

# 第五章 快速傅里叶变换FFT

郑南宁 教授

## 本章主要内容

- FFT算法的基本原理
- 基2FFT算法的理论推导
- 按时间抽取的FFT算法
- 按频率抽取的FFT算法
- IDFT的快速运算方法
- 利用FFT计算线性卷积和线性相关

## 5.1 FFT算法的基本原理

### ■ 矩阵方程 - DFT的计算量分析

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1$$

上式表示 $N$ 个方程的计算。若 $N=4$ ，上式可以展开为 $N$ 个方程求解形式

$$\begin{aligned} X(0) &= x(0)W^0 + x(1)W^0 + x(2)W^0 + x(3)W^0 \\ X(1) &= x(0)W^0 + x(1)W^1 + x(2)W^2 + x(3)W^3 \\ X(2) &= x(0)W^0 + x(1)W^2 + x(2)W^4 + x(3)W^6 \\ X(3) &= x(0)W^0 + x(1)W^3 + x(2)W^6 + x(3)W^9 \end{aligned}$$

式中 $W = e^{-j(2\pi/N)}$ 。为方便起见，这里用 $W^{nk}$ 替代 $W_N^{nk}$ 。

可进一步表示成矩阵运算形式

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix}$$

把前面的矩阵形式重写如下

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1A)$$

或更紧凑地表示成

$$X(k) = W^{nk} x(n)$$

考察式(5.1A)，可以看到，由于 $W$ 是复数， $x(n)$ 也可能是复数，因此

- 1、每计算一个 $X(k)$ ，需要 $N$ 次复数乘法， $N-1$ 次复数加法；
- 2、完成矩阵运算，即整个DFT运算，就需要 $N^2$ 次复数乘法和 $N(N-1)$ 次复数加法；
- 3、每个复数乘法包含4次实数乘法和2次实数加法，每个复数加法包含2次实数加法。

例如：

当 $N=8$ ，复乘次数=64，复加次数=56；

当 $N=1024$ ，复乘次数 $(1024)^2=1048576$ ，复加次数： $1024 \times (1024-1)=1047552$

**DFT的复数相乘与复数相加的运算复杂度都为 $O(N^2)$ ，计算量大，难以做到实时处理**

## ■ 直观上讨论如何减少计算DFT所需的乘法和加法次数

把矩阵(5.1A) 重写如下

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1A)$$

➔

(5.1A) 改写为

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & W^1 & W^2 & W^3 \\ 1 & W^2 & W^0 & W^2 \\ 1 & W^3 & W^2 & W^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1B)$$

**直观推导 (第一步) :** 利用关系  $W^{nk} = W^{((nk))_N}$

因此, 如  $N = 4, n = 2, k = 3$  时, 则  $W^6 = W^2$

这是因为

$$\begin{aligned} W^{nk} &= W^6 = e^{(-j\frac{2\pi}{4})(6)} = e^{-j3\pi} \\ &= W^{((nk))_N} = W^2 = e^{(-j\frac{2\pi}{4})(2)} = e^{-j\pi} \end{aligned}$$

## 直观推导 (第二步)

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & W^1 & W^2 & W^3 \\ 1 & W^2 & W^0 & W^2 \\ 1 & W^3 & W^2 & W^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1C)$$

将式(5.1C)中的矩阵 $[W^{nk}]$   
分解因子成如下形式

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1D)$$

式(5.1D)与式(5.1C)比较, 可以看到, 式(5.1D)两个方阵相乘得到式(5.1C)的方阵, 但其中第一行和第二行相互交换了, 注意, 考虑这里的行交换, 需要改写式(5.1D)的列矢量 $X(k)$ , 改写后的矢量用 $\overline{X(k)}$ 表示:

$$\overline{X(k)} = \begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} \quad (5.1E)$$

矩阵因子分解是FFT算法之所以有效的关键 (注意其变换结果 $\overline{X(k)}$ 是乱序的)

重写式 (5.1D)

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1D)$$

承认上式的正确性（尽管结果是乱序的），就可以进一步讨论计算上述这个方程的乘法次数

首先设（先给出上式等号最右边两个矩阵相乘-中间计算步骤）

$$\begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_1(1) \\ x_1(2) \\ x_1(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1F)$$

