

基于稀疏特性的盲二值图像去模糊

许 影 李强懿

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 211106)

摘 要 通过分析二值图像发现其像素值具有稀疏特性,因此采用 L_0 梯度反卷积算法结合二值图像的组合特性来处理盲二值图像的复原问题。常见的图像复原方法均将二值图像看作灰度值图像来处理,当其考虑到二值图像的特殊性质时,将会针对这种特定类型的图像得到更好的复原效果。提出的盲复原算法基于一阶梯度空间 L_0 最小化问题的框架,利用 L_0 梯度图像平滑方法来获得明显的图像边缘以估计模糊核,并将二值图像的特有属性作为正则项加入目标函数。在图像的复原过程中,通过二值图像先验来强制复原结果趋于二值图像。根据提出的模型,给出了基于稀疏特性的盲二值图像复原算法。通过实验将该算法与传统的盲反卷积复原算法进行比较,结果表明所提算法具有良好的性能,对二值图像进行复原是有效的。

关键词 盲图像复原, L_0 范数, 二值图像, 正则化, 模糊核估计

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.03.040

Blind Binary Image Deconvolution Based on Sparse Property

XU Ying LI Qiang-yi

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract Analysis of binary image shows that the pixel values of binary image are sparse, hence the L_0 gradient deconvolution is combined with the combinatorial property to deal with the blind binary image restoration problem. Common image restoration methods treat binary image as gray-scale image with an optional threshold, when considering the special property of the binary image, they will get better recovery results for this particular type of image. The proposed blind image restoration algorithm is based on the frame of the first-order gradient space L_0 minimization program, uses the L_0 gradient image smoothing method to obtain distinct image edges to estimate the blurring kernel, and introduces the special binary property of binary image into the objective function as a regularizer. The binary image prior is used in the restoration process to force the latent restored image to be binary. According to the proposed model, the blind binary image deconvolution algorithm based on the sparse property was presented. The experimental results show that compared with conventional blind deconvolution algorithms, the proposed method has more favorable performance, and is more efficient for binary image restoration.

Keywords Blind image restoration, L_0 norm, Binary image, Regularization, Kernel estimation

1 引言

图像系统中的退化和噪声是不可避免的,妨碍观察者从图像中获取信息。最常见的两种图像退化是由相机和拍摄目标之间的相对运动引起的运动模糊和由于拍摄目标不在相机镜头焦距平面上引起的散焦模糊^[1]。图像退化的过程可以建模成图像和一个点扩散函数的卷积,从而与之对应的图像复原问题,就是在模糊核未知的情况下复原含有加性噪声的模糊图像。图像复原问题是图像处理与机器视觉领域的一个挑战,是一个不适定问题^[2-3],因此反卷积得到的复原图像通常是不唯一的。

图像处理领域中一个典型的研究对象是二值图像,它假设每个像素点的值只能是特定类型,例如二维码图像和车牌图像等许多生活中常见的图像都是这种类型的图像。相对于灰度图像和彩色图像,二值图像所占的存储空间相对较小,且结构简单,因此很多技术(如边缘检测^[4]、手写签名识别^[5]等)将灰度图像转化为二值图像来处理,效果更好。二值图像作为一种简单、典型的数据类型,在图像处理领域有很重要的作用。

大多数方法首先把二值图像当作灰度值图像来进行处理,然后使用通用的方法来复原退化的二值图像,最后再阈值化得到二值图像。针对二值图像复原设计的算法很早便得到

到稿日期:2016-12-01 返修日期:2017-02-13 本文受国家自然科学基金项目(61375021,41301407)资助。

许 影(1991—),女,硕士生,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、模糊图像复原,E-mail:414191355@qq.com(通信作者);李强懿(1982—),男,博士生,主要研究方向为数字图像处理、机器学习、模式识别等,E-mail:244045050@qq.com。

