

文章编号: 1007-4619 (2001)-02-0130-05

# 基于小波多分辨率分析方法的海冰遥感影像数据融合

吴奎桥<sup>1</sup>, 王 洵<sup>2</sup>, 黄润恒<sup>1</sup>, 刘建强<sup>1</sup>

(1. 国家海洋环境预报中心 遥感应用部, 北京 100081; 2. 北京大学 遥感与GIS研究所, 北京 100871)

**摘 要:** 采用小波多分辨率分析方法, 对辽东湾 2000-01-18 的海冰遥感数据 (NOAA/ARHRR 和 Radarsat/ScanSAR) 进行了融合分析, 并从几方面对结果作了深入的分析和对比。文中首次采用了小波分析中的多层分解和重构技术用于数据融合分析。

**关键词:** 影像数据融合; 海冰遥感; 小波变换; 多分辨率分析; 多层分解与重构

**中图分类号:** TP751.1/P731.15 **文献标识码:** A

## 1 引 言

随着遥感平台种类和数量的不断增加, 传感器技术的不断提高, 遥感分析技术正在逐步从单一波段的遥感资料进行分析、应用, 向利用多平台、多传感器、多波段、多分辨率、多时相、多数据源 (包括非遥感数据源) 的信息复合与综合分析、应用发展。数据融合技术正是适应这一要求产生的一种崭新的数据处理方法, 图像数据的融合是目前最常见的一种数据融合方式, 遥感影像数据的融合是解决目前多源海量数据富集表示的一种有效途径, 它可以提高遥感数据的使用效率, 提高目视解译的可靠性, 消除多源数据的冗余性, 为大规模的遥感应用研究提供了一个很好的基础<sup>[1-3]</sup>。

小波分析方法是近年来随着小波理论的发展和成熟出现的一种用于数据融合的方法, 但当前见于文献中的实现方法仅限于单层分解和重构, 本文中采用了小波多分辨率分析的多层分解重构的处理手段, 从最后的融合结果看要优于单层分析。

本文的研究目的是通过数据融合技术来提高大量多源、多分辨率、多光谱、多时相海冰遥感数据的利用率和效率, 并探索更好的数据融合方法, 对小波分析数据融合方法的结果进行评价, 为海冰遥

感数据的处理提供一种新的思路。

## 2 小波多分辨率分析方法

### 2.1 小波分析的概念

小波分析 (Wavelet Analysis) 方法是一种窗口大小固定但其形状可改变, 时间窗和频率窗都可改变的时频局部化分析方法, 即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率, 因此被誉为“数学显微镜”, 正是这种特性, 使小波变换具有对信号的自适应性。

小波分析优于傅里叶分析之处在于它在时间域和频率域同时具有良好的局部化性质。与标准傅里叶变换相比, 小波分析中所用到的小波函数形式不是确定的, 即小波函数  $\Psi(x)$  具有多样性。但小波分析在工程应用中, 一个十分重要的问题是最优小波基的选择问题, 这是因为用不同的小波基分析同一个问题会产生不同的结果。目前主要是通过用小波分析方法处理信号的结果与理论结果的误差来判定小波基的好坏, 并由此选定小波基。

设  $\Psi(t) \in L^2(R)$ ,  $L^2(R)$  表示平方可积的实数空间, 即能量有限的信号空间, 其傅里叶变换为  $\Psi(\omega)$ , 当  $\Psi(\omega)$  满足允许条件

收稿日期: 2000-08-16; 修订日期: 2000-09-17

基金项目: 本文由 863-818-06-04 课题提供资助。

作者简介: 吴奎桥 (1974—), 男, 实习研究员。1997 年 7 月毕业于北京大学地球物理学系大气科学专业, 2000 年 7 月毕业于国家海洋环境预报中心物理海洋专业, 获硕士学位。现从事海洋遥感领域的研究, 主要包括遥感图像处理、SAR 数据、散射计、高度计数据的处理与研究, 海冰监测技术的研究, 已发表论文 3 篇。

$$C\Psi = \int_R \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

时, 我们称  $\Psi(t)$  为一个基本小波或母小波, 将母函数  $\Psi(t)$  经伸缩和平移后, 就可以得到一个小波序列。

对于连续的情况, 小波序列为

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in R; a \neq 0 \quad (2)$$

其中  $a$  为伸缩因子,  $b$  为平移因子。

对于离散的情况, 小波序列为

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}t - k), j, k \in Z \quad (3)$$

