

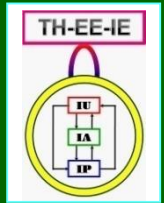
图象工程（上）

# 图 象 处 理

（第4版）

章毓晋

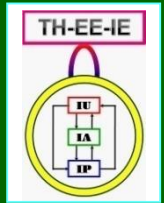
清华大学电子工程系 100084 北京



## 第4单元 拓展技术

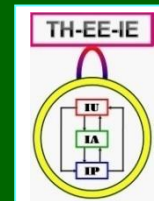
- 第12章 图象信息安全
- 第13章 彩色图象处理
- 第14章 视频图象处理
- 第15章 多尺度图象处理

对图象的研究和应用一直是一个活跃的领域，新的理论、新的方法不断涌现，新的技术、新的手段也在不断拓展。基于前三个单元介绍的图象处理技术，进一步拓展



# 第15章 多尺度图象处理

- ◆ 多尺度技术也称为多分辨率技术
- ◆ 多尺度图象技术指对图象采用多尺度的表达方式，并在不同尺度下进行处理和分析
- ◆ 多尺度技术符合人类视觉特性
- ◆ 在很多情况下，图象中某种尺度下不容易看出特性在另外的尺度下很容易看出
- ◆ 要进行多尺度图象处理需要有对图象进行多尺度表达的结构和获得多尺度表达的多尺度变换技术



