

- □ 小波变换的基函数是小波型,它具有变化的频率和有限的持续时间
- 小波是多分辨率理论这种信号处理和分析方法的基础, 多分辨率理论涉及多个分辨率下的信号(或图像)表示 与分析。这种方法的优势是某种分辨率下无法检测的特性,在另一种分辨率下容易检测
- □ 本章从多分辨率的角度来审视基于小波的变换。主要内容集中于离散小波变换的开发和利用



- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包



- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包

# 7.1 背景

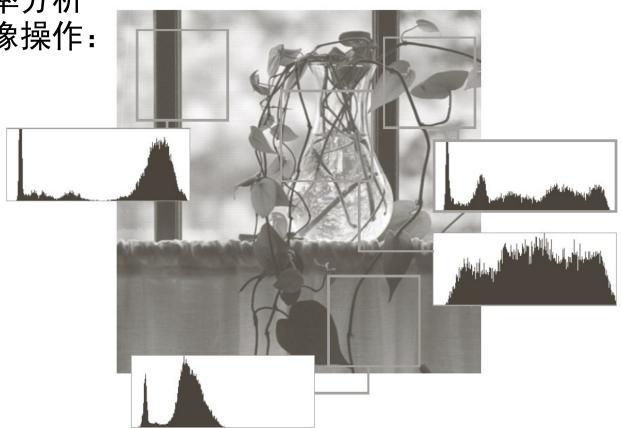


□ 三个与多分辨率分析 紧密联系的图像操作:

■ 图像金字塔

■ 子带编码

■ 哈尔变换



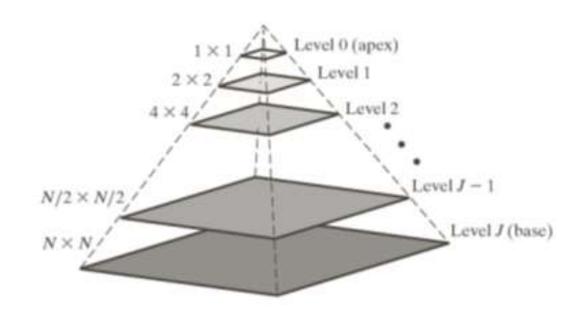
图像不同区域局部直方图

# 图像金字塔



□ P + 1级图像金字塔像素总数是

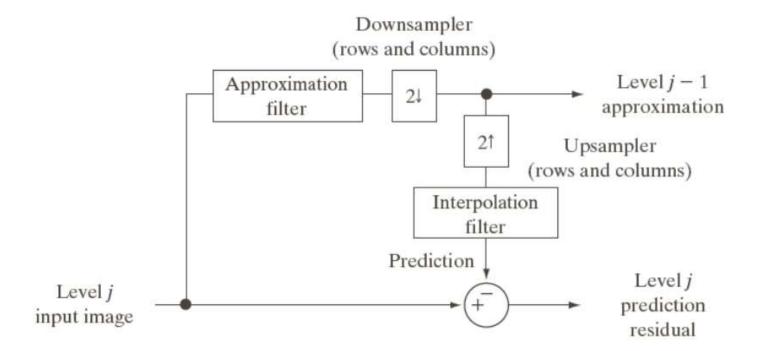
$$N^2 \left( 1 + \frac{1}{4^1} + \frac{1}{4^2} + \dots + \frac{1}{4^P} \right) \le \frac{4}{3} N^2$$



## 图像金字塔



- □ 预测残差金字塔计算方式
  - 步骤一: 计算第j级输入图像分辨率降低的近似
  - 步骤二:由步骤一产生的分辨率降低的近似,创建第*j*级输入 图像的一个估计
  - 步骤三: 计算步骤二的预测图像和步骤一的输入之间的差

