

第2讲：多维信号与变换

- 多维信号

- 有限域信号与周期信号
- 对称信号
- 特殊信号

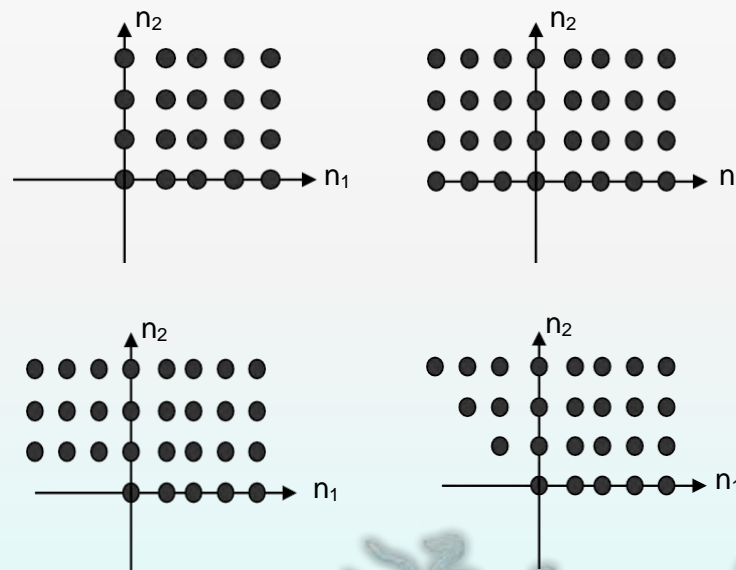
- 多维变换

- 连续信号的多维傅里叶变换
- 离散信号的多维傅里叶变换
- 多维离散傅里叶变换 (MD-DFT)
- 多维离散余弦变换 (MD-DCT)
- 多维小波变换 (MD-Wavelet)

