

单幅模糊图像点扩散函数估计的梯度倒谱分析方法研究*

石明珠 许廷发[†] 梁炯 李相民

(北京理工大学, 光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081)

(北京理工大学, 光电学院, 北京 100081)

(2013 年 4 月 1 日收到; 2013 年 5 月 3 日收到修改稿)

针对单幅图像复原算法引入先验信息导致复杂度高、运算效率低的问题, 提出了单幅模糊图像点扩散函数估计的梯度倒谱分析方法. 首先给出了单幅模糊图像梯度倒谱估计其点扩散函数的基本原理, 利用相位恢复策略复原了二维点扩散函数相位信息, 实现了点扩散函数的快速估计; 其次, 为鉴别点扩散函数估计精度, 建立了图像梯度保真约束的全变分正则化图像复原模型, 并采用快速稳定收敛的交替方向策略优化能量函数; 通过对仿真和实拍单幅模糊图像进行的测试实验结果表明, 该方法快速准确地估计出点扩散函数, 克服了传统复原算法收敛速度慢的缺点, 有效抑制了振铃效应、保护了边缘信息, 为大尺寸单幅图像复原的工程化实现提供了理论和技术基础.

关键词: 图像复原, 点扩散函数, 梯度倒谱分析, 全变分

PACS: 42.30.Va, 42.30.Lr, 02.70.Hm, 45.10.Db

DOI: 10.7498/aps.62.174204

1 引言

单幅模糊图像复原是目前图像处理领域一个重要的研究方向, 在天文观测、对地观测、军事探测等领域具有重要的实用价值. 由于单幅模糊图像复原是一个病态问题, 只有精确的估计出点扩散函数 (point spread function, PSF), 才能使单幅模糊图像复原这一病态问题良性化, 获得高质量的复原图像, 涌现出很多 PSF 估计方法, 如微分图像自相关法^[1]、相位相关法^[2]等. 然而, 在复杂成像条件下, 含参量较少的简单模糊核已经不能满足图像复原的需要, 根据自然图像统计特性建立图像的先验约束成为目前图像复原问题的热点^[3,4]. Fergus 利用混合高斯分布函数和指数函数分别约束自然图像梯度的重尾分布和模糊核的稀疏特性, 通过变分贝叶斯方法优化估计出 PSF, 算法复杂且计算量巨大^[5]. Qi 利用分段函数拟合重

尾分布, 由于在优化 PSF 时采用了内点法, 计算效率有待提高^[6]. Krishna 拟合出与重尾分布更为近似的超拉普拉斯分布 (hyper-Laplacian), 构建基于 $L^p (0 < p < 1)$ 范数的正则化模型, 在优化能量函数过程中采用了查询表法快速求解图像反卷积, 提高了运算效率, 但存在明显的阶梯效应^[7]. Levin 对模糊核最大后验概率采用图像边缘似然优化的方法, 达到较好的复原效果, 算法复杂度较高, 运算时间较长^[8].

以上方法由于估计 PSF 和复原图像的交替迭代进行使得算法复杂, 计算量大, 需要较多的迭代次数和计算时间. 为了降低算法复杂度, 提高运算效率, 本文通过分析图像梯度倒谱, 估计单幅模糊图像 PSF, 利用相位恢复算法复原二维 PSF 相位信息; 建立耦合图像梯度保真约束的全变分正则化图像复原模型, 并采用交替方向策略 (alternating direction method, ADM) 优化能量函数.

* 国家自然科学基金 (批准号: 61027002, 61172178)、高等学校博士学科点专项科研基金 (批准号: 20121101110022) 和国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (批准号: 2009CB72400603) 资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: xutingfa_bit@yahoo.cn

2 模糊图像梯度倒谱分析方法

2.1 图像倒谱的定义和性质

对于线性空间不变系统, 图像的退化过程被模型化为原始清晰图像与点扩散函数的卷积, 表示为

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

其中, $g(x, y)$ 为退化模糊图像, $f(x, y)$ 为原始图像, $\otimes$ 表示空间卷积, $h(x, y)$ 为 PSF, 也称为模糊核函数, $n(x, y)$ 为加性噪声. 在不计噪声的情况下, 空域的卷积经离散傅里叶变换转换成频域的乘积形式:

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

其中, $G(u, v)$, $F(u, v)$, $H(u, v)$ 分别为图像 $g(x, y)$, $f(x, y)$ 和模糊核函数 $h(x, y)$ 的傅里叶变换. 在图像复原技术中, 图像 $g(x, y)$ 的倒谱定义为

$$C_g(p, q) = \text{FFT}^{-1} [|\log |(G(u, v))||], \quad (3)$$

FFT^{-1} 表示傅里叶逆变换. 为保证 $|(G(u, v))| = 0$ 时函数有意义, 在实际工程应用中, 通常用下式计算图像 $g(x, y)$ 的倒谱:

$$C_g(p, q) = \text{FFT}^{-1} \{ \log [1 + |(G(u, v))|] \}. \quad (4)$$

图像退化的倒谱域表示为

$$C_g(p, q) = C_f(p, q) + C_h(p, q), \quad (5)$$

$C_f(p, q)$ 和 $C_h(p, q)$ 分别对应 $f(x, y)$ 和 $h(x, y)$ 的倒谱. 可见, 空域的卷积在倒频域变成相加的关系, 可以比较容易地分离出模糊信息. 而图像的自相关函数

$$R_g(p, q) = \text{FFT}^{-1} [|G(u, v)|^2]. \quad (6)$$

可见, 倒频谱与相关函数不同的只差对数加权, 目的是使再变换以后的信号能量集中扩大动态分析的频谱范围和提高再变换的精度.