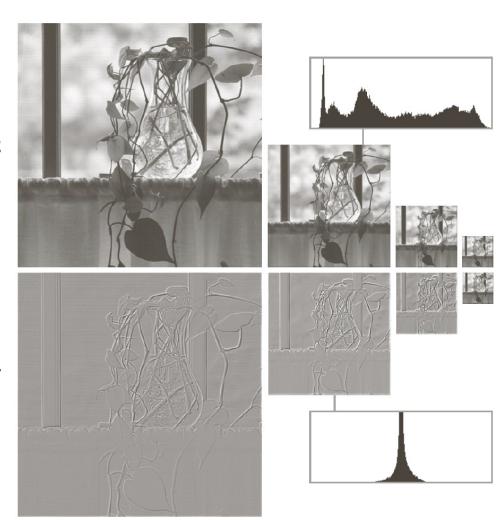


## 图像金字塔



□ 上图:近似金字塔, 称为高斯金字塔,因 为构建金字塔时使用 了高斯滤波器。分辨 率越低,伴随的细节 越少

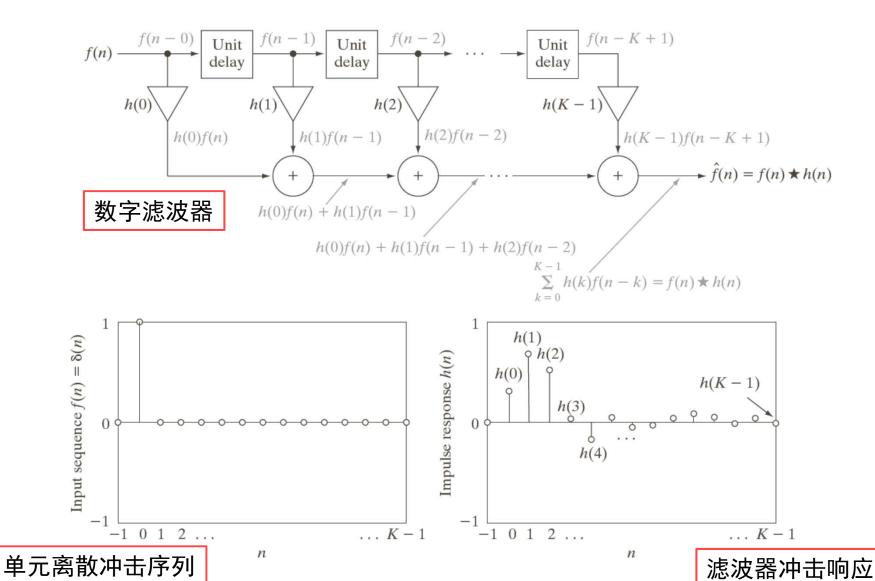
□ 下图: 预测残差金字 塔, 通常称为拉普拉 斯金字塔



两种图像金字塔及它们的直方图

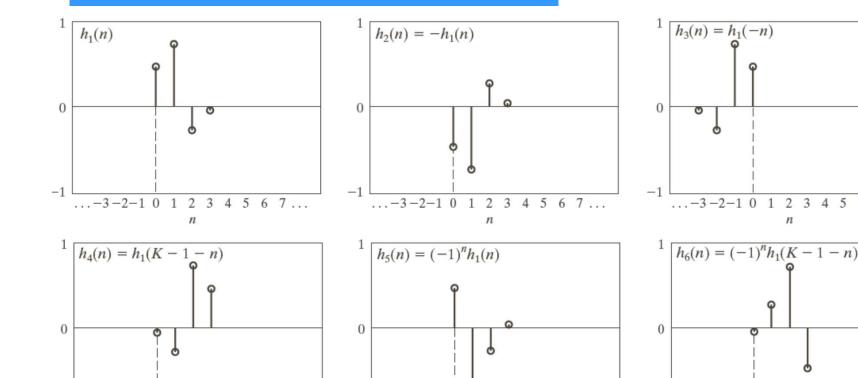
# 子带编码





## 子带编码





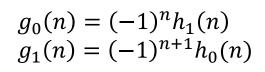
6个功能相关的滤波器的冲击响应:

- (a) 参考响应 (b) 符号反转 (c, d) 顺序反转(与延迟有关)
- (e) 调制 (e) 顺序反转和调制

# 子带编码: 两波段子带编码和解码

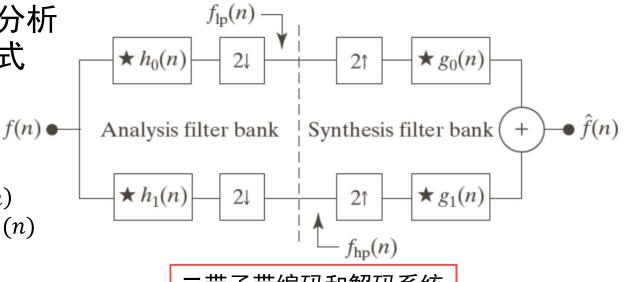


□ 综合滤波器和分析 滤波器串联方式

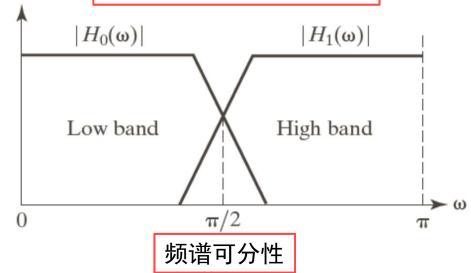


或

$$g_0(n) = (-1)^{n+1}h_1(n)$$
  
 $g_1(n) = (-1)^nh_0(n)$ 

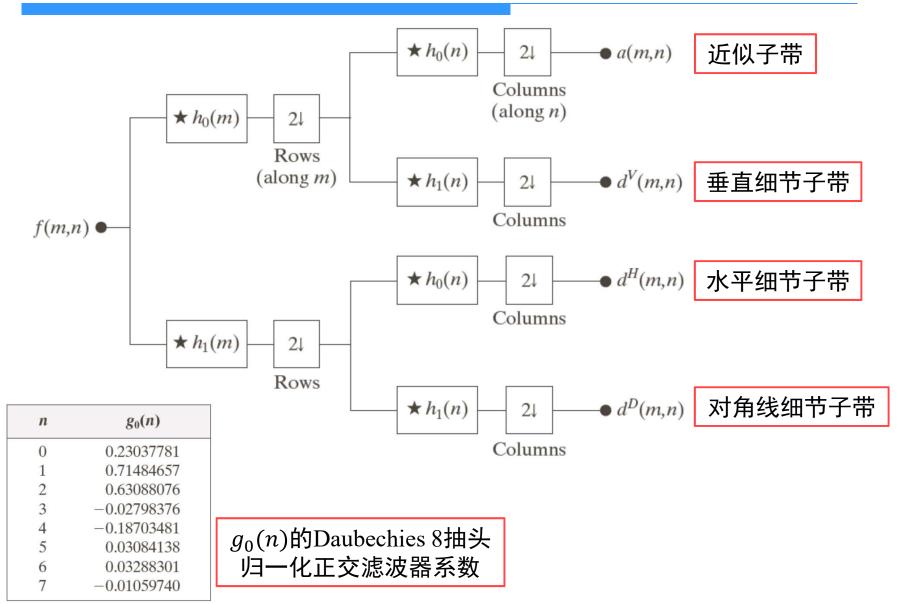


#### 二带子带编码和解码系统



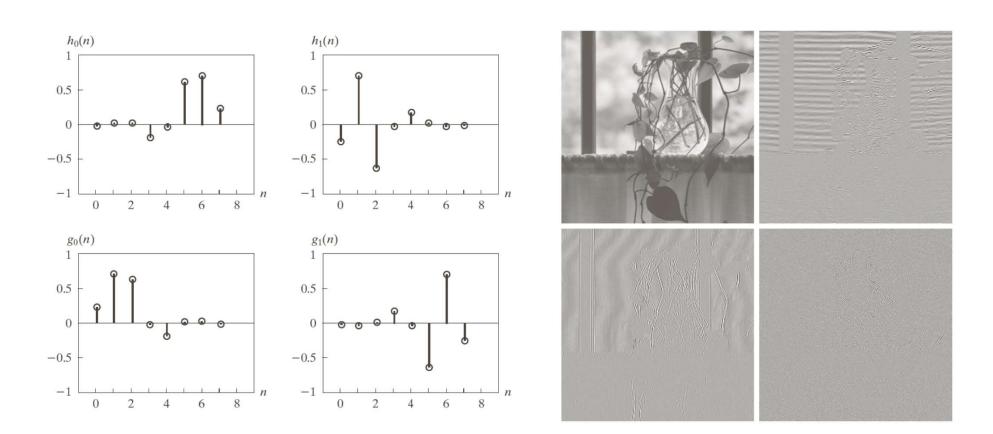
## 子带编码:二维子带编码





## 子带编码





4个8抽头Daubechies归一化 正交滤波器的冲击响应

子带分离结果,4个子带分别是:

- (a) 近似子带
- (b) 水平细节子带
- (c) 垂直细节自带 (d) 对角线细节子带

#### 哈尔变换



□ 哈尔(Haar)变换的矩阵表示

$$T = HFH^{T}$$

 $H: N \times N$ 哈尔变换矩阵, $F: N \times N$ 图像矩阵, $T: N \times N$ 变换结果

□ 哈尔基函数

$$h_0(z) = h_{00}(z) = \frac{1}{\sqrt{N}}, z \in [0,1]$$

$$h_k(z) = h_{pq}(z) = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{cases} z^{p/2}, (q-1)/2^p \le z < (q-0.5)/2^p \\ -z^{\frac{p}{2}}, (q-0.5)/2^p \le z < q/2^p \\ 0, \text{ \#th, } z \in [0,1] \end{cases}$$

□ 哈尔矩阵

$$H_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \qquad H_4 = \frac{1}{\sqrt{4}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

## 哈尔变换



$$H_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

 $H_2$ 的行可用于定义一个2 抽头完美重建滤波器组的 分析滤波器 $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 

用 $H_2$ 哈尔基函数的离散小波变换,并显示了其局部直方图的变化

由 $H_2$ 哈尔基函数的离散小波变换 得到的集中不同近似 ( $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$ )









- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包

#### 7.2 多分辨率展开



- □ 在多分辨率分析中,尺度函数被用于建立一个函数或一幅图像的一系列近似,每个近似与其最近邻近似在分辨率方面都用基2来区分
- □ 使用称为小波的附加函数来对相邻近似之间的差进行编码
- □ 基础概念
  - 级数展开
  - 尺度函数
  - 小波函数

#### 级数展开



 $\square$  信号或函数f(x)通常能分解为一系列展开函数的线性组合

$$f(x) = \sum_{k} \alpha_{k} \varphi_{k}(x)$$
  $V = \overline{\text{Span}\{\varphi_{k}(x)\}}$ 

$$\alpha_k = \langle \tilde{\varphi}_k(x), f(x) \rangle = \int \tilde{\varphi}_k^*(x) f(x) dx$$

- □ 依靠展开集合的正交性,该计算假定是三种形式之一
  - 「情况1:如果展开函数构成V的一个正交基,则  $\alpha_k = \langle \varphi_k(x), f(x) \rangle$
  - 情况2:如果展开函数本身不正交,但却是V的一个正交基,则

$$\langle \varphi_j(x), \tilde{\varphi}_k(x) \rangle = \delta_{jk} = \begin{cases} 0, j \neq k \\ 1, j = k \end{cases}$$

■ 情况3:如果展开集合不是V的一个基,但支持展开,则

$$A \parallel f(x) \parallel^2 \le \sum_{k} |\langle \varphi_k(x), f(x) \rangle|^2 \le B \parallel f(x) \parallel^2$$

#### 尺度函数



□ 考虑由整数平移和实数二值尺度、平方可积函数 $\varphi(x)$ 组成的展开函数集合,即 $\{\varphi_{j,k}(x)\}$ ,其中

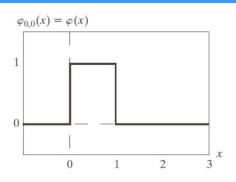
$$\varphi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}}\varphi(2^jx - k)$$

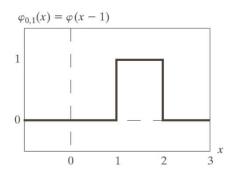
 $\varphi(x)$ 被称为尺度函数

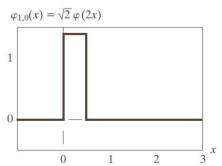
- □ 简单尺度函数满足多分辨率分析(MRA)4个基本要求
  - MRA要求1:尺度函数对其整数平移是正交的
  - MRA要求2: 低尺度的尺度函数跨越的子空间,嵌套在高尺度 跨越的尺度空间内
  - MRA要求3:唯一对所有的 $V_i$ 通用的函数是f(x) = 0
  - MRA要求4:任何函数都可以按任意精度表示

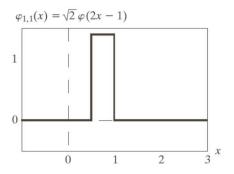
# 尺度函数

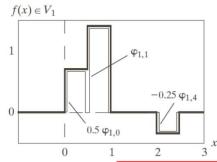


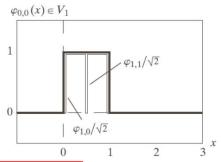




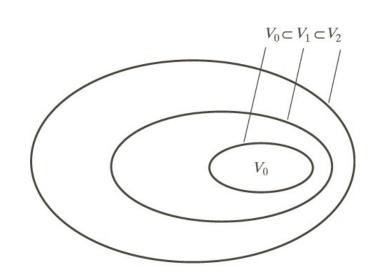












尺度函数跨越的 嵌套函数空间

# 小波函数



□ 定义小波集合 $\{\psi_{i,k}(x)\}$ 

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}} \psi \left( 2^j x - k \right)$$

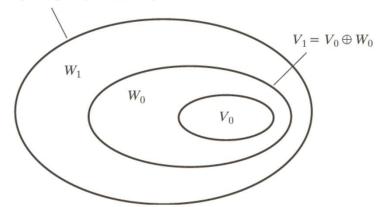
$$f(x) = \sum_{k} \alpha_k \psi_{j,k}(x)$$

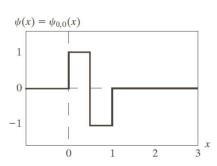
$$W_j = \overline{\text{Span}\{\psi_{j,k}(x)\}}$$

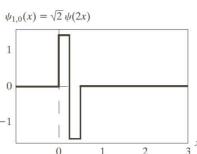
$$W_j = \overline{\operatorname{Span}_{k}\{\psi_{j,k}(x)\}}$$

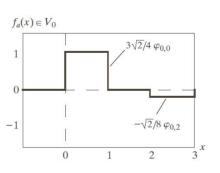
$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j$$

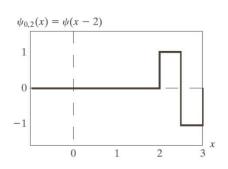
 $V_2 = V_1 \oplus W_1 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1$ 