有限域信号

有限域信号：定义在有限支撑区域

- 四分之一平面 (QP) 支撑
- 半平面 (HP) 支撑
- 非对称半平面 (NSHP) 支撑
- 楔形支撑

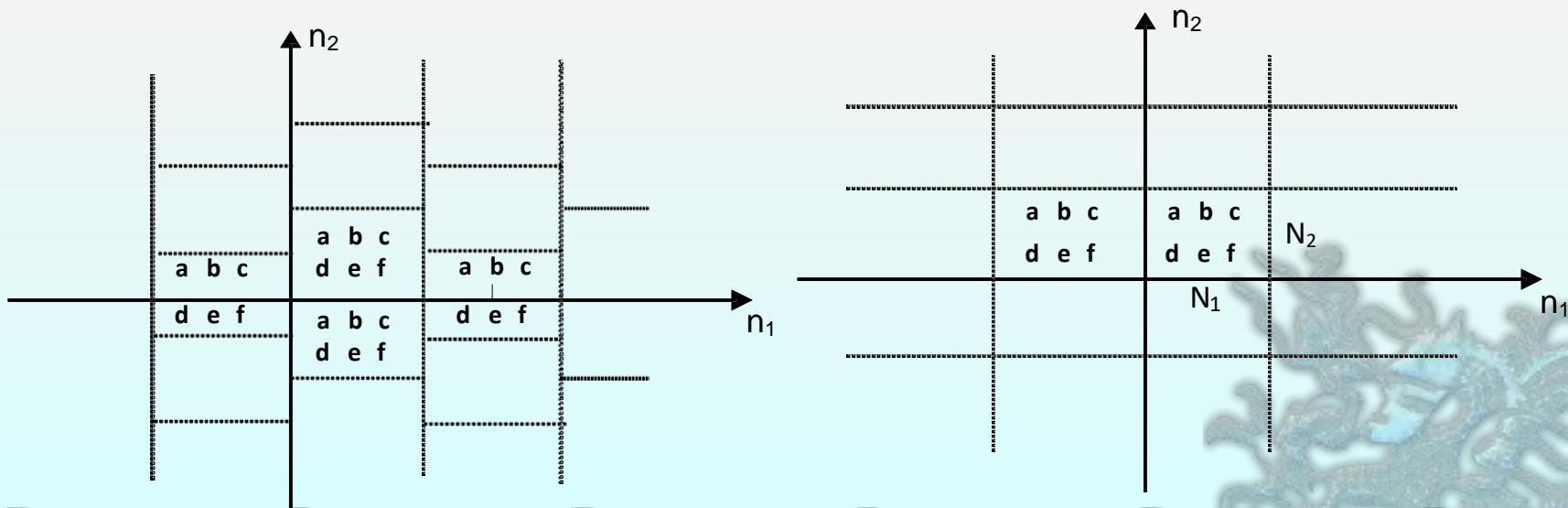


周期信号

- 定义: $\tilde{s}(\mathbf{n}) = \tilde{s}(\mathbf{n} + \mathbf{N}\mathbf{r})$

$$\text{周期矩阵 } \mathbf{N} = [\mathbf{n}_1 \mid \mathbf{n}_2] = \begin{bmatrix} N_{11} & N_{12} \\ N_{21} & N_{22} \end{bmatrix} \quad \mathbf{r} = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix}$$

- 任意周期性
- 矩形周期性: \mathbf{N} 为对角矩阵



有限域信号的周期延拓

- 有限域信号与周期信号是同构的
 - 给定一个周期信号，主周期是有限域信号
 - 给定一个有限域信号，可以定义它的周期延拓

$$\tilde{s}(n_1, n_2) = \sum_{i_1=-\infty}^{\infty} \sum_{i_2=-\infty}^{\infty} s(n_1 - i_1 N_1, n_2 - i_2 N_2)$$

对称信号

- 双重 (NSHP) 对称

$$s(n_1, n_2) = s(-n_1, -n_2)$$

- 四重 (QP) 对称

$$s(n_1, n_2) = s(-n_1, n_2) = s(n_1, -n_2)$$

- 圆周对称

– 如果一个信号 $s(n_1, n_2)$ 仅仅是与原点之间距离 $n_1^2 + n_2^2$ 的函数，则被称为圆周对称信号。圆周对称一定是四重对称，反之则不然。

可分离信号

- 一个多维信号(函数)为**可分离的条件**是:

$$s(n_1, n_2, \dots, n_M) = s_1(n_1) s_2(n_2) \cdots s_M(n_M)$$

- 一个有限支撑二维信号 $s(n_1, n_2)$ 可以**表示成一个矩阵**

S. 如果信号是**可分离**的, 则矩阵 **S** 可以写成**矢量积**的形式: $\mathbf{S} = \mathbf{s}_1 \mathbf{s}_2^T$, 其中矢量 \mathbf{s}_1 和 \mathbf{s}_2 分别表示一维信号 $s_1(n_1)$ 和 $s_2(n_2)$ 。

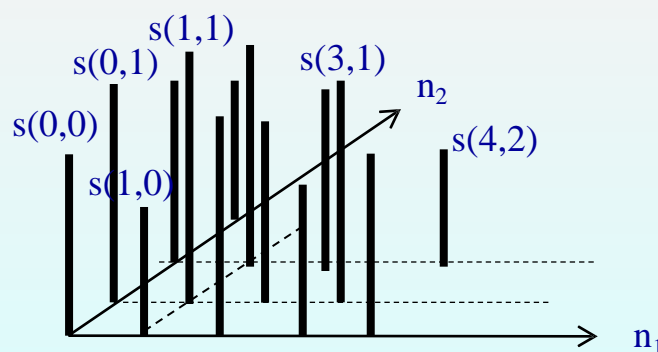
- 一个 $N_1 \times N_2$ 的矩阵具有 $N_1 N_2$ 个自由度, 而**矢量积**形式则具有 $N_1 + N_2$ 个自由度。