# 第15章 多尺度图象处理

- 15.1 多尺度表达
- 15.2 高斯和拉普拉斯金字塔
- 15.3 多尺度变换技术
- 15.4 基于多尺度小波的处理
- 15.5 超分辨率技术

# 15.1 多尺度表达

## 1. 多尺度信号表达

每次通过将步长 $h$ 加倍 (2取1 采样) 进入下一层都会去除掉函数的一些细节部分

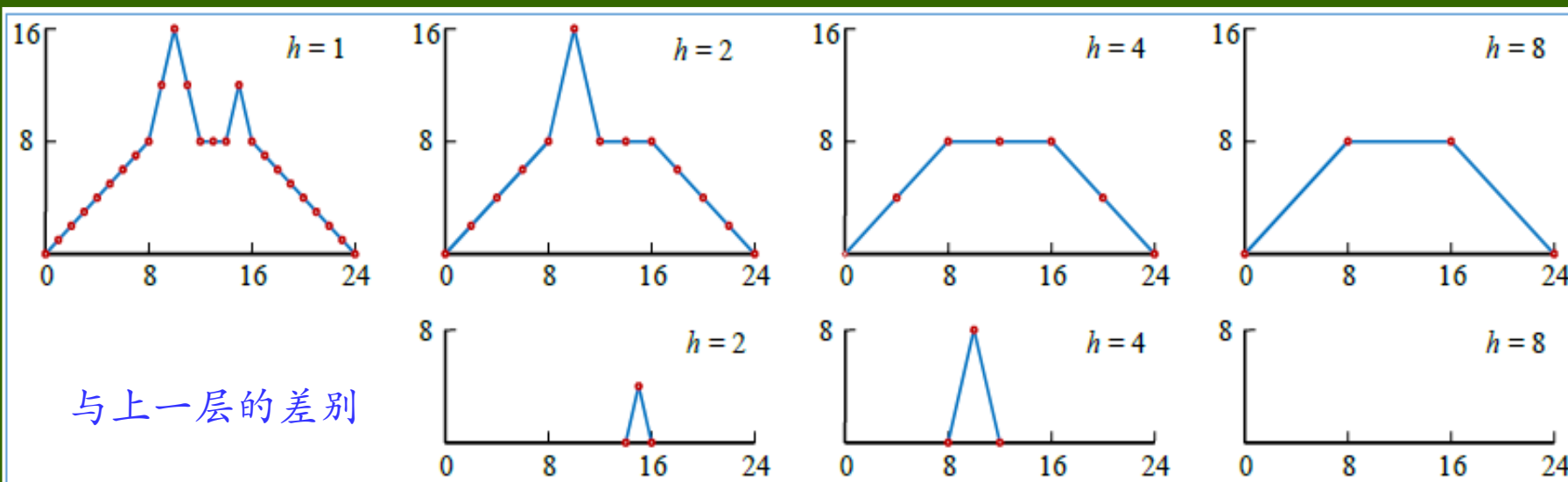


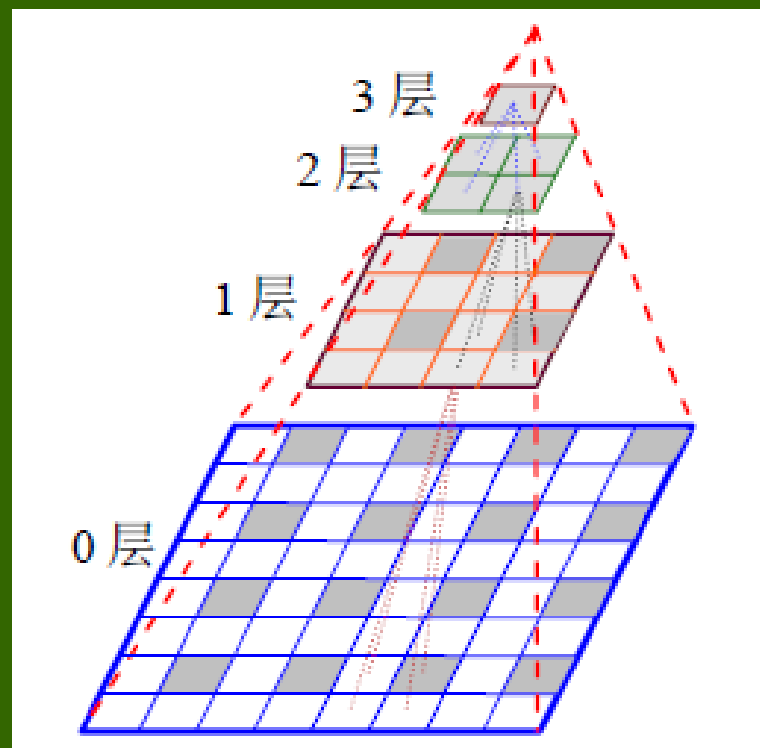
图 15.1.1 对一个函数的多尺度表达

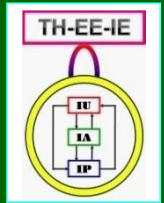
# 15.1 多尺度表达

## 2. 金字塔

◆ 对一幅 $N \times N$ 的图象 ( $N$ 为2的整数次幂,  $N = 2^n$ ), 如果将其在两个方向上进行1:2的亚抽样, 就可以得到原始图象的一个缩略图 (一幅 $N/2 \times N/2$ 的图象)

该过程可重复进行直到成为 $1 \times 1$ 的图象





# 15.1 多尺度表达

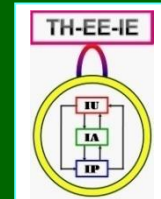
## 2. 金字塔

- ◆ 对一个共有  $n + 1$  层的完整的2-D图象金字塔，其中单元（有的代表象素，有的代表象素集合）的总数为

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

- ◆ 给定一幅每个方向上有  $N$  个像素的  $k$ -D 图象，如果用亚采样因子2来构建金字塔，则金字塔的总单元数为

$$N^k \left( 1 + \frac{1}{2^k} + \frac{1}{2^{2k}} + \dots \right) < \frac{2^k}{2^k - 1} N^k$$



# 15.1 多尺度表达

## 2. 金字塔

描述金字塔结构的两个概念/术语

- 缩减窗 (reduction window)

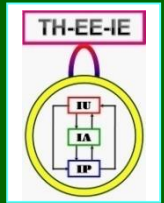
将下一层的一组单元与一个当前层的单元联系起来  
(一般是个 $n \times n$ 的方窗)

- 缩减因数 (reduction factor)

缩减因数 $\lambda$  确定从下一层到上一层单元数的减少速度

$$\lambda \leq \frac{|M_i|}{|M_{i+1}|} \quad i = 0, 1, \dots, n$$





# 15.1 多尺度表达

## 3. 尺度空间

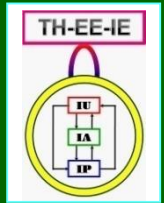
包含一系列有不同分辨率图象的数据结构

- 空间分辨率（原维数）
- 当前分辨率层次（新维数——尺度）

用 $f(x, y, s)$ 来表示图象 $f(x, y)$ 的尺度空间

图象内的信息内容应该随着尺度参数值 $s$ 的增加而连续地减少

在 $s \rightarrow \infty$ 的极限情况下，尺度空间会收敛到一幅具有其平均灰度的常数图象



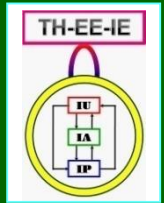
## 15.2 高斯和拉普拉斯金字塔

将高斯金字塔和拉普拉斯金字塔结合起来就可进行对图象的多尺度分解和重建

15.2.1 高斯金字塔

15.2.2 拉普拉斯金字塔

15.2.3 原始图象的重建



## 15.2.1 高斯金字塔

- ◆ 亚采样会丢失许多信息  
亚采样后的图象有可能是按不满足采样定理的条件获得的图象，所以其质量不能保证
- ◆ 根据采样定理，需要让所有以小于最短波长的 $1/4$ 采样而得到的精细结构能通过平滑滤波器，这样才能获得一幅正确的亚采样图象
- ◆ 减小图象尺寸需要与恰当的对图象的平滑同步进行。如果将平滑和亚采样重复进行，就可得到能构成金字塔的一系列图象

# 15.2.1 高斯金字塔

## 高斯平滑滤波器

两个1-D的滤波核

$$h = [\gamma/2 \quad \beta/2 \quad \alpha \quad \beta/2 \quad \gamma/2]$$

(1) 归一化:

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

(2) 奇偶同贡献:

$$\alpha + \gamma = \beta$$

(3) 恰当的平滑:

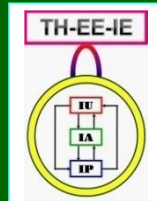
1 个自由度

双线性滤波器

$$h_b = \frac{1}{16} [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1]$$

级联盒滤波器

$$h_c = \frac{1}{8} [1 \quad 2 \quad 2 \quad 2 \quad 1] = \frac{1}{4} [1 \quad 1 \quad 1 \quad 1] \otimes \frac{1}{2} [1 \quad 1]$$



