

文章编号 1004-924X(2013)06-1592-06

应用自适应权值矩阵的图像复原

朱齐丹, 孙磊*, 蔡成涛

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 由于自然图像先验模型的概率密度函数的非高斯性(稀疏性的)会导致图像复原的最优化函数不再是凸的, 传统意义上的最大后验估计已不能很好地求得最优估计解, 因此本文提出利用自适应权值矩阵来解决这一问题。进行图像复原时, 首先利用自然图像先验模型有效地抑制振铃效应, 然后利用基于自适应权值矩阵的共轭梯度算法来解决由于稀疏先验模型导致的最优化函数非凸的问题。权值矩阵可根据上一次的迭代结果进行更新, 并能够纠正图像在上一次迭代过程中局部区域导数估计的错误。实验结果显示, 利用本文方法得到复原图像的峰值信噪比(PSNR)为 36.1316, 优于其它算法。最后, 用本文方法对全景图像进行复原, 得到了很好的复原效果, 证明了本文方法的实用性和有效性。

关键词: 图像复原; 反降晰; 稀疏先验; 自适应权值矩阵

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132106.1592

Image restoration using adaptive weight matrix

ZHU Qi-dan, SUN Lei*, CAI Cheng-tao

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

* Corresponding author, E-mail: sunlei8989@gmail.com

Abstract: Because natural image filter response probability model is often a non-Gaussian form (sparse), it leads to the optimization problem of image restoration to be a non-convex and the optimal estimation solution can not be obtained by traditional maximum a posterior estimation. Therefore, this paper proposes a image restoration algorithm based on adaptive weight matrix to solve the problem. With image restoration, a prior model for the natural image is used to restrain the ring effect effectively and the conjugate gradient algorithm based on adaptive weight matrix is used to solve the problem of the non-convex optimization function due to the sparse prior. The weight matrix updates according to the last iteration result and is able to correct the error of the local image derivative estimation in the last iteration process. Experiments show that Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) gotten by proposed algorithm is 36.1316, better than that from other algorithms. Finally, the panoramic image is restored by proposed method and the good results are also obtained, which demonstrates that the algorithm proposed is practical and effective.

Key words: image restoration; deblurring; sparse prior; adaptive weight matrix

收稿日期: 2013-01-22; 修订日期: 2013-03-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61175089, No. 61203255); 博士后研究人员落户黑龙江科研启动资金资助项目(No. LBH-Q11135); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. HEUCF1321001)

1 引言

在获取图像的过程中,许多因素都会导致图像降质的现象,例如:图像与相机的相对运动、光学系统的误差、大气扰动、散焦、离散采样等。这些图像降质的因素都会导致图像模糊,从而影响人们从图像中提取正确有用的信息,甚至会造成巨大的损失。因此为了更好地获取图像当中的信息,图像复原是获取真实图像的重要环节。

图像的模糊常被描述为清晰的图像与模糊核的线性卷积。图像复原就是指根据点扩散函数(PSF)、加性噪声等先验信息从模糊的图像中复原出清晰的信息。即使在PSF已知的前提下,图像复原也是一项艰巨的任务。因为图像复原本身就是一个“病态性”问题,需要良好的先验信息进行合理的约束。目前国内外有很多图像复原方法;R. Fergus等人^[1]提出了利用变分贝叶斯的方法,试图从全概率后验分布估计出点扩散函数和清晰图像,但是R. Fergus复原的清晰图像有振铃效应。D. Krishnan^[2]虽然利用拉普拉斯形式表示先验模型,但是利用最大后验估计复原图像,导致复原的图像边缘过于平滑。Y. HaCohen^[3]等人在为了复原图像纹理细节,在图像复原过程中整合了纹理分析,但是这种方法需要对降质图像进行分割,并用图像库中的纹理图像块来替换降质图像块。T. S. cho^[4]利用匹配梯度分布的方法,在最大后验估计运算里,加入了KL散度惩罚项,使得每一次运算得到图像的梯度分布曲线与渴望的梯度分布曲线尽可能拟合。虽然这种方法也有效地解决了稀疏先验导致最优化函数非凸的问题,但是此算法的实现显得有些复杂。

针对以上问题,本文在对图像进行复原时,首先利用自然图像先验模型有效地抑制振铃效应,然后利用基于自适应权值矩阵的共轭梯度算法,有效地解决由于稀疏先验模型而导致的最优化函数非凸的问题,且权值矩阵的形式相对简单。最后运用不同方法对图像进行复原。通过比对不同结果,证明了本文方法的实用性和有效性。