了学者们的关注。1991年, Schonfeld等^[6]从理论上分析了用形态学滤波器对噪声污染的二值图像进行优化复原的方法, 这个问题的最优解是以数学形态学和决策理论为基础工具得到的; Chen等提出了一个基于马尔科夫随机场的二值图像复原方法^[7]。这些方法都是基于统计学的知识对二值图像进行复原, 并取得了一定成效。考虑到图像复原问题的不定性, 近年来正则化^[8]复原方法被广泛用于二值图像复原。基于二值图像的组合特性, Zhang^[9]提出了一个快速交替最小化算法来复原二值图像, 并引入了辅助函数来修改目标函数, 将该问题转化为一个凸优化问题。近年来, 随着深度学习研究的不断深入, 深度卷积神经网络也被用来处理图像复原问题^[10-11], 在一定程度上提高了模糊图像的复原精度。引入先验知识是图像处理中的有效方法, 选择合适的先验知识可以减少图像复原误差, 提高复原效果, 并且可以有针对性地处理各种类型的自然图像, 同时又不会导致过高的计算复杂度。最简单易行的一种选择是平滑先验^[9], 它可以有效地降低高斯噪声的影响。不同的二值图像具有不同的特点, 从而可以产生不同的先验正则项, 因此产生了很多针对特定类型的二值图像复原的算法。文献^[12]提出了针对散焦模糊的二维条码图像的增量约束最小二乘滤波器。Mei等主要针对文本、条码和模式图像提出了一种软约束方法, 以将原始图像中明确的像素值应用到通用的最小二乘正则化框架中^[13], 而不是直接二值化。

前面提到的很多方法都假设导致图像退化的模糊核是已知的, 然而实际应用中模糊核并不容易获取。在模糊核未知的情况下进行图像反卷积的过程被称为盲图像复原。模糊核估计是盲图像复原的一个重要环节。很多研究分别根据散焦模糊和运动模糊的不同特点, 分别将其建模为高斯函数和线性函数, 利用相对应的统计知识和傅立叶变换估计模糊核的参数, 从而计算出模糊核。然而这种方法具有很强的局限性, 无法对不规则或者不能用简单函数建模的模糊核类型进行估计。Fang^[14]等将模糊核分解为轨道、强度和点扩散函数3个部分来各自进行优化。这种方法可以针对大多数类型的模糊核进行估计, 但是算法的理论基础和求解过程都相对比较复杂。

这些方法在一些特定的应用场景下可以取得很好的效果, 但是模型参数多, 计算复杂度较高, 通用性差, 难以适用于尺寸较大的自然场景图像。考虑到二值图像像素分布的特点, 选择稀疏先验更为合适。文献^[15]提出了一个针对文本像素强度和梯度的有效的 L_0 先验, 但是还没有相关工作涉及二值图像复原。针对基于 L_0 先验的盲二值图像复原问题, 本文提出了一个有效的交替最小化算法, 并在一阶梯度空间进行模糊核估计。该方法在获得图像的边缘^[16]时采用了基于 L_0 梯度最小化的图像平滑方法。相比于其他复原方法, 其仅需要很少的迭代次数就可以获得优异的效果, 大大节省了运算时间, 并且与平滑先验相比, 使用 L_0 先验可以更好地保护图像的细节部分, 取得更好的复原结果。本文通过大量实验验证了该方法的有效性。

2 L_0 正则化图像复原算法

本节主要介绍提出的基于梯度空间的 L_0 正则化二值图像复原算法。首先, 从图像退化的基本模型开始阐述图像模糊的过程; 其次, 给出本文算法的动机和目标函数; 最后, 对提出的目标函数进行优化求解。图像梯度包含了图像中很多重要的信息, 并能表现出一些无法从图像空间发现的规律, 因此图像梯度常作为图像复原模型的正则项。在梯度空间进行图像复原和模糊核估计得到的结果通常会优于在图像空间中得到的结果。