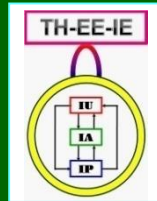
## 15.2.1 高斯金字塔

### 高斯金字塔

- ◆ 平滑和亚采样的过程可借助压缩平滑算子 $S_{(\downarrow 2)}$ 的单个操作用下式来表示

$$\mathbf{G}^{(k+1)} = S_{(\downarrow 2)} \mathbf{G}^{(k)} \quad \mathbf{G}^{(0)} = \mathbf{G}$$

- ◆ 下标“ $\downarrow$ ”后数字为亚采样率； $S$ 表示用于压缩平滑的卷积模板
- ◆ 最小的图象具有最好的平滑，对应图象的最粗尺度（最大的 $k$ ）

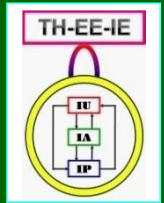


## 15.2.2 拉普拉斯金字塔

### 拉普拉斯金字塔

- ◆ 拉普拉斯金字塔中的图象可用对高斯金字塔中相邻两层图象的相减而近似得到
- ◆ 需先将图象在较粗的尺度（较高的层次）上扩展。这个操作可用扩展插值算子 $E_{(\uparrow 2)}$ 来进行
- ◆ 扩展要比减少尺寸的压缩困难，因为缺少的信息需要通过插值来得到
- ◆ 所生成拉普拉斯金字塔的第 $k$ 层图象可写成

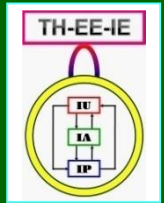
$$L^{(k)} = G^{(k)} - E_{(\uparrow 2)} G^{(k+1)}$$



## 15.2.3 原始图象的重建

- ◆ 借助高斯金字塔和拉普拉斯金字塔可以将原始图象很快地从两个金字塔的图象序列中通过反复扩展图象并将结果加起来而重建出来
- ◆ 在一个具有 $k+1$ 层的拉普拉斯金字塔中，其第 $k$ 层（从0开始算）既是拉普拉斯金字塔的最粗的一层、也与高斯金字塔最粗的一层相同
- ◆ 高斯金字塔的第 $k-1$ 层可如下重建

$$\mathbf{G}^{(k-1)} = \mathbf{L}^{(k-1)} + E_{(\uparrow 2)} \mathbf{G}^{(k)}$$



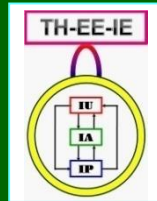
## 15.3 多尺度变换技术

用多尺度变换 $U(b, s)$ 来分析信号 $u(t)$ 可看作将1-D信号 $u(t)$ 用2-D变换 $U(b, s)$ 所展开

15.3.1 3类多尺度变换技术

15.3.2 多尺度变换技术比较





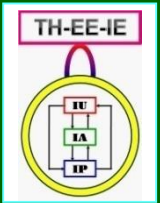
## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 1. 尺度-空间分析 （空间-尺度）

- ◆ 信号中的重要特征往往与一些极值点相关联
- ◆  $u(t)$ 的局部极值点对应其导数 $u'(t)$ 的零交叉点
- ◆ 因为微分会增强噪声，所以使用 $u'(t)$ 时需要滤除噪声，如用高斯滤波器进行卷积

$$u'(t) \otimes g(t) = [u(t) \otimes g(t)]' = u(t) \otimes g'(t)$$

- ◆ 对 $u(t)$ 极值点的检测：检测卷积结果的零交叉点



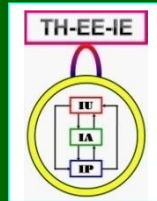
## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 1. 尺度-空间分析

◆ 高斯函数的宽度用标准方差来控制，将其定义为尺度参数，则大方差对应大尺度，小方差对应小尺度。对每个尺度，都可确定一组平滑后 $u(t)$ 的极值点。这样， $u(t)$ 的尺度-空间就可定义为随尺度参数变化的一组极值点

◆ 设 $g_s(t)$ 是一个标准方差为 $s$  ( $s > 0$ ) 的高斯函数

$$g_s(t) = \frac{1}{s\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2 / 2s^2)$$



## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 1. 尺度-空间分析

- ◆ 信号 $u(t)$ 与高斯函数 $g_s(t)$ 的卷积

$$U(t, s) = u(t) \otimes g_s(t)$$

- ◆ 在一个给定的观察尺度 $s_0$ ,  $U(t, s_0)$ 是 $u(t)$ 平滑的结果。 $U(t, s)$ 的极值点就是 $U'(t, s_0)$ 的零交叉点

$$U'(t, s) = u(t) \otimes g'_s(t)$$

- ◆ 信号 $u(t)$ 的尺度-空间可定义为 $U'(t, s_0)$ 的零交叉点的集合 ( $\mathbf{R}$ 为实数集合)

$$\{(b_0, s_0) | s_0, b_0 \in \mathbf{R}, \text{ 并且 } s_0 > 0, b_0 \in [U'(t, s_0)]\}_{zc}$$

## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 2. 时间-频率分析和盖伯变换

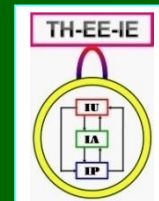
- ◆ 傅里叶变换

$$U(f) = F\{u(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} u(t) \exp[-j2\pi ft] dt$$