倒谱有很多重要的性质^[9], 受篇幅限制, 本文只讨论与图像处理领域有关的二维倒谱的性质.

性质1 将二维卷积运算变成加法运算.

性质2 等角旋转性.

若在极坐标中, 有 $g(r, \theta) = C_g(r, \gamma)$, 则

$$g(r, \theta - \alpha) = C_g(r, \gamma - \alpha).$$

该性质表明函数 $g(r, \theta)$ 旋转角度 α 后所得的倒谱等于将其倒谱 $C_g(r, \gamma)$ 朝同一个方向旋转相同的角度 α .

性质3 原点对称性.

如果 $g(x, y)$ 是实函数, 则其倒谱 $C_g(p, q)$ 具有原点对称性,

$$C_g(p, q) = C_g(-p, -q).$$

性质4 周期性.

$$C_g(p + M, q + N) = C_g(p, q).$$

倒谱性质为本文算法的可靠性提供了理论依据.

2.2 图像梯度倒谱的 PSF 估计

图像退化过程中所对应的模糊核, 也就是卷积运算中的点扩散函数 $h(x, y)$, 实际上描述了相机的抖动路径, 相机的抖动路径是随机的. 因此, 其所对应的二维 PSF 图像具备稀疏性和随机性. 倒谱对于随机性传递路径影响不敏感, 也不受成像过程中其他随机分量的影响^[10]. 所以, 利用倒谱分析能够较为真实地分离出 PSF 信息.

在 PSF 估计中, 图像梯度比图像本身提供了更多有用的信息, 相比模糊图像倒谱而言, 图像梯度倒谱能有效隔离图像本身的信息, 准确地估计出 PSF. 拉普拉斯算子具有各项同性和平移不变性, 反映的是图像的二阶微分, 对于图像的点、线、边界提取效果很好, 也称为边界提取算子, 定义为 $\nabla^2 = \partial^2/\partial x^2 + \partial^2/\partial y^2$. 本文选其八邻域算子 $[1 \ 1 \ 1; 1 \ -8 \ 1; 1 \ 1 \ 1]$, 则有 $\nabla^2 g(x, y) = \nabla^2 f(x, y) \otimes h(x, y)$, 从而有

$$C_{\nabla^2 g} = C_{\nabla^2 f} + C_h. \quad (7)$$

分析图像以及图像梯度倒谱, 如图 1 所示. 对图 1(a) 中所示原始清晰图像进行直线运动模糊 (模糊长度为 20 像素, 角度为 30°), 图 1(b) 和 (c) 分别为原始图像倒谱和模糊图像倒谱模值图. 对比可知, 模糊图像倒谱在图像模糊方向上拥有更丰富的倒谱信息, 这与图像的自相关性质——模糊图像在其模糊方向上有更好的相关性^[11]是相符的. 图 1(d) 为原始图像梯度倒谱模值图, 与自然图像统计特性——自然图像的梯度是彼此不相关^[12]是一致的. 在此, 参照文献 [12] 对图像梯度自相关函数的分析, 将原始图像梯度倒谱 $C_{\nabla^2 f}$ 近似为 δ 函数. 图 1(e) 为模糊图像梯度倒谱模值图, 有效隔离了原始图像倒谱信息, 使模糊方向上倒谱信息得以保留. 图 1(f)

真实 PSF 倒谱模值图, 方向不变, 长度是原始 PSF 的 2 倍, 关于中心对称, 与倒谱的中心对称性质相符. PSF 的信息再现, 满足倒谱的物理意义——信号频谱的频谱, 可以再现原始信号信息. 对比图 1(e) 和 (f) 可知, 模糊图像梯度倒谱与真实 PSF 倒谱模

值图相似度较高, 尽管模糊图像梯度倒谱中保留有原始图像梯度倒谱信息, 但是由于原始图像梯度倒谱 $C_{\nabla^2 f}$ 近似为 δ 函数, 其对 PSF 的估计造成的影响可以忽略, 取模糊图像梯度倒谱模值图的右上或左下部分作为估计出的 PSF 模值图.

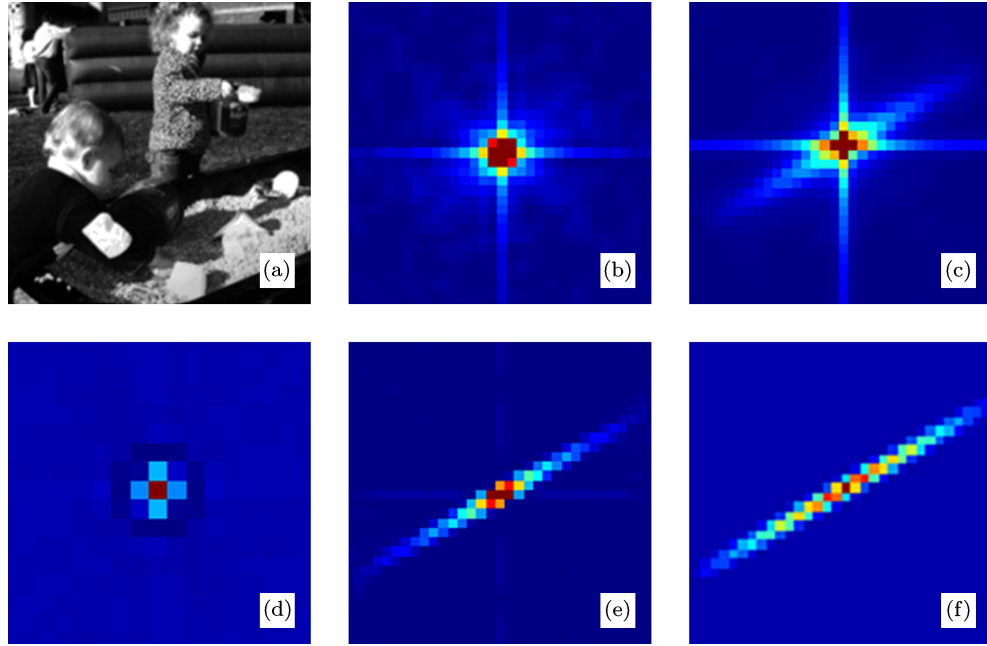


图 1 图像倒谱分析 (a) 原始图像; (b) 原始图像倒谱模值图; (c) 模糊图像倒谱模值图; (d) 原始图像梯度倒谱模值图; (e) 模糊图像梯度倒谱模值图; (f) 真实 PSF 倒谱模值图

