

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 12
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年12月 第17卷 第12期(总第200期)

目次

综述

高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述..... 管涛, 李玲玲(1461)

图像处理和编码

基于曲波变换和色度模型的彩色图像去噪 张云强, 张培林, 王国德, 卓洪波(1472)

子矢量排序的渐进不相似度逼近算法 李阳, 潘志斌, 吴鑫鹏(1478)

稀疏梯度先验模型的正则化图像复原 刘伟豪, 梅林, 蔡烜(1485)

高精度亚像素全局运动估计的上采样梯度互相关算法 余应淮, 王锦荣(1492)

图像分析和识别

点到弦距离累加的自适应角点检测 王万良, 金亦挺, 赵燕伟, 胡峰俊(1500)

最大子分类间隔准则的核函数优化 张静, 杨智勇, 于红芸, 孙晓燕(1509)

核典型相关性鉴别分析 陈伟琦, 程强(1516)

小波变换和特征加权融合的人脸识别 赵焕利, 王玉德, 张学志, 薛乃玉(1522)

具有身份标识的多目标跟踪 安国成, 肖坦(1528)

图像理解和计算机视觉

用于圆锥体位姿测量的曲面标记..... 李蒙, 谌德荣, 周广铭, 蒋玉萍, 高翔霄(1534)

计算机图形学

基于特征识别的3维人脸动画模型自动构造…………… 徐明, 乔宁博, 文振焜, 曾新, 采振祥(1540)

3D GIS 环境下雨雪天气实时仿真…………… 李欢, 樊红, 冯浩(1548)

医学图像处理

结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割…………… 余黎煌, 钟华, 张石(1554)

遥感图像处理

面向遥感影像镶嵌的 SVR 色彩一致性处理…………… 吴炜, 骆剑承, 李均力, 杨海平, 沈占锋(1561)

遥感影像投影寻踪回归分类模型…………… 张正健, 李祚泳, 秦宁生, 刘志红, 巴桑(1568)

《中国图象图形学报》2012 年第 17 卷总目次…………… (1)

志谢…………… 封2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 12 期

2012 年 12 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 12 December 2012

Contents

Review

Overview of Gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications Guan Tao, Li Lingling(1461)

Image Processing and Coding

Denoising method for color images based on chrominance model and curvelet transform
..... Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Guode, Zhuo Hongbo(1472)

Improved incremental dissimilarity approximations algorithm using sub-vector sorting Li Yang, Pan Zhibin, Wu Xinpeng(1478)

Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model Liu Weihao, Mei Lin, Cai Xuan(1485)

High accuracy sub-pixel global motion estimation based on upsampled gradient cross-correlation algorithm
..... Yu Yinghuai, Wang Jinrong(1492)

Image Analysis and Recognition

Adaptive corner detection based on chord-to-point distance accumulation
..... Wang Wanliang, Jin Yiting, Zhao Yanwei, Hu Fengjun(1500)

Kernel optimization approach based on maximum subclass margin criterion
..... Zhang Jing, Yang Zhiyong, Yu Hongyun, Sun Xiaoyan(1509)

Kernel discriminant analysis based on canonical correlation Chen Weiqi, Cheng Qiang(1516)

Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features
..... Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, Xue Naiyu(1522)

Multi-target tracking algorithms with identification label An Guocheng, Xiao Tan(1528)

Image Understanding and Computer Vision

Curved surface marker used for cone pose measurement
..... Li Meng, Chen Derong, Zhou Guangming, Jiang Yuping, Gao Xiangxiao(1534)

Computer Graphics

The approach to automatically construct animation models based on 3D facial geometry and texture features recognition
..... Xu Ming, Qiao Ningbo, Wen Zhenkun, Zeng Xin, Cai Zhenxiang(1540)

Real-time snow and rain rendering in 3D GIS environment Li Huan, Fan Hong, Feng Hao(1548)

Medical Image Processing

Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation
..... She Lihuang, Zhong Hua, Zhang Shi(1554)

Remote Sensing Image Processing

Support vector regression color normalization method for image mosaic
..... Wu Wei, Luo Jiancheng, Li Junli, Yang Haiping, Shen Zhanfeng(1561)

Remote sensing image classification model based on projection pursuit regression Zhang Zhengjian, Li Zuoyong, Qin Ningsheng, Liu Zhihong, Ba Sang(1568)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)12-1485-07

论文引用格式: 刘伟豪, 梅林, 蔡烜. 稀疏梯度先验模型的正则化图像复原[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1485-1491.

