

改进的广义高斯分布与非局部均值图像去模糊*

杨欣欣, 王志明

(北京科技大学 计算机与通信工程学院, 北京 100083)

摘要: 为了改善常规算法不能保留图像边缘细节信息的缺陷, 获得更好的图像去模糊效果, 在非局部均值图像复原算法的基础上提出一种新的基于广义高斯分布与非局部均值的去模糊算法。先对模糊图像进行小波变换, 然后应用极大似然估计的方法以及经典的 Newton-Raphson 算法来估计出广义高斯分布模型的尺度参数和形状参数, 利用这两个参数改进原始的单一根据指数函数的衰减速度和局限于一个参数来求图像权值的方法。在多个典型图像上的测试结果表明, 改进算法后的图像去模糊化效果比原始的 NL-means 方法更优越, 具有很好的应用前景。

关键词: 图像复原; 去模糊化; 非局部均值算法; 小波变换; 尺度参数; 形状参数

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1990-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.104

Improved image deblurring based on combination of generalized Gaussian distribution and nonlocal-means

YANG Xin-xin, WANG Zhi-ming

(College of Computer & Communication Engineering, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the traditional algorithm can't reserve the detail information of image defects, and obtain better image to the blurring effect, this paper proposed a new image deblurring algorithm based on generalized Gaussian distribution and NL-means. Firstly, it proposed the blurred image with the wavelet transform, and then estimated scale parameter and shape parameter of generalized Gaussian distribution model with OMLE and classical Newton-Raphson algorithm. It used these two parameters were used to improve initial image weights calculating method which was singly judged by decay rate of exponential function and restricted with only one algorithm. Experimental results on several typical images indicate that the proposed algorithm gives superior effects to initial NL-means and has a good application prospects.

Key words: image restoration; deblurring; NL-means algorithm; wavelet transform; scale parameter; shape parameter

0 引言

随着信息时代的到来, 计算机技术得到高速发展, 数字图像作为一种信息资源也越来越受到人们的关注。然而在获取、传输、存储数字图像的过程中, 由于一些物理或非物理因素的影响可能会导致图像质量的下降, 发生退化现象, 典型表现为图像模糊、失真等。但是, 人们在许多应用领域中都希望得到清晰的、高质量的图像。因此, 为了抑制噪声, 改善图像品质, 图像复原具有非常重要的意义。

在图像复原技术中, 常规算法的基本思想是局部均值滤波, 能保持图像的基本几何结构, 但是不能很好保留一些边缘细节信息。与此相比, 近年来 Buades 等人^[1]提出的非局部均值(NL-means)算法充分利用了图像局部结构的相似性来处理图像, 取得了很好的效果。该算法利用图像自身的自相似性, 通过比较每个像素周围的一个窗口内的所有像素, 得到相似性的计算, 而不是利用图像中某个单个像素的灰度值进行比较。它充分利用了原图像中的自相似冗余信息, 尤其适用于强纹理图像的复原。

NL-means 算法不仅能在空间域和频域中进行图像去模

糊, 同样也可以在小波域中进行。本文着重利用尺寸参数和形状参数提出了基于广义高斯分布模型的 NL-means 改进算法, 来达到优化非局部均值去模糊化的效果。

1 非局部图像复原算法

由于 NL-means 算法在对图像的每个像素加权平滑过程的过程中考虑了局部结构的相似性, 因此取得了很高的复原效果。其基本思想是: 当前像素值由图像中所有与它结构相似的像素加权平均得到; 计算每个像素的权值时, 采用以它为中心图像子块(一般取 7×7)与以当前像素为中心子块之间的高斯加权欧氏距离来计算, 权值设为此距离的负指数函数值; 这样做的好处是在估计当前像素值时, 局部结构上与它相似的像素权重较大, 而结构相似像素上叠加的噪声和模糊是随机的, 因而通过加权均值可有效去除图像中的噪声, 实现复原^[2]。

