种模型,R-square 也是最接近 1 的;在对第一个真实模糊核进行拟合时,由于模糊度较低也就是“畸变”和“离焦”效应较少,本文模型和高斯模型的拟合结果相差不多。因此,本文提出的 VPW 模型在近似实际模糊过程方面要优于其他模型,可以有效拟合“非平滑”一维 PSF 曲线且满足精度要求。

在多数研究中,在处理运动模糊时,综合考虑多种退化因素,模糊核可以使用平移和线性摄像机运动模型或者分段线性组合模型^[18]。本文充分考虑

成像模糊程度较大时的“畸变”和“离焦”效应,将模糊过程建模为以 VPW 为基函数的线性组合形式,并提出基于 VPW 拟合估计 PSF 的方法。接下来

利用刃边特征来估计模型参数,通过选取合适的模型参数来建立 PSF 模板,从而有效地精确估计实际的 PSF。

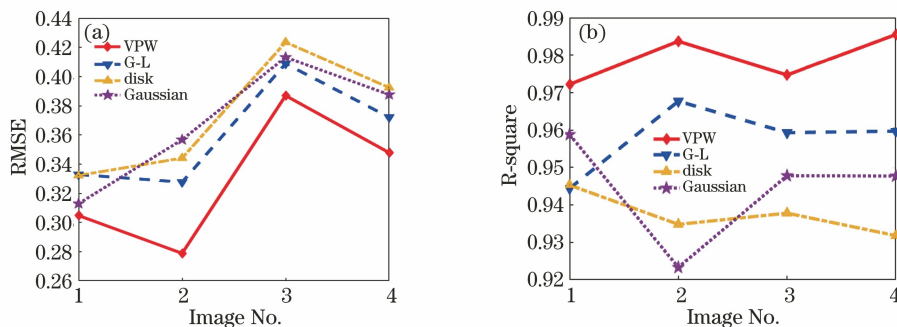


图 6 不同内核的评价结果。(a) RMSE 数值;(b) R-square 数值

Fig. 6 Evaluation results of different kernels. (a) RMSE values; (b) R-square values

3.2.2 VPW 模型的参数估计

本文引入了基于阶跃边缘梯度的框架来估计模糊核模型的参数。文献[19]表明,理想的阶跃边缘

受到模糊效应的影响而发生扭曲。这种现象可以用图 7 来描述。

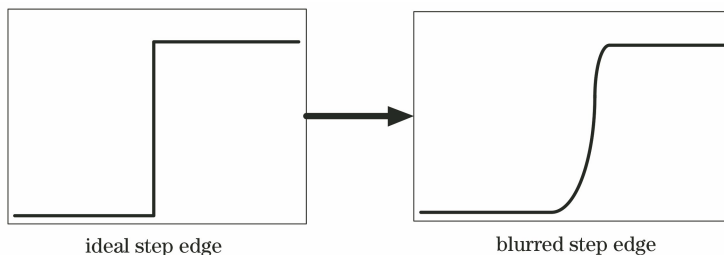


图 7 模糊后的阶跃边缘

Fig. 7 Blurred step edges

利用带有阶跃边缘的地物特征来估计实际的成像模糊核,其原理主要是利用具有明显地物特征的目标图像(如高速道路边界、海岸线或人工靶标图像)来估计成像系统的点扩展函数,通过选取图像中具有灰度反差且灰度变化均一的相邻地物边界作为刃边图像,利用刃边边缘求取图像的线扩展函数(Linear spread function, LSF),也就是一维的 PSF 分量,进而根据点扩展函数可分离变量的性质,将两个一维向量相乘得到最终的二维 PSF^[9, 11],其步骤如下。

1) 为了使获得的结果具有较高的准确度,对图像的每一行像素的灰度值依次进行差分运算。选取绝对值最大的点,确定为该行的分界点。以此类推,逐行提取边缘分界点。

2) 对边缘分界点构成的曲线进行最小二乘拟合,以此获得边缘直线。该直线与每一行的交点,称之为刃边点。如图 8 所示,利用最小二乘法拟合,最终得到星星状的刃边点且点划线为边界线。