即，列矢量 $x_1(n)$ 等于式(5.1D)右边两个矩阵的乘积，元素 $x_1(0)$ 的计算要用一次复数乘法和一次复数加法来确定，即

$$x_1(0) = x(0) + W^0 x(2)$$

为了推得普遍的结果，这里 $W^0$ 不化为1

(5.1G)

$x_1(1)$ 的计算也是用一次复数乘法和一次复数加法来确定，但计算 $x_1(2)$ 只要一次复数加法，这是因为， $W^0 = -W^2$ ，因此

$$x_1(2) = x(0) + W^2 x(2) = x(0) - W^0 x(2) \quad (5.1H)$$

上式中的复数乘法 $W^0 x(2)$ 已在计算 $x_1(0)$ 时计算过了。

同理，计算 $x_1(3)$ 也只要一次复数加法，不需要乘法。这样中间矢量 $x_1(n)$ 只需要四次复数加法，不需作乘法。

下面继续完成式(5.1D)的计算（计算列矢量 $x_2(0)$ ）

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1D)$$

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2(0) \\ x_2(1) \\ x_2(2) \\ x_2(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_1(1) \\ x_1(2) \\ x_1(3) \end{bmatrix} \quad (5.1I)$$

$x_2(0)$ 项可用一次复数乘法和一次复数加法来确定，即

$$x_2(0) = x_1(0) + W^0 x_1(1) \quad (5.1J)$$

$x_2(1)$ 的计算，只要一次复数加法，因为， $W^0 = -W^2$ 。同样， $x_2(2)$ 只要一次复数乘法和一次复数加法，而 $x_2(3)$ 的计算只要一次复数加法。

因此，用式(5.1D)计算 $\bar{X}(k)$ ，总共需4次复数乘法和8次复数加法，而直接计算DFT需要16次复数乘法和12次复数加法。



在前面计算式(5.1D)时, 矩阵分解因子过程中, 由于把零引入了被分解的矩阵, 从而减少了乘法次数。

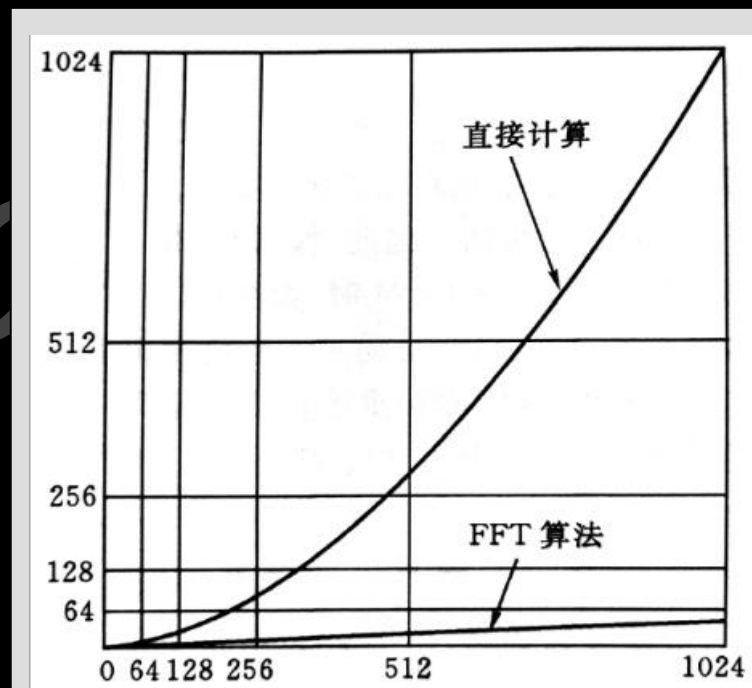
- 对于  $N = 2^M$  的FFT算法, 简单地讲, 就是将  $N \times N$  的矩阵分解为  $M$  个  $N \times N$  矩阵 (每一个矩阵的具有复数加法和复数加法次数最少的特性)
- 将大  $N$  的DFT分解为若干小点数的DFT的组合, 使整个DFT的计算过程变成一系列迭代运算过程
- 引伸上面例子的结果, 可以看到,  $N=2^M$  的FFT算法只需要  $N \cdot M/2$  次复数乘法和  $N \cdot M$  次复数加法, 而直接计算DFT需要  $N^2$  次复数乘法和  $N(N-1)$  次复数加法。