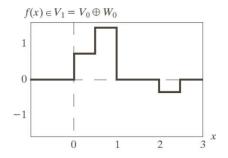


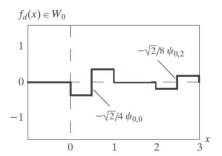












W<sub>0</sub>和W<sub>1</sub>中的哈尔小波函数

尺度函数与小波函数空间之间的关系



- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包

#### 7.3 一维小波变换



- □ 三个紧密相关的小波变换
  - 一般的小波级数展开 ← 傅里叶级数展开
  - 离散小波变换 → 离散傅里叶变换
  - 连续小波变换 → 积分傅里叶变换
- □ 小波级数展开

$$f(x) = \sum_{k} c_{j0}(k) \varphi_{j0,k}(x) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k} d_j(k) \psi_{j,k}(x)$$
$$c_{j0}(k) = \langle f(x), \varphi_{j0,k}(x) \rangle = \int f(x) \varphi_{j0,k}(x) dx$$
$$d_j(k) = \langle f(x), \psi_{j,k}(x) \rangle = \int f(x) \psi_{j,k}(x) dx$$

#### 小波级数展开



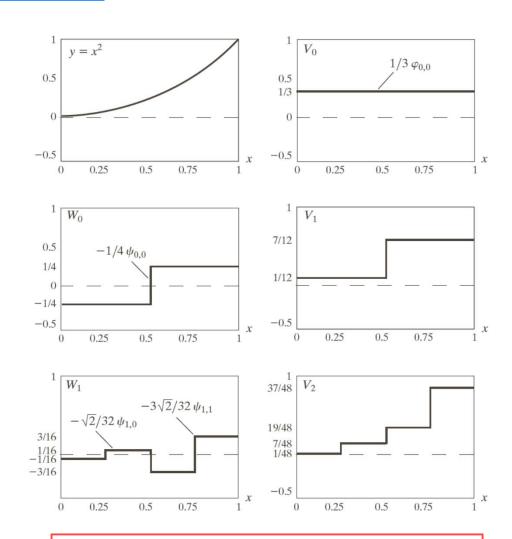
$$y = \begin{cases} x^2, 0 \le x \le 1 \\ 0, & \text{ if the} \end{cases}$$

$$c_0(0) = \int_0^1 x^2 \varphi_{0,0}(x) dx$$

$$= \int_0^1 x^2 dx = \frac{1}{3}$$

$$d_0(0) = \int_0^1 x^2 \psi_{0,0}(x) dx$$

$$= \int_0^{0.5} x^2 dx - \int_{0.5}^1 x^2 dx = -\frac{1}{4}$$



使用哈尔小波的 $y = x^2$ 的小波级数展开

## 离散小波变换



- □ 如果待展开的函数是离散的(即数字序列),得到的系数就称之为离散小波变换(DWT)
- □ 正向DTW系数

$$W_{\varphi}(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{n} f(n) \varphi_{j_0, k}(n)$$

$$W_{\psi}(j, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{n} f(n) \psi_{j, k}(n), j \ge j_0$$

□ 反向DWT系数

$$f(n) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{k} W_{\varphi}(j_0, k) \varphi_{j_0, k}(n) + \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k} W_{\psi}(j, k) \psi_{j, k}(n)$$

## 连续小波变换



- 连续小波变换(CWT)将一个连续函数变换为两个变 量(平移和尺度)的高冗余度函数
- 连续平方可积函数f(x)的连续小波变换与实数值小波  $\psi(x)$ 的关系定义为

$$W_{\psi}(s,\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi_{s,\tau}(x)dx$$

$$s: 尺度参数$$

$$\tau: 平移参数$$

$$\psi_{s,\tau}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi(\frac{x-\tau}{s})$$

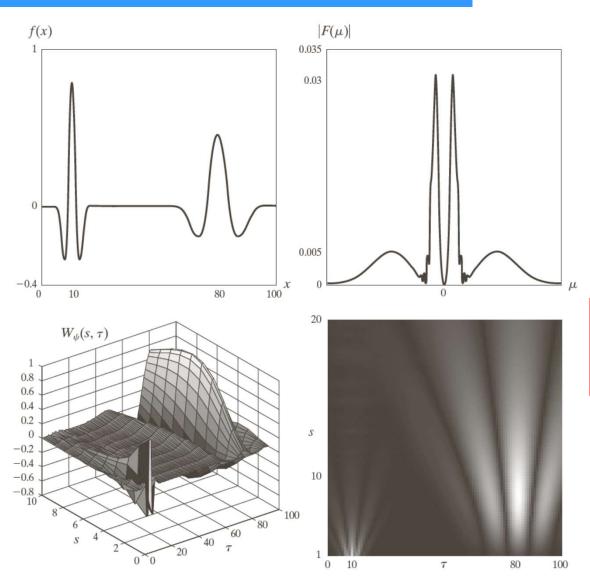
 $\square$  给定 $W_{\psi}(s,\tau)$ , 连续小波反变换为

$$f(x) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_{\psi}(s, \tau) \frac{\psi_{s, \tau}(x)}{s^2} d\tau ds$$

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(\mu)|^2}{|\mu|} d\mu$$

# 连续小波变换





a b c d

FIGURE 7.16
The continuous wavelet transform (c and d) and Fourier spectrum (b) of a continuous 1-D function (a).

连续小波变换[(c)和(d)]和 连续一维函数(a)的傅里 叶谱(b)



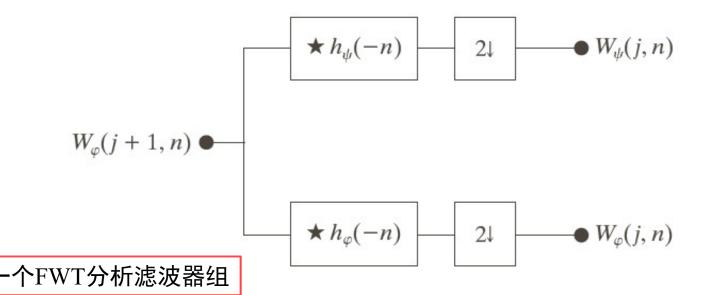
- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包