特殊信号：二维克罗内克函数

- 多维脉冲（克罗内克函数或冲激函数）

$$\delta(n_1, n_2, \dots, n_M) = \begin{cases} 1 & n_1 = n_2 = \dots = n_M = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- 二维离散时间信号可以表示成**加权平移脉冲之和**。



特殊信号：二维空间频率模式

- 水平模式

$$s(n_1, n_2) = \cos(\omega_1 n_1)$$

- 垂直模式

$$s(n_1, n_2) = \cos(\omega_2 n_2)$$

- 45度方向

$$s(n_1, n_2) = \cos(\omega(n_1 - n_2))$$

- 复指数

- 二维离散复指数信号

$$s(n_1, n_2) = e^{j(\omega_1 n_1 + \omega_2 n_2)}$$

为矩形周期信号，如果 $\frac{\omega_1}{2\pi} = \frac{k_1}{N_1}$ ， $\frac{\omega_2}{2\pi} = \frac{k_2}{N_2}$ ，则其周期为 (N_1, N_2) ，其中 N_1 ， N_2 ， k_1 与 k_2 为无单位整数， ω_1 和 ω_2 的单位为弧度。

连续信号的二维傅里叶变换 (2D FT)

- 正变换

$$S(u_1, u_2) = \iint_{(x_1, x_2)} s(x_1, x_2) e^{-j(u_1 x_1 + u_2 x_2)} dx_1 dx_2$$

- 反变换

$$s(x_1, x_2) = \frac{1}{(2\pi)^2} \iint_{(u_1, u_2)} S(u_1, u_2) e^{j(u_1 x_1 + u_2 x_2)} du_1 du_2$$

- 二维傅里叶变换后为复数

$$S(u_1, u_2) = |S(u_1, u_2)| e^{j\theta(u_1, u_2)} = S_R(u_1, u_2) + jS_I(u_1, u_2)$$

- 角频率变量

$$u_i = 2\pi F_i, \quad F_i \text{ 周期数/距离}, u_i \text{ 弧度/距离}$$

傅里叶变换的收敛性

二维信号 $s(x_1, x_2)$ 可能是无限的

- 一致收敛: 二重积分一致收敛且为 u_1 和 u_2 的连续函数, 其条件是:

$$\iint_{x_1 x_2} |s(x_1, x_2)| dx_1 dx_2 < \infty; \text{即: } s(x_1, x_2) \text{ 为绝对可积.}$$

- 均方收敛: 如果 $S(u_1, u_2)$ 存在, 但具有间断点, 则可以使用一种较弱形式的收敛。例如 $s(x_1, x_2) = (\sin x_1 / x_1)(\sin x_2 / x_2)$ 不是绝对可积的, 但它的傅里叶变换可以以均方形式收敛。在间断点附近将出现吉布斯现象。

傅里叶变换的收敛性 (Cont'd)

- 广义收敛：在有些情况下，既不满足一致收敛也不满足均方收敛，但 $S(u_1, u_2)$ 仍然可以被定义，即使用狄拉克冲激函数 $\delta(u_1, u_2)$ 。
- 例如： $s(x_1, x_2) = 1$ 对于所有的 (x_1, x_2) 不是绝对可积的，但它的傅里叶变换可以从广义上被定义为：

$$S(u_1, u_2) = \delta(u_1, u_2) .$$

二维傅里叶变换：坐标变换

- $g(x_1, x_2) = s(ax_1 + bx_2 + c, dx_1 + ex_2 + f)$

表示坐标的仿射变换。

如果 $S(u_1, u_2)$ 为 $s(x_1, x_2)$ 的二维傅里叶变换，则 $g(x_1, x_2)$ 的二维傅里叶变换为：

$$G(u_1, u_2) = \frac{1}{ae - bd} e^{j \frac{[(ec - bf)u_1 + (af - cd)u_2]}{ae - bd}} S\left(\frac{eu_1 - du_2}{ae - bd}, \frac{-bu_1 + au_2}{ae - bd}\right)$$

