

基于平移不变和改进的广义交叉验证准则去噪研究

陶杰, 毕笃彦, 苏涛, 张海峰

(空军工程大学 工程学院 信号与信息处理实验室, 陕西 西安 710038)

摘要:基于软阈值的广义交叉验证准则(GCV)已运用于图像去噪中,但此方法对图像峰值信噪比(PSNR)的改善有限,不能有效保持细节。针对此问题,改进了广义交叉验证准则,且将平移不变应用于去噪。即先将原图像分别进行水平和垂直方向上的平移,然后将平移后的每幅图像变换到小波域,使用分块广义交叉验证准则对小波系数去噪后实行小波逆变换和反平移。最后将反平移后的各图像平均,即得恢复的图像。实验结果表明,该方法能有效恢复图像细节,图像的PSNR值和主观效果都有较大改善。

关键词: 平移不变; 广义交叉验证; 去噪; 细节

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)02-0221-04

Denoising method based on translation invariant and generalized cross validation

TAO Jie, BI Du-yan, SU Tao, ZHANG Hai-feng

(Signal and Information Laboratory, Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: The denoising method based on GCV has been used in image denoising, but it is hard to improve PSNR greatly and can't maintain the details of the image well. To solve the problem, an improved GCV combined with TI is put forward. Firstly shift the noisy image in horizontal and vertical directions respectively, and translate the shifted images into Wavelet-Domain and denoise with the method of GCV in blocks. Then translate the images by inverse discrete wavelet and shift them inversely. Finally the reconstructed image is obtained by average. Experiments show that this method reconstructs image details effectively and improves image quality both in PSNR and subjective sense.

Key words: Translation invariant; Generalized cross validation; Denoising; Detail

0 引言

目前,小波变换技术已广泛运用于数字图像处理的各个领域。利用小波变换固有的能量紧凑性、联合空-频域表示和多分辨率表示等特性,小波域的一维

信号、二维图像去噪理论和方法的研究得到了迅速发展,小波域的图像去噪和压缩编码已成为小波技术在图像处理众多领域中最普遍和有效的应用。根据小波系数取舍方式的不同,小波域图像去噪的理论和方法可归结为基于阈值和基于收缩函数^[1,2]的去噪。

收稿日期:2004-03-10; 修订日期:2004-05-13

作者简介:陶杰(1979-),男,湖北黄冈人,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别。

基于硬阈值门限的去噪方法在噪声的去除方面很有效,但对图像细节的保持却不好,不是一种最佳的门限选取方法。用软门限进行滤波时,关键是如何选取阈值和对阈值进行量化,如果阈值选取得过大,就会使去噪后图像过于平滑,不能很好地保持图像的细节;如果阈值选取得太小,就不能很好地滤除噪声。本文提出了一种基于平移不变(TI)和改进的广义交叉验证准则的去噪方法,该方法对噪声的滤除和图像细节的保持都表现出了很好的性能。

1 广义交叉验证准则去噪

交叉验证(CV)准则的基本思想是:某一点数的值用其他分量的值来估计。这是一种广泛用于评估参数平滑程度的方法,Nason^[3]将它用于信号小波域的去噪,Weyich 和 Warhola^[4]、M.Jasen 等^[5]将其扩展,用广义交叉验证(GCV)准则选取阈值。CV 和 GCV 对去噪阈值的选择是基于 SURE 估计的^[6]。假设原始信号在某种程度上是规则的,意味着有噪图像像素的值可用其邻域线性组合近似。由于图像中某一像素值 \tilde{y}_i 可表示为其邻域像素值 y_i 的线性组合而与 \tilde{y}_i 本身无关,因此可抑制该点的噪声,得到相对干净、与噪声无关的值,然后用这些由其邻域加权平均的数据计算 MSE 的近似期望值。对一组数据 $\{y_i, i=1, \dots, 2^n\}$,可定义奇偶两个序列: $y_i^o=(y_{2i-1}+y_{2i+1})/2, i=1, \dots, N/2, y_{N+1}=y_{N-1}; y_i^e=(y_{2i}+y_{2i+2})/2, i=1, \dots, N/2, y_{N+2}=y_{N-2}$ 。对任一门限 τ ,定义函数 $M(\tau)$:

$$M(\tau) = \sum_{i=1}^{N/2} [\eta_i(y_i^e, \tau) - y_i^e]^2 + \sum_{i=1}^{N/2} [\eta_i(y_i^o, \tau) - y_i^o]^2 \quad (1)$$