若只考虑乘法次数, 直接计算DFT与FFT的计算时间之比的近似关系

$$\frac{N^2}{N \cdot M/2} = \frac{2N}{M}$$

对于  $N=1024=2^{10}$ , 可以使计算量减少到约**200比1**

计算复杂度从  $O(N^2)$  下降为  $O(N \log(N))$



**N点DFT和FFT所需乘法次数的比较**

在前面计算式(5.1D)时, 矩阵分解因子过程中引进了一个差异, 在计算式(5.1D)时, 得到的是 $\overline{X(k)}$ , 而不是 $X(k)$ , 即

$$\overline{X(k)} = \begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} \quad \text{代替了} \quad X(k) = \begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} \quad (5.1K)$$

这种重新排列, 是矩阵分解过程固有的。可直接对 $\overline{X(k)}$ 重新排序得到 $X(k)$

### 对结果重新排序

用相应的二进制数代替自变量 $k$ , 重写 $X(k)$

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} \quad \text{变成} \quad \begin{bmatrix} X(00) \\ X(10) \\ X(01) \\ X(11) \end{bmatrix}$$

将上面矩阵的二进制数位序反转

$$\overline{X(k)} = \begin{bmatrix} X(00) \\ X(10) \\ X(01) \\ X(11) \end{bmatrix} \quad \text{反转} \quad \begin{bmatrix} X(00) \\ X(01) \\ X(10) \\ X(11) \end{bmatrix} = X(k)$$

以上讨论了  $N=4$  的 FFT 算法, 对于  $N > 4$  的 FFT 算法按式(5.1D)的方式描述矩阵因子分解过程比较麻烦, 后面将用图解的方式讨论式(5.1D)的计算过程, 用这种形式导出计算机的流程图

## ■ 减少DFT计算量的依据

DFT的公式

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1$$

改进DFT计算效率的多数方法利用了 $W_N^{nk}$ 的周期性和对称性，即

$W_N^{nk}$ 的周期性

$$W_N^{nk} = W_N^{(n+N)k} = W_N^{n(k+N)}$$

$W_N^{nk}$ 的共轭对称性

$$W_N^{-nk} = (W_N^{nk})^* = W_N^{k(N-n)}$$

且由于 $W_N^{N/2} = e^{-j\pi} = -1$ ，有

$$W_N^{(k+N/2)} = -W_N^k$$

同时利用 $W_N^{nk}$ 的对称性和周期性可以大大减少DFT的计算量

**举例** 对实数序列 $x(n)$ , 利用权重的对称性, 则可将其DFT公式中含有 $n$ 和 $N-n$ 的项组合在一起

$$\begin{aligned}
 & \underline{x(n)W_N^{nk} + x(N-n)W_N^{(N-n)k}} \\
 &= x(n)W_N^{nk} + x(N-n)(W_N^{nk})^* \\
 &= \underline{[x(n) + x(N-n)]\text{Re}(W_N^{nk}) + j[x(n) - x(N-n)]\text{Im}(W_N^{nk})}
 \end{aligned}$$

原式需4次实数乘法

变形以后需2次实数乘法

对其它项也做类似的组合处理, 计算DFT的乘法次数就减少一半

## ■ 实数序列的FFT算法

通常考虑时间的实函数，而频率函数通常是复的，因此要设计一个即能减少计算DFT，又能计算IDFT的程序，就要假设一个复序列 $x(n)$ 的FFT

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} [x_r(n) + jx_i(n)] e^{-j2\pi nk/N}$$

因为，根据复数共轭的反变换公式可以得到：

$$x(n) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{k=0}^{N-1} [\operatorname{Re}(X(k)) + j\operatorname{Im}(X(k))]^* e^{-j2\pi nk/N} \right]^*$$

由于上面两式中，包含着共同的因子 $e^{-j2\pi nk/N}$ ，因此，用同一个程序就可以计算DFT和它的反变换。

## ■ 利用复时间函数的虚部, 使实函数的FFT计算有更高的效率

## □ 同时计算两个实序列的FFT

我们希望用下列复序列的形式：

$$v(n) = x(n) + jy(n)$$

同时计算两个实序列 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的DFT。也就是说， $v(n)$ 是由两个实函数组成，其中一个实函数作为虚部。

