

基于双树复数小波变换的切屑图像阈值去噪

周 瑾^{1,2)} 左敦稳¹⁾ 黎向锋¹⁾ 许鸿昊¹⁾

¹⁾(南京航空航天大学机电学院,南京 210016) ²⁾(南京理工大学机械工程学院,南京 210094)

摘 要 由于在金属切削加工时通过 CCD 相机采集的切屑图像含有大量噪声,因此如何有效地去除噪声,获取切屑边缘信息是分析切屑形态参数,实现切屑控制的关键。目前小波变换图像去噪效果较好,而复数离散小波变换比实数小波变换具有更多优势,如:平移不变性、方向性等,并可提高图像的去噪能力。为了提高切屑图像的去噪能力,提出了一种采用双树复数小波变换进行切屑图像去噪的方法,即在原信号(噪声标准方差)未知情况下,采用 GCV 准则选取去噪阈值,双树复数小波变换进行去噪。典型图像与切屑图像去噪结果显示,该方法能有效地提高金属切削加工过程中切屑图像的噪声去除及屑形边缘检测的能力。

关键词 双树复数小波变换 小波萎缩 图像处理 去噪 切屑

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)09-1069-06

Dual-tree Complex Wavelet Transform for Chip Images Threshold Denoising

ZHOU Jin^{1,2)}, ZUO Dun-wen¹⁾, LI Xiang-feng¹⁾, XU Hong-hao¹⁾

¹⁾(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

²⁾(College of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Chip analysis is very important for chip control. In order to get chip parameters such as chip flowing direction and chip sideward-curl radius as well, charge coupled device (CCD) is often used to detect chip images. During machine operation, there are a lot of additive noises in the chip images which are detected by CCD. In order to de-noise and get edges of chip, a method based on dual-tree complex wavelet transform threshold is described in this paper. Because 2D dual-tree complex wavelet transform produces six sub bands at each scale, each of which are strongly oriented at distinct angles, it has significant advantages over real wavelet transforms for certain image processing problems. It has improved directionality and reduced shift sensitivity, which is important in chip image processing. In addition, the original chip image isn't known generally. Wavelet threshold estimation by generalized cross validation(GCV) for chip images denoising is described in the paper. Some examples are given at end of this paper, proving that the methods can improve the ability of denoising and get better edge of chip.

Keywords dual-tree complex wavelet transform, wavelet shrinkage, image processing, denoise, chip

1 引言

机械零件加工时,切屑形态如流屑角及侧卷半径等参数的获得与分析,是切屑形状控制的关键。切屑图像是在切削加工时,通过 CCD(charge coupled device)相机采集得到的,由于光照、机械振动,光电转换等影响,在切屑图像中必然存在大量加性噪声,

因此进行切屑图像分析,首先要去噪。图像去噪的方法有很多种,其中典型的方法有低通滤波、基于偏微分方程和基于马尔可夫场模型等方法。传统的低通滤波方法是根据噪声能量一般集中在高频的特点来进行去噪,其虽然能够降低噪声,但也破坏了图像的边缘等细节信息。近年来研究较多的小波变换是一种强有力的数学分析工具,它具有低熵性、多分辨率、去相关性及选基灵活性等优点^[1],所以在对某些

信号的处理中,小波变换比傅里叶变换更有效,它能保证噪声的滤除及细节的保留。目前,小波变换已经广泛地应用到去噪、图像增强和运动检测中。

小波变换去噪方法^[2]主要有小波分解与重构法、小波阈值萎缩法、投影法和相关方法。其根据采用的小波系数模型的不同,可分为层内模型、层间模型与混合模型;其根据小波变换的形式又分为单小波变换、小波包变换、多小波变换、平移不变小波包变换及平移不变多小波变换。

自 Donoho 和 Jonestone 提出小波阈值萎缩法^[3]后,在各种去噪中均取得了很好的效果。目前对该去噪方法的研究仍然十分活跃,并在阈值及阈值函数的选取方面不断有新的方法^[4~7]提出。由于用 GCV (generalized cross validation) 准则得到的最优阈值趋近于理想阈值,而且不需要对噪声方差进行估计,所以许多场合都使用这种准则来确定合适的小波萎缩阈值^[8,9]。因为在切屑图像处理中,往往并不知道其原始图像,所以适合应用 GCV 准则来选取去噪阈值。