3) 对刃边图像矩阵从上到下依次计算每一行

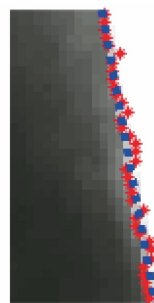


图 8 刃边点检测结果

Fig. 8 Detection results of edge points

相对于刃边点的像素偏移值,并对行数据进行三次样条插值,以减轻噪声的影响,通过对每行数据进行相同处理,最终得到多组边缘扩展函数(edge spread function, ESF)曲线,如图 9 所示。

4) 对上述多组 ESF 数据求平均,减小噪声的影响,得到图像最终的 ESF 曲线。

5) 将获得的最终 ESF 曲线进行微分处理,得到 LSF,将两个 LSF 转置相乘,得到成像系统的 PSF。

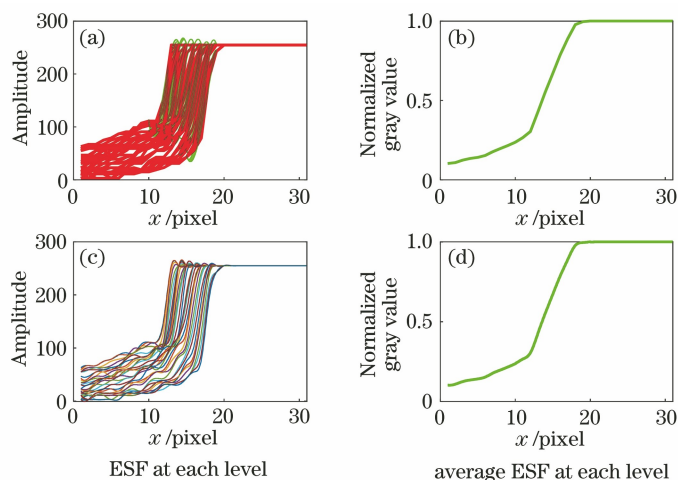


图 9 ESF 曲线的检测结果。(a)(b)插值前;(c)(d)插值后

Fig. 9 Detection results of ESF curves. (a)(b) Before interpolation; (c)(d) after interpolation

基于非理想化的地物特征估计出的 PSF 与实际退化过程有一定的误差,这就需要对最终得到的 LSF 曲线进行线性拟合,使拟合后的数据更接近实际的退化过程。由上述分析可知,选用 VPW 模型拟合 LSF 曲线更加合理。

3.3 图像复原方法

遥感图像具有数据量庞大的特点。因此,估计出成像系统的 PSF 后,选择合适的复原算法是十分重要。Richardson-Lucy 算法(以下简称 R-L 算法)是 Richardson 和 Lucy 提出的一种基于贝叶斯理论的图像复原算法。该算法根据泊松噪声统计标准,对已经给定模糊核的降质模糊图像进行迭代计

算^[12,16],得到清晰图像的最大似然估计值。其迭代表达式为

$$\mu = \mathbf{h} \cdot \frac{\mathbf{g}}{\mathbf{h} * \mathbf{F}'_i}, \quad (11)$$

$$\mathbf{F}'_{i+1} = \mathbf{F}'_i \times \mu, \quad (12)$$

式中: μ 为更新输出结果的正则项; \cdot 为相关运算; \mathbf{h} 为估计的系统的 PSF; i' 为迭代次数; \mathbf{g} 为模糊图像; \mathbf{F}'_{i+1} 和 \mathbf{F}'_i 分别为第 $i'+1$ 次和第 i' 次迭代后输出的复原图像。针对图像恢复的时间代价和复原精度要求较高的问题,引入指数修正校正量来进行复原算法的提速,并采用锐化梯度算子对复原图像进行处理以去除振铃效应。其主要过程如图 10 所示。