按DFT的线性性质， $v(n)$ 的DFT由下式给出：

$$\begin{aligned} V(k) &= X(k) + jY(k) \\ &= [X_R(k) + jX_I(k)] + j[Y_R(k) + jY_I(k)] \\ &= \underline{[X_R(k) - Y_I(k)]} + j\underline{[X_I(k) + Y_R(k)]} \\ &= V_R(k) + jV_I(k) \end{aligned}$$

重写如下  $V_R(k) = [X_R(k) - Y_I(k)], \quad V_I(k) = [X_I(k) + Y_R(k)]$

由上式可以看到，求得的 $V(k)$ 的实部和虚部既含有的 $X(k)$ 成分，也有 $Y(k)$ 的成分，可以把 $V_R(k)$ 和 $V_I(k)$ 分解成奇偶序列，即：

$$V(k) = \left\{ \left[ \frac{V_R(k) + V_R(N-k)}{2} \right] + \left[ \frac{V_R(k) - V_R(N-k)}{2} \right] \right\} \\ + j \left\{ \left[ \frac{V_I(k) + V_I(N-k)}{2} \right] + \left[ \frac{V_I(k) - V_I(N-k)}{2} \right] \right\}$$

偶序列                      奇序列                      偶序列                      奇序列

**根据DFT性质：**

若 $w(n)$ 是实序列，则  $W(k) = \underbrace{W_R(k)}_{\text{偶序列}} + j \underbrace{W_I(k)}_{\text{奇序列}}$

若 $w(n)$ 是纯虚序列，则  $W(k) = \underbrace{W_R(k)}_{\text{奇序列}} + j \underbrace{W_I(k)}_{\text{偶序列}}$

由上述的性质可以得出两个序列 $X(k)$ 和 $Y(k)$ 如下

$$X(k) = \left[ \frac{V_R(k) + V_R(N-k)}{2} \right] + j \left[ \frac{V_I(k) - V_I(N-k)}{2} \right] \quad (A)$$

$$jY(k) = \left[ \frac{V_R(k) - V_R(N-k)}{2} \right] + j \left[ \frac{V_I(k) + V_I(N-k)}{2} \right]$$

或者

$$Y(k) = \left[ \frac{V_I(k) + V_I(N-k)}{2} \right] - j \left[ \frac{V_R(k) - V_R(N-k)}{2} \right] \quad (B)$$

做一次 $N$ 点复序列的DFT，就能同时把两个 $N$ 点实序列的DFT求出来，因为求得 $V(k) = V_R(k) + jV_I(k)$ 后，按式(A)、(B)即可组合出 $X(k)$ 和 $Y(k)$ ，显然使运算效率提高一倍。



## □ 同时计算两个实序列的FFT的步骤

1. 函数 $x(n)$ 和 $y(n)$ 是实序列,  $n = 0, 1, \dots, N - 1$ 。
2. 构成复序列:  $v(n) = x(n) + jy(n)$ ,  $n = 0, 1, \dots, N - 1$

3. 计算

$$V(k) = \sum_{n=0}^{N-1} v(n)e^{-j2\pi nk/N} = V_R(k) + jV_I(k), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1$$

式中 $V_R(k)$ 和 $jV_I(k)$ 分别为 $V(k)$ 的实部和虚部。

4. 计算

$$\begin{cases} X(k) = \frac{1}{2}[V_R(k) + V_R(N-k)] + j\frac{1}{2}[V_I(k) - V_I(N-k)] \\ Y(k) = \frac{1}{2}[V_I(k) + V_I(N-k)] - j\frac{1}{2}[V_R(k) - V_R(N-k)] \end{cases} \quad k = 0, 1, \dots, N - 1$$

这里 $X(k)$ 和 $Y(k)$ 分别为 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的DFT。

## □ 用 $N$ 点变换计算 $2N$ 点实序列的FFT

考虑一个用 $2N$ 个样本点描述的序列 $x(n)$ ，其 $2N$ 点的DFT变换为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{2N-1} x(n) W_{2N}^{kn}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, 2N - 1$$

我们希望用 $N$ 点的DFT来计算序列 $x(n)$ 的DFT

也就是说，我们希望把 $2N$ 点的序列 $x(n)$ 分解为两个 $N$ 点的序列。但是，序列 $x(n)$ 不能简单地分成两半，而要按 $n$ 的奇偶分为两组，即

$$\begin{cases} x(2r) = u(r) \\ x(2r + 1) = v(r) \end{cases}, \quad r = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