对于任意的函数  $f(t) \in L^2(R)$  的连续小波变换为

$$\begin{aligned} W_f(a, b) &= \langle f, \Psi_{a,b} \rangle \\ &= |a|^{-1/2} \int_R f(t) \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \end{aligned} \quad (4)$$

其逆变换为

$$f(t) = \frac{1}{C\Psi} \int_{R^+} \int_R \frac{1}{a^2} W_f(a, b) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (5)$$

小波变换的时频窗口特性与短时傅里叶变换的时频窗口不一样。其窗口形状为两个矩形。[  $b - a\Delta\Psi, b + a\Delta\Psi$  ]  $\times$  [  $(\pm\omega_0 - \Delta\Psi)/a, (\pm\omega_0 + \Delta\Psi)/a$  ], 窗口中心为  $(b, \pm\omega_0/a)$ , 时窗和频窗宽分别为  $a\Delta\Psi$  和  $\Delta\Psi/a$ 。其中  $b$  仅仅影响窗口在相平面时间轴上的位置, 而  $a$  不仅影响窗口在频率轴上的位置, 也影响窗口的形状。这样小波变换对不同的频率在时域上的取样步长是可调节的, 即在低频时小波变换的时间分辨率较差, 而频率分辨率较高; 在高频时小波变换的时间分辨率较高, 而频率分辨率较低, 这正符合低频信号变化缓慢而高频信号变化迅速的特点。这便是它优于经典的傅里叶变换与短时傅里叶变换的地方。从总体上, 小波变换比短时傅里叶变换具有更好的时频窗口特性<sup>[4-6]</sup>。

### 2.2 小波多分辨率分析

1988 年, S. Mallat 在构造正交小波基时提出了多分辨分析 (Multi Resolution Analysis) 的概念, 从空间的概念上形象地说明了小波的多分辨率特性, 将此之前的所有正交小波基的构造法统一起来, 给出了正交小波的构造方法以及正交小波变换的快速算法, 即 Mallat 算法。Mallat 算法在小波分析中的地位相当于快速傅里叶算法在经典傅里叶分析中的地位<sup>[6,7]</sup>。

平方可积函数空间  $L^2(R)$  上的多分辨率分析是满足一定条件的闭子空间系列  $\{V_j\}_{j \in Z}$ , 我们利用多分辨率分析可以得到空间  $L^2(R)$  的正交分解。

设  $W_{j+1}$  是  $V_{j+1}$  在  $V_j$  上的正交补空间, 即:

$$V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1} \quad (6)$$

显然

$$V_j = W_{j+1} \oplus W_{j+2} \oplus \dots \oplus W_{j+k} \oplus V_{j+k} \quad (7)$$

则多分辨率分析的子空间  $V_0$  可以用有限个子空间来逼近, 即有

$$\begin{aligned} V_0 &= V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_2 \oplus W_1 = \dots \\ &= V_j \oplus W_j \oplus W_{j-1} \dots \oplus W_1 \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $V_j$  表示信号分解的低频部分,  $W_j$  表示高频部分<sup>[8]</sup>。

对于  $f \in L^2(R)$ , 若  $f_k \in V_k$  和  $g_k \in W_k$ , 则  $f_k = f_{k-1} + g_{k-1}$ , 这样就有:

$$\begin{aligned} f &= f_1 + g_1 = f_2 + g_2 + g_1 \\ &= f_N + g_{N-1} + \dots + g_2 + g_1 = f_N + \sum_{i=1}^N g_i \end{aligned} \quad (9)$$

