

## 一种抗噪的红外图像对比度增强方法\*

张长江<sup>1</sup>, 付梦印<sup>1</sup>, 金梅<sup>2</sup>, 张启鸿<sup>1</sup>

- (1. 北京理工大学信息科学技术学院自动控制系, 北京 100081;  
2. 大庆石油学院电气信息工程学院, 黑龙江大庆 163318)

**摘要:**提出一种基于离散平稳小波变换和非线性增益的红外图像对比度增强方法。对红外图像进行离散平稳小波变换后, 利用所提出的去噪方法对分辨率较好的各高频子带直接去噪; 并利用所提出的非线性增益法结合文中的去噪法对分辨率较差的各高频子带进行增强。实验结果表明, 提出的方法在有效地增强红外图像对比度的同时, 又能很好地抑制相关噪声。算法在视觉质量上优于传统的反锐化掩膜法、直方图均衡法。

**关键词:** 离散平稳小波变换; 广义交叉确认; 阈值去噪; 对比度增强; 非线性增益  
**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2004)01-0050-05

## Resistible noise approach of infrared image contrast enhancement\*

ZHANG Chang-jiang<sup>1</sup>, FU Meng-yin<sup>1</sup>, JIN Mei<sup>2</sup>, ZHANG Qi-hong<sup>1</sup>

- (1. Department of Automatic Control, School of Information and Science Technology,  
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;  
2. School of Electrics and Information Engineering, Daqing Petroleum Institute, Daqing 163318, China)

**Abstract:** A kind of infrared image threshold denoising and enhancement method based on discrete stationary wavelet transform and non-linear gain was given. After making discrete stationary wavelet transform to an infrared image, denoising was done by the method given in the high frequency subbands which was in the better resolution levels and enhancement was done by combining denoising method with non-linear gain method in the high frequency subbands which was in the worse resolution levels. According to the experimental result, the given algorithm can reduce the noise of infrared image effectively while it enhances the contrast of infrared image well. In visual quality, the algorithm is better than the traditional unshaped mask method and histogram equalization method.

**Keywords:** Discrete stationary wavelet transform; Generalized cross validation; Denoising by threshold; Contrast enhancement; Non-linear gain

收稿日期: 2003-05-10; 修订日期: 2003-07-15

· 基金项目: 国防兵器预研基金资助项目

作者简介: 张长江(1974-), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士生, 研究方向为复杂背景下的红外目标识别、神经网络、小波分析、优化理论及其应用。

## 0 引言

目前红外图像广泛应用于军事和民用领域,但由于在复杂背景条件下红外图像存在对比度差和信噪比低等缺点,因而对红外图像的增强处理直接影响后续的分割和目标识别的质量。对比度增强的常用方法有直方图均衡法、直方图规定化法、灰度变换法及反锐化掩膜法。直方图均衡法对整个图像的所有像素都进行增强,具体增强效果不容易控制,不能突出图像中的目标。直方图规定化法虽然在理论上能够有选择地增强图像中的特定信息,但是在实际应用中选择一种最佳的直方图却很困难。上述几种方法的共同缺点是在增强对比度的同时放大了噪声。虽然众多学者提出了大量基于小波阈值的去噪算法,但大多数是利用噪声的统计特性来实现阈值去噪的,而且大都假设噪声是不相关的加性高斯白噪声<sup>[1~4]</sup>,在许多实际情况中,这些假设都是很难满足的,因为在实际应用中噪声的确切统计特性一般是未知的,而且多数时候噪声都是相关噪声。

因此,基于离散平稳小波变换和非线性增益,提出一种红外图像对比度增强的方法。由于平稳小波变换具有“平移不变性”,分解后各层子带的小波系数个数等于原图像的像素个数,因而能够保证各层子带有足够多的系数求取去噪时的渐近最优阈值,同时又能避免图像重建后出现的“吉布斯”现象。为此,采用离散平稳小波变换<sup>[5]</sup>对红外图像进行小波分解,利用所提出的去噪方法对分解后分辨率较好的高频子带直接进行去噪处理,对分辨率较低的高频子带用所提出的去噪方法结合非线性增强算子进行增强。

## 1 离散平稳小波变换

离散平稳小波变换由于应用目的不同而有种种名称,诸如平移不变小波变换、移位不变小波变换、冗余小波变换等<sup>[6~8]</sup>。与经典的离散正交小波变换相比,离散平稳小波变换的主要特点是冗余性和平移不变性,对连续小波变换能给出一个更为近似的估计。