- **平移:** $a = e = 1, b = d = 0$.

$$G(u_1, u_2) = e^{j(cu_1 + fu_2)} S(u_1, u_2)$$

- **旋转:** $c = f = 0, a = e = \cos\theta, d = -b = \sin\theta$;

其中: $ae - bd = 1$.

$$G(u_1, u_2) = S(u_1 \cos \theta - u_2 \sin \theta, u_1 \sin \theta + u_2 \cos \theta)$$

投影切片定理

- 设 $s(x_1, x_2)$ 的傅里叶变换为 $S(u_1, u_2)$ ，且 $p_\theta(x_1)$ 表示 $s(x_1, x_2)$ 的**Radon变换**，定义为：

$$p_\theta(x_1) = \int_{-\infty}^{\infty} s(x_1 \cos \theta - x_2 \sin \theta, x_1 \sin \theta + x_2 \cos \theta) dx_2$$

即：将 $s(x_1, x_2)$ 投影到通过原点具有角度 θ 的一条直线上。
则有：

$$P_\theta(\Omega) = S(\Omega \cos \theta, \Omega \sin \theta)$$

其中 $P_\theta(\Omega)$ 表示对于每个角度 θ ， $p_\theta(x_1)$ 的一维傅里叶变换。

- **投影切片定理**是一些医学成像方式的基础，例如计算机断层扫描成像的工作原理

投影切片定理 (cont'd)

- $\theta = 0$ 的情形

$s(x_1, x_2)$ 投影到水平轴, 定义为:

$$p_0(x_1) = \int_{-\infty}^{\infty} s(x_1, x_2) dx_2$$

对投影 $p_0(x_1)$ 进行一维傅里叶变换, 则有:

$$\begin{aligned} P_0(u_1) &= \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} s(x_1, x_2) dx_2 \right\} e^{-j u_1 x_1} dx_1 \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(x_1, x_2) e^{-j u_1 x_1} dx_1 dx_2 = S(u_1, 0) \end{aligned}$$

离散信号的二维傅里叶变换

- 离散信号的二维傅里叶变换具有**周期性**，其周期为 **$2\pi \times 2\pi$**

$$S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2}) = \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} s(n_1, n_2) e^{-j(\omega_1 n_1 + \omega_2 n_2)}$$

- 反变换**

$$s(n_1, n_2) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2}) e^{j(\omega_1 n_1 + \omega_2 n_2)} d\omega_1 d\omega_2$$

- 特性:**

- $s(n_1, n_2)$ 为实数意味着 $S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2})$ 具有共轭对称性
 - $s(n_1, n_2)$ 为二重对称，则意味着 $S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2})$ 为实数
- $$s(n_1, n_2) = s^*(-n_1, -n_2) \rightarrow S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2}) = S^*(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2})$$

二维离散傅里叶变换 (2D DFT)

- 2D DFT 可通过对一个有限长信号 $s(n_1, n_2)$ 的离散时间傅里叶变换 $S(e^{j\omega_1}, e^{j\omega_2})$ 进行采样获得，或通过计算其周期延拓 $\tilde{s}(n_1, n_2)$ 的傅里叶级数来获得。

$$S(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} s(n_1, n_2) e^{-j\left(\frac{2\pi k_1}{N_1} n_1 + \frac{2\pi k_2}{N_2} n_2\right)}$$

- 归一化频率变量

$$u_1 = \frac{\omega_1}{\Delta x_1} = \frac{2\pi k_1}{N_1 \Delta x_1} \quad \text{and} \quad u_2 = \frac{\omega_2}{\Delta x_2} = \frac{2\pi k_2}{N_2 \Delta x_2}$$

$$u_i = 2\pi F_i \quad \text{and} \quad \omega_i = 2\pi f_i$$

2D DFT的计算

- 由于二维复指数是**可分离**的，2D DFT可通过**串联两个1D DFT**来实现，首先对 $s(n_1, n_2)$ 进行行变换，然后对 $S(n_1, k_2)$ 进行列变换，即：

$$S(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \left[\sum_{n_2=0}^{N_2-1} s(n_1, n_2) e^{-j \frac{2\pi k_2}{N_2} n_2} \right] e^{-j \frac{2\pi k_1}{N_1} n_1}$$