设离散化噪声图像为 $v = \{v(i) | i \in I\}$, 去除模糊后的图像为 $NL(v)$, 通过式(1)的加权可以得到每个像素 i 的值:

$$NL(v)(i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j) \quad (1)$$

权重 $w(i, j)$ 依赖于像素 i 和 j 之间的相似度, 并满足以下条件:

收稿日期: 2011-09-21; 修回日期: 2011-11-08 基金项目: 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(FRF-BR-09-024B)

作者简介: 杨欣欣(1988-), 男, 江西都昌人, 硕士, 主要研究方向为图像复原(yaoyou123@126.com); 王志明, 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、图像识别。

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2, \alpha}^2}{h^2}} \quad (2)$$

其中:灰度值向量 $v(N_i)$ 与 $v(N_j)$ 之间的相似性决定了像素 i 与 j 之间的相似性; $v(N_i)$ 表示像素 i 周围的局部子块像素的集合; $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2, \alpha}^2$ 表示像素之间高斯加权距离的平方; α 表示高斯标准差; $Z(i)$ 为归一化因子

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2, \alpha}^2}{h^2}} \quad (3)$$

参数 h 给出了指数函数的衰减速度,即权重的衰减速度,因而决定着滤波的程度。

但是算法单一根据衰减速度滤波参数 h 来求取图像权值,具有一定的局限性。因此,本文引进了基于广义高斯分布模型的 NL-means 改进算法。

2 基于广义高斯模型的 NL-means 算法与改进

人们通常采用以下数学模型来表述图像退化模型:

$$g(x, y) = A[f(x, y)] + n(x, y) \quad (4)$$

其中: $f(x, y)$ 是表示理想清晰图像; $g(x, y)$ 为退化模糊图像; $n(x, y)$ 为随机噪声; A 是一个模糊卷积核函数。图像去模糊的目标就是由退化模糊图像 $g(x, y)$, 按照合适的优化准则, 求出最接近理想图像 $f(x, y)$ 的改善图像。模型的第一项使图像产生模糊效果, 第二项为随机扰动的噪声项, 根据 A 的不同, 分高斯、散焦、运动等常见的不同类型的模糊。由于图形噪声的影响, 模糊图形的去卷积结果往往让人难以满意。因此将图像去模糊过程分两步走: a) 去除图像噪声, 减少噪声对反卷积过程的影响; b) 对图像进行反卷积恢复。

本文根据图像高频子带小波系数服从广义高斯分布的先验知识, 对模糊图像进行小波变换建模, 然后采用极大似然估计方法以及经典的 Newton-Raphson 算法来计算出广义高斯分布模型的尺度和形状参数; 由广义高斯分布模型的尺度参数和形状参数计算每个像素的权值, 优化原始 NL-means 算法过程^[3]。

在采用改进的广义高斯分布模型的非局部均值算法去除噪声影响的基础上, 对式(4)采用 Landweber 迭代进行反卷积, 求取真实图像 f 的最佳估计。

$$f^{n+1} = f^n + A^T(g - Af^n) \quad (5)$$

其中: A 是一个模糊卷积核函数, g 代表模糊后的退化图像。同时, 图像复原的效果与迭代的次数有关, 在一定范围内, 迭代次数的增加, 复原图像会逐步接近理想图像, 但超过一定范围后, 更多次的迭代不仅不会改善图像复原的效果, 还会使复原图像质量变差, 最终被噪声所覆盖。其原因是这两种迭代没有引进平滑约束, 得到无限大的最终解。因此, 适当迭代次数的选择也是非常关键的。本算法设定的是当本次信噪比与上次信噪比的差值小于上次信噪比的 1/100, 即 $\text{snr}(i) - \text{snr}(i-1) < \text{snr}(i-1)/100$ 时, 则终止迭代, 迭代次数 n 是程序运行时算法传入的参数。