稀疏梯度先验模型的正则化图像复原

刘伟豪¹, 梅林¹, 蔡烜^{1,2}

1. 公安部第三研究所, 上海 201204; 2. 复旦大学计算机学院, 上海 201204

摘要: 传统 Lucy-Richardson(LR)算法是一种基于贝叶斯分析的图像复原迭代算法,对高信噪比的退化图像能获得很好的复原结果,但对噪声过于敏感,对低信噪比的退化图像在迭代过程中易造成噪声的放大,虽然有一些正则化方法应用到 LR 算法中来抑制噪声,但往往容易产生过度平滑的问题。针对这些问题将图像稀疏先验模型作为正则项引入到 LR 算法中,抑制噪声在迭代过程中的放大。与常规的图像梯度约束算法不同,本文算法中根据模糊图像梯度分布特点的不同提出了可变参数的图像稀疏梯度正则化约束方法,使复原图像的梯度分布参数在迭代过程中更趋近于真实梯度分布,同时通过调整正则项系数可以避免复原图像的过度平滑。实验结果表明,同标准 LR 算法和常规梯度约束算法相比,本文算法能够实现在抑制噪声放大的同时较好地保留图像的细节。

关键词: 图像复原; Lucy-Richardson 算法; 图像稀疏梯度分布; 正则化

Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model

Liu Weihao¹, Mei Lin¹, Cai Xuan^{1,2}

1. The Third Research Institute of Ministry of Public Security, Shanghai 201204, China;
2. School of Computer Science Fudan University, Shanghai 201204, China

Abstract: The traditional Lucy-Richardson algorithm is an iterative image restoration method based on Bayesian analysis. It achieves good results for restoring images degraded with a high signal-to-noise ratio (SNR). The algorithm is so sensitive to noises that some regularized methods are introduced into the LR-algorithm. However, these tricks often tend to produce excessive smoothing. Therefore, in this paper, we introduce the image sparse prior model as a regularization item into the LR-algorithm, and get a new regularization LR algorithm to suppress noise amplification in the iterative process. To be different from the conventional gratitude-restriction approaches, the algorithm proposes a varying parameterized sparse gradient regularization restriction method, which enables the gradient distribution parameters of the restored image more close to the true gradient distribution and avoids excessive smoothing of restored image by adjusting the regular coefficient. The experimental results show that the algorithm can efficiently suppress the amplification of noises and preserve the details of images.

Key words: image restoration; Lucy-Richardson algorithm; image sparse gratitude distribution; regularization.

0 引言

在获取图像的过程中有许多因素会导致图像质

量的下降,图像退化过程可用线性模型描述,表示为

$$g = Hf + n \quad (1)$$

式中, g 、 f 和 n 分别表示观察到的降质图像、原始图像和退化过程所引入的加性噪声, H 为由降质系统

收稿日期:2011-12-05;修回日期:2012-07-14

基金项目:公安部重点项目(2010ZDYJGASS033);中国博士后科学基金项目(2011M500732)

第一作者简介:刘伟豪(1971—),男,副研究员,2002年于武汉大学获计算机应用技术专业硕士学位,主要研究方向为计算机图像处理、视频信号处理等。E-mail: lweihao@sohu.com

通讯作者:梅林, E-mail: l_mei72@hotmail.com

点扩展函数 (PSF) 所构成的矩阵。图像复原就从降质图像 g 中估计出原始图像 f ，由于点扩散函数的奇异性和噪声的存在使得图像恢复成为病态问题，要么解不存在，要么不唯一，有许多求解病态问题的方法，其中正则化方法是最常用的一种有效方法。

Lucy-Richardson (LR) 算法最初用于复原存在泊松噪声的天文图像，采用迭代方法恢复图像，能够按泊松噪声统计标准求出与给定点扩散函数卷积后最有可能成为采集到的图像的原始图像。

LR 算法在噪声较小的情况下能够获得很好的复原效果，但 LR 算法的缺陷是对噪声很敏感，当噪声水平较高时在迭代过程中噪声容易被放大。LR 算法对噪声的敏感可以借助于正则化的约束来改善，从而达到更好的复原效果^[1]。

关于 LR 复原算法和各种正则化方法一直人们研究的热点，提出了许多基于规整化约束的 LR 算法，如文献[2-3]中提出了基于能量规整化的 LR 算法，这种算法在多次迭代之后在同一区域容易产生抖动；而规整化 LR 算法容易引起边缘的过渡平滑^[2]。文献[4]将总变分正则化方法运用到 LR 盲复原算法中，显著提高了复原图像的质量。

文献[5]通过修改 LR 算法将其引入到投影的运动模糊模型中，并推导出高斯噪声模型下的 LR 公式以及在 LR 算法中的多种正则化方法，诸如 TV 正则化、Laplacian 正则化和 Bilateral 正则化对复原图像梯度进行约束。同这些方法相比，本文运用的正则化方法则有所不同。

近年来的研究表明，图像的先验知识用于模糊图像的复原中能够显著减少反卷积所产生的“振铃效应”^[6-8]。在这些文献中通过利用自然图像的先验统计模型，约束复原图像的梯度分布服从自然图像的统计分布。如文献[8]中使用 Laplacian 分布（又称稀疏分布）来近似自然图像的统计分布，其 Laplacian 分布的指数系数取固定的经验值。