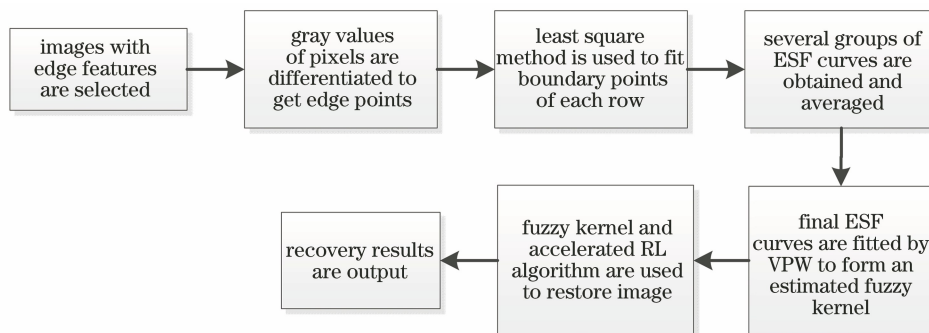


图 10 基于 VPW 拟合 PSF 的 R-L 图像复原方法

Fig. 10 R-L image restoration method based on VPW fitting PSF

为了使获得的结果有较高的准确度,选取灰度值差异明显且边界两边变化均匀的图像,图像复原步骤如下。

1) 对所选取图像的每一行像素的灰度值依次进行差分处理,其中绝对值最大的点被确定为该行的分界点,以此为依据逐行提取边缘分界点。

2) 利用最小二乘法对每行的边缘分界点进行拟

合,获得的边缘直线与每一行的交点即为最终的边缘分界点,也就是刃边点。

3) 对刃边图像矩阵从上到下依次计算每一行相对于刃边点的像素偏移值,并对行数据进行三次样条插值,通过对每行数据进行相同处理,最终得到多组 ESF 曲线。

4) 对上述多组 ESF 数据求平均,减小噪声的

影响,得到图像最终的 ESF 曲线。

5) 采用 VPW 函数对所获取的最终 ESF 曲线进行线性拟合,得到拟合后的离散数据,利用该数据形成 PSF 离散矩阵,通过得到的模糊核和加速的 R-L 算法对图像进行复原。

6) 进行锐化滤波,去除图像的振铃效应,得到最终的复原图像。

4 仿真实验

为了验证本文提出的基于 VPW 的遥感图像复原方法的有效性,本节采用合成图像和真实图像进行评估。为了对合成图像进行定量评估,模糊核的精度使用估计核和真实核之间的 RMSE 计算来评估;去模糊质量通过灰度平均梯度(GMG)和结构相似度(SSIM)来评估^[20-21],其中 SSIM 是利用去模糊图像和真实清晰图像计算得到的;还可以通过判断估计的模糊核和去模糊图像的视觉质量,对真实场景图像进行定性评估。GMG 表征的是图像的清晰度以及纹理细节的变化,灰度平均梯度越大,图像层次越丰富,图像越清晰,可以反映图像细节信息的复原效果。SSIM 用于表征两幅图像边缘轮廓的结构信息的相似重合程度,其值越近于 1,两幅图像之间的相似程度越高,对于有原始清晰图像的情况,SSIM 数值越接近于 1 越好,表明复原图像和清晰图像越近似,如果未有清晰图像作为对照,则 SSIM 数值越小越好。

$$G_{\text{GMG}} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} v(i,j), \quad (13)$$

其中

$$v(i,j) = \frac{\sqrt{[F(i,j+1) - F(i,j)]^2 + [F(i+1,j) - F(i,j)]^2}}{2}, \quad (14)$$