其中：

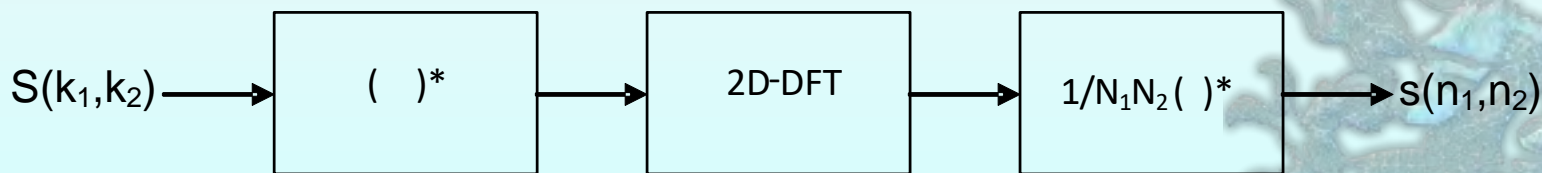
$$S(n_1, k_2) = \sum_{n_2=0}^{N_2-1} s(n_1, n_2) e^{-j \frac{2\pi k_2}{N_2} n_2}$$

为图像第 n_2 行的1D DFT。

二维离散傅里叶反变换的计算

- **2D IDFT**可以通过**FFT正变换**进行计算，首先求出 $S(k_1, k_2)$ 的复数共轭，然后计算其2D DFT正变换，最后求出变换后的复数共轭，即：

$$\begin{aligned} s(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} S(k_1, k_2) e^{j\left(\frac{2\pi k_1}{N_1} n_1 + \frac{2\pi k_2}{N_2} n_2\right)} \\ &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} \left(S^*(k_1, k_2) e^{-j\left(\frac{2\pi k_1}{N_1} n_1 + \frac{2\pi k_2}{N_2} n_2\right)} \right)^* \end{aligned}$$



2D DFT的性质

- 2D DFT 为**矩形周期**的

$$S(k_1, k_2) = S(k_1 + N_1, k_2) = S(k_1, k_2 + N_2) \text{ for all } (k_1, k_2)$$

- $s(n_1, n_2)$ 为实数，意味着 $S(k_1, k_2)$ 为**厄密特对称**的。

$ S(0,0) $	$ S(1,0) $	$ S(2,0) $	$ S(3,0) $	$ S(2,0) $	$ S(1,0) $
$ S(0,1) $	$ S(1,1) $	$ S(2,1) $	$ S(3,1) $	$ S(4,1) $	$ S(5,1) $
$ S(0,2) $	$ S(1,2) $	$ S(2,2) $	$ S(3,2) $	$ S(4,2) $	$ S(5,2) $
$ S(0,3) $	$ S(1,3) $	$ S(2,3) $	$ S(3,3) $	$ S(2,3) $	$ S(1,3) $
$ S(0,2) $	$ S(5,2) $	$ S(4,2) $	$ S(3,2) $	$ S(2,2) $	$ S(1,2) $
$ S(0,1) $	$ S(5,1) $	$ S(4,1) $	$ S(3,1) $	$ S(2,1) $	$ S(1,1) $