2 图像退化模型描述

模糊的图像产生被假设为清晰的图像与模

糊核进行卷积,再加上一个加性噪声^[5]。

$$y = Kx + \xi, \quad (1)$$

根据卷积理论在时间域里2个函数的卷积可以转化为频率域里2个函数的相乘,因此式(1)可转化为式(2)。

$$Y(u, v) = K(u, v)X(u, v) + N(u, v), \quad (2)$$

通过式(2)我们不难得出式(3)。根据式(3)可以表示出图像复原实质是让 $Y(u, v) - N(u, v)$ 通过滤波器 $1/K(u, v)$,它的输出就是 $X(u, v)$ 。这个反卷积问题看起来很容易解决,但是实际上却是“病态的”。

$$X(u, v) = \frac{Y(u, v) - N(u, v)}{K(u, v)}, \quad (3)$$

导致图像降质的函数 $K(u, v)$ 往往是一个低通滤波器,在高频域时 $|K(u, v)|$ 趋于0, $1/|K(u, v)|$ 趋于无穷大,噪声 $N(u, v)$ 一个微小的变动都会造成解 $X(u, v)$ 很大的变化,这导致式(3)的逆滤波的在实际计算中无法实现。

为了能够很好地克服上述困难,可以将自然图像的先验信息加入到反卷积过程中。先验信息可以合理约束反问题的解,从而改善复原效果。最大后验估计可以很好地利用先验信息从模糊的图像中估计出清晰图像。

3 利用高斯先验复原图像

3.1 最大后验估计

基于贝叶斯框架的后验概率可以描述为:

$$P(\mathbf{K}, \mathbf{x} | \mathbf{y}) \propto P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x}) P(\mathbf{K}, \mathbf{x}) = P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x}) P(\mathbf{K}) P(\mathbf{x}) = P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x}) P(\mathbf{x}), \quad (4)$$

式中:假设 \mathbf{K}, \mathbf{x} 是独立的, $P(\mathbf{K}, \mathbf{x}) = P(\mathbf{K}) P(\mathbf{x})$, 并且假设 \mathbf{K} 是空间移不变的 $P(\mathbf{K}) = 1$ 。

$$\mathbf{x} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmax}} P(\mathbf{K}, \mathbf{x} | \mathbf{y}) \propto P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x}) P(\mathbf{x}). \quad (5)$$

假设在成像过程中的噪声 ξ 是独立的高斯噪声,并且方差为 σ^2 ,似然概率 $P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x})$ 可以表达为:

$$P(\mathbf{y} | \mathbf{K}, \mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}\|^2\right). \quad (6)$$

先验模型 $P(\mathbf{x})$ 可以表述为一系列滤波器与图像卷积响应的概率分布形式:

$$P(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\alpha \sum_k \rho(\mathbf{J}_k * \mathbf{x})\right), \quad (7)$$

式中: \mathbf{J} 代表一系列滤波器,其中最为简单的就是一阶导数滤波器 $\mathbf{J}_x = [1 \quad -1]$, $\mathbf{J}_y = [1 \quad -1]^T$,

同样也可以是二阶滤波器和更加随机的滤波器,例如 FoEs, GFoE^[6-7]。对于稀疏先验参数形式的选择可以是广义拉普拉斯形式 (Generalized Laplacian), 也可以是学生-T 形式 (student-T), 还可以是高斯尺度混合模型形式 (Scale mixtures of Gaussians)^[9]。为了运算简单, 这里定义先验模型符合高斯形式 $\rho(t) = t^2$ 。

根据式(5)、(6)、(7)最大化后验概率等同于:

$$\mathbf{x} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}\|^2 + \alpha \sum_k \rho(\mathbf{J}_k * \mathbf{x}) \right), \quad (8)$$

对(8)求取 \mathbf{x} 的导数, 并令导数等于 0, 可以得到式(9)^[10], 式中 $\beta = 2\alpha\sigma^2$ (试验中 β 定为 0.2):

$$(\mathbf{K}^T \mathbf{K} + \beta \sum_k \mathbf{J}^T \mathbf{J}) \mathbf{x} = \mathbf{K}^T \mathbf{y}. \quad (9)$$