从矩阵的观点来看,离散平稳小波变换可视为矩阵乘法:

$$G = Sg \quad (1)$$

式中  $g$  是一个  $1 \times N$  的输入矢量;  $S$  是一个  $(L+1)N \times N$  矩阵,其中  $L$  是分解层数;  $G$  是  $(L+1)N \times 1$  输出矢量。  $S = [S_1, S_2, \dots, S_L, S_{L-1}]^T$ , 其中  $S_i$  是一个  $N \times N$  的方阵,  $S_i$  的各列是单个矢量  $S_i$  的周期平移的结果;  $S_i$  通常是离散小波变换在第  $i$  个尺度下的基,而  $S_{L-1}$  是最粗糙尺度下的尺度函数。直接计算公式(1)需要的计算复杂度为  $O((L+1)N^2)$ ,但是由于存在快速算法,因而总共所需的计算复杂度最多为  $O(N \log N)$ <sup>[5]</sup>。

离散平稳小波变换与经典的离散正交小波变换相比,其差别在于变换矩阵不再是方阵,变换后的结果也不再是正交的。但是这种变换阵存在一个左逆,左逆的计算复杂度为  $O(N \log N)$ 。经典的正交小波变换是一种非冗余的小波变换,因而适合于处理不相关性问题,而离散平稳小波变换,由于其是一种冗余小波变换,因而更适合于处理相关性问题。由于主要是处理相关噪声问题,而且红外图像像素之间的灰度相关性很大,因而采用离散平稳小波变换更为合适。

## 2 去噪原理

对于相关噪声,其小波变换是非平稳的,若还用传统的“通用阈值”法去噪,势必会影响去噪的效果。I. M. Johnstone 等人已经证明平稳相关噪声的小波变换在每一个分辨率层的各个子带仍旧是平稳的<sup>[4]</sup>。为此,可以考虑在各个分辨率层的各子带分别计算阈值,以达到去噪的目的。考虑如下的离散图像信号模型:

$$g[i, j] = f[i, j] + \epsilon[i, j], i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, N$$

写成矩阵的形式为:

$$g = f + \epsilon \quad (2)$$

式中  $g = \{g[i, j]\}_{i,j}$ , 为观测信号;  $f = \{f[i, j]\}_{i,j}$ , 为未经噪声污染的原始信号;  $\epsilon = \{\epsilon[i, j]\}_{i,j}$ , 其中  $i = 1, \dots, M; j = 1, \dots, N$  为平稳噪声信号。

对公式(2)两边进行离散平稳小波变换:

$$X = Sf, V = S\epsilon, Y = Sg, Y = X + V \quad (3)$$

式中  $S$  是一个二维平稳小波变换算子。因为采用

的 Donoho 所提出的“软阈值”函数<sup>[3]</sup>是连续的,在很大程度上能够保证去噪后重建图像与原图像有同样的平滑度。这种“软阈值”运算可用下式表示:

$$Y_{\delta} = T_{\delta} \circ Y \quad (4)$$

式中  $T_{\delta} = \text{diag}\{t[m, m]\}$ , 其中,

$$t[m, m] = \begin{cases} 0 & |Y[i, j]| < \delta \\ 1 - \frac{\delta}{|Y[i, j]|} & |Y[i, j]| \geq \delta \end{cases}$$

式中  $i=1, \dots, M; j=1, \dots, N; m=1, \dots, MN$ 。同理,  $X_{\delta} = T_{\delta} \circ X$ 。由公式(3)和(4)可知,输入信号的反变换为:  $g_{\delta} = S^{-1} \circ Y_{\delta}$ 。则综合运算可以表示为:  $g_{\delta} = Z_{\delta} \circ g, Z_{\delta} = S^{-1} \circ T_{\delta} \circ S$ , 其中  $T_{\delta}$  与阈值  $\delta$  和输入信号  $g$  有关。

由前面叙述可知,若利用基于噪声统计特性的估计器来估计最优阈值  $\delta$ , 则要利用噪声的标准差  $\sigma^{[2-4]}$ , 而这在实际应用中几乎是不可能的。在此考虑用广义交叉确认原理来解决这个问题<sup>[9]</sup>。