- ◆ 短时傅里叶变换  
(加窗)

$$U(b, f) = \int_{-\infty}^{\infty} g^*(t-b) u(t) \exp[-j2\pi ft] dt$$

- ◆ 盖伯变换: 窗函数  $g(t)$  为高斯函数 (实函数)
- ◆ 在时间和频率上都规则地进行采样, 时间间隔为  $T$  而频率间隔为  $\Omega$ , 它们的关系为  $T\Omega = 2\pi$



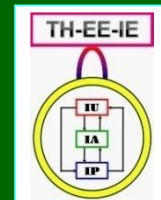
## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 2. 时间-频率分析和盖伯变换

盖伯变换特性

- (1) **定时**局部化:  $u(t)$ 与 $g(t-b)$ 相乘仅将通过窗 $g(t-b)$ 可看到的那部分 $u(t)$ 选出来
- (2) **定频**局部化: 乘积 $G(w-f)U(w)$ 表示围绕频率 $f$ 选择了一个窗口
- ◆ 将围绕 $f$ 的核 $h_f(t) = g(t)\exp[-j2\pi ft]$ 与 $u(t)$ 卷积

$$U(b, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h_f(t-b)u(t)dt$$



## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 3. 时间-尺度分析和小波变换

- 考虑连续小波变换
- 对实函数 $u(t)$ 来说，如果它的傅里叶变换 $U(f)$ 满足下列容许性条件

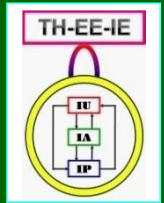
$$C_u = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|U(f)|^2}{|f|} df < \infty$$

那么就称 $u(t)$ 为“基小波” (basic wavelet)

- 根据 $U(f)$ 的有限性，可知 $U(0) = 0$

$$\int_{-\infty}^{\infty} u(t) dt = 0$$

- 小波是具有振荡性和迅速衰减的波



## 15.3.1 3类多尺度变换技术

### 3. 时间-尺度分析和小波变换

- 对基小波进行平移和放缩可得到一组小波基函数 $\{u_{b,s}(t)\}$ ，也称积分核

$$u_{b,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} u\left(\frac{t-b}{s}\right)$$

其中定位参数（也称平移参数） $b$ 为实数，指示了沿  $t$  轴的平移位置，尺度参数（也称缩放参数） $s$  为正实数，指示某个小波基函数的宽度。参数空间定义为超半平面  $H = \{(b, s) \mid s > 0\}$

# 15.3.1 3类多尺度变换技术

## 3. 时间-尺度分析和小波变换

$$\mathcal{W}\{f(t)\} = W_f(b, s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) u_{b,s}(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} u\left(\frac{t-b}{s}\right) dt$$

对应盖伯变换的各个带通滤波器，除中心频率外均是相同的

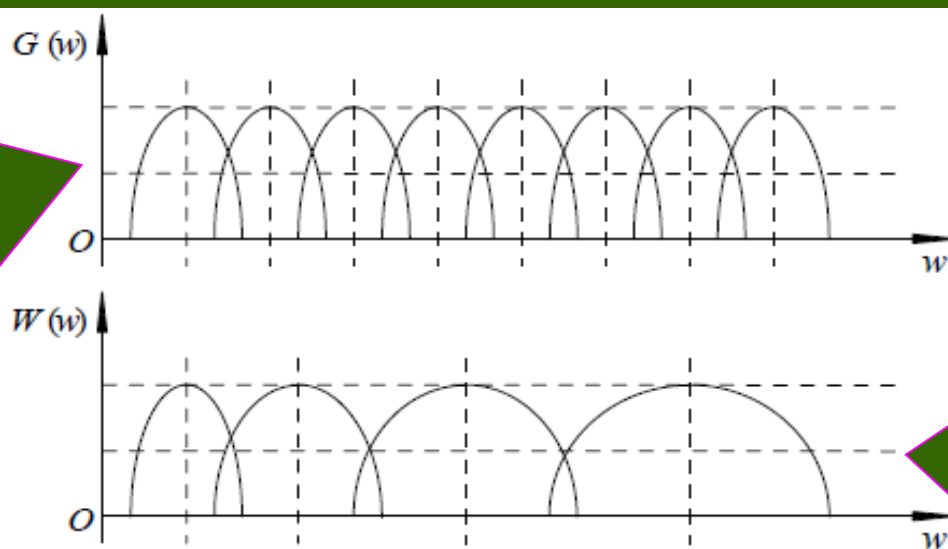
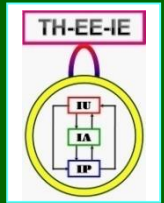