2.3 PSF 相位恢复

对图像而言, 其相位谱的重要性要远大于其能量谱, 相位谱对图像构成内容贡献最大, 能量谱较小^[13]. 图像倒谱模值图仅保留能量谱, 因此, 需要利用估计出的 PSF 模值图进行相位恢复, 本文利用迭代傅里叶变换算法恢复 PSF 相位. 迭代过程中包含有空域约束和频域约束, 空域约束为非负性和紧支集约束, 频域约束为幅值约束, 算法框图如图 2

所示.

具体步骤为:

1) 设初始相位

$$\varphi_0(u, v) = 0,$$

则

$$H_0(u, v) = |H(u, v)| e^{i \cdot 0}.$$

2) 迭代循环: $k < 100$

$$H'_k(u, v) = |H_0(u, v)| e^{i \varphi_k(u, v)} \quad (\text{频域的幅值约束}),$$

$$h'_k(p, q) = \text{FFT}^{-1}[H'_k(u, v)] \quad (\text{转化至空域}),$$

$$h_{k+1}(p, q) = \begin{cases} h'_k(p, q), & (p, q) \in \eta \\ 0, & (p, q) \notin \eta \end{cases} \quad (\text{空域的紧支集约束}),$$

$$\text{且 } h_{k+1}(p, q) > 0 \quad (\text{空域的非负性约束}),$$

$$H_{k+1}(u, v) = \text{FFT}[h_{k+1}(p, q)] \quad (\text{转化至频域}).$$

3) 迭代结束:

$$H_{\text{est}}(u, v) = |H_0(u, v)| e^{i\varphi_{k+1}(u, v)},$$

$$h_{\text{est}} = |\text{FFT}^{-1}[H_{\text{est}}(u, v)]|,$$

其中, $H'_k(u, v)$ 和 $h'_k(p, q)$ 为计算的中间变量, 不代表矩阵运算; η 表示 $h'_k(p, q)$ 满足空间域约束点的集合; $H_{\text{est}}(u, v)$ 为迭代结束所得的频域结果; h_{est} 为估计所得 PSF. 对于一般情况下的图像相位恢复, 迭次傅里叶变换会耗费较长运算时间, 但本文中的 PSF 相位恢复中, PSF 尺寸远小于图像尺寸且受到幅值和紧支集的约束, 因此迭代傅里叶变换算法耗时长度的缺陷在此处并不明显.

3 实验验证

3.1 仿真模糊图像 PSF 估计

为验证本文 PSF 估计方法, 利用文献 [8] 中

Levin 提供的数据进行实验, 图像大小为 255×255 , PSF 尺寸为 27×27 , 实验结果如图 3 所示. 图 3(b) 中模糊图像倒谱与图 3(a) 所示 PSF 自身倒谱幅有较高的相似度, 图 3(d) 为本文估计所得 PSF, 与图 3(c) 中真实 PSF 较为相似.