针对常规 LR 算法的缺陷，将图像稀疏梯度正则化约束引入到 LR 算法中。传统的图像梯度约束算法迭代过程中图像梯度分布约束参数是不变的，本文提出了可变参数的图像稀疏梯度分布正则化模型，同时给出了稀疏分布模型初始参数的选取方法。此外还进行了大量的实验来验证本文算法的有效性。实验结果表明本文算法能够在抑制噪声的同时保持图像的边缘细节，有效地提高模糊图像复原质量。

1 正则化 Richardson-Lucy 算法

LR 算法是直接由贝叶斯统计推导出来的。在统计天文学应用领域，一个基本问题就是从观测信号估计出原来的真实信号，并且该估计值与真实值尽可能接近。LR 算法迭代公式为

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k \left(\frac{g}{\hat{f}_k * h} * h^T \right) \quad (2)$$

式中 \hat{f}_k 和 \hat{f}_{k+1} 分别为第 k 步和第 $k+1$ 步迭代图像复原的估计结果。由于图像复原问题是一个典型的病态问题，特别是在观测图像存在噪声的情况下，复原结果中的噪声会被放大。这种病态反问题通常通过正则化技术加以解决，即利用关于解的先验知识构造附加约束或改变求解策略，使得反问题的解变得确定和稳定，正则化图像恢复可以看做是约束最优化问题，即原图像 f 的最优估值为

$$f' = \arg \min \{ \| h * f - g \| + \mu \| c(f) \|^2 \}$$

式中， $\| h * f - g \|^2$ 为数据的逼近项，它反映了观测图像 g 对原始图像 f 的逼近程度，其中 μ 为正则化参数， c 为正则算子， $\| c(f) \|^2$ 为正则项， f' 为正则解。

引入关于图像先验信息的正则项 c' 到 LR 公式中，则问题转化为求解

$$\max p(f | g, h) =$$

$$\min \sum_{(i,j)} \| h(i,j) * f(i,j) - g(i,j) \|^2 + \alpha c(f) \quad (3)$$

将式(2)代入式(3)并取导数求极值得到正则化 LR 公式为

$$\hat{f}_{k+1} = \frac{\hat{f}_k}{1 + \alpha c(\hat{f}_k)} * h^T * \left(\frac{g}{h * \hat{f}_k} \right) \quad (4)$$

式中， α 为正则化参数。在本文算法中，利用自然图像梯度分布先验模型对迭代过程中的复原图像 \hat{f}_k 进行正则化约束。不同的约束条件可以得到不同的正则化方法。

2 改进的基于自然图像先验概率模型的正则化约束算法

2.1 图像的统计模型

对于自然图像的统计特性，人们进行了大量的研究，如文献[9]对图像的统计特征进行了大量的实证研究，指出自然图像具有非对称、非高斯的统计特性，其概率密度函数具有重尾特性。

自然图像的梯度服从重尾分布 (heavy-tailed distribution)^[9-10],其直方图呈现非高斯特性。如图 1 (a) 是 4 幅自然图像的对数梯度直方图,可以看出其梯度分布中大多数是小梯度值,而大梯度值所占比例很小,从分布曲线轮廓上看带有一条长尾巴,这一特性称为自然图像梯度的稀疏分布。

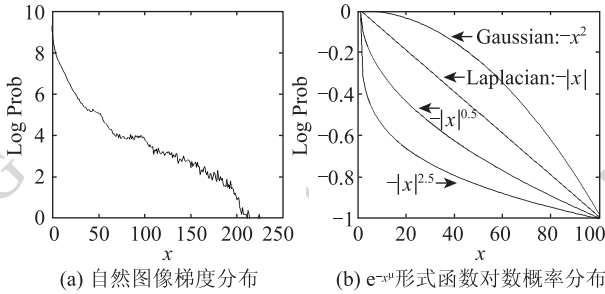


图 1 自然图像的梯度分布和拟合
Fig. 1 Natural image gradient distribution and fitting

一般采用图 1 (b) 所示的 $e^{-\mu|x|}$ 形式的对数概率分布对自然图像梯度对数分布曲线进行拟合^[9-10], $\mu < 1$ 时属于稀疏分布,实际应用中常采用类似式(5)的稀疏分布来近似自然图像梯度的统计分布^[8-9,11],其中 ∇x 表示图像 x 的导数。

$$\ln p(x) = - \sum_i |\nabla x_i|^\mu, \mu < 1 \quad (5)$$

图像的先验概率模型也可以应用在图像去模糊^[6-8,12],在图像去模糊求解过程中,可以约束求解图像的梯度分布服从自然图像的统计分布。

在本文算法中将图像梯度稀疏分布先验概率模型应用到 LR 算法中,同时借鉴文献[8]中的方法提出了改进的稀疏先验正则化方法。

2.2 改进的稀疏先验正则化方法

在许多利用图像稀疏先验知识进行图像复原约束的算法中(如文献[7-8]),对于控制图像梯度分布形状的参数采用的是固定值,与传统的稀疏梯度约束算法有所不同,提出了可变参数的稀疏梯度约束正则化算法。