2.1 图像退化模型

图像复原问题最早可追溯到1960年, 研究从采集到的模糊图像中复原原始图像的问题。图像复原领域通常用一个线性退化模型来描述图像模糊的过程:

$$g = h * f + n \quad (1)$$

其中, “*”是2D线性卷积算子; $f, g, n \in R^{m \times n}$ 是 $m \times n$ 大小的矩阵, 也可以看作是 $mn \times 1$ 维的向量; h 是点扩散函数(PSF); f 是原始图像; n 代表均值为0的加性噪声。在大多数情况下, 只有模糊观测图像 g 是已知的。

为了从模糊图像 g 中复原出原始图像 f , 学者们提出了很多方法, 其中最简单有效的是伪逆滤波器, 用于求解最小二乘问题 $\min_f \|h * f - g\|$ 。维纳滤波和约束最小二乘方滤波是两种最有名的最小二乘图像去模糊方法。为了得到更好的复原结果, 正则化方法逐渐被使用, 正则化方法通常在目标函数中引入正则项, 得到:

$$\min_f \|h * f - g\|_2^2 + \tau R(f) \quad (2)$$

其中, τ 是正则化参数。将图像的先验知识作为正则化项加入目标函数是对不定问题的一个有效处理方法, 可以避免优化结果陷入局部极小值。

2.2 基于稀疏特性的二值图像去模糊算法

很多方法将图像梯度的二范数(或者二范数平方)作为正则化项加入目标函数来进行优化^[8], 取得了相当不错的图像复原效果。但是经过对大量二值图像进行分析发现, 在从模糊图像到清晰图像的逆过程中, 图像二范数的值并没有减小。图1给出了一个示例, 在图像空间: 模糊图像中 $\|f\|_2 = 23.05$, 清晰图像中 $\|f\|_2 = 33.27$, 可以看出图像复原过程中图像的二范数是增大的; 同样地, 在图像梯度空间: 模糊图像中 $\|\nabla f\|_2 = 12.77$, 在清晰图像中 $\|\nabla f\|_2 = 45.94$, 图像梯度的二范数也是增大的。这里 $\nabla f = (\nabla_x f, \nabla_y f)^T$ 表示图像梯度矩阵, 上标T表示矩阵的转置。显然, 对二值图像来说, 二范数不是一个很好的度量方式。与之相反的是, 针对0范数的分析却验证了理论上使用最小化0范数来复原二值图像会有很好的复原效果。在图像空间: 模糊图像中 $\|f\|_0 = 24232$, 在清晰图像中 $\|f\|_0 = 3859$; 在图像梯度空间: 模糊图像中 $\|\nabla f\|_0 = 25022$, 在清晰图像中 $\|\nabla f\|_0 = 5013$ 。可以看出从模糊图像到清晰图像, 图像 f 和梯度图像 ∇f 的0范数都是显著减小的。这是因为二范数反映的是图像的平滑性, 而0范数反映的是图像的稀疏性。二范数较小的图像更平滑/模糊, 而0范数较小的图像更稀疏/尖锐。与自然图像

相比,二值图像具有很强的稀疏性,但是其平滑属性并不明显,因此对于二值图像而言,0 范数是比二范数更好的正则项。

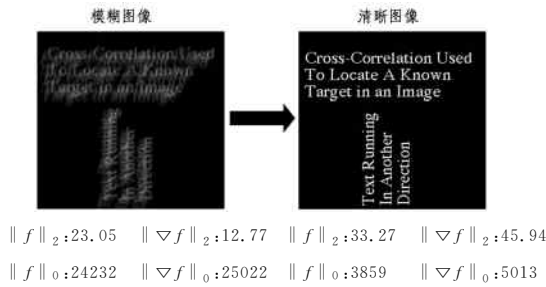


图 1 模糊图像与清晰图像的 L_2 范数和 L_0 范数的对比

Fig. 1 Comparison between L_2 norm and L_0 norm of the blurred image and the clear image