改进算法的处理步骤流程如图 1 所示。

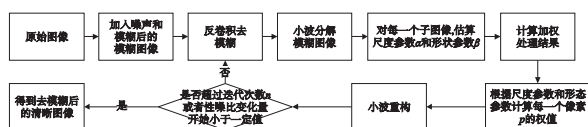


图1 改进算法的处理步骤流程

2.1 广义高斯分布模型与参数估计

广义高斯分布也称为广义拉普拉斯分布, 一般定义为

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\alpha, \beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-(|x|/\alpha)^\beta} \quad (6)$$

其中: $\Gamma(\cdot)$ 为 Γ 函数, $\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{z-1} dt, z > 0$ 。在广义高斯分布模型中有两个参数 α 和 β , α 为信号 x 的方差, 控制密度函数的扩散程度, 称为尺度参数; β 反比于广义高斯密度函数的衰减速度, 称为形状参数^[3]。本文正是利用尺度和形态参数来计算每个像素的权重。

广义高斯分布的模型参数可对小波系数的异同进行简单的刻画。在广义高斯分布模型参数计算方法中, 常用的有矩估计法、熵匹配法和极大似然估计法; 与矩估计法和熵匹配法相比较, 采用极大似然估计时, 求取的尺度和形状参数能更好地描绘小波系数^[4-6]。因此, 本文采用极大似然估计的方法来求取广义高斯分布模型的尺度和形状参数。

设 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_I)$ 表示模糊图像子带小波系数, 则其极大似然估计函数可以定义为

$$L(X; \alpha, \beta) = \log \prod_{i=1}^I p(x_i; \alpha, \beta) = \sum_{i=1}^I \log(x_i; \alpha, \beta) \quad (7)$$

其中: I 表示模糊图像采用小波变换后, 子带小波系数的长度; $p(x_i; \alpha, \beta)$ 表示各小波系数在服从广义高斯密度分布时的概率密度值; α 和 β 为待估计的尺度和形态参数。

通过插值与检索表, 利用 Newton-Raphson 算法求解先验方程^[7], 求得形态参数 β 。当 β 确定后, α 的估计值就可以由

$$\hat{\alpha} = \left(\frac{\beta}{L} \sum_{i=1}^I L |x_i|^\beta \right)^{\frac{1}{\beta}} \text{ 求出。}$$

2.2 广义高斯分布模型的非局部均值算法

在文献[8]中证明了, 细节子带中的小波系数可以通过广义 Gaussian 分布来进行模拟。因此, 首先对图像进行小波分解, 将 g 定义为集合 I 上的噪声图像, 分别用 g^a, g^h, g^v, g^d 表示小波子带的近似、水平、垂直和对角分量, 用 f 来表示复原后的图像, p 表示图像 g 上一个固定的像素点。对于复原图像 f, p 点的复原估计值可以用图像中所有像素的加权平均来表示:

$$\hat{f}(p) = \sum_{q \in I} w(p, q) g(q) \quad (8)$$

在式(8)中, $w(p, q)$ 表示的是依赖于像素点 p 和 q 邻域之间相似度的权值。当 $w(p, q)$ 的值很大时, 说明像素 q 的邻域对像素 p 的邻域贡献很大, 反之亦然。

在文献[9]中提出了基于广义高斯分布模型的非局部均值算法, 用式(9)来计算两个图像块之间的权值:

$$w(p, q) = \frac{1}{Z(p)} e^{-\frac{\|g_p - g_q\|_{2, \alpha}^2}{(h\alpha)^\beta}} \quad (9)$$

其中: g_p 表示小波系数点 p 的邻域; g_q 表示小波系数点 q 的邻域; h 给出了指数函数的衰减速度; $Z(p)$ 表示归一化因子; α 即尺度参数, 控制密度函数的扩散程度, 也就是标准差; β 即形态参数, 控制了广义高斯密度函数峰值的衰减速度。由于尺度参数 α 表明了小波系数围绕其均值的一个分布状况, 因此, 当小波系数都集中在均值附近时, 可以认为 α 是小的, 那么就只需考虑围绕在待处理像素附近的邻域, 可以称 α 为邻域的半径; 相反地, 当 α 很大时, 则意味着在该子带中, 相似的结构不多, 邻域半径很大^[10]。