式中序列 $u(r)$ 等于 $x(r)$ 的偶数号样本点，而 $v(r)$ 等于奇数号样本点（注意， $u(r)$ 和 $v(r)$ 并不是由 $x(n)$ 分解所得的偶函数和奇函数）

这样就可以把长度为 $2N$ 的实序列 $x(n)$ 分解为两个 $N$ 点实序列（奇偶两组）计算：

$$\begin{aligned}
 X(k) &= \sum_{n=0}^{2N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/2N} = \sum_{r=0}^{N-1} x(2r) e^{-j2\pi k(2r)/2N} + \sum_{r=0}^{N-1} x(2r+1) e^{-j2\pi k(2r+1)/2N} \\
 &= \sum_{r=0}^{N-1} x(2r) e^{-j2\pi k(r)/N} + e^{-j\pi k/N} \sum_{r=0}^{N-1} x(2r+1) e^{-j2\pi k(r)/N} \\
 &= \sum_{r=0}^{N-1} u(r) e^{-j2\pi k(r)/N} + e^{-j\pi k/N} \sum_{r=0}^{N-1} v(r) e^{-j2\pi k(r)/N} \\
 &= U(k) + e^{-j\pi k/N} V(k), \quad k = 0, 1, 2, \dots, 2N-1
 \end{aligned}$$

其中 $U(k)$ 、 $V(k)$ 是两个长度为 $N$ 的实序列 $u(r)$ 、 $v(r)$ 的DFT，可以通过前面讨论的“同时计算两个实序列的FFT的方法”实现。

虽然上式中的 $k$ 是从0到 $2N-1$ ，但由于 $U(k+N)=U(k)$ 、 $V(k+N)=V(k)$ ，只需计算 $0 \leq n \leq N-1$ 的 $U(k)$ 和 $V(k)$ ，又由于 $N \leq k \leq 2N-1$ 时，有 $e^{-j\pi k/N} = -e^{-j\pi(k+N)/N}$ ，所以当 $N \leq k \leq 2N-1$ 时，令 $k = N+l$ ，则

$$\begin{aligned}
 X(k) &= X(N+l) = U(l) + e^{-j\pi(l+N)/N} V(l) \\
 &= U(l) - e^{-j\pi k/N} V(l), \quad l = 0, 1, 2, \dots, N-1
 \end{aligned}$$

## 5.2 基2FFT算法的理论推导

### ■ 记号的定义

考虑DFT变换式 ( $N = 2^\gamma$ )

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (5.2A)$$

这里  $W_N = e^{-j2\pi/N}$ 。需要把整数  $n$  和  $k$  表成二进制数；也就是说，如果假设  $N = 4$ ，那么  $\gamma = 2$ ， $n$  和  $k$  可用两位二进制数表示：

$$k = 0, 1, 2, 3 \text{ 或者 } k = (k_1, k_0) = 00, 01, 10, 11$$

$$n = 0, 1, 2, 3 \text{ 或者 } n = (n_1, n_0) = 00, 01, 10, 11$$

把上面的  $k$  和  $n$  写成如下紧凑形式：

$$k = 2k_1 + k_0, \quad n = 2n_1 + n_0 \quad (5.2B)$$

这里  $k_0, k_1, n_0$  和  $n_1$  只能取值 0 和 1。式 (5.2B) 只是把相应的十进制数  $k$  写成二进制数的一种方法。

当 $N = 4$ 时，可把式(5.2A)改写为（为方便起见，用 $W^{nk}$ 替代 $W_N^{nk}$ ）

$$X(k_1, k_0) = \sum_{n_0=0}^1 \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{(2n_1+n_0)(2k_1+k_0)} \quad (5.2C)$$

注意，为了计算二进制表示的 $n$ 的所有位，公式(5.2A)中单个求和号现在必须用 $\gamma$ 个求和号来代替。

## ■ $W^p$ 的因子分解

现在研究 $W^p$ 这一项。由于 $W^{a+b} = W^a \cdot W^b$ ，所以

$$\begin{aligned} W^{(2n_1+n_0)(2k_1+k_0)} &= W^{2n_1(2k_1+k_0)} \cdot W^{n_0(2k_1+k_0)} \\ &= [W^{4n_1k_1}] W^{2n_1k_0} W^{n_0(2k_1+k_0)} = W^{2n_1k_0} W^{n_0(2k_1+k_0)} \end{aligned} \quad (5.2D)$$