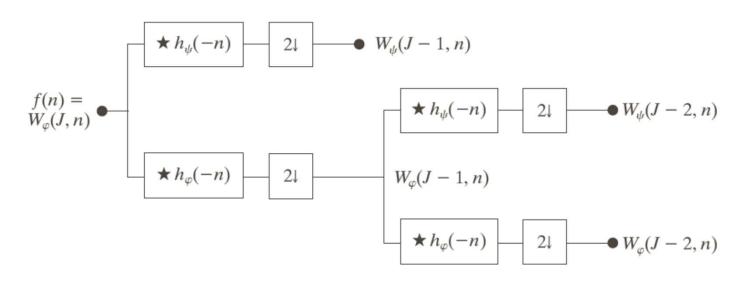
□ 快速小波变换(FWT)是实现离散小波变换(DWT)的高效计算,也称Mallat人字形算法

$$W_{\psi}(j,k) = h_{\psi}(-n) \star W_{\varphi}(j+1,n) \Big|_{n=2k,k\geq 0}$$

$$W_{\varphi}(j,k) = h_{\varphi}(-n) \star W_{\varphi}(j+1,n) \Big|_{n=2k,k\geq 0}$$



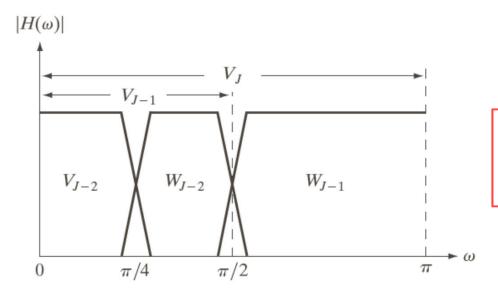






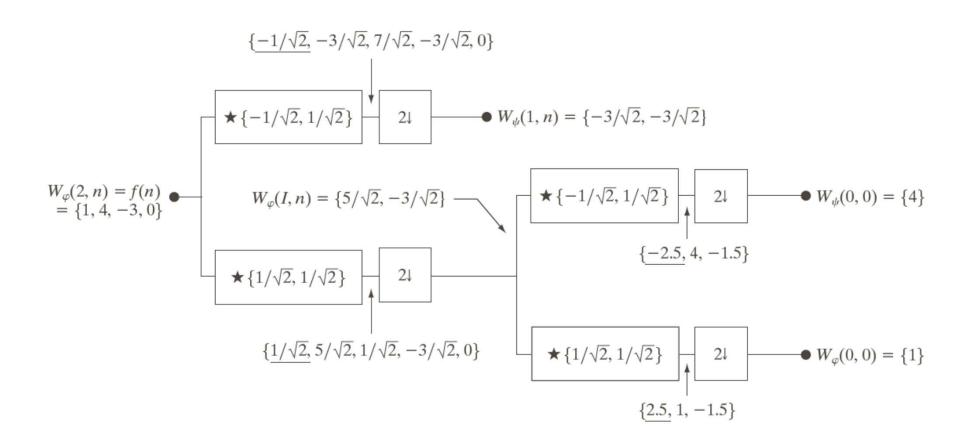
#### FIGURE 7.18

(a) A two-stage or two-scale FWT analysis bank and (b) its frequency splitting characteristics.



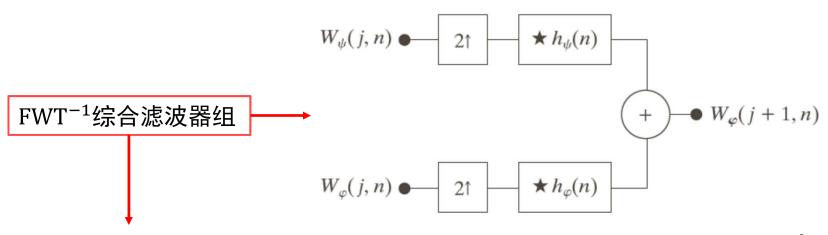
- (a) 一个二级或二尺度 FWT分析滤波器组
- (b) 其频谱分离特性



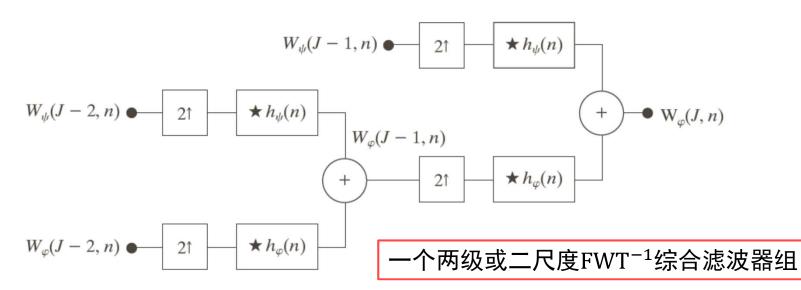


使用哈尔尺度和小波向量计算序列 {1,4,-3,0}的一个二尺度快速小波变换

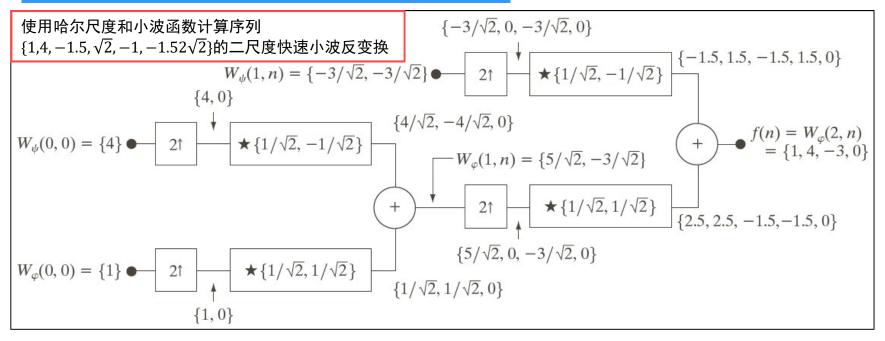


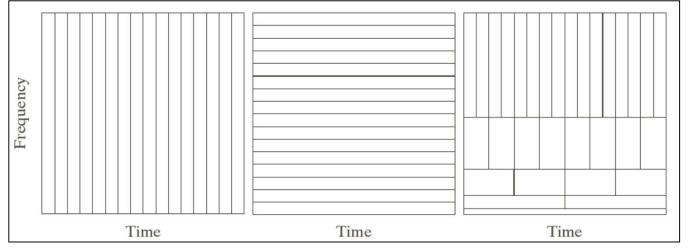


$$W_{\varphi}(j+1,k) = h_{\varphi}(k) \bigstar W_{\varphi}^{2\uparrow}(j,k) + h_{\psi}(k) \bigstar W_{\psi}^{2\uparrow}(j,k) \Big|_{k \ge 0}$$