由于  $\{\phi_{k,n}: k, n \in Z\}$  是  $V_k$  的规范正交基,  $\{\psi_{k,n}: k, n \in Z\}$  为  $W_j$  的规范正交基, 因此  $f_k, g_k$  可以分别表示为:

$$f_k = \sum_n c_n^k \phi(2^k x - n), \{c_n^k\} \in l^2 \quad (10)$$

$$g_k = \sum_n d_n^k \psi(2^k x - n), \{d_n^k\} \in l^2 \quad (11)$$

其中  $\phi$  称为尺度函数,  $\psi$  称为小波函数。

分解算法: 由  $\{c_n^k\}$  求  $\{c_n^{k-1}\}$  与  $\{d_n^{k-1}\}$

$$\begin{cases} c_n^{k-1} = \sum_n a_{l-2n} c_l^k \\ d_n^{k-1} = \sum_n b_{l-2n} c_l^k \end{cases} \quad (12)$$

重构算法: 由  $\{c_n^{k-1}\}$  与  $\{d_n^{k-1}\}$  求  $\{c_n^k\}$

$$c_n^k = \sum_n [p_{n-2l} c_l^{k-1} + q_{n-2l} d_l^{k-1}] \quad (13)$$

上述分解算法与重构算法又称为 Mallat 算法。其中  $\{a_n\}, \{b_n\}$  称为分解序列,  $\{p_n\}, \{q_n\}$  称为重构序列<sup>[5,8,9]</sup>。

### 2.3 dbN 小波

对于每个整数  $r$ , Daubechies 构造  $L^2(R)$  的形如

$$2^{k/2} \psi(2^k x - n), k, n \in Z \quad (14)$$

的正交基, 这个正交基具有性质:

- (1)  $\psi$  的支撑区间为  $[0, 2r+1]$ ;
- (2)  $0 = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = \dots = \int_{-\infty}^{\infty} x^r \psi(x) dx$ ;
- (3)  $\psi(x)$  具有  $r$  次连续导数。

其中正常数  $\gamma$  大约  $1/5$ , 当  $r = 0$  时, 这就简化为 Harr 函数。Daubechies 小波函数提供了比 Harr 函数更有效地分析和综合。

除了 db1 (即 Harr 小波) 外, 其它小波没有明确的表达式, 但转换函数的平方模是明确的。设

$P(y) = \sum_{k=1}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k$ , 其中  $C_k^{N-1+k}$  为二项式的系数, 则有

$$|m_0(\omega)|^2 = \left[ \cos^2 \frac{\omega}{2} \right]^N P \left[ \sin^2 \frac{\omega}{2} \right] \quad (15)$$

其中

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$$

dbN 小波的特点:

(1) 小波函数  $\psi$  和尺度函数  $\phi$  的有效支撑长度为  $2N-1$ , 小波函数  $\psi$  的消失矩阶数为  $N$ 。当  $N$  较小 ( $N < 10$ ) 时, 影像的中小尺度纹理的清晰度随  $N$  的增加而降低。

(2) dbN 具有近似对称性, 这对于图像处理中避免移相非常有用。

(3) 正则性随着序号  $N$  的增加而增加, 它可以使信号或图像的重构获得较好的平滑效果。

本文采取的是具有较好对称性及正则性的 Daubechies (dbN) 小波基系列中的 db4 小波基<sup>[5, 10]</sup>。

### 3 融合分析

#### 3.1 数据的预处理

由于本文中所用数据空间分辨率及光谱特性的不同, 因此其预处理过程要分别进行, 但大致都可分为以下几部分: 辐射校正、几何校正、几何配准。对于数据融合过程来说, 几何精校正和几何配准是最重要的预处理过程。本文中数据的预处理过程如下:

(1) 由 NOAA/AVHRR 1B 数据集对原始数据进行辐射校正、几何校正、对数据做正方投影及条带滤波, 并做适当直方图拉伸, 对 Radarsat/ScanSAR 原始数据也进行上述处理。

(2) 选取经纬度范围, 纬度  $39.048^\circ - 41.048^\circ$ , 经度  $120.348^\circ - 122.348^\circ$ 。SAR 数据为  $1000 \times 1000$  图像, 每个像素点约  $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ , NOAA/AVHRR 数据经网络点插值为  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$  分辨率,  $200 \times 200$  的图像, 再经二维插值后得到  $1000 \times 1000$  图像。