注意，方括号中的项等于1，因为

$$\underline{W^{4n_1k_1} = [W^4]^{n_1k_1} = [e^{-j2\pi 4/4}]^{n_1k_1} = [1]^{n_1k_1} = 1} \quad (5.2E)$$

这样，公式(5.2C)就可以写成下面的形式

$$X(k_1, k_0) = \sum_{n_0=0}^1 \left[ \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \right] W^{n_0(2k_1 + k_0)} \quad (5.2F)$$

这个公式代表了FFT算法的基础。为了说明这一点，下面分别研究公式(5.2F)中各个求和式。首先重写上式方括号内的求和式为

$$x_1(k_0, n_0) = \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \quad (5.2G)$$

由上式可得

$$\begin{cases} x_1(0,0) = x(0,0) + x(1,0)W^0 \\ x_1(0,1) = x(0,1) + x(1,1)W^0 \\ x_1(1,0) = x(0,0) + x(1,0)W^2 \\ x_1(1,1) = x(0,1) + x(1,1)W^2 \end{cases} \quad (5.2H)$$

把式(5.2H)重写

$$\begin{cases} x_1(0,0) = x(0,0) + x(1,0)W^0 \\ x_1(0,1) = x(0,1) + x(1,1)W^0 \\ x_1(1,0) = x(0,0) + x(1,0)W^2 \\ x_1(1,1) = x(0,1) + x(1,1)W^2 \end{cases} \quad (5.2H)$$

如果把式(5.2H)重写成矩阵形式, 有

$$\begin{bmatrix} x_1(0,0) \\ x_1(0,1) \\ x_1(1,0) \\ x_1(1,1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0,0) \\ x(0,1) \\ x(1,0) \\ x(1,1) \end{bmatrix} \quad (5.2I)$$

注意到上式正好是5.1节中导出的矩阵方程(5.1F)

$$\begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_1(1) \\ x_1(2) \\ x_1(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1F)$$

但式(5.2I)中的 $n$ 是用二进制表示的。

因此，式(5.2F)方括号

$$X(k_1, k_0) = \sum_{n_0=0}^1 \left[ \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \right] W^{n_0(2k_1 + k_0)} \quad (5.2F)$$

里边的求和式代表前面5.1节直观推导DFT计算次数时的式(5.1D)的第一个矩阵因子

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1D)$$



同样，如果把式(5.2F)

$$X(k_1, k_0) = \sum_{n_0=0}^1 \left[ \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \right] W^{n_0(2k_1+k_0)} \quad (5.2F)$$

的外层的求和写成

$$x_2(k_0, k_1) = \sum_{n_0=0}^1 x_1(k_0, n_0) W^{n_0(2k_1+k_0)} \quad (5.2J)$$

进一步写成矩阵形式，得到

$$\begin{bmatrix} x_2(0,0) \\ x_2(0,1) \\ x_2(1,0) \\ x_2(1,1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(0,0) \\ x_1(0,1) \\ x_1(1,0) \\ x_1(1,1) \end{bmatrix} \quad (5.2K)$$

将式 (5.2K) 重写

$$\begin{bmatrix} x_2(0,0) \\ x_2(0,1) \\ x_2(1,0) \\ x_2(1,1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(0,0) \\ x_1(0,1) \\ x_1(1,0) \\ x_1(1,1) \end{bmatrix} \quad (5.2K)$$

这就是矩阵方程(5.1F)。所以式(5.2F)外层的求和定义了前面5.1节直观推导DFT计算次数时的式(5.1D)的第二个矩阵因子

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(2) \\ X(1) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & W^0 & 0 & 0 \\ 1 & W^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & W^1 \\ 0 & 0 & 1 & W^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & W^0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^0 \\ 1 & 0 & W^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & W^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \end{bmatrix} \quad (5.1D)$$

从公式 (5.2F) 和 (5.2J) , 有(见下页)