### 3 求解去噪阈值

设原始信号  $f[i, j]$  能用与它邻近元素的线性组合来表示。为此,考虑  $\tilde{g}[i, j]$  是  $g[k, l]$  的一个线性组合,则可以消除特定成分的噪声。因此这些成分的邻域的加权平均可以代替它们,而噪声在这个过程中被平滑,这样就能得到较纯净的信号成分。

通过修正的信号  $\tilde{g}$  来计算阈值运算的结果,其中信号  $g$  的第  $[i, j]$  个组分  $g[i, j]$  用  $\tilde{g}[i, j]$  来替代,即:

$$\tilde{g} = Z \cdot (g[1, 1], \dots, \tilde{g}[i, j], \dots, g[M, N])^T$$

考虑用  $\tilde{g}_{\delta}[i, j]$  “预测”  $g[i, j]$  的能力来作为衡量所选阈值是否为最优的尺度。如果所选的阈值  $\delta$  太小,则  $g[i, j] - \tilde{g}_{\delta}[i, j]$  的主要成分是噪声,反之则会消除大量有用信号。对所有的成分重复同样的过程并用下式求得适当的阈值:

$$OCV(\delta) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g[i, j] - \tilde{g}_{\delta}[i, j])^2$$

上述函数称为“普通交叉确认”。对于  $\tilde{g}[i, j]$  的表示

方法有多种形式,在此选择  $\tilde{g}_{\delta}[i, j] = \tilde{g}[i, j]$ , 则有:

$$g[i, j] - \tilde{g}_{\delta}[i, j] = \frac{g[i, j] - g_{\delta}[i, j]}{1 - \tilde{z}[i, j]}$$

其中,

$$\tilde{z}[i, j] = \frac{g_{\delta}[i, j] - \tilde{g}_{\delta}[i, j]}{g[i, j] - \tilde{g}_{\delta}[i, j]} \approx z'[m, m] \quad (5)$$

式中  $z'[m, m] = \frac{\partial g_{\delta}[i, j]}{\partial g[k, l]}$ , 其中  $m, n=1, \dots, MN; i, k=1, \dots, M; j, l=1, \dots, N$ 。但是在公式(5)中,  $z'[m, m]$  或者为 0, 或者为 1, 因此在实际应用中不能用上式进行计算。于是引出小波域中“广义交叉确认”公式:

$$SGCV(\delta) = \frac{1}{MN} \cdot \|Y - Y_{\delta}\|^2 / \left[ \frac{\text{trace}(I - Z'_{\delta})}{MN} \right]^2$$

式中  $\text{trace}$  表示矩阵的迹;  $\|\cdot\|$  表示基于内积的欧几里德范数;  $I$  表示  $M \times N$  的单位阵; 其他符号意义如前所述。设  $\delta^* = \arg \min MSE(\delta), \tilde{\delta} = \arg \min GCV(\delta)$ , M. Jansen 等人已经证明了当  $N \rightarrow \infty$  时, 下式成立<sup>[11]</sup>:

$$\frac{E MSE(\tilde{\delta})}{E MSE(\delta^*)} \downarrow 1$$

用“广义交叉确认”求出的阈值  $\tilde{\delta}$  是一种渐近最优解。

### 4 非线性增强方法

为了叙述方便,利用下式来表示各个高频子带图像的增强过程:

$$u[i, j] = \text{MAG}\{v[i, j]\}, i=1, \dots, M, j=1, \dots, N$$

式中  $u[i, j]$  表示增强后的子带图像;  $v[i, j]$  表示增强前的原始子带图像;  $\text{MAG}$  表示非线性增强算子;  $M, N$  表示子带图像的大小。

提出的对比度增强方法,在各个子带图像中,对幅值小于某个阈值的像素保持不变,相当于对图像中的过渡区域像素的灰度值保持不变。对幅值大于某个阈值的像素进行增强处理,这个过程主要是增强所感兴趣的目标而抑制大部分背景信息。这样,使得增强后的图像目标突出,细节明显,层次过渡感强,避免增强后效果生硬,以产生良好的视觉效果。为完成上