(3) 选取沿辽东湾海岸线有明显特征的拐点作为 GCP, 对两种图像数据作多项式模拟, 在用二元线

性回归方法求得多项式系数后, 对 NOAA/AVHRR 图像坐标进行重新计算, 实现两种图像的相对配准, 以此作为融合分析的原始图像。

#### 3.2 小波分析融合方法

我们将 NOAA/AVHRR 5 个通道图像作为二维数字信号源进行多分辨率分析, 经多次试验后, 为最大程度地利用 SAR 单色影像数据的高分辨率信息, 选定  $N=4$  进行 4 层分解。这里首先将 SAR 图像进行 4 层分解, 每一层包括低频信号、水平高频信号、垂直高频信号和斜线高频信号, 原始信号可表示为

$$f = A_4 + H_4 + V_4 + D_4 + H_3 + V_3 + D_3 + H_2 + V_2 + D_2 + H_1 + V_1 + D_1 \quad (16)$$

其中  $A$  表示低频信号,  $H$  表示水平高频信号,  $V$  表示垂直高频信号,  $D$  表示斜线(对角线高频信号), NOAA/AVHRR 5 个通道图像也分别作如上述分解, 由于 SAR 高分辨率信息主要包含在高频信号中, 因此我们只采用 NOAA 数据的低频部分和 SAR 数据的各层高频部分(包括水平、垂直和斜线 3 部分), 将 NOAA 图像的低频部分与 SAR 图像的每层高频部分逐层进行重构, 而将 NOAA 数据的高频部分舍弃(此处只考虑利用 NOAA 数据的光谱信息, 而忽略其高频部分损失对融合结果所引起的影响), 最后得到 NOAA 与 SAR 图像的融合结果。其多层重构过程如图 1。图 1 中各符号的意义:  $cA_j$ —第  $j$  层的低频系数;  $cA_{j+1}$ —第  $j+1$  层的低频系数;  $cD_{(h)j+1}$ —第  $j+1$  层的水平高频系数;  $cD_{(v)j+1}$ —第  $j+1$  层的垂直高频系数;  $cD_{(d)j+1}$ —第  $j+1$  层的斜线高频系数;  $2 \uparrow 1$  表示列插样: 在奇数列插入 0 值;  $1 \uparrow 2$  表示行插样: 在奇数行插入 0 值;  $X$  与滤波器  $X$  进行卷积运算,  $X$  可以为 Lo-R 或 Hi-R;  $X$  与滤波器  $X$  进行卷积运算,  $X$  可以为 Lo-D 或 Hi-D。

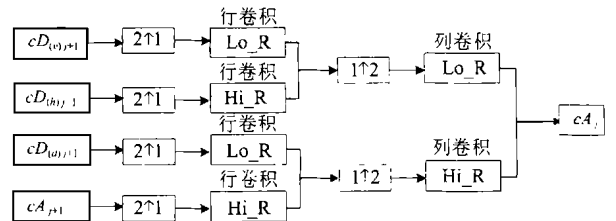


图 1 二维离散小波多层重构示意图

Fig. 1 Two-dimension discrete wavelet single-level reconstruction flow chart

SAR 原始图像, NOAA/AVHRR1, 2, 4 通道原始数据彩色合成图像及融合结果的彩色合成图像如图 2、图 3、图 4 所示(图 2—图 4 为辽东湾地区, 获取时间为 2000-01-18)。