文献[8]中的稀疏正则化公式为

$$-(|\nabla f|^{(d-2)} \nabla f + |\nabla^2 f|^{(d-2)} \nabla^2 f)$$

参数 d 控制梯度分布的形状。文献[8]中 d 取固定值 0.8,实际上在图像迭代复原过程中,随着图像清晰度的提高,复原图像的标准方差逐渐增加,其对数梯度分布的稀疏度也随之减少。图 2(a) 为退化图像在迭代过程中复原图像的标准方差变化情况,图 2(b) 则为复原图像对数梯度分布的变化情况。

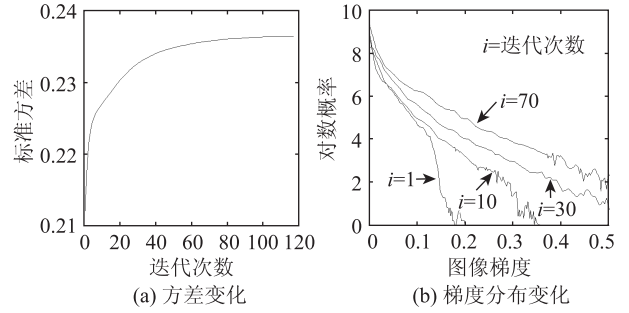


图 2 图像迭代过程中方差与对数梯度分布变化情况
Fig. 2 The variation of the restored image standard variance and gradient distribution

图 2 (b) 中每条曲线代表某次迭代后复原图像的对数梯度分布,可以看出随着迭代次数的增加,复原图像的梯度分布形状发生了显著变化,其梯度分布的稀疏度随迭代次数的增加而逐步减少,即式(5)中的值趋于增大。根据图像复原过程中的梯度分布变化特点,提出了如下改进的稀疏先验正则化方法,即可变参数的稀疏梯度约束正则化算法,将式(4)中对复原图像的正则化约束项 $\alpha c(\hat{f}_k)$ 用式(6)来代替,即

$$\alpha c(\hat{f}_k) = -\alpha (|\nabla \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla \hat{f}_k + |\nabla^2 \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla^2 \hat{f}_k) \quad (6)$$

其中的参数 α 控制梯度稀疏约束的权重, μ_k 控制第 k 次迭代时复原图像的梯度分布稀疏度,它在迭代过程中逐步增加。 μ_k 每次迭代的增加量与当前复原图像的方差有关,即

$$\mu_k = \mu_{(k-1)} + \sqrt{\frac{\text{var}(\hat{f}_k)}{\lambda}} \quad (7)$$

在实验中控制梯度分布形状(即梯度分布稀疏度)的初始值 μ_0 根据退化图像 g 的梯度分布情况确定(将在下一节中描述), λ 为一常数,取值范围一般为[250 ~ 350]。

至此可以得到基于可变参数的稀疏梯度约束正则化 LR 算法公式为

$$\hat{f}_{k+1} = \frac{\hat{f}_k}{1 + \alpha (|\nabla \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla \hat{f}_k + |\nabla^2 \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla^2 \hat{f}_k)} \times h^T * \left(\frac{g}{h * \hat{f}_k} \right) \quad (8)$$

标准的 LR 算法是基于比率的迭代过程,由于吉布斯现象的存在会产生“振铃效应”,而这种“振铃效应”在每次迭代过程中会被比率因子 ($g *$

$h^T)/(\hat{f}_k * h)$ 放大^[13]。在基于稀疏梯度约束正则化 LR 算法中(式(8))中,每次迭代时会乘上一个小于 1 的因子 $1/[1+\alpha(|\nabla \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla \hat{f}_k + |\nabla^2 \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla^2 \hat{f}_k)]$ 这将会抑制迭代过程中“振铃效应”的传播。

此外基于稀疏梯度约束正则化 LR 算法中的正则项 $\alpha(|\nabla \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla \hat{f}_k + |\nabla^2 \hat{f}_k|^{(-\mu_k)} \nabla^2 \hat{f}_k)$ 还可以在避免过度平滑和保持图像边缘细节之间进行平衡。由于正则项中含有图像的梯度算子,可以起到加强复原图像边缘的作用。其中的参数 α 取值越大则最终复原图像越平滑,而减小 α 的取值则复原图像的边缘越清晰。因此调整 α 的值可以实现在抑制噪声的同时保留图像的边缘细节。