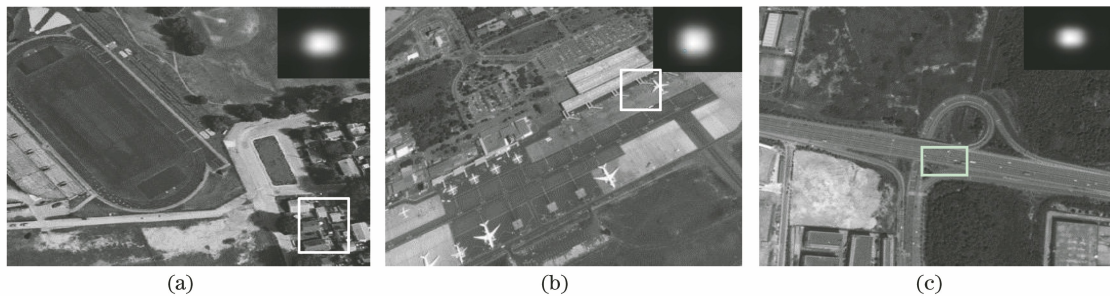


图 11 原始图像以及合成的模糊核

Fig. 11 Original images and composite blurred kernels

式中: G_{GMG} 为灰度平均梯度; $v(i,j)$ 为图像的灰度值计算函数; F 为待评价的图像; M 、 N 为图像的维度; (i,j) 为图像的离散坐标。

$$S_{\text{SSIM}} = \frac{(2\mu_1\mu_2 + c_1)(2\sigma_{12} + c_2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + c_1)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + c_2)}, \quad (15)$$

式中: S_{SSIM} 为结构相似度; μ_1 为第一幅图像的均值; μ_2 为第二幅图像的均值; σ_1^2 为第一幅图的方差; σ_2^2 为第二幅图的方差; σ_{12} 为两个图像的协方差; c_1 和 c_2 为维持稳定的常数项,通常 $c_1 = (k_1L)^2$, $c_2 = (k_2L)^2$,其中 L 为像素值的动态范围, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。

4.1 合成模糊图像的复原结果

合成模糊图像是通过将不同 VPW 模糊核与三幅清晰图像进行卷积而生成的,模糊核估计的准确性是非盲图像去模糊的基础,不合适的模糊核对复原效果的帮助甚微,复原结果也会产生“伪影”和“振铃”现象。因此,将文献[16]、[22]和[4]中的模糊核估计方法与本文所提方法进行比较。前两者分别是基于高斯模型和圆盘模型来近似实际退化过程,文献[16]采用多尺度环境下由粗到精的估计模糊核,文献[20]采用微分图像的自相关性估计圆盘模型的半径参数,文献[4]采用类高斯模型和阶跃边缘来估计模糊核。图 11 显示了原始图像以及合成的模糊核,图 12~15 分别显示了不同方法估计得到的模糊核及复原结果。

从图 12~15 可以看出,圆盘模型在估计模糊核时误差较大,出现“振铃”现象;本文所提方法可以有效地对实际模糊过程进行近似,与文献[16]和文献[4]的方法相比,复原效果较为清晰。虽然本文所提方法的复原结果没有原始图像那么清晰,但是从视觉角度来看,复原效果不错,有效去除了“伪影”和“振铃”效应。

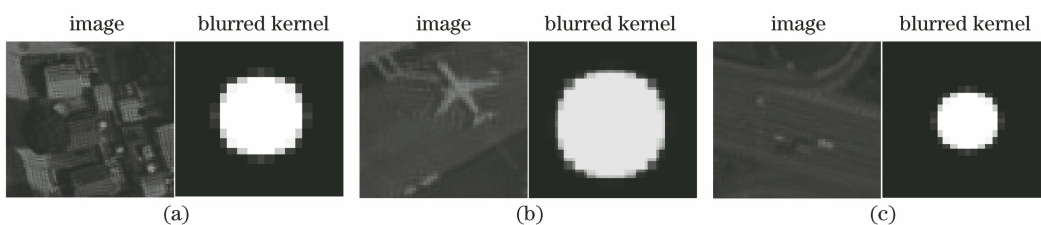


图 12 文献[20]方法的复原结果

Fig. 12 Restoration results by method in Ref. [20]