另外,尽管离散小波变换功能强大,但它具有以下 3 方面缺点:(1)变化敏感性,即输入数据的变化会对离散小波变换系数产生不可预测的结果;(2)方向性差,即离散小波变换系数只表示 3 个空间方向(水平、垂直和对角线)的信息;(3)没有相空间信息,而相空间信息对描述非平稳信号很重要。连续小波变换虽具有平移不变性,但它的冗余数据多,计算代价太大,而 Mallat 用二进小波变换和零交叉二进小波变换则减小了一定的冗余量^[10];Simoncell 提出了一种易操作的滤波器用于完成可移动变换^[11],以实现位置、尺度和方向的平移不变性;1999 年 Kingsbury 又提出了双树复数小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT^[12~14])。双树复数小波变换是一对滤波器组(Hilbert 对)同时作用在输入信号上,它产生的两组小波分解,由于能提供 6 个方向的信息,因此具有平移不变性,而其较好的方向性和精确的相空间信息,在图像处理和计算机视觉等应用领域中取得了很好的效果^[3]。

由于双树复数小波变换在用于图像去噪的同时,可以更好地保留各方向的细节信息,因此本文拟选用双树复数小波变换来进行去噪,并在基于小波阈值萎缩法的基础上,采用 GCV 准则选取阈值来实现刀具切屑图像去噪。

2 双树复数小波变换原理

2.1 一维双树复数小波变换原理

Kingsbury 提出在同一个数据上,用两个独立的小波变换平行作用来完成复数小波变换,即 $\psi(t)$ 由公式(1)计算^[12~14]:

$$\psi(t) = \psi_h(t) + i\psi_g(t) \quad (1)$$

其中, $\psi_h(t)$, $\psi_g(t)$ 均是实数值小波。一维双树复数小波变换(1D DTCWT)如图 1 所示。

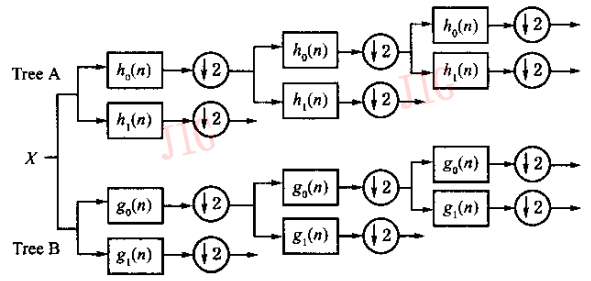


图 1 一维双树复数小波变换

一维双树复数小波变换可通过一对滤波器组同时作用在输入数据上来实现。它包含两个平行的小波树,即树 A(Tree A)和树 B(Tree B)两个分支,如图 1 所示的上部树 A 的叠加滤波器组表示复数小波变换的实部;下部树 B 的叠加滤波器组表示复数小波变换的虚部, $\downarrow 2$ 表示隔点取样。其中,实数滤波器 $h_0(n)$, $h_1(n)$ 代表了一个共轭正交滤波器对(conjugate quadrature filter, CQF)^[12],即低通滤波器 $h_0(n)$ 的自相关值是半通的,可用下式表示

$$P_h(2n) = \delta(n) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 0 & n \neq 0 \end{cases}$$

其中, $P_h(n) = h_0(n) * h_0(-n)$

高通滤波器可以表示为

$$h_1(n) = (-1)^n h_0(M - n) \quad (2)$$

其中, M 是奇整数。

同样令实数滤波器 $g_0(n)$, $g_1(n)$ 代表另一个共轭积分滤波器对,则与滤波器对 $h_0(n)$, $h_1(n)$ 相对应的实数值尺度函数 $\varphi_h(t)$ 和小波函数 $\psi_h(t)$ 定义如下

$$\varphi_h(t) = \sqrt{2} \sum_n h_0(n) \varphi_h(2t - n) \quad (3)$$

$$\psi_h(t) = \sqrt{2} \sum_n h_1(n) \varphi_h(2t - n) \quad (4)$$

而与滤波器对 $g_0(n)$, $g_1(n)$ 相对应的实数值尺度函数 $\varphi_g(t)$ 和小波函数 $\psi_g(t)$ 则定义如下:

$$\varphi_g(t) = \sqrt{2} \sum_n g_0(n) \varphi_g(2t - n) \quad (5)$$

$$\phi_g(t) = \sqrt{2} \sum_n g_1(n) \varphi_g(2t - n) \quad (6)$$

现以 $H(e^{i\omega})$ 表示 $h(n)$ 离散时间傅里叶变换 $H(e^{i\omega}) = \sum_n h(n)e^{-i\omega n}$, 而 $\psi(t)$ 的傅里叶变换则以 $\Psi(\omega) = \mathcal{F}\{\psi(t)\}$ 表示。