3.2 共轭梯度算法

本文利用共轭梯度算法来解决式(9)最小化迭代问题。共轭梯度算法是在权值或参数空间中引入了一系列直线搜索。一次沿着首次下降的方向(如简单的梯度下降)移动直到达到误差局部极小值。于是计算第二个下降的方向: 该方向就是所谓的“共轭方向”, 它是指在下降过程中梯度方向不改变, 而仅仅只是幅值改变的方向。沿该方向下降不会破坏前面下降步骤的贡献。

令 $\mathbf{A} = (\mathbf{K}^T \mathbf{K} + \beta \sum_k \mathbf{J}^T \mathbf{J})$, $\mathbf{b} = \mathbf{K}^T \mathbf{y}$ 则 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$, 可以写出共轭梯度算法的伪代码如下:

算法 3.1

计算 $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}^{(0)}$

for $i=1:100$

 solve $M\mathbf{z}^{(i-1)} = \mathbf{r}^{(i-1)}$

$\rho_{i-1} = \mathbf{r}^{(i-1)T} \mathbf{z}^{(i-1)}$

 if $i=1$

$\mathbf{p}^{(1)} = \mathbf{z}^0$

 else

$\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$

$\mathbf{p}^{(i)} = \mathbf{z}^{(i-1)} + \beta_{i-1} \mathbf{p}$

 end if

$\mathbf{q}^{(i)} = \mathbf{A}\mathbf{p}^{(i)}$

$\alpha_i = \rho_{i-1} / \mathbf{p}^{(i)T} \mathbf{q}^{(i)}$

$\mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{x}^{(i-1)} + \alpha_i \mathbf{p}^{(i)}$

$\mathbf{r}^{(i)} = \mathbf{r}^{(i-1)} - \alpha_i \mathbf{q}^{(i)}$

 检查是否聚合

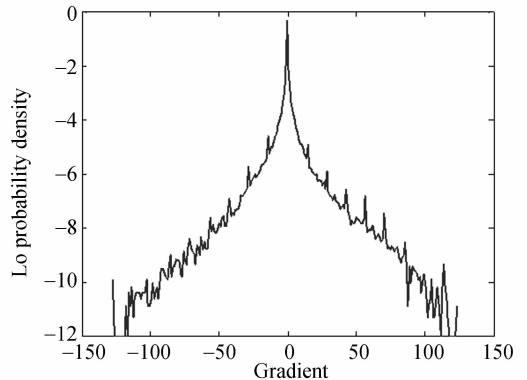
end

虽然假设自然图像模型为高斯函数可以使最优化问题是凸的, 并且可以通过共轭梯度方法找到最优解而不是局部最优解 X^l 。但是实际的自然图像的滤波器响应的概率分布是非高斯的而是稀疏的。并且利用高斯先验会导致复原图像过于平滑, 使边缘模糊^[11]。如图 1 所示: 图 1(b) 是图 1(a) 与导数滤波器 $[1 \ -1]$ 进行卷积的梯度对数密度分布曲线, 从图 1(b) 中可见梯度对数密度曲线是非高斯的。



(a) 自然图像

(a) Natural image



(b) a 图梯度对数密度曲线

(b) Logarithmic density curve of image a gradient

图 1 图像梯度对数密度曲线

Fig. 1 Logarithmic density curve of image gradient

4 利用稀疏先验模型复原图像

利用稀疏先验模型在许多图像处理中的优势已经被证实^[6-8]。利用稀疏先验可以产生更加清晰的边缘, 减少振铃效应和噪声的影响。但是当最优化问题加入了稀疏先验, 就导致了最优化函

数不再是凸的,这就使普通最大后验估计方法不能很好的估计出最优解,因为最大后验估计只能估计出局部最优解。在此问题上,U. Schmidt^[9]等人利用了最小化均方差估计(MMSE)来估计最优解,但是由于需要取整幅图像的期望,使得这种方法较难实施,因此 U. Schmidt 利用辅助变量吉布斯采样来采样后验概率分布,有效地解决了这一问题。但是这种方法耗时长,且占用内存空间较大,普通的 512×512 的 Lena 图 2 Gb 内存运行 matlab 程序就会导致内存溢出。因此本文在研究此前方法的基础上提出了一种基于自适应权值矩阵的最小二乘方法。定义矩阵改变的形式为 $W(m_i) = \frac{1}{m_i} \frac{d\rho(m_i)}{dm}$ ^[12],当图像局部的导数被假设的太小的时候,自适应权值矩阵的权值会提高。与此同时,图像局部的导数被假设的太大时,权值会变低。为了运算效率,先验函数形式选择的是 $\rho(t) = |t|^{0.8}$,则化简 $W(m_i)$ 的形式为:

$$W(m_i) = \max(|m_i|, \delta)^{-1.2}. \quad (10)$$

为了避免除法分母会有零元素,因此将 $|m_i|$ 替换成 $\max(|m_i|, \delta)$, $\delta = 0.01$ 。滤波器的选择是 S. Roth 等人训练的 8 个更加随机的 3×3 FoEs 滤波器^[13]。算法伪代码如下:

算法 4.1

初始化:定义初始权值矩阵 $W = 1$

$$\bar{A}x = (K^T K + \beta \sum_k J^T W J)x, b = K^T y$$

$$r^{(0)} = b - \bar{A}x^{(0)}$$

for $t = 1:3$

共轭梯度算法(算法中 A 改为 \bar{A}) \rightarrow 得到

x^t

$$m_i = ax^t - b$$

$$W(m_i) = \max(|m_i|, \delta)^{-1.2}$$

end

5 实验分析

针对经典 Lena 图(尺寸为 256×256 , 附上 (7×7) , 高斯点扩散函数 $\sigma = 5$), 分别用 U. Schmidt^[14] 算法, 高斯先验, 稀疏先验 3 种方法来证明利用稀疏先验的复原效果最好。



(a) 模糊图像

(a) Blurring image

(b) U. Schmidt

(b) U. Schmidt



(c) 高斯先验

(c) Gaussian prior

(d) 稀疏先验

(d) Sparse prior

图 2 不同复原方法的比较

Fig. 2 Comparison of different deblurring algorithms

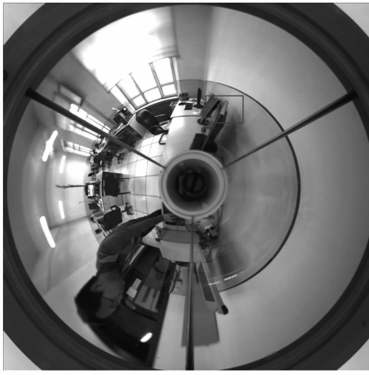
表 1 实验数据对比结果

Tab. 1 Comparison of experimental data

	U. Schmidt	高斯先验	稀疏先验
均值	124.050 8	124.050 5	124.050 8
方差	2 218.3	2 149.2	2 221.6
PSNR	34.974 6	30.134 0	36.131 6

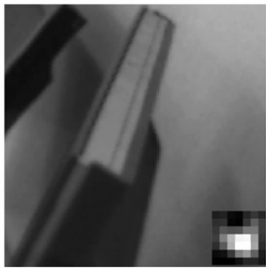
通过表格 1 对比的结果,可以看出 3 幅图像的均值几乎相同而方差略有区别,方差反映了数据偏离均值的分散程度,方差越大,说明所含的信息越多。通过对比方差和峰值信噪比(PSNR)可以看出本文所采用的基于稀疏先验的自适应权值矩阵的方法要优于 U. Schmidt 算法和利用高斯先验图像复原效果。

应用本文提出的方法,对全景图像进行复原效果如下。全景视觉成像系统是由光敏元件,成像透镜和二次旋转曲面反射镜组成,能够一次获取水平方向 360° 全景图像的视觉系统。全景视觉成像系统以其“成像一体化、 360° 大视场、旋转不变性”等优点已经在计算机视觉相关的工程领域中得到了广泛的应用^[15]。全景图像的模糊主



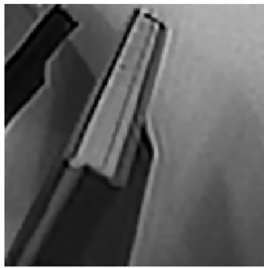
(a) 全景图像

(a) Panoramic image



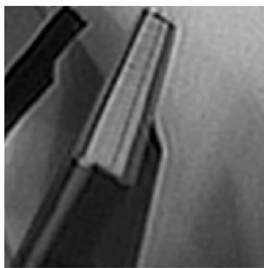
(b) 图像 a 的局部放大图像

(b) Part of image a



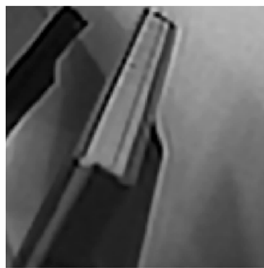
(c) U. Schmidt

(c) U. Schmidt



(d) 高斯先验

(d) Gaussian prior



(e) 稀疏先验

(e) Sparse prior

图 3 全景图像复原结果比较

Fig. 3 Comparison of panoramic image restoration results

参考文献:

- [1] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Trans. Graph.*, 2006, 25(3):787-794.
- [2] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]. *NIPS*, 2009: 1-9.
- [3] HACOEN Y, FATTAL R, LISCHINSKI D. Image upsampling via texture hallucination[C]. *Pro-*

要是因为相机固有属性导致的。本文利用 R. Fergus 等人提供的算法^[1]获取全景图像的点扩散函数,并且利用 U. Schmidt 的算法,高斯先验,稀疏先验算法来对比不同的复原效果。

通过复原效果可以看出 U. Schmidt 的算法和本文采用稀疏先验的自适应算法复原效果要好于采用高斯先验复原图像的效果,但是 U. Schmidt 的算法的图像复原耗时较长,因此本文的算法更有工程实用价值。

6 结 论

自然图像的先验模型往往是非高斯的,导致最优化问题是非凸的,因此不能应用普通的最大后验估计。为了能够从模糊的图像中更好地复原出清晰的内容,本文提出了一种自适应权重矩阵的共轭梯度算法。算法有效地解决了上述问题,将其应用到全景图像复原中,获得的全景图像有很好的复原效果。本文只是研究了复原方法,点扩散函数和噪声等信息都需要提前获取,因此在未来的工作中可以将点扩散函数和噪声参数的估计整合到图像的复原过程中,可以利用 EM 算法来对图像复原和点扩散函数估计进行分布计算,并利用图像的尺度不变特性来估计图像的噪声参数。

ceedings of the IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), 2010:1-8.

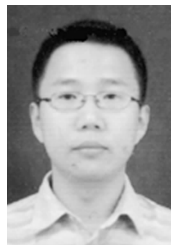
- [4] CHO T S, ZITNICH C L, JOSHI N, *et al.*. Image Restoration by matching gradient distributions. [J]. *IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2012, 34(4):683-694.
- [5] 温博,张启衡,张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(12):3049-3055.

- 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.*, 2012, 34(4):683-694. (in Chinese)
- [6] ROTH S, BLACK M J. Fields of experts [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 82(2):205-229.
- [7] WEISS, FREEMAN W T. What makes a good model of natural images [C]. *CVPR*, 2007:1-8.
- [8] CHO T S, JOSHI N, ZITNICK C L, *et al.*. A content-aware image prior [C]. *CVPR*, 2010:169-176.
- [9] SCHMIDT U, GAO Q, ROTH S. A generative perspective on MRFs in low-level vision [C]. *CVPR*, 2010:1751-1758.
- [10] 邹谋炎. 反卷积与信号复原 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2001:35-39.
- ZOU M Y. *Deconvolution and Signal Recovery* [M]. Beijing: Nation Defense Industry Press, 2001:35-39. (in Chinese)
- [11] TAPPEN M F, LIU C, ADELSON E H, *et al.*. Learning Gaussian conditional random fields for low-level vision [C]. *CVPR*, 2007:1-8.
- [12] MEER P. *Emerging Topics in Computer Vision* [M]. Prentice Hall, 2004.
- [13] ROTH S, BLACK M J. Fields of experts: A frame of experts for learning image priors [C]. *CVPR*, 2005:860-867.
- [14] SCHMIDT U, SCHELTEN K, ROTH S. Bayesian Deblurring with Integrated Noise Estimation [C]. *CVPR*, 2011:2625-2632.
- [15] 曾吉勇, 苏显渝. 双曲面折反射全景成像系统 [J]. *光学学报*, 2003, 23(9):1138-1142.
- ZENG J Y, SU X Y. Hyperboloidal catadioptric omnidirectional imaging system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(9):1138-1142. (in Chinese)

作者简介:



朱齐丹(1963—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1987年于哈尔滨船舶工程学院获得工学硕士学位,2001年于哈尔滨工程大学获得博士学位,主要从事智能机器人、机器视觉、先进控制理论及应用等方面的研究。E-mail: zhuqidan@hrbeu.edu.cn



孙磊(1986—),男,天津人,博士研究生,2010年于哈尔滨工程大学获得学士学位,主要从事机器学习与计算机视觉方面的研究。E-mail: sunlei8989@gmail.com



蔡成涛(1981—),男,河南郑州人,副教授,博士生导师,2008年于哈尔滨工程大学获得博士学位,主要从事计算机图像处理、全景视觉等方面的研究。E-mail: caichengtao@hrbeu.edu.cn