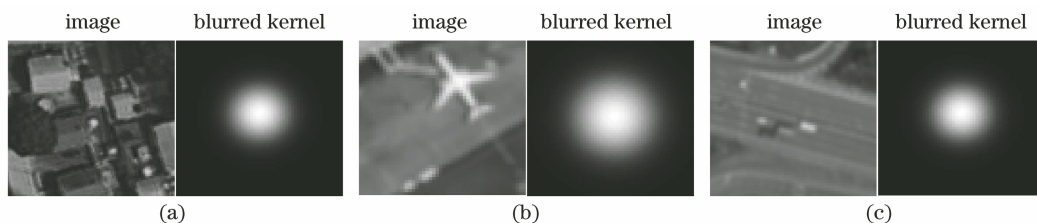


图 13 文献[16]方法的复原结果

Fig. 13 Restoration results by method in Ref. [16]

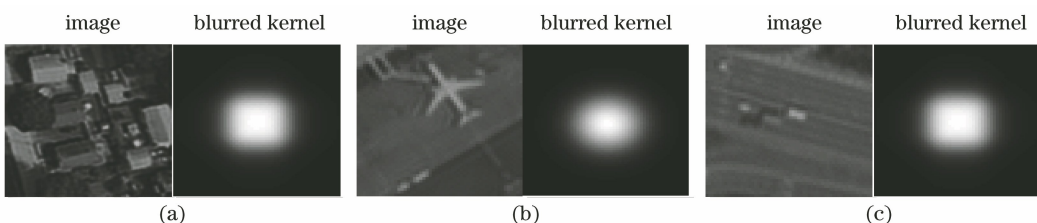


图 14 文献[4]方法的复原结果

Fig. 14 Restoration results by method in Ref. [4]

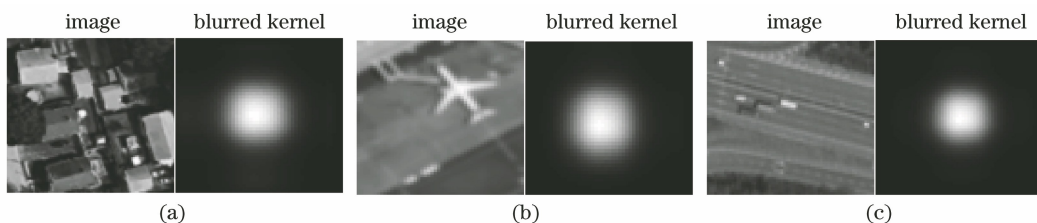


图 15 所提方法的复原结果

Fig. 15 Restoration results by proposed method

图 16 显示了不同模糊核估计算法的均方根误差。可以看出,对于三幅合成图像,本文所提方法的

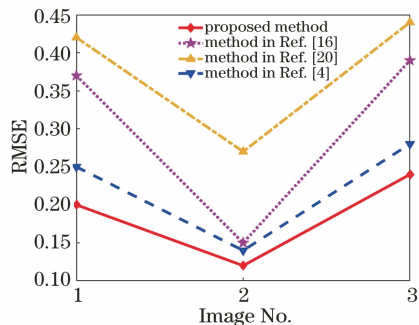


图 16 不同内核模型拟合的 RMSE

Fig. 16 RMSE fitted by different kernel models

RMSE 小于其他两种方法。由此可见,本文提出的 VPW 线性组合的模型相比于其他内核模型,VPW 模型更能近似于实际模糊过程,特别是当模糊核“非平滑”现象较少时,本文所提模型的近似结果趋近于高斯和类高斯模型。

表 1 对比了四种复原方法对三幅合成图像的复原效果。对于本文所提方法,复原后的 GMG 与 SSIM 均得到了有效提升,特别是第二幅图,利用基于圆盘模型的方法,复原后的 GMG 的提升比例与本文方法一致。这是由于采用基于圆盘模型的方法,复原后产生了“振铃”现象,图像灰度梯度的变化过大,GMG 增大。“振铃”效应引起的 GMG 的增

大对视觉效果没有太大的帮助,而是一种“伪增长”。由表 1 可以看出其 SSIM 指数提升较小,结合主观定性评估结果,可以证明基于圆盘模型的方法对图像整体的边缘轮廓复原效果不佳。高斯模型由于未

充分考虑离焦效应,复原的视觉效果不尽人意;类高斯模型基于高斯模型,具有更加切合实际的成像模糊效应,因此复原效果较高斯好。从定量评估结果和定性评价结果来看,本文所提方法的复原结果更理想。