述功能设计如下的非线性增强算子:

$$MAG(x) = \begin{cases} x, & |x| < T \\ a\{\text{sigm}[c(x-b)] - \text{sigm}[-c(x+b)]\}, & |x| \geq T \end{cases}$$

$$\text{式中 } a = \frac{1}{\text{sigm}[c(1-b)] - \text{sigm}[-c(1+b)]};$$

$$\text{sigm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

其中  $0 < b < 1$ ;  $T$  为所选择的各个子带图像的增强阈值;  $b$  和  $c$  分别用来控制阈值大小和增强的速率。当  $|x| \geq T$  时, 与直方图均衡法很类似。图 1 是  $b=0.15, c=35$  时的非线性增强函数曲线, 横坐标表示  $x$ , 纵坐标表示  $MAG(x)$ , 这是用来增强所选择的参数。由图 1 可见, 总存在某一个阈值  $T$ , 对那些灰度的绝对值小于  $T$  的像素保持不变, 而对那些灰度的绝对值大于  $T$  的像素进行增强。精确的阈值  $T$  可以通过解如下的非线性方程来求得:  $a\{\text{sigm}[c(x-b)] - \text{sigm}[-c(x+b)]\} - x = 0$ 。可采用数值分析中的 Laguerre 方法解上述方程, 通过参数  $b$  可控制阈值  $T$  的大小, 阈值  $T$  的选取也可通过参考文献[10]中的方法来选取。

对于增强前的图像  $v_s^r[i, j]$ , 设  $v_s^r[i, j]$  中所有像素灰度的绝对值最大值为  $\max v_s^r$ , 则可以通过  $\max v_s^r$  将增强前的图像  $v_s^r[i, j]$  的像素灰度范围从  $[-\max v_s^r, \max v_s^r]$  映射到  $[-1, 1]$ 。这样做的好处是可以单独设置参数  $a, b, c$  的动态范围。综上所述, 可以得到增强后的图像  $u_s^r[i, j]$ :

$$u_s^r[i, j] = \begin{cases} v_s^r[i, j], & |v_s^r[i, j]| < T_s^r \\ a \cdot \max v_s^r \{ \text{sigm}[c(y_s^r[i, j] - b)] - \text{sigm}[-c(y_s^r[i, j] + b)] \}, & |v_s^r[i, j]| \geq T_s^r \end{cases} \quad (6)$$

式中  $y_s^r[i, j] = v_s^r[i, j] / \max v_s^r$ , 其中,  $s=1, 2, \dots, L, r=1, 2, 3$ ;  $T_s^r$  表示第  $s$  分解层的第  $r$  个子带图像的增强阈值。

## 5 对比度增强算法步骤

上面只是分别介绍了去噪和对比度增强算法, 在实际进行红外图像处理过程中, 还要将上述两种算法

加以适当组合, 以达到在增强红外图像对比度的同时, 又抑制了红外图像的相关噪声的目的。实际应用中, 图像中都含有噪声, 而且绝大多数图像都含有相关噪声, 噪声的实际统计特性知道的非常有限。如果仅仅考虑增强, 而没有一定的抑制噪声的措施, 那么在增强图像对比度的同时, 放大了图像中的噪声, 这在实际应用中是不希望的。前面所提到的大多数增强算法都没有考虑抑制噪声问题, 因此, 采取如下方法来实现增强图像的同时又抑制噪声的目的: 对红外图像进行离散平稳小波变换, 对于分辨率较好的各个高频子带用第 3 节提出的去噪方法直接去噪; 对变换后分辨率较差的高频子带先用上述方法去噪, 然后用第 4 节提出的非线性增强方法增强。

综上所述, 利用基于平稳小波变换的红外图像对比度增强算法步骤如下:

- 步骤 1. 对红外图像进行离散平稳小波变换;
- 步骤 2. 对变换后分辨率较好的高频子带利用第 3 节提出的去噪方法直接去噪;
- 步骤 3. 对变换后分辨率较差的高频子带先用上述方法去噪, 然后用公式(6)增强;
- 步骤 4. 利用离散平稳小波逆变换, 重建增强后的图像。

## 6 实验结果

实验结果如图 1~图 6 所示, 红外图像大小为  $192 \times 128$ 。实验中给红外图像加相关高斯噪声。

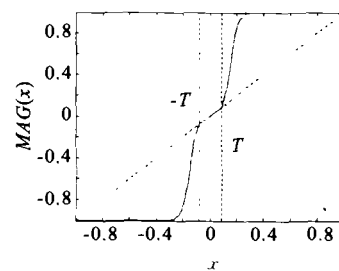


图 1 非线性增强函数曲线 ( $b=0.15, c=35$ )

Fig. 1 Curve of nonlinear enhancement function ( $b=0.15, c=35$ )