正则项中控制梯度分布形状的参数 μ_k 在迭代过程中使得复原图像的梯度分布趋向于原图像的梯度分布。

2.3 图像梯度分布稀疏度初始值 μ_0 的确定

虽然图像梯度分布总体上是稀疏的,但不同图像其稀疏程度一般并不相同,即式(5)中反映梯度分布形状的参数值 μ 不同。为此对 6 幅大小均为 256×256 的自然图像进行 11×11 窗口的散焦模糊处理,并加入 20 dB 的随机噪声后得到 6 幅退化图像。6 幅退化图像的梯度分布曲线显示在图 3 中。从图中可看出每幅模糊图像的梯度分布有较大差别,由于图像大小与取值范围都相同,因此可认为分布曲线的峰值大小和位置反映了分布的稀疏程度。峰值越大对应模糊图像的梯度分布越稀疏,即式(8)中反映梯度分布形状($|\nabla \hat{f}_k|^{(-\mu_k)}$)的参数值 $-\mu_k$ 越大。

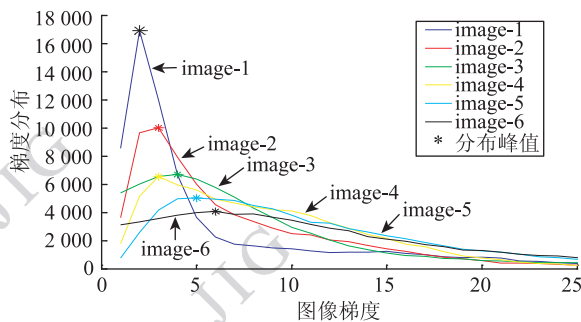


图 3 不同模糊图像的梯度分布情况对比

Fig. 3 Different blurred image gradient distribution comparison

对于一幅退化图像来说,虽然无法直接推断出其原始图像的梯度分布参数 μ ,但其原始图像的梯度分布形状与模糊后的图像必然有一定的相关性。因此,可以依据退化图像的梯度分布情况来逼近其

原始图像的梯度分布。这里采用 $|\nabla f|^{(-\mu_B)}$ 来拟合梯度分布曲线,并根据梯度分布曲线的峰值 ∇f_m 来推断出其拟合曲线中控制分布形状的 μ_B 值,通过实验得到两者的关系为

$$\mu_B = a * |\nabla f_m|^b - c \tag{9}$$

式中, $a = 0.03177, b = 0.371, c = 0.09$ 。由峰值 ∇f_m 推断 μ_B 值(式(9))与直接对分布曲线进行拟合得到的 μ_B 值很接近,表 1 是两种方法计算结果的对比。

表 1 两种方法计算结果比较

Table 1 Results comparison of two methods

式(9)计算的 μ 值	曲线拟合计算的 μ 值
1.086 4	1.095
0.878 8	0.865 5
0.743 8	0.773 6
0.736 8	0.699 1
0.660 2	0.659 8
0.603 3	0.614 5

由峰值 ∇f_m 计算出模糊图像梯度分布参数 μ_B 后,以 μ_B 为基础确定式(7)中控制梯度分布稀疏度的初始值 μ_0 ,在迭代过程中 μ_k 是逐步增加的,因此选取比 μ_B 小一点的值作为 μ_0 的取值

$$\mu_0 = \mu_B - t \tag{10}$$

实验中 t 的取值为 $0.1 \sim 0.5$ 。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,对模糊后添加了不同类型噪声的图像进行了仿真实验,并对各种算法的复原结果进行了比较。

为衡量复原图像的质量和复原算法优劣,采用改进信噪比 (ISNR) 指标计算退化图像与原图像的偏差来评价复原图像的质量^[14-15],ISNR 定义为

$$ISNR = 10 \lg \left(\frac{\|g - f\|^2}{\|f' - f\|^2} \right)$$

式中, f 是原始清晰图像, g 是观测图像, f' 是复原图像,ISNR 值越大表示图像复原质量越高。

以图 4 中 4 幅图像为实验目标,图像大小均为 256×256 ,图像数据取值范围 $0 \sim 255$ 。

对图 4 中 4 幅图像进行 11×11 窗口的散焦模糊处理,然后对模糊后的图像分别加入 10 dB 和 20 dB 的高斯噪声,强度为 0.02 和 0.05 的椒盐噪声。下面将对本文算法分别与相应算法对不同强度噪声模糊图像复原性能进行对比实验。

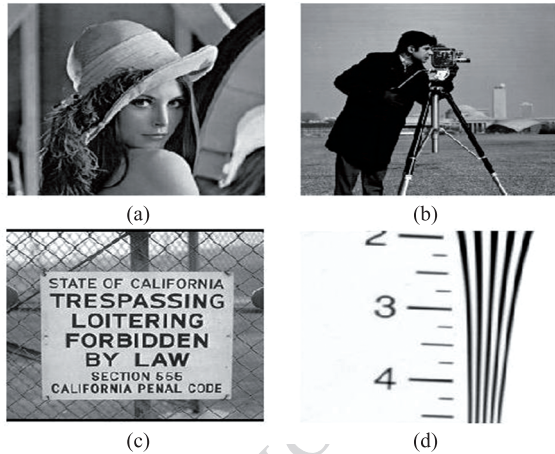


图 4 原始清晰图像

Fig. 4 The original sharp images

3.1 实验 1 基于梯度稀疏先验模型的正则化 LR 图像复原算法实验结果

将本文所提出的基于梯度稀疏先验模型的正则化图像复原 LR 算法(式(8))与约束最小二乘方滤波复原和标准 LR 算法对图 4 中的 4 幅图像退化后进行仿真实验,复原图像的 ISNR 如表 2 所示。