复数小波变换的优点源于复数小波函数 $\psi(t)$ 的频谱单边性(当 $\omega \leq 0$ 时, $\Psi(\omega) < 0$)。为了具有以上这种性质,小波变换 $\psi_g(t)$ 必须是 $\psi_h(t)$ 的 Hilbert 变换,且满足下式

$$\Psi_g(\omega) = \begin{cases} -i\Psi_h(\omega) & \omega > 0 \\ i\Psi_h(\omega) & \omega < 0 \end{cases}$$

记做

$$\phi_g(t) = \mathcal{H}\{\psi_h(t)\} \quad (7)$$

若 $H_0(\omega)$ 与 $G_0(\omega)$ 都是低通滤波器,且满足

$$G_0(\omega) = H_0(\omega)e^{-i0.5\omega} \quad |\omega| < \pi \quad (8)$$

则和这些滤波器相对应的小波是一个 Hilbert 变换对,由此可见,双树复数小波变换的关键是低通滤波器的设计。采用 Selesnick 提出的滤波器设计方

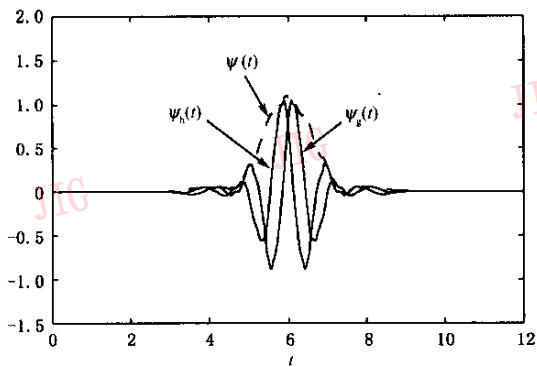
法,设计的长度为 12 的 $h_0(n)$ 、 $g_0(n)$ 见表 1^[15]。

表 1 $h_0(n)$ 、 $g_0(n)$ 的设计

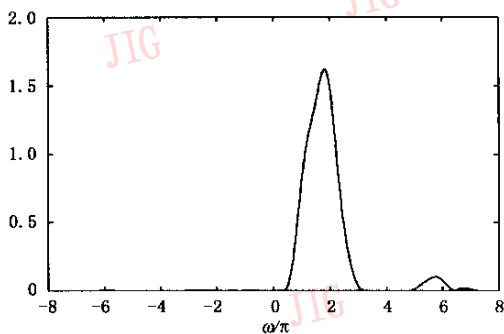
$h_0(n)$	$g_0(n)$
-0.001 785 330 126 04	-0.000 357 066 025 21
0.013 358 873 482 08	-0.000 184 753 505 25
0.036 090 743 497 77	0.032 591 485 753 21
-0.034 722 190 350 63	0.013 449 901 602 12
0.041 525 061 512 11	-0.058 466 725 255 96
0.560 358 368 693 65	0.274 643 076 603 80
0.774 586 167 040 24	0.779 566 224 151 05
0.227 520 751 282 11	0.540 973 789 407 69
-0.160 409 269 126 42	-0.040 315 007 866 42
-0.061 694 251 208 53	-0.133 201 379 361 14
0.017 099 408 388 90	-0.005 912 129 570 13
0.002 285 229 287 87	0.011 426 146 439 33

将 $h_0(n)$ 、 $g_0(n)$ 带入式(1)~式(7),采用中阶谱因子分解得到的 $\psi(t)$ 、 $\psi_h(t)$ 、 $\psi_g(t)$ 及 $|\Psi_h(\omega) + i\Psi_g(\omega)|$ 如图 2 所示。

在图 2(a)中,虚线表示 $\psi(t)$,两条实线分别代表 $\psi_h(t)$ 和 $\psi_g(t)$;图 2(b)中,在 $\omega \leq 0$ 时, $|\Psi_h(\omega) + i\Psi_g(\omega)|$ 近似为 0。