基于以上分析,本文提出了一种基于 L_0 先验的盲二值图像复原算法。

先假设已经估计得到了模糊核 h ,采用 L_0 正则化图像复原框架并结合二值图像的特点,得出了如下目标函数:

$$\min_f \|h * f - g\|_2^2 + \lambda \|\nabla f\|_0 + \gamma \sum_{ij} ((f_{i,j} - \beta_1)(f_{i,j} - \beta_2))^2 \quad (3)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示矩阵的 0 范数,用于计算矩阵非零元的个数; $\lambda > 0$ 是用于控制图像稀疏特性的权重;式(3)的第 3 项用于强迫复原图像趋于二值化图像,一般 $\beta_1 = 0, \beta_2 = 1; \gamma > 0$ 是一个在二值和灰度级之间调节图像的参数。式(3)的第 3 项是非凸的,为了方便求解目标函数,Zhang^[9]引入了如下辅助变量 v 和辅助函数 $C_{ij}(v)$:

$$C_{ij}(v) = \begin{cases} (v_{ij} - \beta_1)(v_{ij} - \beta_2), & \text{if } v_{ij} < \beta_1 \text{ or } v_{ij} > \beta_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

对目标函数做相同的修改并惩罚 f 和 v 之间的差值,得到:

$$\min_f \|h * f - g\|_2^2 + \lambda \|\nabla f\|_0 + \delta \|f - v\|_2^2 + \gamma \sum_{ij} (C_{ij}(v))^2 \quad (5)$$

其中, δ 是调节惩罚力度的参数。直接求解式(5)是非常复杂的,因此采用变量分离法,将关于不同变量交替的最小化目标函数分解为几个不同的子问题。

首先固定 f ,前两项就成为常数项,问题转化为关于变量 v 的单变量最小化问题:

$$\min_v \delta \|f - v\|_2^2 + \gamma \sum_{ij} (C_{ij}(v))^2 \quad (6)$$

这个问题是可分离的,只需要求解 $m * n$ 个目标函数是四阶多项式的单变量最小化问题,该问题可以用牛顿法来高效求解^[9]。

然后,固定变量 v ,将得到子问题:

$$\min_f \|h * f - g\|_2^2 + \lambda \|\nabla f\|_0 + \delta \|f - v\|_2^2 \quad (7)$$

由于 0 范数的非凸性, L_0 正则化问题的最小化总是难以计算的,一个有效的方法是从 ∇f 中分离出 0 范数^[15],类似于文献[15]的方法,本文引入辅助变量 $k = (k_x, k_y)^T$ 对应于 ∇f ,并且对 k 和 ∇f 之间的差值进行惩罚,则目标函数将变为:

$$\min_{f,k} \|h * f - g\|_2^2 + \beta \|\nabla f - k\|_2^2 + \lambda \|k\|_0 + \delta \|f - v\|_2^2 \quad (8)$$

这是一个二次惩罚方法, β 为惩罚参数,随着 $\beta \rightarrow \infty$,

式(8)的解将收敛于式(7)的解。对式(8)继续采用交替最小化方法来求解,给定 f ,

$$\min_k \beta \|\nabla f - k\|_2^2 + \lambda \|k\|_0 \quad (9)$$

该问题仍可以分解到单个像素值上来求解,文献[15]给出了求解这类问题的方法:

$$k = \begin{cases} \nabla f, & |\nabla f| \leq \frac{\lambda}{\beta} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

最后,固定 k 可以得到一个二次模型:

$$\min_f \|h * f - g\|_2^2 + \beta \|\nabla f - k\|_2^2 + \delta \|f - v\|_2^2 \quad (11)$$

目标函数是凸函数,可以通过对式(11)求导,并令导函数等于 0 来求解。将求导结果写成矩阵乘法的形式,可以得到:

$$(H^T H + \beta(D_x^T D_x + D_y^T D_y) + \delta I) f = H^T g + \beta(D_x^T k_x + D_y^T k_y) + \delta v \quad (12)$$