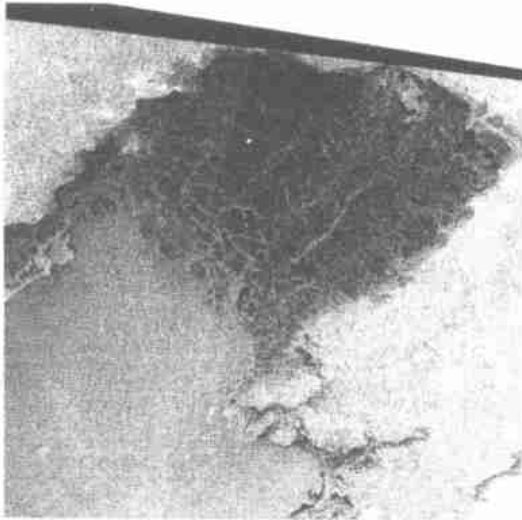


图 2 Radarsat/ ScanSAR 原始影像  
Fig. 2 Radarsat/ ScanSAR origin image



图 3 NOAA 原始影像  
Fig. 3 NOAA origin image

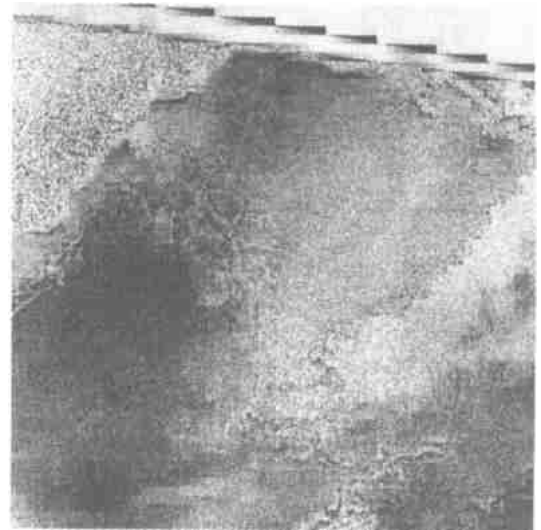


图 4 融合影像  
Fig. 4 Fused image

此造成的光谱损失很小, 保留了较多的光谱信息, 融合图像中目标的细节更加清晰, 灰度范围增加, 即信息量提高, 对海冰的类型及分布的解译能力有很大的提高。在融合图像中, 海岸线、海冰的外缘线及冰间水道清晰可见, 沿岸堆积冰及平整冰容易区分, 大大提高了目视解译的精度, 为海冰信息的提取提供了一种新的方式。另外, 根据图 4 中海冰分布密度及强度的不同, 可以对冬季破冰船的航行提供重要的信息, 合理安全地安排冬季生产和航运, 并根据图中亮点所示海上石油平台周围的海冰类型及分布, 及时进行海冰的破除, 保证平台的安全。

### 3.3.2 基于数理统计方法的比较评价

统计参数包括融合图像均值、方差和熵值。统计结果如表 1。

表 1 融合前后的数理统计参数比较

Table 1 Comparison of the mathematical statistics parameters

融合方法	波段	均值	方差	熵值
配准后的 原始图像	原始通道 1	128.1469	73.8699	3.9019
	原始通道 2	128.0257	73.8140	3.8414
	原始通道 3	128.1447	73.5996	3.0535
	原始通道 4	127.9931	73.3629	2.5861
	原始通道 5	127.9510	73.2123	2.5428
小波分析方法	通道 1	119.0070	75.6712	4.2433
	通道 2	119.0054	76.1892	4.2424
	通道 3	118.5346	76.3937	4.2333
	通道 4	118.1345	76.0005	4.2084
	通道 5	118.5660	76.0231	4.1994

从表 1 中可以看出, 融合后的单色影像的熵值都大于原始图像, 说明融合后信息量要大于原始图像, 达到了信息融合的目的。另外从均值和方差来

## 3.1 结果分析

### 3.3.1 空间分辨率、图像清晰度及光谱特征

融合结果很大程度上包含了 SAR 的高分辨率信息和 NOAA/AVHRR 多波段的光谱信息, 从而使融合图像空间分辨率大大提高, 小波融合方法由于只是采用了 SAR 图像的高频信息, 其光谱变化只有高频分量引起, 又是对各光谱通道分别进行融合, 因

看,融合图像与原始图像较为相近,说明小波方法能够较好地保持原图像的光谱信息。

### 3.3.3 灵活性及局限性

小波分析方法可以单独对每个单波段数据分别进行融合,对原始数据基本没有数量要求,这对于单波段黑白图像的融合是唯一可行的方法。小波分析可以分别对多波段、多时相、多传感器的分辨率的数据进行分解重构,而保持最小的光谱信息损失,最后得到各种融合图像。