(a) $\psi_h(t)$ 、 $\psi_g(t)$ 及 $\psi(t)$



(b) $|\Psi_h(\omega) + i\Psi_g(\omega)|$

图 2 Hilbert 变换对正交小波基

2.2 二维双树复数小波变换原理

对于二维双树复数小波变换(2D DTCWT),因有 $\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y)$, 所以若 $\psi(t)$ 是复数, 则

$$\begin{aligned} \psi(x, y) &= [\psi_h(x) + i\psi_g(x)][\psi_h(y) + i\psi_g(y)] \\ &= \psi_h(x)\psi_h(y) - \psi_g(x)\psi_g(y) + \\ &\quad i[\psi_g(x)\psi_h(y) + \psi_h(x)\psi_g(y)] \end{aligned}$$

实数二维小波变换的分解过程是把尺度 j 的低频部分分解成以下 4 部分: 尺度 $j+1$ 的低频部分(“粗糙像”)和 3 个方向(水平、垂直、斜线)的高频细节部分。

二维双树复数小波变换的分解步骤如图 3 所示。从图 3 可以看出,由于将每一级分解出的两个低频部分(“粗糙像”)分别记做 $A_{(j+1,1)}$ 、 $A_{(j+1,2)}$, 同时得到 6 个高频细节部分 $D_{(j+1,m)}$, $m = 1, \dots, 6$, 且无论二维双树复数小波变换分解树有多深,其总体数据冗余都为 4:1, 从而使每一层分解中的 6 个高频细节部分对应了图像中 6 个不同方向的信息, 由于其比二维实数小波变换多了 3 个方向, 因此可提高图像的分解与合成的精度和能保留图像细节信息, 如边缘等。

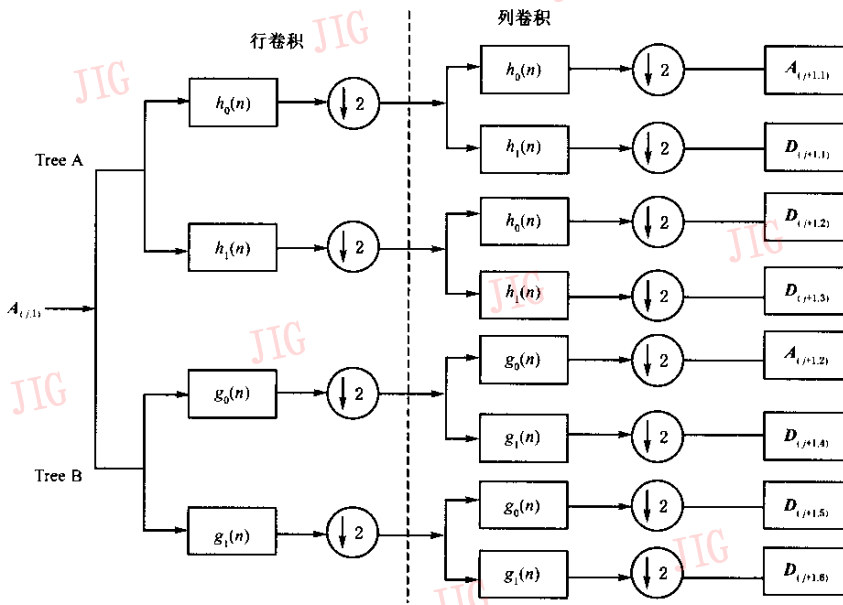


图 3 二维双树复数小波变换的分解

3 基于 GCV 准则的双树复数小波变换切屑图像去噪

3.1 基于 GCV 准则的双树复数小波变换去噪原理

若原信号为 x , 含噪的信号为 y , 噪声为 s , 则含噪信号模型可表示为

$$y = x + s$$

基于 GCV 准则的二维双树复数小波变换去噪过程表示如图 4 所示。

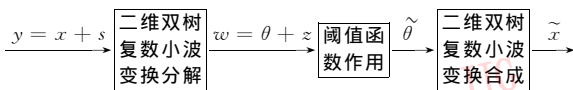


图 4 基于 GCV 准则的二维双树复数小波变换去噪过程

其中阈值函数采用以下软阈值

$$\hat{\theta} = T(w) = \text{sgn}(w) \cdot (|w| - u)_+$$

其中

$$(|w| - u)_+ = \begin{cases} |w| - u & |w| \geq u \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