式中 $\eta_i(y_i, \tau)$ 为以门限 τ 门限化后的 y_i 。Nason 证明^[4]:对于 $\tau > 0$ 的实数,函数 $M(\tau)$ 是凸的,因此有最小值点 τ^* ,由此得到 CV 法的抑制门限为 $\tau = \tau^*(1 - \ln 2 / \ln N)^{0.5}$ 。将 CV 定义为由 y_i 的值预测 \tilde{y}_π 时优化选择门限的一种量度,即 $CV(\tau) = \sum_{i=1}^N (y_i - y_\pi)^2 / N$ 。取 $\tilde{y}_i = (y_{i-1} + y_{i+1}) / 2$,当 $\tilde{y}_\pi = \tilde{y}_i$ 时,对最终选择的 \tilde{y}_π ,得 $CV(\tau)$ 近似的公式 $y_i - \tilde{y}_\pi = (y_i - y_\pi) / (1 - a_i), a_i = (y_\pi - \tilde{y}_\pi) / (y_i - \tilde{y}_i) \approx \partial y_\pi / \partial$

$y_i = A_{ii}$,因此有 $CV(\tau) \approx \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^2(\tau) (y_i - y_\pi)^2 \right) / N$,其中 $\alpha_i(\tau) = 1 / (1 - A_{ii})$,当 τ 较小时,大多数 A_{ii} 接近 1, $CV(\tau)$ 的估计是一病态问题。为便于计算,可用平均值表示 $\alpha_i(\tau)$:

$$\alpha_i(\tau) = \alpha(\tau) = 1 / \left(\sum_{i=1}^N (1 - A_{ii}) / N \right) = 1 / [Tr(I - A) / N] = 1 / [N_0(\tau) / N] \quad (2)$$

式中 $N_0(\tau)$ 表示 $\{y_\pi\}$ 中值为 0 的数量。 $\alpha_i(\tau)$ 的这种表示称为广义交叉验证(GCV)^[3],可用在小波域计算和最小化上,因此定义:

$$GCV(\tau) = 1/N \|\omega^* - \omega_\tau\|_2^2 / [N_0(\tau) / N]^2 = 1/N \|\omega^* - \omega_\tau\|_2^2 / [N_0(\tau) / N]^2 \quad (3)$$

式中 $N_0(\tau)$ 表示 ω^* 中被 0 替换的数量,当 $N_0(\tau) = 0$, $GCV(\tau)$ 无穷大。但在信号包含高斯白噪声, $\tau > 0$ 时,一般不会有 $N_0(\tau) = 0$,只是在 N 较小, $\rho(N_0 = 0) \rightarrow 0$ 。 GCV 的最小化过程是一个连续的门限处理过程,使用硬门限函数很可能使门限为 0,因此使用软阈值函数。利用公式(3)不需估计噪声方差,这在实际应用中非常重要,但这种方法对整幅图像用一个阈值,没有利用图像的空域相关性,对图像 PSNR 值的改善有限。

2 本文算法

2.1 平移不变去噪

首先将原始图像分别沿水平和垂直方向平移,抑制去噪中常出现的 Gibbs 条纹干扰,然后将平移后的每幅图像变换到小波域,使用改进的分块广义交叉验证准则对小波系数矩阵进行估计后实行小波逆变换,最后将变换后的图像反平移、平均,得到恢复的图像。

在 TI-DWT 中,若用 $Shift_{h,v}(f)$ 表示将图像 f 分别在垂直和水平方向循环移位 h 和 v ,相应地,用 $UnShift_{h,v}(f)$ 表示相反方向的操作;用 $\hat{f}_{h,v}(x,y)$ 表示 $f(x,y)$ 经移位、2-D DWT、去噪、2-D IDWT 变换和反移位得到的去噪图像,则恢复图像表示为:

$$\hat{f}(x,y)=\frac{1}{M \times N} \sum_{h=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \hat{f}_{h,v}(x,y) \quad (4)$$