图 14.3.1 盖伯变换和连续小波变换滤波器的对比

对应小波变换的各个带通滤波器的宽度随中心频率的增加而增加





## 15.3.2 多尺度变换技术比较

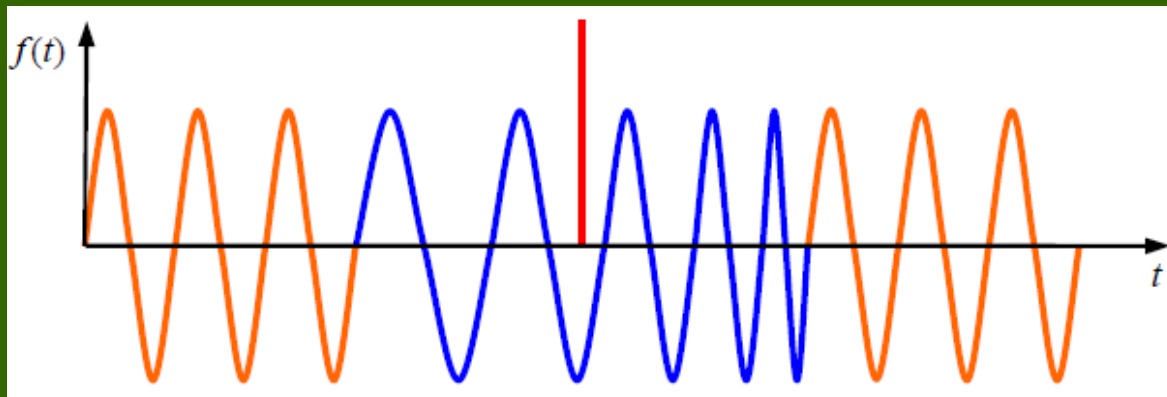
### 1. 显示

- ✓  $U(b, s)$ : 一个取值为实数或复数的2-D函数
  - (1) 尺度-空间: 信号和高斯微分的卷积, 实/复数
  - (2) 盖伯变换: 信号和用高斯调制的复指数函数间的内积, (一般) 复数
  - (3) 小波变换: 根据母小波/信号的不同, 实/复数
- ✓  $U(b, s)$ 取实数值:
  - (1) 曲面:  $(b, s)$ 给出平面坐标,  $U(b, s)$ 给出Z轴高度
  - (2) 灰度图象:  $(b, s)$ 是像素坐标,  $U(b, s)$ 是像素灰度

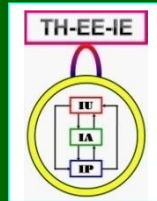
## 15.3.2 多尺度变换技术比较

### 2. 对比

要分析的信号



左边部分和右边部分（**橙色**）均为单频率的正弦波。中间部分（**蓝色**）为一段频率线性增加的正弦波（chirp），可用 $\cos[(mt + n)t]$ 表示，其中 $mt$ 随时间线性增加。另在中间部分的中段还加了一个脉冲（**红色**）



## 15.4 基于多尺度小波的处理

### 2. 多尺度小波特点

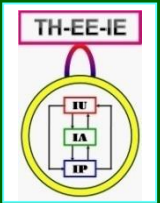
#### ➤ 保真度因子

滤波器的带宽除以中心频率，相对带宽的倒数  
小波变换滤波器的相对带宽 $Q$ 是常数

$$\frac{1}{Q} = \frac{(\Delta w)_s}{1/s} = (\Delta w) \quad (\text{与尺度独立})$$

大尺度  $\Rightarrow$  低频率  $\Rightarrow$  时间窗宽

小尺度  $\Rightarrow$  高频率  $\Rightarrow$  时间窗窄



## 15.4 基于多尺度小波的处理

### 3. 基于小波变换的噪声消除

噪声消除主要包括三个步骤：

- (1) 确定一个小波以及分解级数（对应尺度 $s$ ），对含有噪声的图象进行小波变换，获得不同尺度的子图象
- (2) 在尺度 $J-1$ 到 $J-S$ 上对细节系数取阈值。如果使用硬阈值，将绝对值小于阈值的系数置为0
- (3) 根据在尺度 $J-S$ 的近似系数和从尺度 $J-1$ 到 $J-S$ 的取阈值后的细节系数进行小波反变换重建

# 15.4 基于多尺度小波的处理

## 4. 基于小波分解的边缘增强

边缘增强（锐化）需要加强高频或消减低频  
将阴影部分的系数置为零，然后再重建

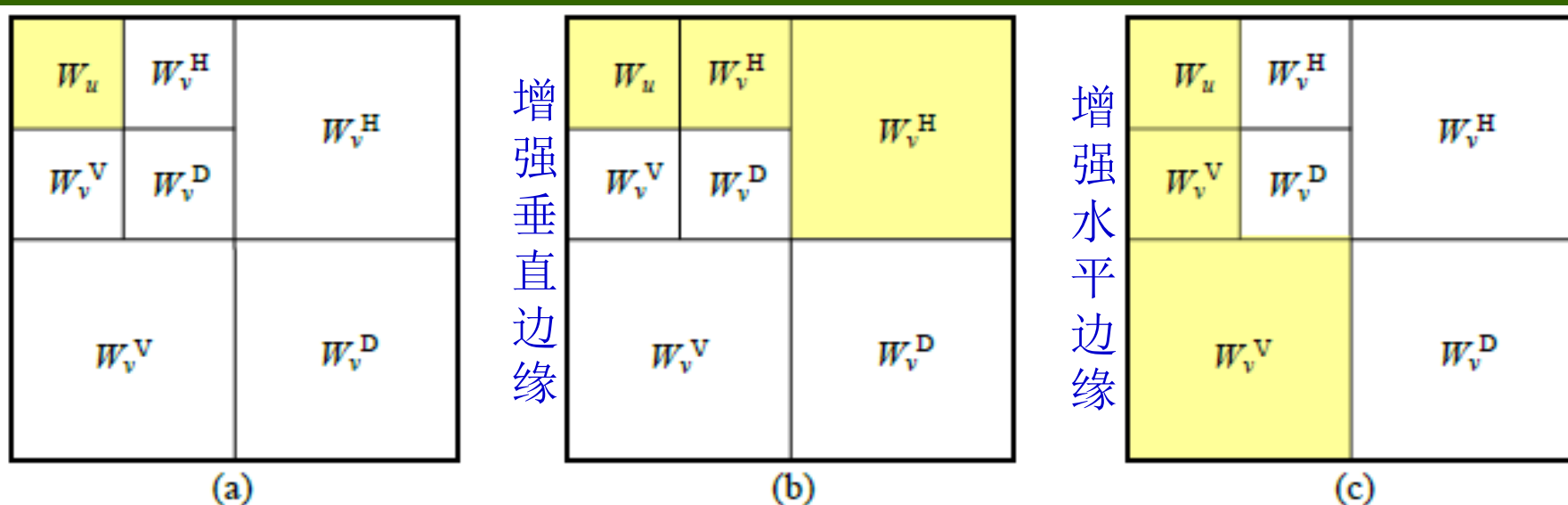
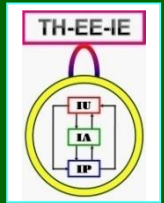