本试验表明,小波多分辨率分析的融合方法对于提高海冰遥感图像的解析能力具有很大的作用,但不能实现对原始图像的空间及光谱信息的完全重构。其中,小波分析方法能够较好的保持原始图像的光谱信息,并大大提高空间分辨率,具有较大的优势,因此,具有较好的应用前景。

## 4 结 论

从本文的实验结果可以看出,多源影像融合技术可以对大量多传感器、多分辨率和多时相的遥感影像进行富集表示,从而可以最大程度地综合各种光谱和空间信息,有利于对各种地物特征的目视解译和其他的定性或定量的分析。

中国海冰遥感数据的分析目前还大多偏重于单波段或单一传感器数据的分析,但随着数据集的大量快速的增加,特别是明年中国的海洋水色卫星计划的实施,如何充分利用多源海冰遥感数据越来越重要,多源数据融合技术是解决这一问题的最有潜力的途径之一。小波分析技术在多源影像融合方面具有较大的优势及较好的应用前景。

## Sea Ice Remote Sensing Image Data Fusion Based on Multi Resolution Technique by Wavelet Transform

WU Kui qiao<sup>1</sup>, WANG Hu<sup>2</sup>, HUANG Run heng<sup>1</sup>, LIU Jian qiang<sup>1</sup>

(1. National Marine Environmental Forecasts Center, Beijing 100081, China;

2. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** Based on the multi resolution wavelet analysis technique, a study of the image data fusion of Liao Dong Bay sea ice including NOAA/AVHRR and Radarsat/ScanSAR data was carried out in this paper. The results were analyzed and discussed. The multi level decomposition and reconstruction techniques of wavelet transform were applied for the first time in the processing of image data fusion.

**Key words:** image data fusion; sea ice remote sensing; wavelet transform; multi resolution analysis; multi level decomposition and reconstruction

## 参 考 文 献 (References)

- [ 1 ] Van Genderen *et al.* Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [ J ]. *Int. J. Remote Sensing*, 1998, 19( 5 ): 823—854.
- [ 2 ] Christine Pohl *et al.* Enhanced Image Analysis through Multilevel Data Fusion Techniques [ A ]. *Proceedings SPIE Signal Processing* [ C ]. 1997, 3068, 21—24.
- [ 3 ] Multi source Remote Sensing Image Data Fusion [ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(1): 47—50. [ 孙家柄等. 多源遥感影像融合[ J ]. 遥感学报, 1998, 2( 1 ): 47—50.]
- [ 4 ] Qin Qianqing *et al.* Operational Wavelet Analysis [ M ]. Xi'an: Xi'an Publishing Press of Xidian University, 1994. [ 秦前清等. 实用小波分析[ M ]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1994.]
- [ 5 ] Cheng Zhengxing. Algorithm and Application of Wavelet Analysis [ M ]. Xi'an: Xi'an Publishing Press of Xidian University, 1998. [ 程正兴. 小波分析算法与应用[ M ]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.]
- [ 6 ] Hu Changhua *et al.* System Analysis and Design Based on Matlab: Wavelet Analysis [ M ]. Xi'an: Xi'an, Jiaotong University Press, 1999. [ 胡昌华等. 基于 Matlab 的系统分析与设计——小波分析[ M ]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.]
- [ 7 ] Shao Juliang. Image Analysis and Object Recognition Based on Wavelet Theory [ M ]. Wuhan: Wuhan, Publishing Press of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, 1993. [ 邵巨良. 小波理论影像分析与目标识别[ M ]. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 1993.]
- [ 8 ] Cui Jintai. An Introduction to Wavelets [ M ]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1995. [ 崔锦泰. 小波分析导论[ M ]. 西安: 西安交通大学出版社, 1995.]
- [ 9 ] Mallat *et al.* A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11( 7 ): 674—693.
- [ 10 ] Daubechies *et al.* The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis [ J ]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1990, 36( 5 ): 961—1006.