与(a)取样数据,(b)FFT和(c)FWT相关的基函数的时间-频率片。注意,图(c)中等高矩阵的水平条带表示FWT的

尺度



- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包

#### 7.5 二维小波变换



□ 在二维情况下,需要1个二维尺度函数 $\varphi(x,y)$ 和3个二维 小波 $\psi^H(x,y)$ , $\psi^V(x,y)$ 和 $\psi^D(x,y)$ 。每个二维小波都是 两个一维函数的乘积

可分离尺度函数

$$\varphi(x,y) = \varphi(x)\varphi(y)$$

列方向变化(水平边缘)

$$\psi^H(x,y) = \psi(x)\varphi(y)$$

行方向变化(垂直边缘)

$$\psi^V(x,y) = \varphi(x)\psi(y)$$

对角线方向变化

$$\psi^D(x,y) = \psi(x)\psi(y)$$

#### 7.5 二维小波变换



□ 大小为 $M \times N$ 的图像f(x,y)的离散小波变换是

$$W_{\varphi}(j_0, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \varphi_{j_0, m, n}(x, y)$$

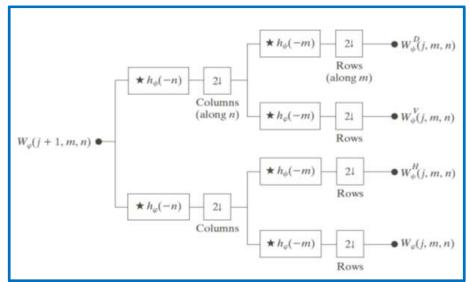
$$W_{\psi}^{i}(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}^{i}(x, y), i = \{H, V, D\}$$

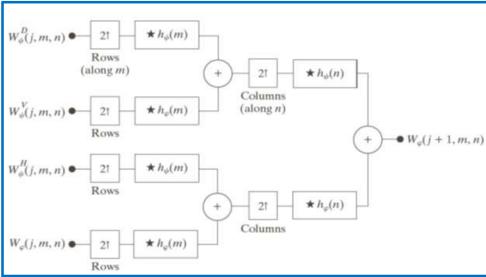
 $\Box f(x,y) 离散小波反变换$  f(x,y)  $= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m} \sum_{n} W_{\psi}(j_0, m, n) \varphi_{j_0,m,n}(x,y)$   $+ \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{i=HV} \sum_{n} \sum_{j=i}^{\infty} \sum_{m} \sum_{n} W_{\psi}^{i}(j, m, n) \psi_{j,m,n}^{i}(x,y)$ 

## 7.6 二维小波变换



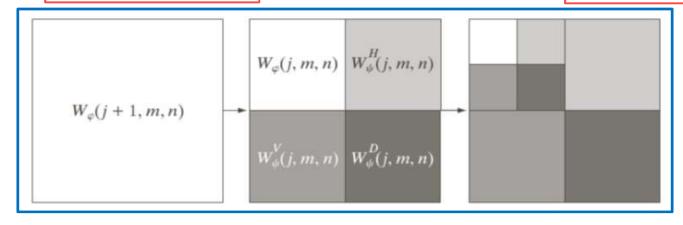
#### □ 二维快速小波变换





#### 分析滤波器组

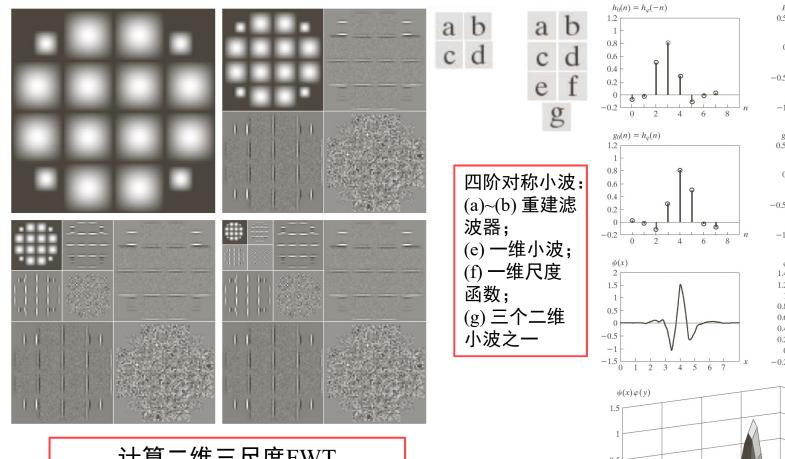
#### 综合滤波器组



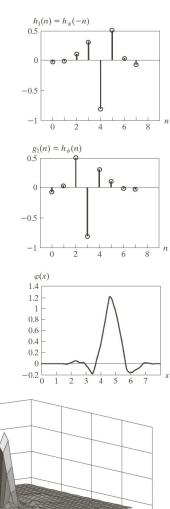
分解结果

## 7.6 二维小波变换





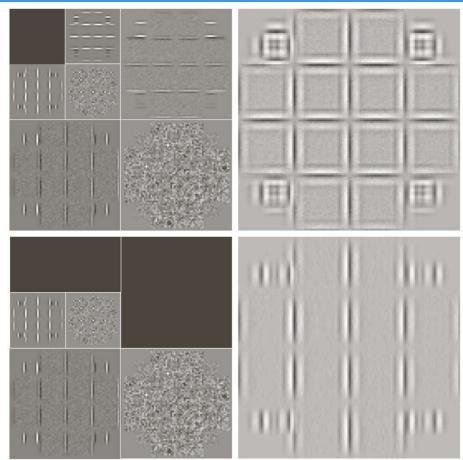
计算二维三尺度FWT (a) 原图像; (b) 一尺度FWT; (c) 二尺度FWT; (d) 三尺度FWT