其中, I 表示单位矩阵; H 是根据点扩散函数 h 构造的离散卷积矩阵; D_x 和 D_y 分别是由梯度算子 ∂_x 和 ∂_y 构造的差分矩阵。这个平方最小化问题可以用快速傅立叶变换(FFT)来求解。由于 β 和 δ 大于 0, f 前面的系数矩阵是一个对称正定矩阵,因此式(12)有唯一的解。定义 $F(f)$ 和 $F^{-1}(f)$ 为傅立叶变换和傅立叶反变换,用“ \circ ”表示两个矩阵对应元素的乘积。对式(12)两边同时取傅立叶变换,利用傅立叶变换的性质 $F(Hf) = F(h * f) = F(h) \circ F(f)$ 可以得到:

$$(F(h)^* \circ F(h) + \beta F_\nabla + \delta \mathbf{1}) \circ F(f) = F(h)^* \circ F(g) + \beta F_k + \delta F(v) \quad (13)$$

其中:

$$F_\nabla = F(\nabla_x)^* \circ F(\nabla_x) + F(\nabla_y)^* \circ F(\nabla_y) \quad (14)$$

$$F_k = F(\nabla_x)^* \circ F(k_x) + F(\nabla_y)^* \circ F(k_y) \quad (15)$$

其中,上标* 表示矩阵的复共轭, $\mathbf{1}$ 表示大小与 $F(f)$ 相同但是元素全部为 1 的矩阵。通过对式(13)进行数学变换,最终得到复原公式:

$$f = F^{-1} \left(\frac{F(h)^* \circ F(g) + \delta F(v) + \beta F_k}{F(h)^* \circ F(h) + \beta F_\nabla + \delta \mathbf{1}} \right) \quad (16)$$

其中,除法是二个矩阵对应元素的除法。

结合下节介绍的模糊核估计,将基于稀疏特性的盲二值图像复原方法目标函数的求解过程总结为算法 1。

算法 1 基于稀疏特性的盲二值图像去模糊算法

- Step1 输入模糊图像 g 并初始化模糊核 h 。
- Repeat
- Step2 用式(6)求解 v 。
- Step3 For $i = 1, \dots, m$
 - for $j = 1, \dots, n$
 - 用式(10)求解 k_{ij} 。
- Step4 用式(16)复原模糊图像,求出当前复原图像 f_{pre} 。
- Step5 增大惩罚参数,即 $\beta = 2 * \beta$ 。
- Step6 用式(19)估计模糊核 h_{pre} 。 $\beta > \beta_{max}$, 令 $f = f_{pre}, h = h_{pre}$ 。
- Step7 输出 f 和 h 。

3 模糊核估计

模糊核估计是盲图像复原的一个至关重要的步骤,只有准确的模糊核估计结果才能保证优质的图像复原结果。图像

的梯度矩阵也可以看作一幅图像,因此根据式(1),清晰图像梯度矩阵 ∇f 和模糊图像梯度矩阵 ∇g 也存在类似的关系^[17]:

$$\nabla g = h * \nabla f + n \tag{17}$$

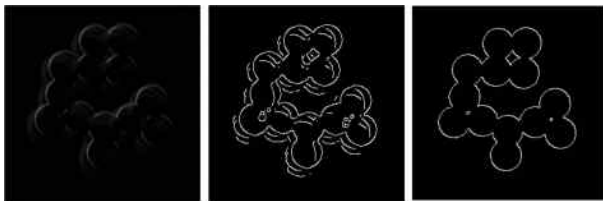
基于式(17),为了避免在图像空间估计模糊核造成的不精确性,文献[15]提出了一个最小二乘模型在一阶梯度空间估计模糊核:

$$\min_h \|\nabla f * h - \nabla g\|_2^2 + \sigma \|h\|_2^2 \tag{18}$$

其中, σ 是核矩阵的权重,该二次问题同样可以用快速傅立叶变换来求解,从而估计出模糊核:

$$h = F^{-1} \left(\frac{F(\nabla_x f)^* \circ F(\nabla_x g) + F(\nabla_y f)^* \circ F(\nabla_y g)}{F(\nabla_x f)^* \circ F(\nabla_x f) + F(\nabla_y f)^* \circ F(\nabla_y f) + \sigma \mathbf{1}} \right) \tag{19}$$