由于小波变换的时变性,小波系数的门限和收缩处理容易对反变换恢复的图像产生环状干扰条纹,而对不同移位后的图像进行去噪处理,干扰条纹的位置和方向彼此不同,将全部移位方向的恢复图像进行平均,可削弱人为的干扰条纹。

2.2 改进的广义交叉验证准则

上述 GCV 法很容易推广为与尺度相关的门限值选择,为简化问题,在 $N_0=0$ 时,置 $GCV(\tau)=0$ 。同样,对图像的第 j 层分量 b ,可表示为使

$$GCV_j^b(\tau)=1/N_j^b \|\omega_j^{*b}-\omega_{j,\tau}^b\|_2^2 / \left[N_{j_0}^b(\tau)/N_j^b \right]^2 \quad (5)$$

最小,此时对应的 τ 即为最佳门限。式中 $\omega_{j,\tau}^b$ 表示小波系数 ω_j^{*b} 经域值化处理得到的系数矢量。与尺度相关的门限选择可以抑制相关噪声,采用尺度相关的 GCV 同样比通用门限法有更好的相关噪声抑制能力。在改进的算法中把每一子带进行分块处理,把分块后的小波系数矩阵用广义交叉验证的方法进行软阈值处理,这样通过对其局部特征选择多个阈值达到去噪的目的。分块后多阈值去噪比 GCV 更加合理有效。用软阈值去噪可能造成图像的过度平滑,因此可以选择 S 型函数作为阈值函数。S 型函数可表达为:

$$\eta_k(x,t)=\begin{cases} x+t-\frac{t}{2k+1} & x < -t \\ \frac{t}{(2k+1)^{2k}} x^{2k+1} & |x| \leq t \\ x-t+\frac{t}{2k+1} & x > t \end{cases} \quad (6)$$

式中 k 是正整数,当 $k \rightarrow \infty$ 时,S 型函数就演变成了软门限函数 $\eta_s(x,t)$ 。用公式(6)估计 $GCV_j^b(\tau)$ 时, $N_{j_0}^b(\tau)$ 表示 ω_j^{*b} 中绝对值小于门限 τ 的个数,而不是被替换为 0 的个数。因为 $GCV_j^b(\tau)$ 的最小化是一个迭代过程,所以用 S 型函数与用软阈值函数的运算量相同。

3 实验结果及分析

实验采用 512×512 像素的 Lena 和 Barbara,灰度

为 256 级。噪声为加性白噪声,标准差分别取 10、15、20,使用 Daubechies8 小波对加噪图像进行 5 级分解,采用的迭代步长 $\Delta\lambda=0.26$,迭代次数 $N=200$,每一子带分块的大小分别取 $c=2 \times 2$ 和 $c=4 \times 4$ 。另外,由于选

表 1 本文方法和其他去噪方法的 PSNR 比较

Tab.1 Comparison of PSNR between the denoising method proposed in this paper and others

Noise standard deviation σ_n	Lena			Barbara		
	10	15	20	10	15	20
Hard threshold of Donoho	30.34	28.52	27.24	27.29	25.01	23.65
Wiener filter in MATLAB	32.98	30.44	28.52	31.35	28.58	26.67
Denoising by GCV of soft threshold	31.88	31.40	30.55	30.81	30.08	29.39
Denoising by GCV of soft threshold in blocks 2×2	33.01	32.45	31.55	31.46	31.02	30.22
Denoising by GCV of soft threshold in blocks 4×4	33.82	32.58	31.68	32.45	32.03	31.04
Denoising method proposed in the paper (S function)	32.38	31.42	30.83	30.90	30.27	29.66
Denoising method proposed in the paper (S function, in blocks 2×2)	33.12	32.81	31.98	31.93	31.42	30.61
Denoising method proposed in the paper (S function, in blocks 4×4)	34.12	32.97	32.10	32.94	32.42	31.84