实验表明, 一般利用约 900 个小波系数就能成功地去噪。实验中采用具有二阶消失矩 symmlet 的小波进行离散平稳小波变换, 分解 4 层。分别采用 3 种

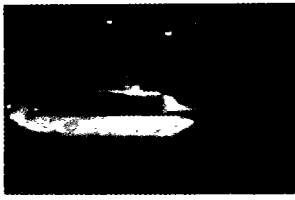


图 2 原始图像

Fig. 2 Original image



图 3 加相关高斯噪声的图像

Fig. 3 Image added with RGN

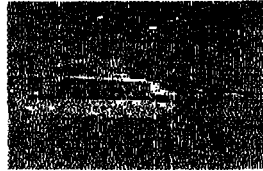


图 4 反锐化掩膜增强

Fig. 4 Enhancement by USM



图 5 直方图均衡增强

Fig. 5 Enhancement by HE

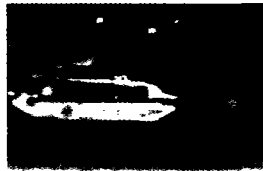


图 6 离散平稳小波增强

Fig. 6 Enhancement by DSWT

方法对红外图像进行去噪和增强:反锐化掩膜法、直方图均衡法、文中的方法。为了简化说明,用 HE 表示直方图均衡,USM 表示反锐化掩膜,DSWT 表示离散平稳小波变换,RGN 表示相关高斯噪声。实验中发现,由于  $SGCV(\delta)$  与阈值  $\delta$  的关系并不是严格的单峰函数,而且呈现出微小锯齿的多峰函数,因此实验中采用最优化方法改进的“黄金分割”法在最小化  $SGCV(\delta)$  过程中求解阈值  $\tilde{\delta}$ ,尺度滤波器选择具有二阶消失矩的 symmlet 小波,精度要求设为  $10^{-5}$ 。

以上实验结果表明,由于没有考虑噪声放大问题,利用反锐化掩膜法和直方图均衡法增强效果显然不如文中的方法。而文中的方法在增强目标对比度的同时又很好地抑制了红外图像中的相关噪声,而且保留了目标的细节信息,如车轮、炮管等,在性能上显然文中的算法优于其他两种方法。

## 7 结 论

基于离散平稳小波变换和非线性增益方法,在预

先不知道噪声方差的情况下,能够找到去噪的近似最优阈值和增强阈值。实验结果表明,文中提出的方法在有效增强红外图像对比度的同时,又能很好地抑制红外图像中的相关噪声,并能很好地保留红外图像的细节信息。算法在视觉质量上优于传统的反锐化掩膜法、直方图均衡法,是一种很有前途的对比度增强算法。

## 参考文献:

- [1] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994,81:425-455.
- [2] Grace Chang S, Bin Yu, Martin Vetterli. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2000,9(9):1522-1531.
- [3] Donoho David L. Denoising by softthresholding [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1995,41(3):613-627.
- [4] Johnstone I M, Silverman B W. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*. 1997,59:319-351.
- [5] Lang M, Guo H, Odegend J E, et al. Jr Nonlinear processing of a shift-invariant DWT for noise reduction[A]. In *SPIE Conference on Wavelet Applications*[C]. Orlando, FL, 1995. 2491.
- [6] Pesquet J C, Krim H, Carfanman H. Time invariant orthonormal wavelet representations [A]. Submitted to *IEEE Trans SP* [C]. 1994.
- [7] Shensa M J. The discrete wavelet transform: wedding the a tours and Mallat algorithms[J]. *IEEE Trans Information Theory*, 1995,40:2464-2482.
- [8] Beylkin C. On the representation of operators in bases of compactly supported wavelets[J]. *SIAM J Numer Anal*, 1992, 29(1):1716-1740.
- [9] Hall P, Koch I. On the feasibility of cross-validation in image analysis[J]. *SIAM J Appl Math*, 1992,52(1): 292-313.
- [10] Andrew Laine, Sergio Schuler. Hexagonal wavelet processing of digital mammography[A]. *Medical Imaging, Part of SPIE's Thematic Applied Science and Engineering Series*[C]. 1993.
- [11] Maarten Jansen, Geert Uytterhoeven, Adhemar Bultheel. Image de-nosing by integer wavelet transforms and generalized cross validation[R]. Technical Report TW264, Department of Computer Science, Katholieke Universiteit Leuven, 1997.