2.3 改进广义高斯分布模型的非局部均值算法

在式(9)中, 由于尺度参数 α 和形态参数 β 相互独立, 使得权值的取值局限化。因此可以将尺度和形态参数结合起来, 形成一个新的参数, 使权值层几何状变化, 调节起来更加简单灵活。基于上述分析, 将式(9)改进为

$$\hat{w}(p, q) = \frac{1}{Z(p)} e^{-\frac{\| (g_p - g_q) \frac{(\alpha + \beta)}{h} \|}{\alpha}} \quad (10)$$

其中: g_p 表示小波系数点 p 的邻域; g_q 表示小波系数点 q 的邻域; h 给出了指数函数的衰减速度; $Z(p)$ 为归一化因子; $\alpha + \beta$ 表示尺度与形态参数结合形成的新参数。

小波域中小波系数与噪声分布相互独立的特性与空域中灰度分布和噪声分布相互独立的特性是一样的, 因而, 定义一个新的参数将尺度参数与形态参数结合起来, 改进权值的算法表达式, 则复原图像 f 像素点的复原估计值可以定义为

$$\hat{f}(p) = \sum_{q \in I} \hat{w}(p, q) g(q) \quad (11)$$

4 仿真实验

在仿真实验中, 为验证本文所提出算法的有效性, 首先用大小为 512×512 的 Lena 图像添加标准方差为 10 的高斯白噪声以及 $r=3$ 的圆盘模糊, 然后与多种常用图像复原算法进行对比, 根据各自得出的峰值信噪比 PSNR 和平均结构相似度 MSSIM 来评估改进后的广义高斯分布模型的非局部均值算法去模糊化效果。如图 2 所示: (a) 为加入噪声和卷积后的原始模糊图像; (b) 为 MATLAB 自带的维纳滤波复原后的图像; (c) 为 NL-means 算法复原后的图像; (d) 为广义高斯分布模型的值算法复原后的图像; (e) 为改进的广义高斯分布模型的算法复原后的图像; (f) 为原始图像。

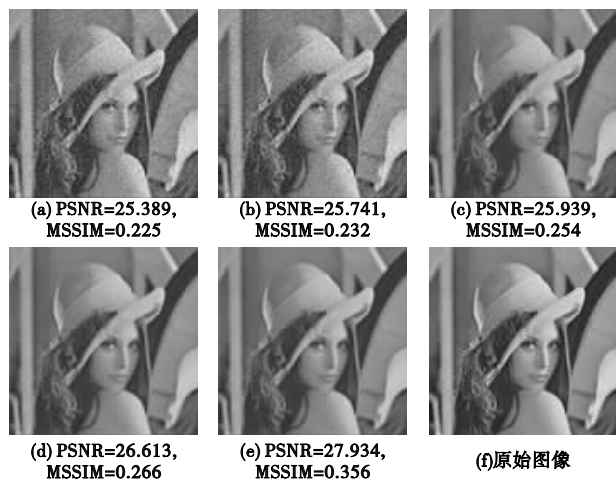


图2 几种复原算法的比较结果

图 2 中表示, 加入标准差为 10 的高斯噪声以及 $r=3$ 的圆盘模糊的不同复原算法在一些常用测试图像上的复原实验结果。从图 2 可以看出, 本文所提出的改进方法比广义高斯分布模型的非局部均值算法效果要好。

表 1 给出了在一些常用测试图像上的实验结果。测试图像中加入标准差为 10 的高斯噪声以及 $r=3$ 的圆盘模糊, 包含 MATLAB 自带的维纳滤波、广义高斯分布模型的、改进的广义高斯分布模型的四种算法的复原性能(峰值信噪比 PSNR 和平均结构相似度 MSSIM)。从实验结果可以看出, 本文提出的改进方法比广义高斯分布模型的非局部均值算法在标准方差为 10 的高斯白噪声下, 峰值信噪比平均值高 0.9 dB 左右, 比算法高 1.18 dB 左右。