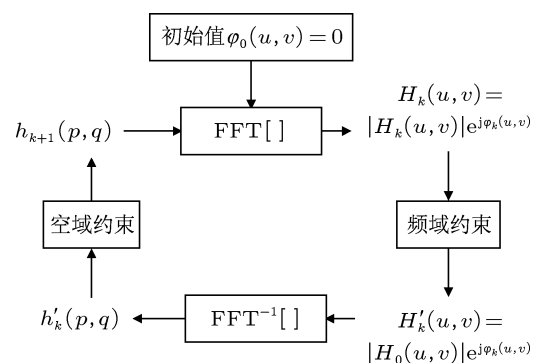


图2 迭代傅里叶变换相位恢复算法框图

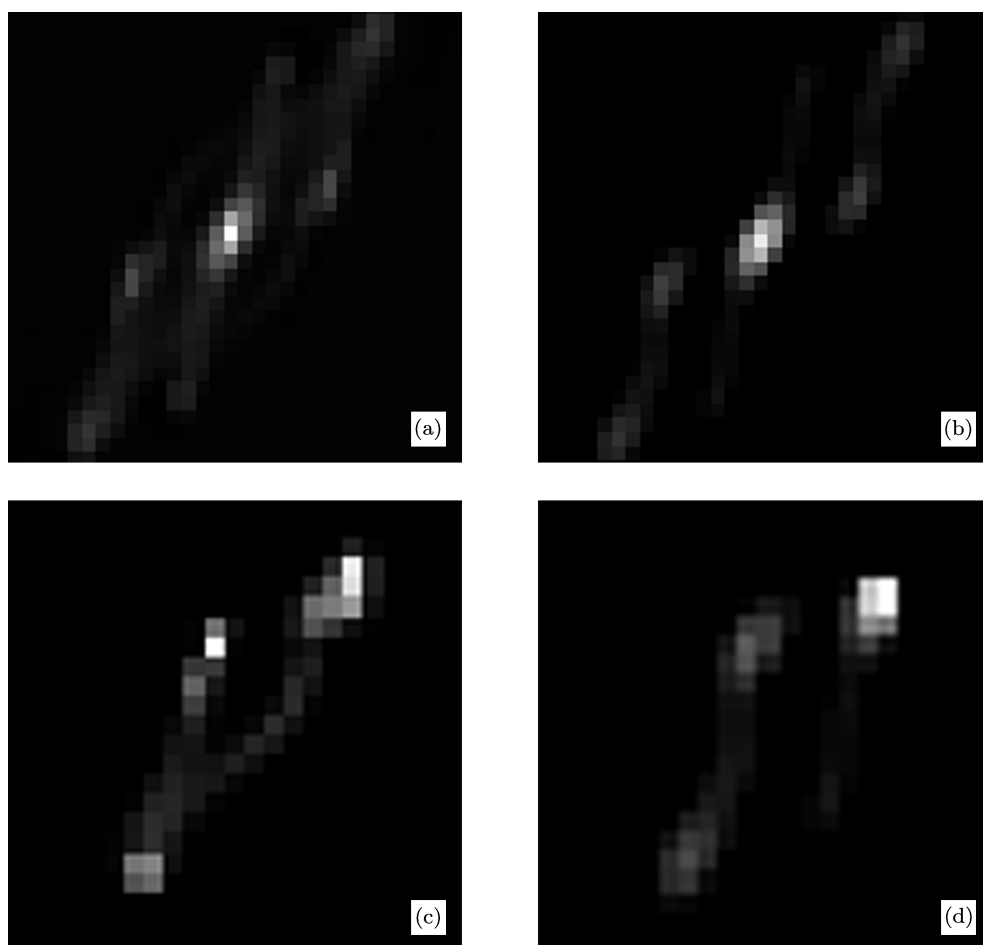


图3 图像倒谱分析 (a) PSF 自身倒谱幅值图; (b) 模糊图像梯度倒谱模值图; (c) 真实 PSF; (d) 本文估计所得 PSF

为了进一步说明问题, 对文献 [8] 中其他 5 个模糊核进行验证, 实验结果如图 4 所示. 图 4(a) 为真实 PSF, 尺寸从左至右分别为 13×13 , 17×17 , 21×21 , 23×23 , 27×27 ; 图 4(b) 为文献 [8] 边缘似

然优化算法估计 PSF 结果; 图 4(c) 为文献 [12] 图像梯度自相关算法估计 PSF 结果; 图 4(d) 为本文的图像梯度倒谱法估计所得 PSF 结果. 对比可知, 本文的方法所得到 PSF 估计结果与原始 PSF 符合.