图 15.4.2 将小波分解结果中低频系数置为 0 以增强边缘



## 15.5 超分辨率技术

- 15.5.1 基本模型和技术分类
- 15.5.2 基于单幅图象的超分辨率复原
- 15.5.3 基于多幅图象的超分辨率重建
- 15.5.4 基于示例的学习方法
- 15.5.5 基于稀疏表达的超分辨率重建
- 15.5.6 基于局部约束线性编码的超分辨率重建

# 15.5.1 基本模型和技术分类

## 1. 图象观测模型

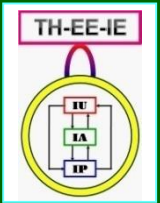
观测图象为（一幅或多幅）低分辨率图象，而理想图象即为所求的高分辨率图象

从期望的高分辨率理想图象 $f$ 到实际的低分辨率观测图象 $g$ 有一个退化过程

$$g = SBTf + n$$



图 15.5.1 高分辨率图像向低分辨率图像的退化过程



# 15.5.1 基本模型和技术分类

## 2. 超分辨率技术辨识

如果令 $\mathbf{H} = \mathbf{S}\mathbf{B}\mathbf{T}$ ，则超分辨率技术的图象模型成为如式(5.1.7)所示的图象恢复模型

图象恢复的一些特例也是超分辨率重建的特例  
有加性噪声时的图象退化模型

$$\mathbf{g} = \mathbf{f} + \mathbf{n}$$

受到模糊作用时的图象退化模型

$$\mathbf{g} = \mathbf{B}\mathbf{f} + \mathbf{n}$$



# 15.5.1 基本模型和技术分类

## 2. 超分辨率技术辨识

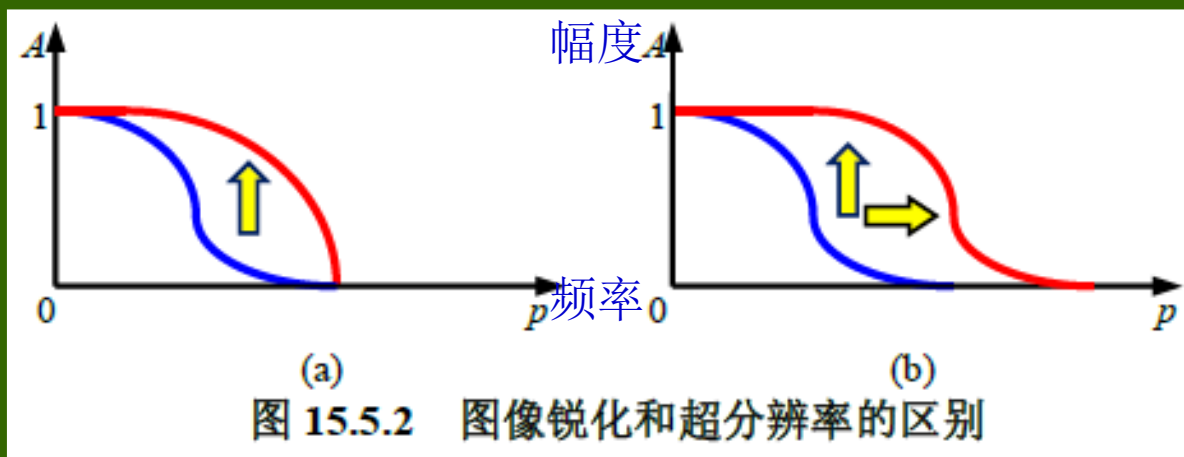
图象插值或图象放大时的图象模型

$$g = S^{-1}f + n$$

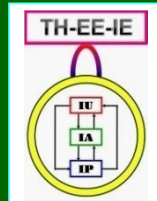
$S$  对应尺寸减小

图象锐化  $\Leftarrow \neq \Rightarrow$  超分辨率

仅增强了  
了图象  
中已有  
的高频  
成分



可估计出  
原始图象  
中没有表  
现出来的  
高分辨率  
细节



## 15.5.1 基本模型和技术分类

### 3. 方法分类

- 基于频域的方法和基于空域的方法  
前者原理清晰，计算复杂度较低；后者将各种退化因素综合考虑，灵活性强，但设计复杂，计算量较大
- 基于单幅图象的方法和基于多幅图象的方法
- 基于重建的方法和基于学习的方法  
前者主要包括配准和重建两个关键步骤