模糊核估计是一个非常复杂的过程,实验发现直接用完整的梯度图像来估计并不能得到令人满意的结果,大多数算法都会采用一个由粗到精的过程。采用由粗到精的多尺度策略分层进行模糊核估计,可以避免优化结果取到局部极小值。根据模糊核的尺寸确定层数,例如模糊核尺寸为 23,估计时使模糊核尺寸依次为 7,9,13,17,23,图像大小对应为原始图像尺寸的 0.25%,0.35%,0.50%,0.70%,100% 来复原图像。直接进行边缘检测得到的边缘一般含有噪声,会导致模糊核估计出现偏差,因此首先用一个高斯模糊核对图像进行平滑,从而去除噪声。相对于灰度级图像,二值图像的边缘一般比较明显,模糊核估计过程中噪声的影响将会相对较大,因此一般的边缘检测算子并不适合二值图像。本文采用基于 L_0 梯度最小化的图像平滑方法先对每一次迭代的复原图像进行平滑,然后再求解梯度图像。图 2 给出了这种方法相对于直接求梯度($edge = |\nabla_x g| + |\nabla_y g|$ (见图 2(a)) 和 canny 边缘检测(见图 2(b))的优势。图 2(c)是 L_0 平滑后得到的梯度图像,清晰的梯度图像保证了优质的模糊核估计结果。



(a) 梯度图像 (b) canny 边缘检测图像 (c) L_0 平滑梯度图像

图 2 梯度图像

Fig. 2 Gradient map

4 实验结果

本节通过大量实验测试所提算法的去模糊效果,采用模拟生成的模糊图像作为将要复原的目标,与文献[18]提出的自然图像稀疏表示的盲复原方法和文献[19]提出的总变分正则化盲图像复原方法进行比较。实验均在一台 Intel(R) Core i7-4790 处理器,8GB RAM 的台式机上进行。实验中,令 $\gamma = 1, \delta = 0.01, \lambda = 4e^{-3}$,因为本文处理的是标准的二值图像,所以 $\beta_1 = 0$ 且 $\beta_2 = 1$;惩罚参数 β 的初值设置为一个较小的值,这样可以减少程序运行的时间,随着图像复原精度和模糊核估计精度的要求提高, β 将逐渐增大,最终达到 $\beta_{max} = 1e^{-5}$ 。本文在 Matlab 模拟图像中添加了均值为 0、标准差为 1 的高

斯噪声。噪声水平为 0.01,即 $norm(N)/norm(B) = 0.01$ (B 表示模糊图像, N 表示噪声矩阵)。一幅 256×256 尺寸的图像在 Matlab 平台上的执行时间为 18s。

考虑到直接估计模糊核的不稳定性,本文采用了一个改变图像分辨率的由粗到精的多尺度策略来估计点扩散函数 PSF。图 3 给出了一个说明多尺度策略过程的例子。模糊核估计是一个迭代的算法:1) h 是一个 7×7 的初始核,利用初始模糊核和下采样得到的对应的低分辨率模糊图像,计算出当前层的复原图像;2)用当前复原图像和下采样后的模糊图像在一阶梯度空间估计出新的模糊核;3)逐渐扩大尺寸并重复上述过程 1)和 2);4)随着图像和核尺寸的不断扩展,估计出的模糊核的精度越来越高,最后达到给定的精度时算法停止。图 3 用一个例子说明了这个过程。