表 1 合成图像的复原效果比较

Table 1 Restoration effect comparison of composite images

| Method | Image 1 | | Image 2 | | Image 3 | |
|---------------------|---------|------|---------|------|---------|------|
| | GMG | SSIM | GMG | SSIM | GMG | SSIM |
| Actual image | 3.21 | 0.55 | 3.34 | 0.53 | 2.88 | 0.61 |
| Method in Ref. [20] | 5.33 | 0.65 | 4.97 | 0.73 | 4.44 | 0.72 |
| Method in Ref. [16] | 5.28 | 0.72 | 4.43 | 0.77 | 4.31 | 0.79 |
| Method in Ref. [4] | 5.74 | 0.81 | 4.58 | 0.79 | 4.61 | 0.81 |
| Proposed method | 6.35 | 0.91 | 4.82 | 0.87 | 4.98 | 0.86 |

4.2 实际图像的复原结果

为了验证本文方法的有效性,选取 IKONOS 卫星的实际影像来进行复原实验。选取房屋、跑道和海港三幅影像来进行复原实验,由于没有清晰图像作为复原对比分析,可以利用去模糊图像的视觉质量,对真实场景图像进行主观定性评估。同时,将模

糊图像的 SSIM 指数设置为 1,比较复原前后的图像相似程度。复原结果的 SSIM 数值越大,表明处理后的图像与退化的遥感图像越相似,去模糊的效果越差。图像复原结果如图 17~19 所示,评价指标比较如表 2 所示。

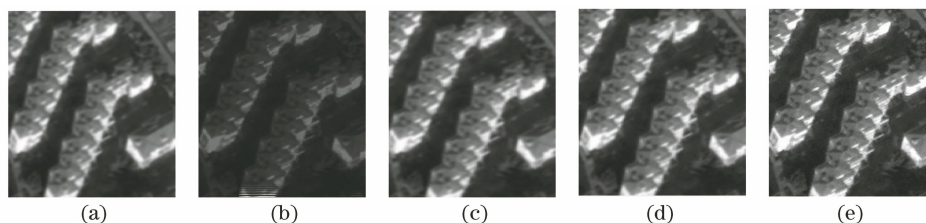


图 17 房屋图像的复原结果。(a)实际模糊图像;(b)文献[20]的复原结果;(c)文献[16]的复原结果;(d)文献[4]的复原结果;(e)本文复原的结果

Fig. 17 Restoration results of house image. (a) Actual blurred image; (b) restoration result in Ref. [20]; (c) restoration result in Ref. [16]; (d) restoration result in Ref. [4]; (e) restoration result here

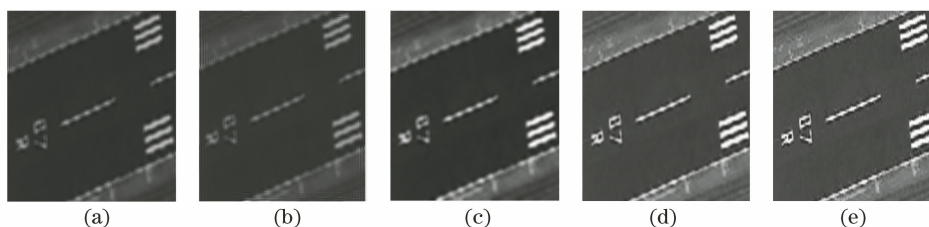


图 18 跑道图像的复原结果。(a)实际模糊图像;(b)文献[20]的复原结果;(c)文献[16]的复原结果;(d)文献[4]的复原结果;(e)本文复原的结果

Fig. 18 Restoration results of track image. (a) Actual blurred image; (b) restoration result in Ref. [20]; (c) restoration result in Ref. [16]; (d) restoration result in Ref. [4]; (e) restoration result here