# 15.5.2 基于单幅图象的超分辨率复原

## 1. 图象放大

插零

原图

$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

(a)

$$\begin{bmatrix} a & 0 & b \\ 0 & 0 & 0 \\ c & 0 & d \end{bmatrix}$$

(b)

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(c)

$$\begin{bmatrix} a & b & b \\ c & d & b \\ c & 0 & d \end{bmatrix}$$

(d)

卷积

图 15.5.3 图像整倍数放大示例

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(a)

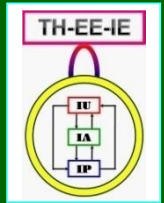
$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 & 1 \\ 3 & 9 & 9 & 3 \\ 3 & 9 & 9 & 3 \\ 1 & 3 & 3 & 1 \end{bmatrix}$$

(b)

$$\frac{1}{64} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

(c)

图 15.5.4 离散插值卷积核



## 15.5.2 基于单幅图象的超分辨率复原

### 2. 超分辨率复原

在图象系统的衍射极限之外复原图象信息

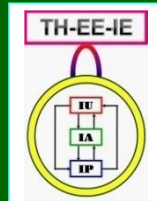
模型  $\mathbf{g} = \mathbf{DSf} + \mathbf{n}$   $\mathbf{D}$ 代表衍射（模糊）矩阵

? 矩阵 $\mathbf{DS}$ 常是奇异的，即不可逆

? 矩阵 $\mathbf{DS}$ 常常阶数很大，计算复杂

$\therefore$  对亚采样和衍射分级处理

$\mathbf{g} = \mathbf{De} + \mathbf{n}$  先消除噪声和插值  
 $\mathbf{e} = \mathbf{Sf}$  再利用梯度迭代法



## 15.5.3 基于多幅图象的超分辨率重建

### 多幅图象

- ① 用一个相机在不同位置拍摄多幅图象
- ② 用放在不同位置的多个相机同时拍摄
- ③ 用与场景有相对运动的摄像机连续拍摄

### 多幅略有差别的低分辨率图象

它们含有类似而又不完全相同的互补信息，  
所以多幅图象的总信息多于其中任何一幅图象

将不重合的信息结合起来，就可以构建出较  
高分辨率（大尺寸）的图象

# 15.5.3 基于多幅图象的超分辨率重建

## 空域超分辨率重建算法

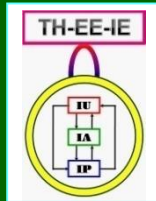
### (1) 非均匀插值法

将期望的图象看成具有很高的分辨率，而将不同的低分辨率观测图象看成在其上不同位置的采样

非均匀间隔采样网格



图 15.5.5 非均匀插值法流程



## 15.5.3 基于多幅图象的超分辨率重建

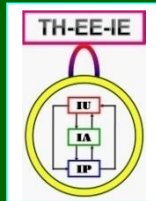
### 空域超分辨率重建算法

#### (2) 迭代反投影法 (→ 第8章)

用输出图象的一个初始估计值作为当前结果，并将其投影到低分辨率图象上，根据所得低分辨率图象与实际观测图象的差值迭代地调整投影直到收敛，从而获得最终输出的超分辨率图象

#### (3) 最大后验概率法

在已知低分辨率图象的前提下，要使出现高分辨率图象的后验概率达到最大



## 15.5.3 基于多幅图象的超分辨率重建

### 空域超分辨率重建算法

#### (4) 凸集投影法

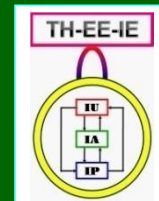
假设超分辨率重建图象存在于一个向量空间中，以超分辨率重建解的期望理想性质作为约束条件

这些条件的集合构成向量空间中的凸集合，可通过对这些集合求交，最终得到超分辨率的解空间

凸集投影过程是一个从给定向量空间中的任何点开始搜索直到发现满足所有凸约束集的解的过程

➤ 另外，上述不同方法还可结合使用





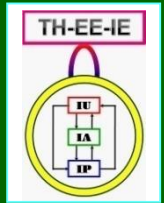
## 15.5.4 基于示例的学习方法

### ➤ 基于学习的超分辨率技术

基本思想是寻找或建立低分辨率图象与其对应的高分辨率图象之间的映射关系，从而在给定低分辨率图象的情况下，通过优化方法获取相应的高分辨率图象

- 基于示例的超分辨率

先通过示例来学习掌握低分辨率图象与高分辨率图象之间的关系，然后利用这种关系来指导对低分辨率图象进行超分辨率重建



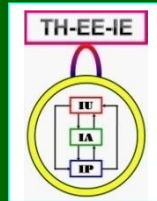
## 15.5.4 基于示例的学习方法

### 1. 基本原理和步骤

参考图象构成一个训练集（低、中、高频）  
需要锐化放大的图象称为输入图象

首先要将输入图象通过插值增加尺寸，而放大后图象中缺少的高频数据需要借助参考图象来获得

- 主要有两个独立的步骤：
  - (1) 生成训练集（需要大量的参考图象）
  - (2) 构建输入图象上采样（插值）后仍缺失的高频频带



## 15.5.4 基于示例的学习方法

### 2. 生成训练集

假设使用金字塔图象分解获得了低 ( $L$ )、中 ( $M$ )、高 ( $H$ ) 三个频带，其中低频带和高频带是条件独立的，可以写为： $P(H|M, L) = P(H|M)$