即把信号的绝对值与阈值比较, 将小于或等于阈值的点变为 0, 将大于阈值的点变为该点值与阈值的差值。其中阈值 u 的选取按照 GCV 准则, 即

$$u = \min(J), J = \frac{1}{N} \sum (\tau_w - \hat{\tau}_w)^2 \left/ \left| \frac{N_0}{N} \right|^2 \right.$$

其中, N 表示某一系数层中, 小波系数的个数, N_0

表示信号在阈值萎缩中被置为 0 的系数个数, τ_w 和 $\hat{\tau}_w$ 分别代表带噪小波系数和阈值萎缩后的系数。由于用这种准则得到的最优阈值趋近于理想阈值, 并且不需要对噪声方差进行估计, 因此适合原始图像未知的切屑图像去噪。

3.2 基于 GCV 准则的双树复数小波变换图像去噪结果

为了验证双树复数小波变换去噪的优越性, 现以一个典型的已知原始图像——房屋为例, 首先加入噪声, 再分别采用传统的小波变换去噪方法、双树复数小波变换去噪与基于 GCV 准则的双树复数小波变换进行去噪处理, 去噪结果如图 5 所示。

图 5(b) 表示加入噪声后的图像, 其峰值信噪比为 22.178dB; 图 5(c) 是在噪声方差已知的情况下, 使用极大极小原理选取阈值来去噪得到的图像, 其峰值信噪比为 28.581dB; 图 5(d) 表示采用 GCV 准则选取阈值进行小波变换去噪得到的图像, 其峰值信噪比为 28.447dB; 图 5(e) 为使用极大极小原理选取阈值, 再采用双树复数小波变换去噪得到的图像, 其峰值信噪比为 30.993dB; 图 5(f) 为采用 GCV 准则选取阈值, 再采用双树复数小波变换去噪得到的图像, 其峰值信噪比为 29.862dB。由这些典型图像去噪结果可以得到以下结论:

(1) 采用双树复数小波变换去噪效果优于实数小波变换;



图 5 几种小波变换去噪方法比较

(2) 基于 GCV 准则,选取阈值去噪,该方法去噪效果略低于极大极小原理方法,但由于其具有能在原图像未知的情况下进行去噪的优点,因此适合实际应用。

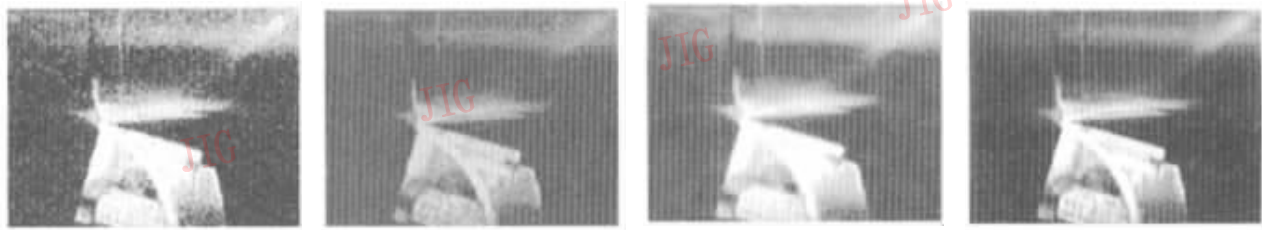
采用基于 GCV 准则的双树复数小波变换对原始图像未知的切屑图像进行去噪的结果如图 6 所示。图 6(a)是 CCD 采集的含噪图像,图 6(b)是低通滤波去噪后的图像,图 6(c)是小波变换去噪后的图像,图 6(d)是双树复数小波变换去噪后的图像。从图 6 几种去噪处理结果可以看到,采用基于 GCV 准则的双树复数小波变换去噪的图像具有较好的视觉效果。