从图 17~19 和表 2 可以看出,由于高斯模型不能很好地近似多种复杂因素影响下的实际退化过程,最终的复原效果不理想。在房屋和海港的场景中,对图像自相关分析的假设不成立,导致无法利用圆盘模型近似退化模糊过程,复原结果包含明显的“振铃”现象,因此图像的灰度变化过大,进而 GMG 较大,但是从结构相似度和主观视觉上来分析,圆盘

模型方法的复原效果不尽人意。类高斯模型具有平坦的顶部特征和“斜坡”边缘,相较于高斯和圆盘模型,类高斯模型更加切合离焦效应,复原效果较好。本文方法在保持清晰细节和避免“振铃”现象等方面表现良好,尤其是对于跑道这种具有显著灰度阶跃特征边缘的场景,恢复的视觉效果相比于其他方法明显较好。

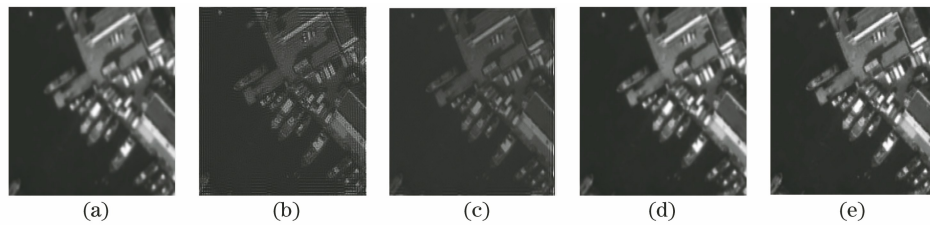


图 19 海港图像的复原结果。(a)实际模糊图像;(b)文献[20]的复原结果;(c)文献[16]的复原结果;(d)文献[4]的复原结果;(e)本文复原的结果

Fig. 19 Restoration results of harbor image. (a) Actual blurred image; (b) restoration result in Ref. [20]; (c) restoration result in Ref. [16]; (d) restoration result in Ref. [4]; (e) restoration result here

表 2 实际图像的复原效果比较

Table 2 Restoration effect comparison of real images

| Method | House | | Track | | Harbor | |
|---------------------|-------|------|-------|------|--------|------|
| | GMG | SSIM | GMG | SSIM | GMG | SSIM |
| Actual image | 2.26 | 1.00 | 2.94 | 1.00 | 3.18 | 1.00 |
| Method in Ref. [20] | 6.12 | 0.78 | 3.87 | 0.74 | 6.03 | 0.77 |
| Method in Ref. [16] | 4.56 | 0.63 | 4.69 | 0.66 | 4.81 | 0.59 |
| Method in Ref. [4] | 4.98 | 0.59 | 4.88 | 0.61 | 5.44 | 0.57 |
| Proposed method | 5.77 | 0.54 | 5.62 | 0.56 | 6.21 | 0.55 |

5 结 论

现有的点扩展函数模型与实际模糊存在较大的近似误差,导致遥感图像复原效果不佳。针对这个问题,提出了一种基于洛伦兹线性组合拟合点扩展函数的图像复原方法。通过理论分析,对成像系统的退化过程进行建模。针对离焦效应以及模糊度较大时的“畸变”效应,将模糊核建模为基于洛伦兹函数的二维线性组合模式。通过改变组合的方式,所提模糊核模型可以应用于多种模糊过程,使得遥感图像模糊过程的分析具有很大的灵活性。利用所提出的 VPW 模型,对估计的点扩展函数进行拟合校正,并结合 R-L 复原思想,提出一种遥感图像恢复方法。实验结果表明,将拟合校正后的点扩展函数应用于合成和实际的遥感图像恢复中,视觉效果均要优于现有其他同类图像复原方法。

参 考 文 献

- [1] Tan W, Cao S X, Qi W W, et al. A haze removal method for high-resolution remote sensing images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(3): 0301005.
谭伟, 曹世翔, 齐文雯, 等. 一种高分辨率遥感图像去雾霾方法[J]. *光学学报*, 2019, 39(3): 0301005.
- [2] Yang J J, Wang S, Wen L H, et al. Faint-object imaging of diffractive telescopes based on image restoration[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(14): 1411005.