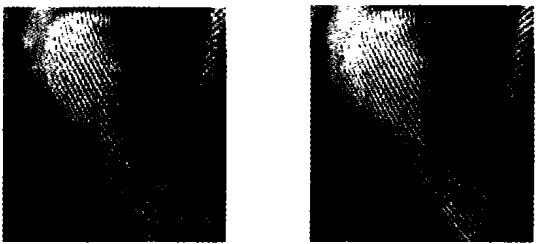
取的初始步长比较小,在用广义交叉验证 GCV 时,为了避免公式(5)分母为零,可以取其倒数,计算最大值下对应的最佳阈值,结果是完全等价的。表 1 列出了本文方法去噪后的峰值信噪比,并同 Donoho 的硬门限^[1]、MATLAB 中的空域局部化 Wiener 滤波以及 GCV 软门限去噪方法比较。

从表中可见,本文提出的基于平移不变和改进的广义交叉验证准则的去噪方法对细节图像 Barbara 的 PSNR 值提高较明显,同 GCV 软门限去噪方法相比,最高可提高 1.18 dB,这也验证了理论上所分析的本

文方法能较好地恢复出局部变化突出和细节丰富的图像。图 1 比较了这两种方法对细节图像 Barbara 的恢复效果,从图中可见,恢复出的图像在主观效果比较方面,本文方法要优于 GCV 软门限方法。



(a) GCV 软门限去噪(块 2×2 , $PSNR=31.02$) (b) 本文算法去噪(S 型函数, 块 2×2 , $PSNR=31.42$)
 (a) Denoising by GCV of soft threshold(in blocks, 2×2 , $PSNR=31.02$) (b) Denoising method proposed in the paper (S function in blocks 2×2 , $PSNR=31.42$)



(c) 图(a)的局部 (d) 图(b)对应的局部
 (c) Part of figure (a) (d) Part of figure (b)

图 1 本文算法和 GCV 软门限分块去噪方法对细节图像恢复效果比较($\sigma_n=15$)

Fig.1 Comparison of details in reconstructed image between denoising method proposed in the paper and GCV of soft threshold($\sigma_n=15$)

4 结论及展望

本文提出了一种基于平移不变和改进的广义交叉验证准则的去噪方法,该方法不仅抑制了去噪中常出现的 Gibbs 条纹干扰,而且能自适应图像空域分布的变化。从上面的实验结果看,本文方法的客观性能(PSNR)和主观效果均优于 GCV 软门限的去噪方法,尤其在对局部变化突出和细节丰富的图像恢复时效果较明显,它的另一个优点是事先没有必要知道原图像噪声分布,这对实际图像处理非常有用,在对医学图像、航空影像和数字电视等的去噪增强上有着广泛的应用前景。

参考文献:

[1] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455.
 [2] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. J Amer Statistic Assoc, 1995, 90: 1200-1224.
 [3] Nason G P. Wavelet shrinkage using cross validation[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 1996, 58: 463-479.
 [4] Weyrich N, Warhola G T. Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image denoising[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(1): 82-90.
 [5] Jansen M, Bultheel A. Multiple wavelet threshold estimation by generalized cross validation for images with correlated noise[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(7): 947-953.
 [6] Zhang Xiao-ping, Desai M D. Adaptive denoising based on SURE risk[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1998, 5(10): 265-267.

《红外与激光工程》摘要编写要求

为提高期刊质量,早日进入 EI,请严格按照以下要求编写论文摘要:

1. 中文摘要要求 300~400 字,英文摘要 200~300 个英文单词;
2. 以第三人称介绍论文的写作目的(作者要解决的问题)、主要实验内容简述、实验结果、分析和结论;
3. 明确指出论文的创新点,请参考如下范例;

摘要:为高效、经济、准确地对微球体颗粒的半径进行测量,基于 Mie 散射理论设计了一种测量装置。应用 Mie 散射理论对微球体颗粒光散射的性质进行了理论分析与数值计算,得出了散射光分布与入射光波长、微球体颗粒半径以及微球体相对折射率之间的关系。结果表明:入射光波长越小,散射光能量越集中分布在散射角较小的范围内;相对折射率的变化对散射光分布的影响不大;不同半径颗粒的散射光强的分布有较大差异,因此通过测量散射光的分布可以确定出微球体颗粒的半径,从而在理论上证明了该设计方案的可行性。结合理论与计算结果设计了一种用于测量微球体颗粒半径的装置,该装置具有结构简单、成本低、效率高等优点,可以用于实际测量,具有一定的实用性。