5 结束语

虽然改进后的广义高斯分布模型的非局部均值在空域有很好的复原效果, 但在小波域中应用研究还不是很多。本文在

深入研究非局部均值算法与小波系数相结合的图像去模糊方法后, 提出了一种新的基于广义高斯分布与非局部均值算法的去模糊化方法, 改进了原始的单一根据指数函数的衰减速度和局限于一个参数来求取图像权值的方法。在多个典型图像上的测试结果表明, 改进算法的图像去模糊化效果比原始的非局部均值方法有更好的去模糊化效果。

表1 几种复原算法对不同图像的比较结果

Picture	BlurredNoisy		MATLABWiener		NL-means		GNL-means		NL-means-deblurring	
	PSNR	MSSIM	PSNR	MSSIM	PSNR	MSSIM	PSNR	MSSIM	PSNR	MSSIM
baboon	20.309	0.208	20.359	0.234	20.588	0.237	20.611	0.245	20.873	0.247
Barbara	22.074	0.236	22.737	0.266	22.584	0.268	22.639	0.276	23.174	0.347
boat	23.875	0.257	24.021	0.271	24.167	0.276	24.617	0.286	25.310	0.330
cameraman	21.721	0.175	21.902	0.179	22.165	0.189	22.213	0.190	22.616	0.221
goldhill	24.638	0.262	24.710	0.275	24.913	0.279	25.548	0.295	26.459	0.339
jet	24.284	0.235	24.564	0.258	24.717	0.260	25.165	0.263	25.935	0.323
Lena	25.389	0.225	25.741	0.232	25.939	0.254	26.613	0.266	27.934	0.356
peppers	25.030	0.248	25.911	0.257	26.024	0.278	26.128	0.289	27.274	0.371
truck	25.802	0.233	26.233	0.246	26.417	0.254	27.050	0.267	28.463	0.318
Zelda	26.751	0.252	27.121	0.276	27.632	0.285	28.452	0.320	30.763	0.465
MEAN	23.530	0.2331	24.330	0.2494	24.515	0.258	24.904	0.2697	25.8801	0.3317

改进后的广义高斯分布模型的非局部均值算法对图像去模糊化效果尽管有一定的提高, 但是由于运算量大导致计算速度缓慢, 对于图像处理系统的预处理而言是个不小的弊端, 因此下一步研究工作的重点在于优化算法结构、减少运算量, 从而提高运算速度。另外, 为了决定像素的加权值, 该选用怎样的特征或特征向量来衡量图像块之间的相似度, 以及如何自适应设定关键滤波参数也是今后研究工作的重点。

参考文献:

- [1] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 60-65.
- [2] 王志明, 张丽. 自适应的快速非局部图像去噪算法[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(4): 669-675.
- [3] 刘建立, 左保齐. 小波系数在织构纹理相似性描述中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(1): 224-227.
- [4] PI Ming-hong. Improve maximum likelihood estimation for subband GGD parameters[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 1710-1713.
- [5] KRUPINSKI R, PURCZYNSKI J. Approximated fast estimator for the shape parameter of generalized Gaussian distribution[J]. Signal Processing, 2006, 86(2): 205-211.
- [6] PORTILLA J, SIMONCELLI E P. A parametric texture mode based on joint statistics of complex wavelet coefficients[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 49-71.
- [7] DO M N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(2): 146-158.
- [8] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Neighborhood filters and PDE's[J]. Journal Numerische Mathematik, 2006, 105(1): 1-34.
- [9] SOUIDENE W, BEGHDAI A. Image denoising in the transformed domain using non local neighbourhoods[C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics Speech, and Signal Process. France: IEEE, 2006: 869-871.
- [10] 冯象初, 刘涛, 李亚峰. 小波域中的广义非局部平均去噪算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2010, 37(5): 941-946.