0	$\phi(1,0)$	$\phi(2,0)$	0	$-\phi(2,0)$	$-\phi(1,0)$
$\phi(0,1)$	$\phi(1,1)$	$\phi(2,1)$	$\phi(3,1)$	$\phi(4,1)$	$\phi(5,1)$
$\phi(0,2)$	$\phi(1,2)$	$\phi(2,2)$	$\phi(3,2)$	$\phi(4,2)$	$\phi(5,2)$
0	$\phi(1,3)$	$\phi(2,3)$	0	$-\phi(2,3)$	$-\phi(1,3)$
$-\phi(0,2)$	$-\phi(5,2)$	$-\phi(4,2)$	$-\phi(3,2)$	$-\phi(2,2)$	$-\phi(1,2)$
$-\phi(0,1)$	$-\phi(5,1)$	$-\phi(4,1)$	$-\phi(3,1)$	$-\phi(2,1)$	$-\phi(1,1)$

2D DFT的性质 (cont'd)

- 循环位移

$$s(\langle n_1 - M_1 \rangle_{N_1}, \langle n_2 - M_2 \rangle_{N_2}) \leftrightarrow S(k_1, k_2) e^{-j2\pi(\frac{M_1 k_1}{N_1} + \frac{M_2 k_2}{N_2})}$$

- 循环卷积

$$h(n_1, n_2) \circledast \circledast s(n_1, n_2) \leftrightarrow H(k_1, k_2) S(k_1, k_2)$$

- 帕斯瓦尔定理:

$$\sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} |s(n_1, n_2)|^2 = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} |S(k_1, k_2)|^2$$

二维离散余弦变换 (2D DCT)

- 广泛应用于**图像与视频压缩标准**中

- 1) 不同于DFT的复数域运算，DCT是实数域运算
- 2) 可将信号进行对称延拓后使用FFT进行计算
- 3) 基函数可分离：二维DCT可转换成两个一维DCT的串联

- DCT共有**8种类型**，其中最常用的方式为**类型II**：

- 正变换**
$$C(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} 4s(n_1, n_2) \cos\left(\frac{\pi k_1}{2N_1} (2n_1 + 1)\right) \cos\left(\frac{\pi k_2}{2N_2} (2n_2 + 1)\right)$$

$$0 \leq k_1 \leq N_1 - 1, \quad 0 \leq k_2 \leq N_2 - 1$$

- 反变换**

$$s(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} w(k_1) w(k_2) C(k_1, k_2) \cos\left(\frac{\pi k_1}{2N_1} (2n_1 + 1)\right) \cos\left(\frac{\pi k_2}{2N_2} (2n_2 + 1)\right)$$

$$\text{其中: } w(k) = \begin{cases} \frac{1}{2} & k = 0 \\ 1 & k \neq 0 \end{cases}$$

DCT

- 类型II DCT的**对称延拓**可表示为：

$$g(n) = s(n) + s(2N - 1 - n), \quad 0 \leq n \leq 2N - 1$$

- 使用**2N点FFT**计算N点信号 $g(n)$ 的N点DCT $C(k)$ 的步骤如下：

1) 构造 $2N$ 点对称延拓信号 $g(n)$ 。

2) 计算 $g(n)$ 的 $2N$ 点DFT $G(k)$, $k = 0, \dots, 2N - 1$ 。

3) $C(k) = W_{2N}^{k/2} G(k)$, $k = 0, \dots, N - 1$, 其中: $W_{2N}^k = e^{-j \frac{2\pi k}{2N}}$

- **DCT的高频系数**具有比DFT更低的能量，这是由于**对称延拓**的缘故。

DCT (cont'd)

设 $h(n)=g(n-1/2)=s(n-1/2)+s(2N-1/2-n)$,

$1/2 \leq n \leq 2N-1/2$ 为关于 $n=N$ 对称的偶函数

则：

$$\begin{aligned} H(k) &= \sum_{n=1/2}^{2N-1/2} h(n) e^{-j\frac{\pi kn}{N}} \\ &= \sum_{n=1/2}^{2N-1/2} h(n) \cos \frac{\pi kn}{N} - j \sum_{n=1/2}^{2N-1/2} h(n) \sin \frac{\pi kn}{N} \\ &= 2 \sum_{n=1/2}^{N-1/2} h(n) \cos \frac{\pi kn}{N} \\ &= 2 \sum_{n=1/2}^{N-1/2} g(n-1/2) \cos \frac{\pi kn}{N} \\ &= 2 \sum_{n=1/2}^{N-1/2} s(n-1/2) \cos \frac{\pi kn}{N} \end{aligned}$$