表 2 本文算法与其他算法实验结果比较

Table 2 Our algorithm and the other algorithm experimental results comparison

退化图像(图 4)	添加噪声及强度	CLSF	LR	本文算法
(a)	高斯噪声(10 dB)	2.460 07	2.480 43	3.491 52
	高斯噪声(20 dB)	4.061 04	0.637 99	4.193 21
	椒盐噪声(0.02)	2.200 96	1.352 76	3.054 08
	椒盐噪声(0.05)	1.531 66	1.046 16	1.850 67
(b)	高斯噪声(10 dB)	2.909 43	2.748 51	4.284 92
	高斯噪声(20 dB)	2.967 11	0.584 68	3.085 56
	椒盐噪声(0.02)	1.468 09	1.127 64	2.011 85
	椒盐噪声(0.05)	2.255 26	1.058 88	2.888 48
(c)	高斯噪声(10 dB)	2.327 43	2.029 00	4.161 5
	高斯噪声(20 dB)	1.473 35	0.522 55	1.901 35
	椒盐噪声(0.02)	2.224 58	1.005 19	2.515 19
	椒盐噪声(0.05)	1.761 80	0.523 06	1.892 76
(d)	高斯噪声(10 dB)	4.142 52	2.462 24	6.275 80
	高斯噪声(20 dB)	4.368 09	1.140 99	4.906 53
	椒盐噪声(0.02)	2.940 64	1.259 11	3.671 97
	椒盐噪声(0.05)	1.615 58	1.216 58	2.470 44

对比算法约束最小二乘方滤波复原 (CLSF) 和标准 LR 算法分别采用 matlab 的 deconvreg 和 deconv-

lucy 函数进行实验,为减少这两种算法产生的边界“振铃效应”,在复原之前使用 edgetaper 函数对图像进行预处理。另外,为了减少标准 LR 算法在迭代过程中因噪声放大而产生的斑点,在 deconvlucy 函数中使用了收敛参数 DAMPAR 来控制噪声的放大。deconvlucy 算法迭代次数为取得最佳效果的 5 ~ 20 次。实验中式(8)的 α 取值由实验确定,迭代次数为 120 次,图 4(a)~(d) μ_0 的取值结合式(10)调整得到。

3.2 实验 2 可变参数的稀疏梯度约束正则化算法实验结果

为了比较常规稀疏梯度约束算法与本文提出的可变参数的稀疏梯度约束算法的性能,在实验中将式(8)中的 μ 值固定,并参考文献[8]中的参数取值(文献[8]中梯度的指数为 $d-2$, d 取值为 0.8)取 $\mu=1.2$ 形成传统的稀疏梯度约束算法公式

$$\hat{f}_{k+1} = \frac{\hat{f}_k}{1 + \alpha(|\nabla \hat{f}_k|^{(-1.2)} \nabla \hat{f}_k + |\nabla^2 \hat{f}_k|^{(-1.2)} \nabla^2 \hat{f}_k)} \times h^T * \left(\frac{g}{h * \hat{f}_k} \right) \quad (11)$$

运用式(11)(8)对 4 幅退化图像进行复原,所得结果的 ISNR 指标如表 3 所示。

表 3 常规稀疏梯度约束与可变参数稀疏梯度约束性能比较

Table 3 Conventional sparse gradient and the variable parameter sparse gradient constraints algorithm performance comparison

退化图像(图 4)	添加噪声及强度	常规梯度约束算法	可变参数梯度约束算法
(a)	高斯噪声(10 dB)	3.386 28	3.491 52
	高斯噪声(20 dB)	3.951 16	4.193 22
	椒盐噪声(0.02)	2.849 04	3.054 09
	椒盐噪声(0.05)	1.597 73	1.850 67
(b)	高斯噪声(10 dB)	4.048 11	4.284 92
	高斯噪声(20 dB)	2.830 47	3.085 56
	椒盐噪声(0.02)	2.011 84	2.147 05
	椒盐噪声(0.05)	2.575 48	2.888 48
(c)	高斯噪声(10 dB)	2.182 51	4.161 49
	高斯噪声(20 dB)	1.853 34	1.914 17
	椒盐噪声(0.02)	2.003 10	2.515 19
	椒盐噪声(0.05)	1.628 56	1.892 76
(d)	高斯噪声(10 dB)	4.364 41	6.275 80
	高斯噪声(20 dB)	4.573 84	4.906 53
	椒盐噪声(0.02)	3.128 55	3.671 97
	椒盐噪声(0.05)	2.105 89	2.470 44