# 7.6 二维小波变换

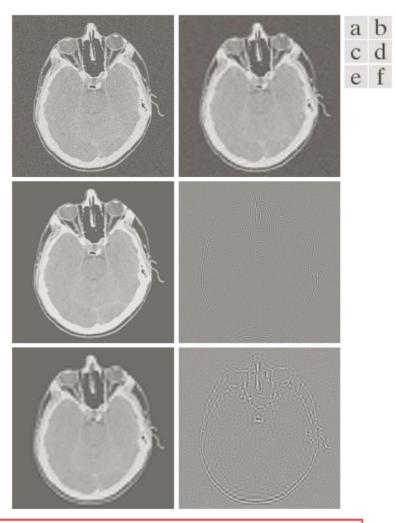






针对边缘检测改进的DWT

- (a) ~ (c) 删除所选系数的二尺度分解 (b) ~ (d) 相应的重建

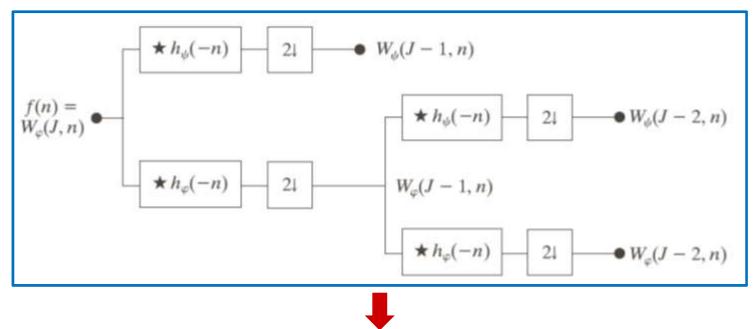


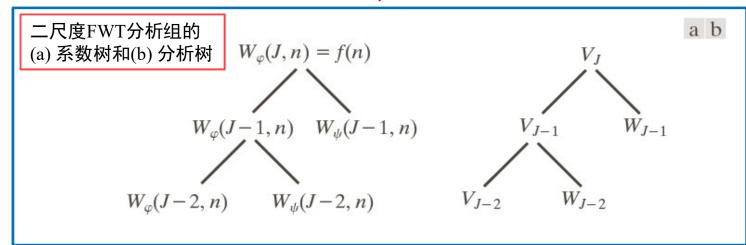
为噪声去除修改DWT: (a) 人的头部噪声CT图像; (b), (c)和(e)对细节系数进行阈值处理后的各种重建; (d)和(f)在(c)和(e)重建过程中所删除的信息



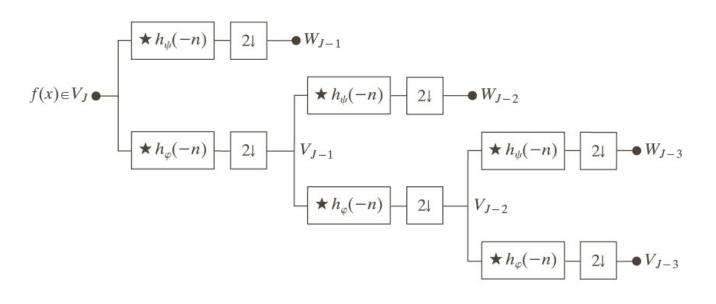
- 7.1 背景
- 7.2 多分辨率展开
- 7.3 一维小波变换
- 7.4 快速小波变换
- 7.5 二维小波变换
- 7.6 小波包







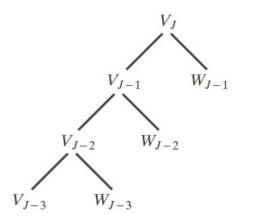


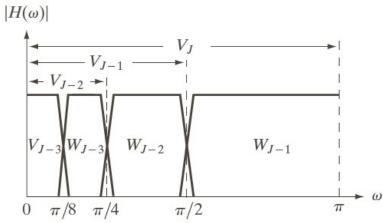




#### FIGURE 7.30

A three-scale FWT filter bank: (a) block diagram; (b) decomposition space tree; and (c) spectrum splitting characteristics.

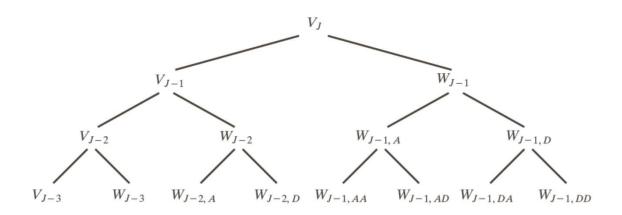




#### 三尺度FWT分析组:

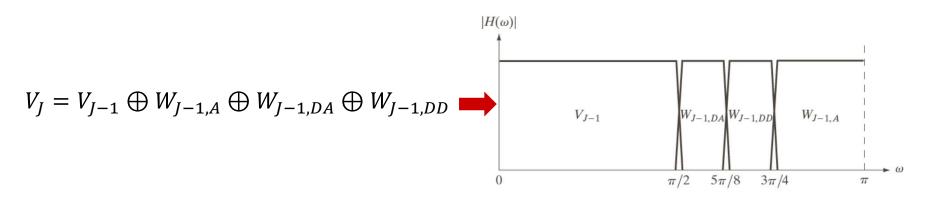
- (a) 方框图
- (b) 分解空间树
- (c) 频谱分离特性



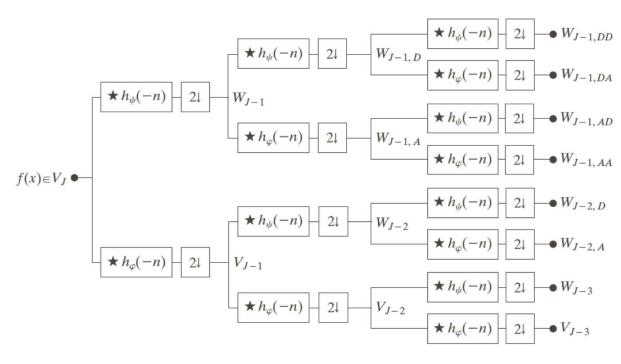


#### □ 上图中的小波包支持26中不同的分解,例如

 $V_{J} = V_{J-3} \oplus W_{J-3} \oplus W_{J-2,A} \oplus W_{J-2,D} \oplus W_{J-1,AA} \oplus W_{J-1,AD} \oplus W_{J-1,DA} \oplus W_{J-1,DD}$ 