DCT (cont'd)

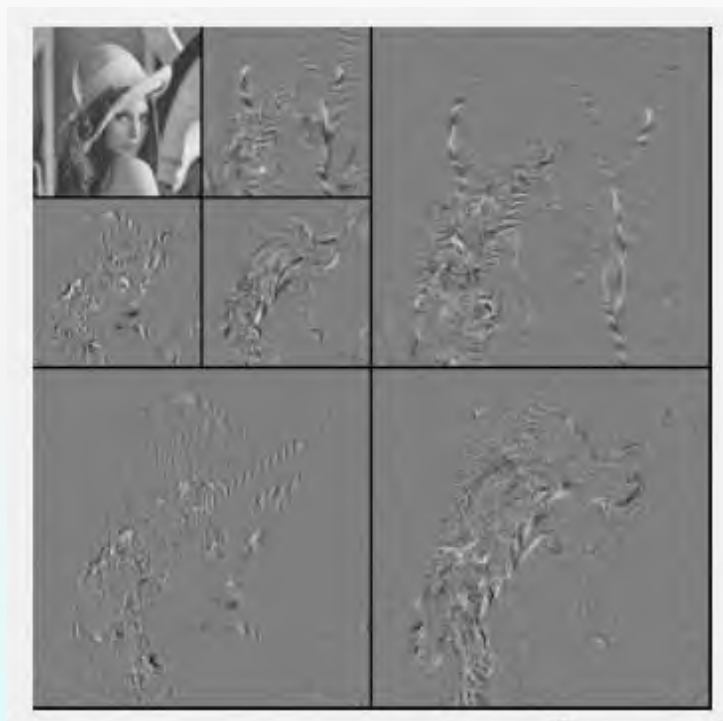
$$\begin{aligned}\text{令 } n' = n - \frac{1}{2}, \text{ 则 } H(k) &= 2 \sum_{n'=0}^{N-1} s(n') \cos \frac{\pi k \left(n' + \frac{1}{2}\right)}{N} \\ &= 2 \sum_{n'=0}^{N-1} s(n') \cos \frac{\pi k (2n' + 1)}{2N} \\ &= \text{DCT}[s(n)]\end{aligned}$$

$$\text{又 } H(k) = \text{DFT} \left[g \left(n - \frac{1}{2} \right) \right] = e^{-j \frac{\pi k}{2N}} \text{DFT}[g(n)],$$

$$\text{因此: } \text{DCT}[s(n)] = e^{-j \frac{\pi k}{2N}} \text{DFT}[g(n)]$$

二维离散小波变换 (2D DWT)

- 二维离散小波变换 (2D DWT) 为多尺度图像表示。



- 关于2D DWT的讨论将放在第3章中FIR滤波与多尺度图像表示

二维信号与变换的显示

- 二维函数可以被显示为**灰度图、等距（曲面）图、等高线图**，可由 MATLAB 绘制。
- 适当的**比例缩放**对于灰度图的显示是非常重要的，例如显示图像的2D DFT或对多幅图像进行比较时。常见的比例缩放方法为**线性最小/最大缩放和非线性缩放**
例如：对傅里叶变换幅值的对数缩放：

$$D(u_1, u_2) = \log(1 + |F(u_1, u_2)|)$$

其中D() 表示显示图像，F()表示实际的傅里叶变换

二维信号与变换的显示

- 曲面图：可给出3D绘图的外观. 线框图或阴影图可表示曲面。注意曲面的某些部分可能会被遮挡。对于点扩散函数以及系统的频率响应的显示非常有用。
- 等高线图：所有具有某个特定值的点将被连接在一起形成一条连续的曲线。这种类型的图对于二维函数的最小/最大值定位非常有用。