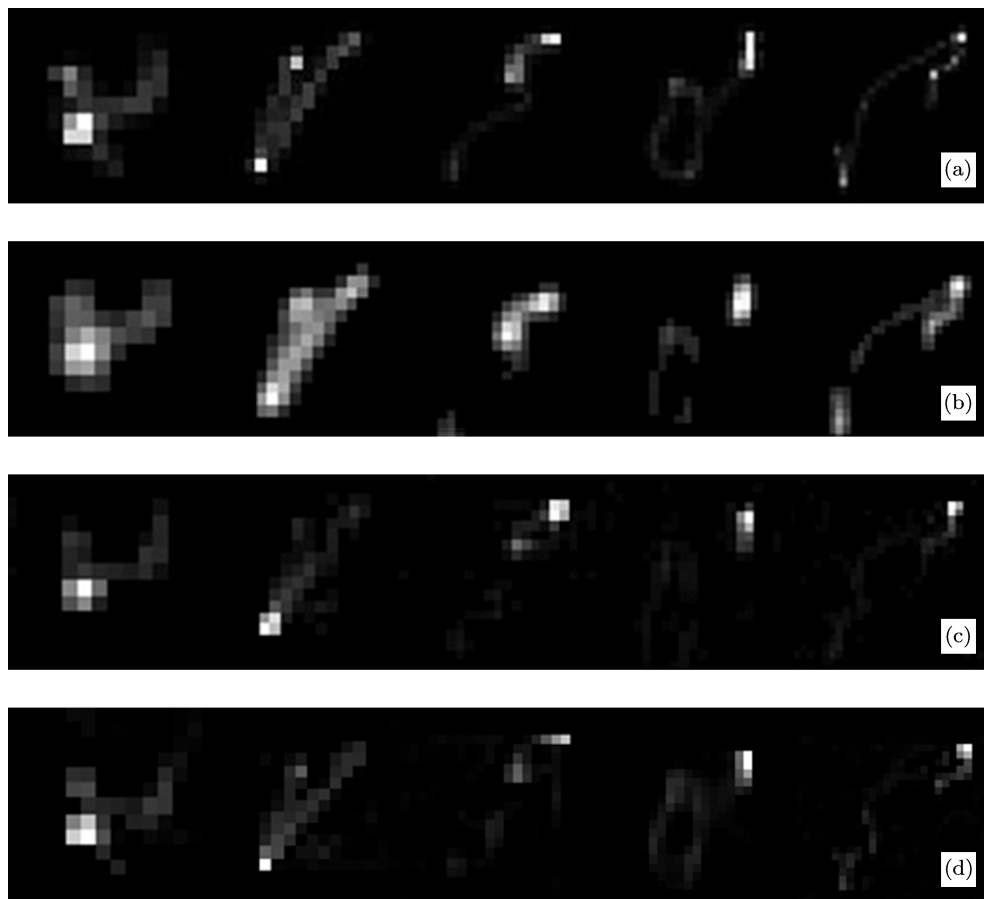


图 4 PSF 估计结果对比 (a) 真实 PSF; (b) 文献 [8] 结果; (c) 文献 [12] 结果; (d) 本文结果

3.2 实拍模糊图像 PSF 估计

利用本文方法估计实拍单幅模糊图像的 PSF, 并与文献 [5] 和文献 [6] 这两种优秀的 PSF 估计方法进行对比, 所选图像来自于对比文献, 如图 5 所示. 从左至右分别为: 模糊图像, 本文模糊图像梯度倒谱幅值图, 文献 [12] 模糊图像梯度自相关幅值图, 估计所得 PSF (其中上方 PSF 为文献估计所得, 下方为本文方法所得). 图 5(a) 和 (b) 中图像来自于文献 [6], 图 5(c) 和 (d) 中图像来自于文献 [5], 文献 [5] 的方法较适用于估计小尺寸 PSF, 而文献 [6] 算法的运算时间受 PSF 尺寸的预先设定值影响较大. 文献 [12] 的图像梯度自相关算法与图像梯度倒谱结果相似, 但是经大量实验发现其准确性受图像

的构成内容的影响, 较适宜于自然景观图像 (如图 5(b), (c), (d)), 不适用于包含规则几何形状的人为景观图像 (如图 5(a)), 而倒谱技术能够克服自相关函数对于图像内容的依赖性, 提高原信号的分离和识别的准确度.

4 图像复原模型及数值算法

为了客观鉴别 PSF 估计精度, 利用其对模糊图像进行去卷积复原, 间接反映在图像的复原质量上. 本文提出了一种引入图像梯度保真约束的全变分正则化图像复原模型、并采用快速且稳定收敛的 ADM 算法^[14] 优化能量函数.

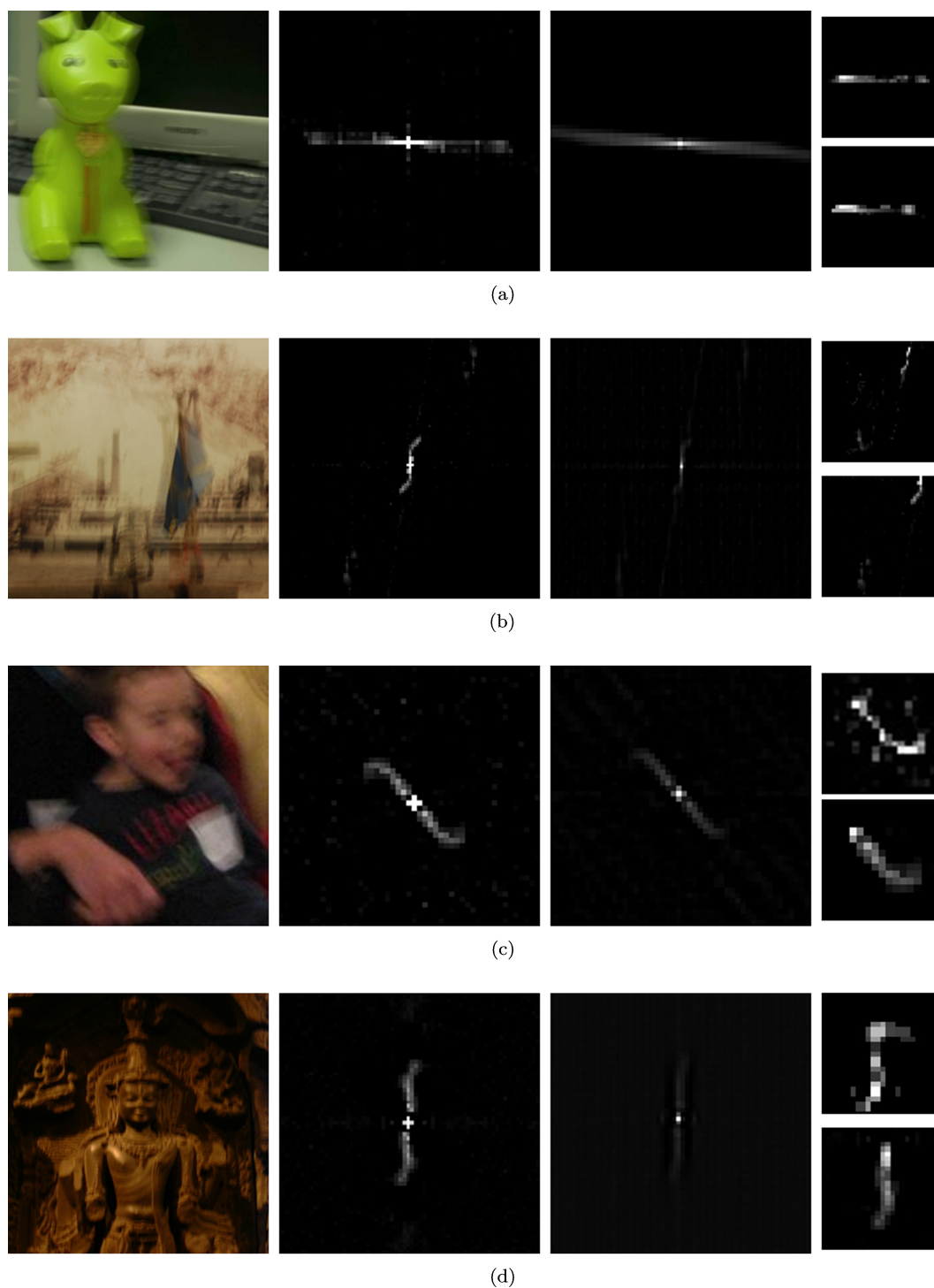


图 5 实拍模糊图像 PSF 估计 (从左至右依次为: 模糊图像, 模糊图像梯度倒谱幅值图, 模糊图像梯度自相关幅值图, 估计所得 PSF: 其中上方 PSF 为对比文献估计所得, 下方为本文方法所得) (a) 文献 [6] “toy” PSF 估计; (b) 文献 [6] “painting” PSF 估计; (c) 文献 [5] “family” PSF 估计; (d) 文献 [5] “lyndsey” PSF 估计