实验中式(11)中的控制稀疏梯度约束权重的 α 取值为 0.5 ~ 1.1, 式(8)迭代初始 μ_0 取值同实验 1, 迭代次数为 120 次。

图 5 是各种算法对含高斯噪声的模糊图像复原结果。

3.3 实验结果分析

由表 2 中复原图像的技术指标可以看出, 不论对于哪种噪声的模糊图像, 本文算法同标准的 LR

算法和约束最小二乘方滤波复原算法相比, 复原图像的 ISNR 指标都有了大幅提高。这一点也可以从图 5 中算法复原的结果图像中直观地感受到, 由图 5 可以看出 CLSF 算法和标准的 LR 算法复原图像边缘存在明显的振铃效应, 复原图像的平坦区也存在很多噪点, 而本文算法的复原图像由于引入了正则化算子使得振铃现象得到了极大地抑制, 同时也抑制了平滑区域的噪声。

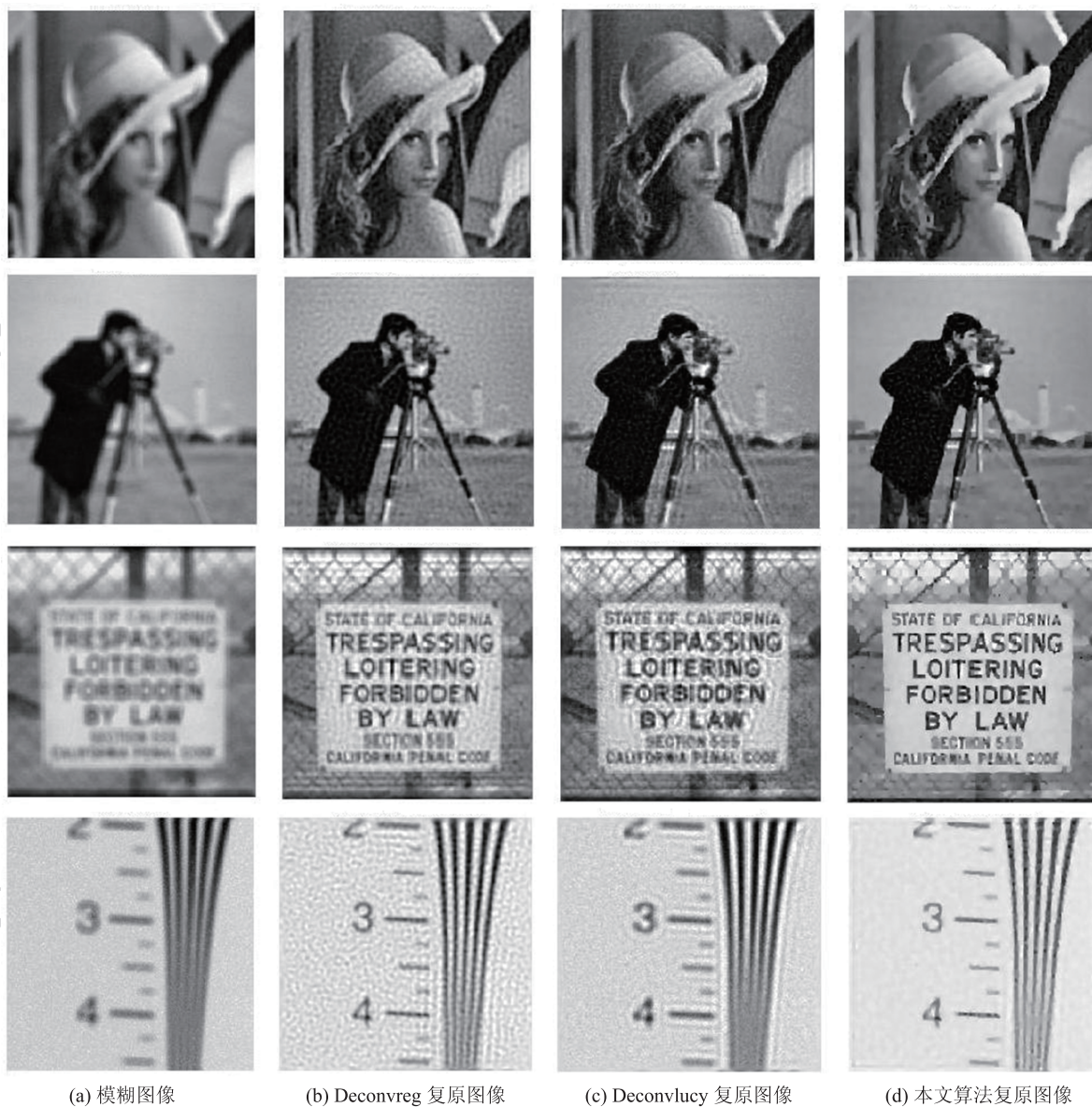


图 5 各种算法对高斯噪声模糊图像复原结果

Fig. 5 Restored images of various algorithms on Gaussian noises blurred images

另外, 从图 5 最后一行图像的复原结果比较中也可看出, LR 和 CLSF 算法复原图像对于 400 线(对应刻度 4)以下的线条难以区分开, 而本文算法

则能对 400 线的线条较为清晰地分辨出来。从其他的复原图像也可看出, 由于本文算法中正则项的引入以及正则化算子中加入了图像梯度的约束, 也

使本文算法复原图像的边缘细节比另两种方法更为清晰,避免了复原结果的过度平滑。实现了在抑制噪声的同时保留了图像的边缘细节。

从表 3 复原图像的 ISNR 指标可以看出,同常规的稀疏梯度约束算法相比,对于 3 种不同类型的噪声,本文提出的可变参数稀疏梯度约束算法能够不同程度地进一步提高模糊图像的复原性能。因为常规的稀疏梯度约束算法只是假定复原图像的梯度分布参数的最佳值是固定值 0.8,实际上不同的模糊图像以及含有不同类型噪声的图像其理想的梯度分布参数不一定是所假定的那个固定值,而且有可能与真实的分布参数相差甚远。使用可变参数的梯度约束,使得在迭代过程中梯度参数在一定的范围内变化,而这个变化的范围可包含真实的梯度参数,因而一般情况下能够比固定梯度参数的方法取得更好的复原效果。

4 结 论

提出了一种基于图像稀疏梯度先验模型正则化图像复原算法,通过引入图像稀疏梯度约束的正则化方法,实现对迭代过程的噪声的抑制,减少“振铃效应”的同时尽可能保留图像的边缘细节。克服了非正则化 LR 算法易于引起噪声放大和过度平滑的缺陷。实验结果表明,本文算法比传统图像复原算法取得了更好的复原质量。同时在图像稀疏梯度的正则化约束中,采用了可变参数的图像梯度约束进一步提高复原图像的质量,并通过实验进行了验证。

当前的算法对于不同的退化图像需要对某些参数作出人工调整才能达到更好的效果。在未来的工作中,我们希望进一步改进算法,使得算法能够自适应地根据不同图像选取最佳参数,同时也需要探索更加有效的正则化模型到算法中,另外算法还需进一步优化以减少计算时间。

参考文献 (References)

- [1] Yan H, Yan W J, Li W W. Image restoration based on Lucy-Richardson algorithm [J]. Computer Engineering, 2010, 36(5):204-210. [闫河,闫卫军,李唯唯. 基于 Lucy-Richardson 算法的图像复原 [J]. 计算机工程, 2010, 36(5):204-210.]
- [2] Van Kempen G M P, Van Vliet L J. The influence of the regularization parameter and the first estimate on the performance of tilhonorv regularized non-linear image restoration algorithms [J]. Journal of Microscopy, 2000,198(1):63-75.