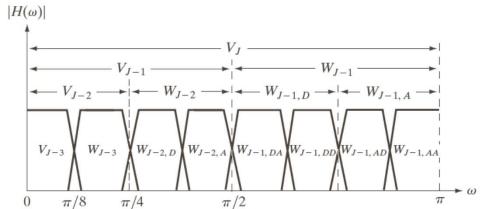






#### **FIGURE 7.32**

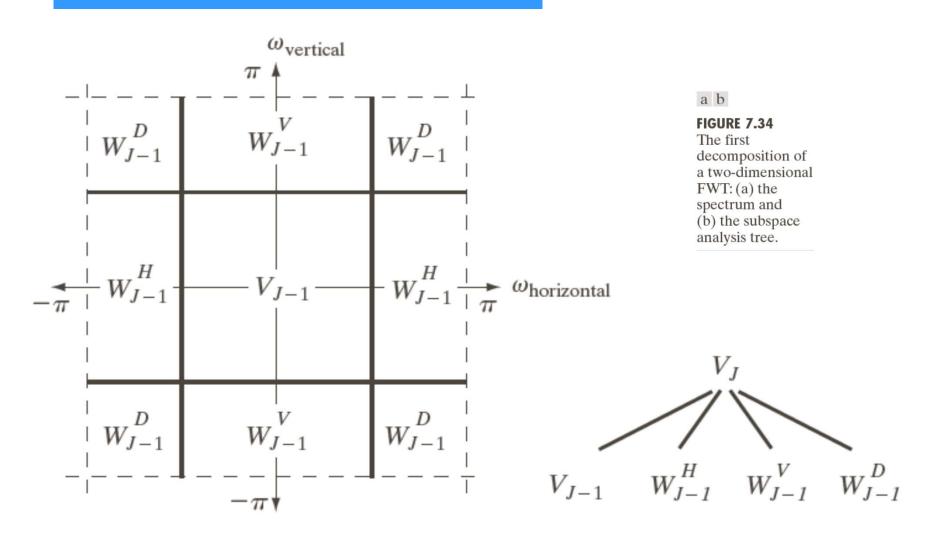
The (a) filter bank and (b) spectrum splitting characteristics of a three-scale full wavelet packet analysis tree.



#### 三尺度完全小波包分析树

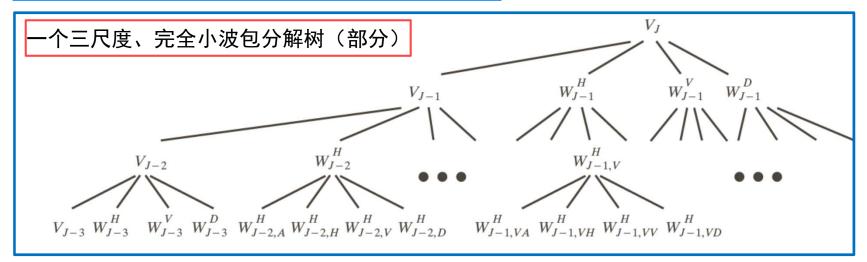
- (a) 滤波器组
- (b) 频谱分离特性

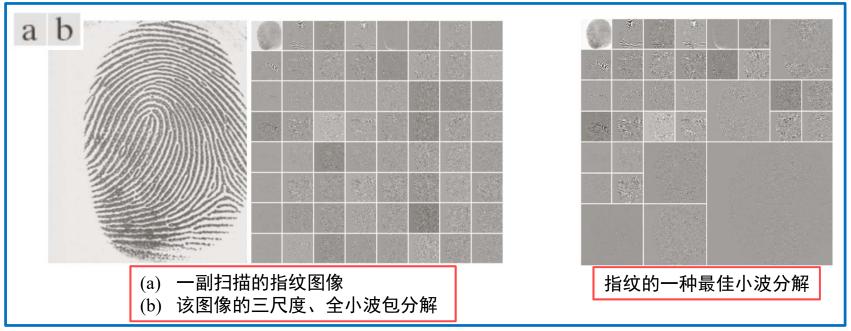




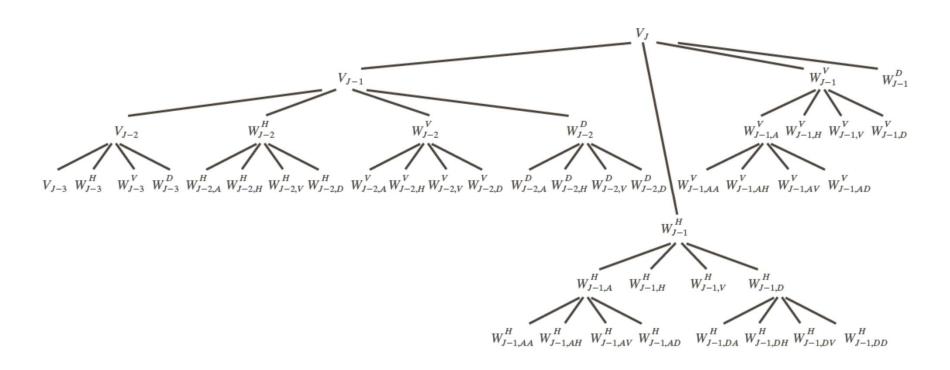
一个二维FWT的第一次分解 (a) 频谱 (b) 子空间分析树





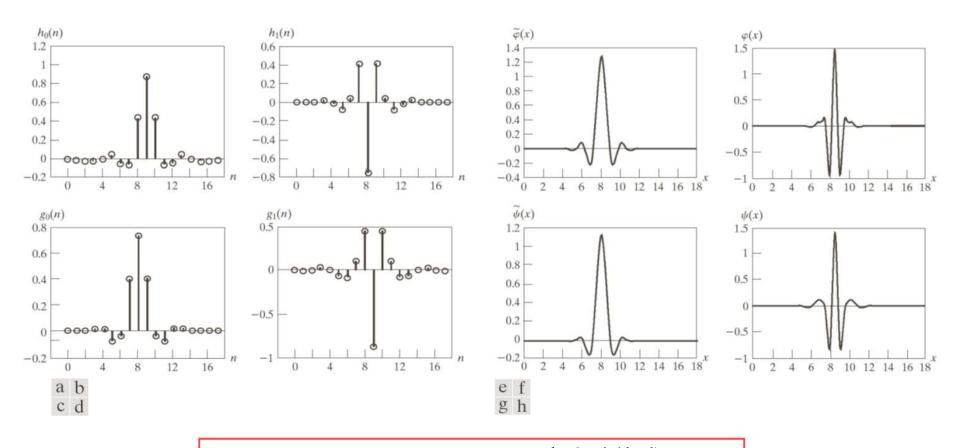






指纹的最佳小波分解的小波包分析树





Cohen Daubechies Feauveau 双正交小波族成员: (a)和(b)分解滤波器系数; (c)和(d)重建滤波器系数; (e)~(h)双小波和尺度函数。