图像复原模型为

$$\min_f \Phi_{\text{reg}}(f) + \beta \Phi_{\text{fid}}(f, g) + \gamma \Phi_{\text{fid}}(\nabla f, \nabla g), \quad (8)$$

其中, $\Phi_{\text{reg}}(f)$ 为全变分正则项, 定义为 $\text{TV}(f) =$

$\sum_i \|D_i f\|$, i 为图像中像素的索引, D 为一阶有限差分算子, $D_x = [1, -1]$, $D_y = [1, -1]^T$; $\Phi_{\text{fid}}(f, g)$ 为图像能量保真约束项, 建立在成像噪声的独立同分布随机变量服从高斯分布的前提下, 定义为

$\Phi_{\text{hd}}(f, g) = \|f \otimes h - g\|^2/2$; $\Phi_{\text{hd}}(\nabla f, \nabla g)$ 为图像梯度保真约束项, 定义为 $\Phi_{\text{hd}}(\nabla f, \nabla g) = \|\nabla f - \nabla g\|^2/2$, 建立在梯度差 $\|\nabla f - \nabla g\|$ 服从高斯分布的前提下. 则有能量函数

$$E(f) = \sum_i \|D_i f\| + \frac{\beta}{2} \|f \otimes h - g\|^2 + \frac{\gamma}{2} \|\nabla f - \nabla g\|^2, \quad (9)$$

引入辅助变量 $w = (w_1, w_2)^T$, $w_1 = D_x f$, $w_2 = D_y f$, 以及迭代参量 λ . 当 $\nabla f \approx D_i f$ 时, (9) 式的增广型拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L_A(f, w, \lambda) &= \sum_i \left(\|w_i\| - \lambda_i^T (w_i - D_i f) \right. \\ &\quad \left. + \frac{\alpha}{2} \|w_i - D_i f\|^2 + \frac{\gamma}{2} \|w_i - (\nabla g)_i\|^2 \right) \\ &\quad + \frac{\beta}{2} \|f \otimes h - g\|^2. \end{aligned} \quad (10)$$

利用 ADM 算法优化函数 L_A , 其迭代准则为

$$\begin{aligned} w^{k+1} &\leftarrow \arg \min_w L_A(f^k, w, \lambda^k), \\ f^{k+1} &\leftarrow \arg \min_f L_A(f, w^{k+1}, \lambda^k), \\ \lambda^{k+1} &\leftarrow \lambda^k - \alpha (w^{k+1} - D f^{k+1}). \end{aligned} \quad (11)$$

优化 w 时, 视 f^k 和 λ^k 为常量, 对应的优化函数为

$$\begin{aligned} L_A(f^k, w, \lambda^k) &= \|w_i\| + \frac{\alpha}{2} \left\| w_i - (D_i f^k + \frac{1}{\alpha} (\lambda^k)_i) \right\|^2 \\ &\quad + \frac{\gamma}{2} \|w_i - \nabla g\|^2, \end{aligned} \quad (12)$$

求解 (12) 式的 Euler-Lagrange 方程, 整理得

$$\begin{aligned} w_i^{k+1} &= \left\| D_i f^k + \frac{1}{\alpha} (\lambda^k)_i + \frac{\gamma}{\alpha} (\nabla g)_i \right\| \\ &\quad - \frac{1+\gamma}{\alpha} \frac{w_i^k}{\|w_i^k\|}, \end{aligned} \quad (13)$$

由收缩算子得到辅助变量 w 在迭代过程中的解析解

$$\begin{aligned} w_i^{k+1} &= \text{shrink} \left(D_i f^k + \frac{1}{\alpha} (\lambda^k)_i \right. \\ &\quad \left. + \frac{\gamma}{\alpha} (\nabla g)_i, \frac{1+\gamma}{\alpha} \right). \end{aligned} \quad (14)$$

优化 f 时, 视 λ^k 和 w^{k+1} 为常量, 对应的优化函数为

$$\begin{aligned} L_A(f, w^{k+1}, \lambda^k) &= \sum_i (\lambda_i^T D_i f + \frac{\alpha}{2} \|w_i - D_i f\|^2) \\ &\quad + \frac{\beta}{2} \|f \otimes h - g\|^2, \end{aligned} \quad (15)$$

该能量函数的优化可转化关于 f 的最小二乘算法, 则有

$$\begin{aligned} (D^T D + \frac{\beta}{\alpha} h^T h) f &= D^T (w^{k+1} - \frac{1}{\alpha} \lambda^k) + \frac{\beta}{\alpha} h^T g, \end{aligned} \quad (16)$$

$N(\cdot)$ 表示矩阵的零空间, 假设 $N(h) \cap N(D) = 0$, 以保证上式中系数矩阵的非奇异性. 在 f 满足周期性边界条件下, $D^T D$ 和 $h^T h$ 都为块循环矩阵, 对等式左端利用二维离散傅里叶变换实现对角化并分解特征值 (只需计算一次); 对等式右端进行傅里叶变换, 计算可得 $\text{FFT}(f^{k+1})$; 再进行一次傅里叶逆变换即可得新的迭代量 f^{k+1} . 因此, 完成一次迭代只需进行两次傅里叶变换, 大大缩短了运算时间.