- [3] Sheppard C J R, Cogswell C J. Three dimensional image formation in confocal microscopy [J]. Journal of Optical Society of America A, 2000,17(3):425-433.
- [4] Zhao Y, Zhang Y, Xu D. Restoration of turbulence-degraded images based on RL algorithm with total variation regularization [J]. Journal of North University of China: Natural Science Edition, 2007,28(1):69-73. [赵剡,张怡,许东. 基于总变分正则化的湍流退化图像复原 RL 算法 [J]. 中北大学学报:自然科学版, 2007,28(1):69-73.]
- [5] Tai Y W, Tan P, Brown M S. Richardson-Lucy deblurring for scenes under projective motion path [R]. KAIST, July 2009.
- [6] Fergus K R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006,25(3):787-794.
- [7] Levin A. Blind motion deblurring using image statistics [C] // Proc. of Neural Information Processing Systems Conference., Cambridge, MA, USA; MIT Press, 2006:841-848.
- [8] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. ACM Trans. on Graphics, 2007,26(3):70-79.
- [9] Huang J G, Mumford D. Statistics of natural images and models [C] // Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, USA; IEEE Computer Society, 1999, 1:1541-1547.
- [10] Roth S, Black M J. Fields of experts: A framework for learning image priors [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC; IEEE Computer Society, 2005:860-867.
- [11] Shan Q, Jia J Y, Agarwal A A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3):73-83.
- [12] Tai Y W, Tang H X, Brown M S B, et al. Detail recovery from single-image defocus blur [J]. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications 2009, 1(3):95-104.
- [13] Yuan L, Sun J, Quan L, et al. Image deblurring with blurred/noisy image pairs [J]. ACM Trans. on Graph, 2007,26(3):1-10.
- [14] Katsaggelos A K. Digital Image Restoration [M]. Berlin, Germany: Springer Verlag, 1991.
- [15] Banham M R, Katsaggelos A K. Digital image restoration [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1997,14(2):24-41.