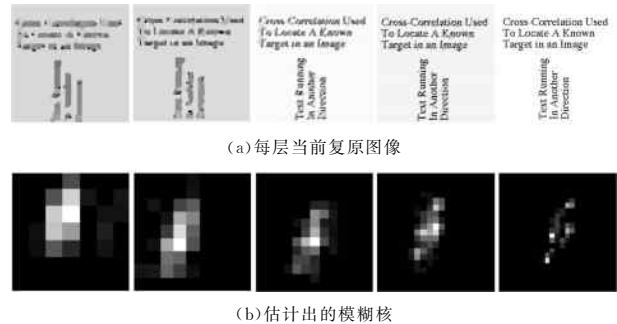
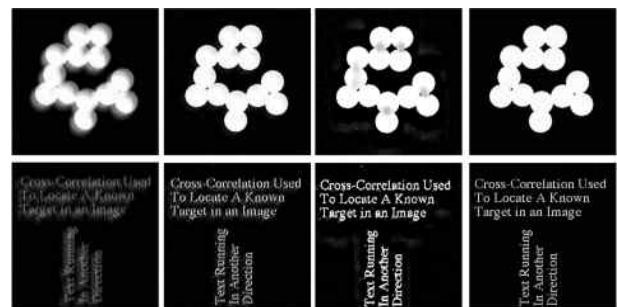


图 3 由粗到精的多层复原方案

Fig. 3 Multilayer restoration scheme from coarse to fine

为了说明本文算法的有效性,采用衡量图像复原算法最直接的标准视觉效果进行对比。图 4 给出了图像 Circles 和 Text 的视觉展示,模糊图像的噪声水平为 0.01。可以看出,稀疏表示方法复原图像的振铃效应比较明显,尤其是在细节内容比较丰富的 Text 图中;总变分正则化方法虽然对振铃效应有一定的抑制,但是复原图像的轮廓不是很清晰,且复原图像中可见大块阴影。通过比较发现本文算法可以抑制振铃效应,使图像中的细节部分保持清晰,能够很好地复原模糊的二值图像。



注:从左到右依次是模糊图像、Xu 稀疏表示方法的复原图像^[18]、Perrone 总变分正则化方法的复原图像^[19]和本文算法的复原图像

图 4 视觉效果对比

Fig. 4 Comparison of visual perception

主观评价方法在一定程度上体现了本文算法的优势,同时峰值信噪比可以从统计学的角度说明本文算法的有效性。峰值信噪比(PSNR)是一个表示信号最大可能功率和背景噪声功率的比值,是一种常用的图像信号重建质量的评测方法。PSNR 的数学模型如下:

$$PSNR(f, g) = 10 \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE(f, g)} \right) \quad (20)$$

其中, f 表示清晰图像; g 表示复原图像; n 表示图像存储位数, 这里取 $n = 8$; MSE 表示均方误差。对于 PSNR 指标来说, 其值越高则表示信号重建质量越好。表 1 和表 2 给出了在不同噪声水平下不同图像复原方法的峰值信噪比。可以看出, 一般情况下随着噪声水平的增加, 图像的复原质量会随之下降。本文方法较好地结合了二值图像的特有性质和 L_0 范数的稀疏属性, 因而图像复原质量相对较好。

表 1 不同复原方法针对 Text 图像的 PSNR 值

Table 1 PSNR of several restoration methods for Text image

复原方法	噪声水平		
	0.03	0.04	0.05
Xu 方法 ^[18]	16.76	16.77	17.06
Perrone 方法 ^[19]	18.81	18.72	17.75
本文方法	41.17	40.38	33.39

表 2 不同复原方法针对 Circles 图像的 PSNR 值

Table 2 PSNR of several restoration methods for Circles image

复原方法	噪声水平		
	0.03	0.04	0.05
Xu 方法 ^[18]	25.84	25.49	25.05
Perrone 方法 ^[19]	23.30	23.00	22.63
本文方法	35.79	32.41	30.53