算法的数值实现步骤:

1) 初始化: $f = g, \lambda = \lambda_0, \alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$;

2) 迭代:

按 (14) 式计算 w^{k+1} ;

按 (16) 式计算 f^{k+1} ;

按 (11) 式更新 λ^{k+1} ;

3) 重复步骤 2), 至 $\frac{\|f^{k+1} - f^k\|}{\max\{\|f^k\|, 1\}} \leq \text{tol}$ 时, 迭代停止. 本文设 $\text{tol} = 10^{-3}$.

利用本文方法估计出的 PSF 及图像复原算法分别对仿真模糊图像和实拍模糊图像进行复原, 并与各种优秀方法进行对比. 设定参数值 $\alpha = 10$, $\beta = 4$, $\gamma = 5$, 图像尺寸为 255×255 , 仿真模糊图像 PSF 估计及各种复原结果如图 6 所示. 图 6(a) 为原始清晰图像, 图 6(b) 为降质模糊图像, 右下角所示为降质 PSF, 大小为 13×13 ; 图 6(c) 和 (d) 分别为文献 [5] 和文献 [8] 估计所得 PSF 及复原结果; 图 6(e) 为文献 [12] 估计所得 PSF 及复原结果; 图 6(f) 为本文所得结果. 本文方法在不牺牲图像复原效果的前提下, 大为缩短了运算时间.

为了进一步说明问题, 对图 2 所示的各种尺寸的 PSF 进行仿真实验, 运算时间对比如表 1 所示.

图 7 所示为实拍模糊图像 PSF 估计及图像复原, 图像尺寸为 999×1255 , 图 7(a) 为待复原图像, 图 7(b) 和 (c) 分别为文献 [5] 和文献 [8] 估计所得 PSF 及复原图像, 图 7(d) 所示为本文结果. 图 7(e) 所示为各复原图像标示区域的放大图, 本文方法取得理想的复原效果的同时, 大为缩短了运算时间, 体现了处理大幅图像的优势.



图6 仿真模糊图像 PSF 估计及复原结果 (a) 原始图像; (b) 降质图像; (c) 文献 [5] 结果; (d) 文献 [8] 结果; (e) 文献 [12] 结果; (f) 本文结果

表1 相关图像复原算法运算时间对比

PSF 尺寸	对比文献所用时间/s			本文方法所用时间/s		
	文献 [5]	文献 [8]	文献 [12]	PSF 估计	TV-ADM 去卷积	总时间
13×13	30.52	127.80	6.32	1.45	2.57	4.02
17×17	33.93	138.57	7.69	1.57	3.76	5.33
21×21	44.03	146.95	8.73	1.69	4.41	6.10
23×23	53.47	154.20	8.91	1.78	4.45	6.23
27×27	56.20	155.79	9.48	1.89	5.38	7.27