杨静静, 王帅, 文良华, 等. 基于图像复原的衍射望远镜暗弱目标成像[J]. *光学学报*, 2020, 40(14): 1411005.

- [3] Li J Z, Luisier F, Blu T. Pure-let deconvolution of 3D fluorescence microscopy images[C]//2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017), April 18-21, 2017, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE Press, 2017: 723-727.
- [4] Liu Y Q, Du X, Shen H L, et al. Estimating generalized Gaussian blur kernels for out-of-focus image deblurring[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(3): 829-843.
- [5] Lee C C, Hwang W L. Mixture of Gaussian blur kernel representation for blind image restoration[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(4): 783-797.
- [6] Jiang L, Zhang Y, Zhang L G, et al. Effect of point spread functions on star centroid error analysis[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(11): 3437-3445.
姜亮, 张宇, 张立国, 等. 点扩散函数对星点提取误差分析的影响[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(11): 3437-3445.
- [7] Lu Q, Zhang Z H, Zhang W P, et al. Point spread function model of grating imaging system based on Boltzmann function edge fitting [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(14): 1405003.
卢泉, 张泽昊, 张卫平, 等. 基于 Boltzmann 函数刃边拟合的光栅成像系统点扩展函数模型[J]. *光学学*

- 报, 2020, 40(14): 1405003.
- [8] Sang L, Gao S, Yin Z S. Motion deblurring based on generative adversarial networks [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(6): 173-177.
桑亮, 高爽, 尹增山. 基于生成对抗网络的运动模糊图像复原[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(6): 173-177.
- [9] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): 70.
- [10] Chen S J, Shen H L, Li C G, et al. Normalized total gradient: a new measure for multispectral image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(3): 1297-1310.
- [11] Qin R J, Gong J Y. A robust method of calculating point spread function from knife-edge without angular constraint in remote sensing images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(5): 895-907.
秦荣君, 龚健雅. 不受刀刃边缘倾角约束的遥感影像点扩散函数稳健计算方法[J]. *遥感学报*, 2011, 15(5): 895-907.
- [12] Hosseini M S, Platanotis K N. Convolutional deblurring for natural imaging [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 250-264.
- [13] Wang Y T, Wang Z Y, Tao D P, et al. AllFocus: patch-based video out-of-focus blur reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(9): 1895-1908.
- [14] Dou Z Y, Gao K, Zhang X D, et al. Fast blind image deblurring using smoothing-enhancing regularizer[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 90904-90915.
- [15] Gao K, Zhu Z Y, Dou Z Y, et al. Variable exponent regularization approach for blur kernel estimation of remote sensing image blind restoration [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 4352-4374.
- [16] Zhang Q, Xie Y F, Zhao L. Richardson-Lucy algorithm based defocused bubble images restoring [J]. *Control Engineering of China*, 2019, 26(12): 2159-2163.
张骞, 谢永芳, 赵林. 基于 Richardson-Lucy 算法的离焦泡沫图像复原[J]. *控制工程*, 2019, 26(12): 2159-2163.
- [17] Galatsanos N P, Mesarovic V Z, Molina R, et al. Hierarchical Bayesian image restoration from partially known blurs [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10): 1784-1797.
- [18] Oh S, Kim G. Robust estimation of motion blur kernel using a piecewise-linear model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(3): 1394-1407.
- [19] Zhuo S J, Sim T. Defocus map estimation from a single image[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 1852-1858.
- [20] Rajora S, Butola M, Khare K. Mean gradient descent: an optimization approach for single-shot interferogram analysis [J]. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision*, 2019, 36(12): D7-D13.
- [21] Wang Z, Bovik A C. Modern image quality assessment[J]. *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*, 2006, 2(1): 1-156.
- [22] Jiang M Y, Chen X N, Yu X Q. A blind restoration method for defocus blurred remote sensing imagery [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2012, 37(4): 135-137.
姜明勇, 陈向宁, 喻夏琼. 一种离焦模糊遥感图像盲复原方法[J]. *测绘科学*, 2012, 37(4): 135-137.