在每个频带中考虑由局部邻域组成的片

每个低分辨率片都对应一个高分辨率的片

对一个输入片，可以从训练集中选出与其最相近的低分辨率片来构建输入图象的高频频带

还要考虑空间上的邻近性：两种算法

# 15.5.5 基于稀疏表达的超分辨率重建

借助稀疏表达用较少的非零元素进行编码，以达到数据压缩的效果

- 稀疏编码：对低分辨率图象块进行
- 词典学习：构建对应高分辨率图象块的词典
- 图象重建：重建出高分辨率图象块

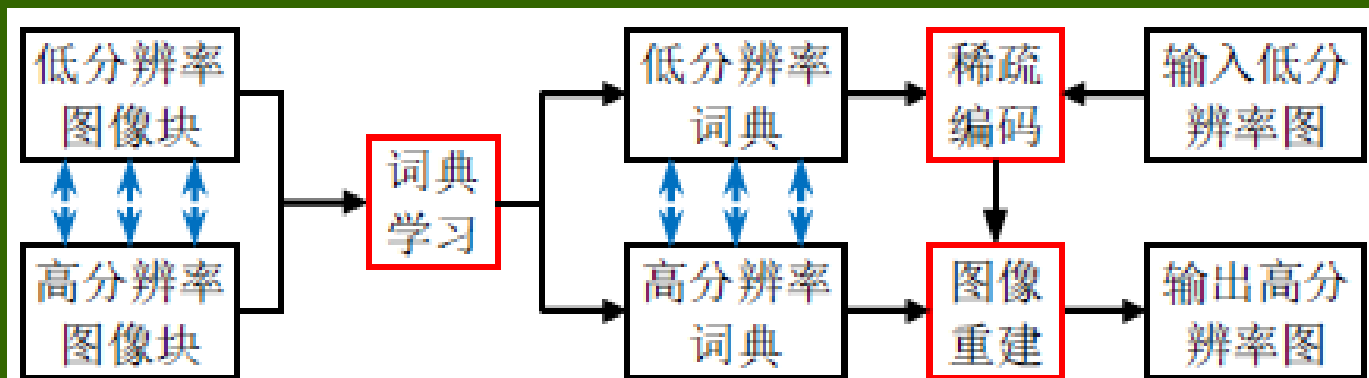
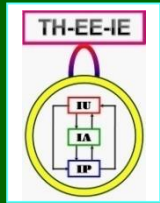


图 15.5.11 基于稀疏表达的超分辨率重建流程



# 15.5.6 基于局部约束线性编码的超分辨率重建



用局部约束线性编码（LLC）代替稀疏编码

## 1. 局部约束线性编码块

局部性可以带来稀疏性，但稀疏性未必满足局部性，局部性约束比稀疏性约束更为重要

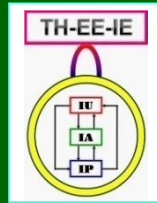
$$\min_C \sum_{i=1}^N \|x_i - DC_i\|^2 + \lambda \|v_i \bullet C_i\|^2 \quad \text{s.t. } \mathbf{1}^T C_i = 1, \forall i$$

保证相似的像素块获得相近的编码，从而可保证重建出的像素块的相似性，局部更为平滑

LLC算法有解析解，能够降低运算消耗



# 15.5.6 基于局部约束线性编码的超分辨率重建

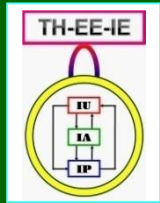


## 2. 基于LLC的超分辨率重建算法

- (1) 图象分块：降低计算复杂度
- (2) 联合词典训练：加强高分辨率词典和低分辨率词典之间的相关性
- (3) 对图象进行局部约束线性编码：根据低分辨率图象与词典间的距离确定编码权重
- (4) 超分辨率重建：重建高分辨率图象块
- (5) 全局约束与恢复：进行全局的处理，以满足全局最优的条件



# 15.5.6 基于局部约束线性编码的超分辨率重建



## 3. 多帧图象超分辨率重建

将多帧图象的数据整合到同一个编码公式里，  
对整体优化，求得最优解

由于利用了图象序列中各图象之间的互补信息，  
所以能提高图象超分辨率重建的质量

先对输入的多帧低分辨率图象进行运动估计和  
帧间配准，再进行多帧超分辨率重建

$$\min_{C_{i,j}} \left\| \tilde{D}_1 C_{i,j} - \tilde{y} \right\|_2^2 + \lambda \left\| v \bullet C_{i,j} \right\|_2^2 \quad \text{s.t. } \mathbf{1}^T C_{i,j} = 1$$



# 联系信息

- ☞ 通信地址：北京清华大学电子工程系
- ☞ 邮政编码：100084
- ☞ 办公地址：清华大学，罗姆楼，6层305室
- ☞ 办公电话：(010) 62798540
- ☞ 传真号码：(010) 62770317
- ☞ 电子邮件：[zhang-yj@tsinghua.edu.cn](mailto:zhang-yj@tsinghua.edu.cn)
- ☞ 个人主页：[oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/](http://oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/)