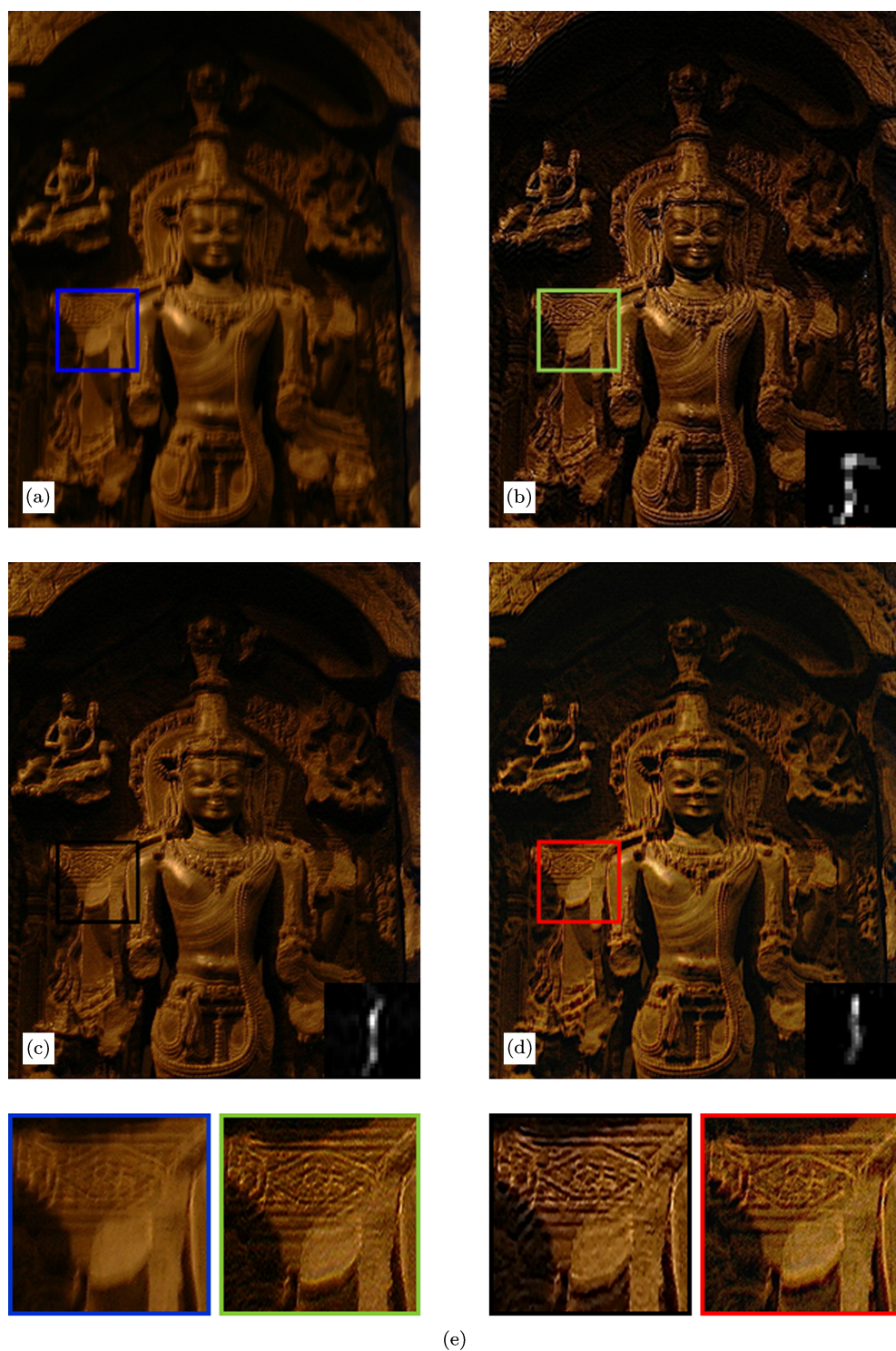


图7 实拍模糊图像 PSF 估计及复原结果 (a) 模糊图像; (b) 文献 [5] 结果, $t = 129$ s; (c) 文献 [8] 结果, $t = 407$ s; (d) 本文结果, $t = 12$ s; (e) 图像标示区域放大图

5 结 论

传统的单幅模糊图像复原算法需要预先设定或根据迭代终止准则判定 PSF 尺寸, 将会影响算法迭代次数并以消耗大量运算时间为代价, 而本文根据梯度倒谱中 PSF 的再现信息确定其尺寸, 避免

交替迭代算法中估计 PSF 尺寸的缺陷, 提高估计效率; 在复原算法上, 克服传统全变分数值算法计算量大、收敛速度慢的缺点, 实现快速图像去卷积复原, 保留了全变分图像复原有效抑制振铃效应、保护边缘信息的优点, 获得了较好的视觉效果, 符合图像复原问题的实际工程需求。

- [1] Zhao L, Jin W Q, Chen Y N, Su B H 2008 *Acta Opt. Sin.* **28** 1703 (in Chinese) [赵琳, 金伟其, 陈翼男, 苏秉华 2008 光学学报 **28** 1703]
- [2] Sun H, Li Z Q 2012 *Chinese Opt.* **5** 174 (in Chinese) [孙辉, 李志强 2012 中国光学 **5** 174]
- [3] Chen Y N, Jin W Q, Zhao L, Zhao L 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 264 (in Chinese) [陈翼男, 金伟其, 赵磊, 赵琳 2009 物理学报 **58** 264]
- [4] Sun Z G, Han C Z 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 998 (in Chinese) [孙增国, 韩崇昭 2010 物理学报 **59** 998]
- [5] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, Roweis S T, Freeman W 2006 *ACM T. Graph.* **25** 787
- [6] Qi S, Jia J Y, Agrwala A 2008 *ACM T. Graph.* **27** 73
- [7] Krishnan D, Fergus R 2009 *Advances in Neural Inf. Proc. Sys.* **22** 1033
- [8] Levin A, Wesis Y, Durand F, Freeman W T 2011 *Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* Colorado Springs, USA, June 20–25, 2011 p2657
- [9] Zou W J 2010 *Journal of University of South China (Science and Technology)* **24** 61 (in Chinese) [邹文杰 2010 南华大学学报 (自然科学版) **24** 61]
- [10] Shi X Z 1986 *Journal of Astronautic Metrology and Measurement* **30** 48 (in Chinese) [史习智 1986 宇航计测技术 **30** 48]
- [11] Li N, Lu X B 2011 *Chinese Journal of Scientific Instrument* **32** 2523 (in Chinese) [李楠, 路小波 2011 仪器仪表学报 **32** 2523]
- [12] Hu W, Xue J R, Zheng N N 2012 *IEEE T. Image Process* **21** 386
- [13] Li F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 230203 (in Chinese) [李斐 2012 物理学报 **61** 230203]
- [14] Yuan X M, Yang J F 2013 *Pac. J. Optim.* **9** 167

PSF estimation via gradient cepstrum analysis for single blurred image*

Shi Ming-Zhu Xu Ting-Fa[†] Liang Jiong Li Xiang-Min

(Key Laboratory of Photo electronic Imaging Technology and System, Ministry of Education of China, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

(School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

(Received 1 April 2013; revised manuscript received 3 May 2013)

Abstract

Since single image restoration algorithms using lots of priori information lead to high complexity and low computational efficiency, a gradient cepstrum analysis method is proposed to estimate the point spread function PSF for a single blurred image. Firstly, we present the basic principle of estimating PSF from gradient cepstrum of a single blurred image and use the phase retrieval algorithm to recover phase information of the two-dimensional PSF, which can obtain the estimated PSF rapidly. Secondly, to evaluate the accuracy of the proposed PSF estimation method, the total variation regularized image restoration model coupling with an image gradient fidelity term is established and an alternating direction method with rapid and stable convergence is adopted to optimize the energy function. Both synthetic and real blurred images are tested to verify the performance of our scheme. Results show that our scheme not only can estimate the PSF rapidly and accurately so that it overcomes shortcomings of traditional algorithm with slow convergence, but also suppresses ringing effects to preserve information in edges. These advantages provide theoretical and technical foundation of the real engineering requirement in single image deblurring, especially for large scale images.

Keywords: image restoration, point spread function, gradient cepstrum analysis, total variation

PACS: 42.30.Va, 42.30.Lr, 02.70.Hm, 45.10.Db

DOI: 10.7498/aps.62.174204

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61027002, 61172178), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education, China (Grant No. 20121101110022), and the National Basic Research Program of China (Grant No. 2009CB72400603).

[†] Corresponding author. E-mail: xutingfa_bit@yahoo.cn