结束语 图像处理包括图像去噪、图像去模糊和图像分割等, 是图像模式识别的基础。由于图像复原问题的不稳定性, 求解其模型是相当困难的。本文针对单幅二值模糊图像进行复原。通过对二值图像的像素值特点进行处理分析, 发现二值图像具有稀疏属性, 本文结合图像本身的二值属性和 L_0 范数, 采用正则化方法将其作为两个正则项加入图像复原的最小二乘复原模型中得到目标函数。优化过程中将对模糊核估计单独求解, 并通过变量分离的方法将目标函数分解为多个子问题来处理非盲图像复原问题。引入辅助变量可以将问题转化为单变量问题, 模糊核估计和最终的复原模型都有闭合的解, 从而降低了目标函数求解的复杂度。实验结果表明, 相对于其他复原方法, 本文方法能够更好地复原出二值图像的边缘和细节信息, 特别是对细节变化比较复杂的像素点, 处理效果较好, 能消除振铃效应, 对图像复原质量有较大改善。因此本文方法具有一定的实用性。

参 考 文 献

- [1] PENTLAND A P. A New Sense for Depth of Field [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1987, 9(4): 523-531.
- [2] MONTEFUSCO L B, LAZZARO D. An Iterative-Based Image Restoration Algorithm with an Adaptive Parameter Estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2012, 21(4): 1676-1686.
- [3] HAMIDI A E, MÉNARD M, LUGIEZ M, et al. Weighted and extended total variation for image restoration and decomposition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1564-1576.
- [4] PATIL M. An Efficient Method of Detecting Exudates in Diabetic Retinopathy: Using Texture Edge Features [C] // International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics. 2016.
- [5] WANG M, CHEN Y, WANG X. Recognition of Handwritten Characters in Chinese Legal Amounts by Stacked Autoencoders [C] // International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2014: 3002-3007.
- [6] SCHONFELD D, GOUTSIAS J. Optimal morphological pattern restoration from noisy binary images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991, 13(1): 14-29.
- [7] CHEN R, LIU X, ZOU M. Binary Image Restoration Based on MRF [J]. Journal of Image & Graphics, 1999, 47(7): 1038-1045.
- [8] WANG Y, YANG J, YIN W, et al. A New Alternating Minimization Algorithm for Total Variation Image Reconstruction [J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2008, 1(3): 248-272.
- [9] ZHANG J. An Alternating Minimization Algorithm for Binary Image Restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(21): 883-888.
- [10] HRADIS M, KOTERA J, ZEMČÍK P, et al. Convolutional Neural Networks for Direct Text Deblurring [C] // British Machine Vision Conference. 2015.
- [11] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [12] LIU N, ZHENG X, SUN H, et al. Two-dimensional bar code out-of-focus deblurring via the Increment Constrained Least Squares filter [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(2): 124-130.
- [13] MEI X, QI H, HU B G, et al. Improving image restoration with soft-rounding [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 459-467.
- [14] FANG L, LIU H, WU F, et al. Separable Kernel for Image Deblurring [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 2885-2892.
- [15] PAN J, HU Z, SU Z, et al. Deblurring text images via 10-regularized intensity and gradient prior [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 2901-2908.
- [16] XU L, LU C, XU Y, et al. Image smoothing via L_0 gradient minimization [J]. Acm Transactions on Graphics, 2011, 30(6): 61-64.
- [17] ZHAO Z G, CHEN Y Y, ZHAO Y, et al. Motion deblurring based on edge prior model [J]. Computer Science, 2015, 42(5): 305-308. (in Chinese)
赵志刚, 陈莹莹, 赵毅, 等. 基于边缘先验模型的运动去模糊 [J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 305-308.
- [18] XU L, ZHENG S, JIA J. Unnatural l_0 sparse representation for natural image deblurring [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 1107-1114.
- [19] PERRONE D, FAVARO P. Total Variation Blind Deconvolution: The Devil Is in the Details [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2014: 2909-2916.