如果再分别对小波变换去噪和双树复数小波变换去噪后的切屑图像进行模板匹配,首先去除和切屑图像无关的图像——工件与刀具;然后对剩余部

分——切屑图像,用相同的方法进行边缘检测,其检测结果如图 7 所示。

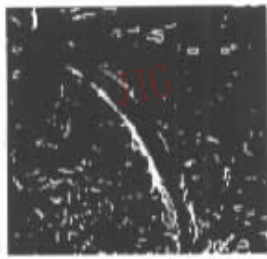
图 7 中用不同方法去噪后的切屑图像边缘检测结果表明:用传统低通滤波去噪后的切屑图像边缘检测结果见图 7(a),该图丢失了很多屑形边缘信息;小波变换去噪后的边缘检测图像见图 7(b),该图切屑边缘界限不明显;图 7(c)是双树复数小波变换去噪后的切屑图像边缘检测结果,其得到的屑形较好。

可见,由于双树复数小波变换具有 6 个空间方向的信息,且方向性好,所以能提高小波变换分解与合成的精度,不仅可检测到较弱的、方向特征明显的边缘,同时对噪声有较好的抑制,从而为下一步的切屑图像特征参数的获取等工作奠定了较好的基础。

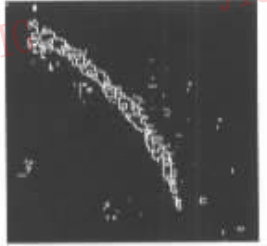


(a) 含噪图像 (b) 低通滤波去噪图像 (c) 小波变换去噪图像 (d) 双树复数小波变换去噪图像

图 6 切屑图像去噪效果比较



(a) 低通滤波去噪切屑图像
边缘检测结果



(b) 小波变换去噪切屑图像
边缘检测结果



(c) 双树复数小波变换去噪切屑
图像边缘检测结果

图7 不同去噪方法去噪后边缘检测结果比较

4 结论

由于双树复数小波变换具有平移不变性,以及较好的方向性和精确的相空间信息,因此可以提高图像去噪效果;对于一些原图像未知(噪声方差未知)的图像,采用基于GCV准则的双树复数小波变换方法去噪,不仅可以达到较好的视觉效果,还能更好地保持图像边缘。

应注意的是,因为双树复数小波变换具有数据冗余性,其变换系数比输入信号需要更多的存储空间和时间,所以不适合用于图像、视频的压缩。

参考文献

- Vidakovic B, Lozoya C B. Ontime-dependent wavelet denoising [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(9): 2549~2554.
- 谢杰成,张大力,徐文立. 小波图像去噪综述[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A(3):209~217.
- Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(2):425~455.
- Shark L K, Yu C. Denoising by optimal fuzzy thresholding in wavelet domain [J]. Electronics Letters, 2000, 36(6): 581~582.
- Weyrich N, Warhola G T. Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(1):82~90.
- Bui T D, Chen G. Translation-invariant denoising using multiwavelets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(12): 3414~3420.
- Krim H, Schick I C. Minimax description length for signal denoising and optimized representation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(3): 898~908.
- Weyrich N, Warhola G T. Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(1):82~90.
- Jansen M, Bultheel A. Multiple wavelet threshold estimation by generalized cross validation for images with correlated noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(7): 947~953.
- Mallat S. Zero-crossings of a wavelet transform [J]. IEEE

Transactions on Information Theory, 1991, 37(4): 1019~1033.

- Simoncelli E P, Freeman W T, Adelson E H, et al. Shifttable multiscale transforms [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 587~607.
- Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform; a new technique for shift invariance and directional filters [A]. In: Proceedings of 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop [C], Bryce Canyon, Utah, USA, 1998:86~89.
- Kingsbury N G. Image processing with complex wavelets [J]. Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1999, 357(1760): 2543~2560.
- Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2002, 10(3):234~253.
- Selesnick I W. Hilbert transform pairs of wavelet bases [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001, 8(6):170~173.



周瑾 1972年生,2001年获中国矿业大学机械设计及理论专业博士学位,现为南京航空航天大学讲师,南京理工大学在职博士后。主要研究方向为故障诊断、信号与图形图像处理。
E-mail:zhj@nuaa.edu.cn



左敦稳 1962年生,教授,博士生导师。1990年在日本熊本大学获生产科学博士学位。主要研究方向为超硬膜及工具技术、智能加工系统与技术、先进切削技术。



黎向锋 1971年生,副教授。1999年获南京航空航天大学机械制造及其自动化专业博士学位。主要研究方向为表面工程、超硬材料及生物制造等方面。

许鸿昊 1980年生,2003年获南京航空航天大学硕士学位,现为南京航空航天大学机械制造及其自动化专业博士生,主要研究方向为先进切削技术。