从公式(5.2F)和(5.2J) , 有

$$X(k_1, k_0) = \sum_{n_0=0}^1 \left[ \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \right] W^{n_0(2k_1+k_0)} \quad (5.2F)$$

$$x_2(k_0, k_1) = \sum_{n_0=0}^1 x_1(k_0, n_0) W^{n_0(2k_1+k_0)} \quad (5.2J)$$

于是

$$X(k_1, k_0) = x_2(k_0, k_1) \quad (5.2L)$$

也就是说, 由外层求和得到的最后结果 $x_2(k_0, k_1)$ 与我们所要求的 $X(k_1, k_0)$ , 它们的位序是倒序的。

如果把公式(5.2G)、(5.2J)和(5.2L)相联立，即

$$\begin{cases} x_1(k_0, n_0) = \sum_{n_1=0}^1 x(n_1, n_0) W^{2n_1 k_0} \\ x_2(k_0, k_1) = \sum_{n_0=0}^1 x_1(k_0, n_0) W^{n_0(2k_1+k_0)} \\ X(k_1, k_0) = x_2(k_0, k_1) \end{cases} \quad (5.2M)$$

上面方程组(5.2M)便是库利-图基最初为 $N = 4$ 列出的FFT算法。在这一组方程中，第二个方程是由第一个方程计算的，所以称它们是递归的。

## 5.3 按时间抽取的FFT算法

### ■ 算法原理 (基2-FFT)

先将 $x(n)$ 按 $n$ 的奇偶分为两组, 设 $N=2^M$ , 不足时补零,  $n$ 用变量 $2r$ 表示, 即

$$n \text{ 为偶数: } x(2r) = x_1(r), \quad r = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1$$

$$n \text{ 为奇数: } x(2r + 1) = x_2(r), \quad r = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1$$

因此有

$$\begin{aligned} X(k) &= \text{DFT}[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk} \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk} + \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk} \\ &\quad \text{(n为偶数)} \quad \text{(n为奇数)} \\ &= \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x(2r) W_N^{2rk} + \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x(2r+1) W_N^{(2r+1)k} \\ &= \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(r) (W_N^2)^{rk} + W_N^k \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_2(r) (W_N^2)^{rk} \end{aligned}$$

由于  $W_N^2 = e^{-j\frac{2\pi}{N}2} = e^{-j2\pi/(\frac{N}{2})} = W_{N/2}$ , 上式可表示为:

$$X(k) = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(r) W_{\frac{N}{2}}^{rk} + W_N^k \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_2(r) W_{\frac{N}{2}}^{rk} = X_1(k) + W_N^k X_2(k)$$

式中  $k = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1$

其中

$$\left\{ \begin{array}{l} X_1(k) = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(r) W_{\frac{N}{2}}^{rk} = \text{DFT}(x_1(r)) \\ X_2(k) = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_2(r) W_{\frac{N}{2}}^{rk} = \text{DFT}(x_2(r)) \end{array} \right.$$

## ■ 结论

- 1、 $X_1(k)$ ,  $X_2(k)$ 均为 $N/2$ 点的DFT;
- 2、 $X(k) = X_1(k) + W_N^k X_2(k)$ 只能确定出 $X(k)$ 的 $k=0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1$ 的值, 即 $X(k)$ 前一半的结果。

## ■ $X(k)$ 后一半的计算

根据 $W_N^{nk}$ 的周期性有 $W_{N/2}^{r(k+N/2)} = W_{N/2}^{rk}$ , 所以有:

$$X_1\left(\frac{N}{2} + k\right) = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(r) W_{\frac{N}{2}}^{r(\frac{N}{2}+k)} = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(r) W_{\frac{N}{2}}^{rk} = X_1(k)$$

同理有  $X_2\left(\frac{N}{2} + k\right) = X_2(k) \quad k = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1$

这就是说,  $X_1(k)$ 、 $X_2(k)$ 的后一半, 分别等于其前一半的值

又由于 $W_N^{(N/2+k)} = W_N^{N/2} W_N^k = -W_N^k$ , 且 $X_1(k)$ 、 $X_2(k)$ 以 $N/2$ 为周期, 故有:

$$X\left(k + \frac{N}{2}\right) = X_1\left(k + \frac{N}{2}\right) + W_N^{k+\frac{N}{2}} X_2\left(k + \frac{N}{2}\right) = X_1(k) - W_N^k X_2(k) \quad , \quad k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1$$

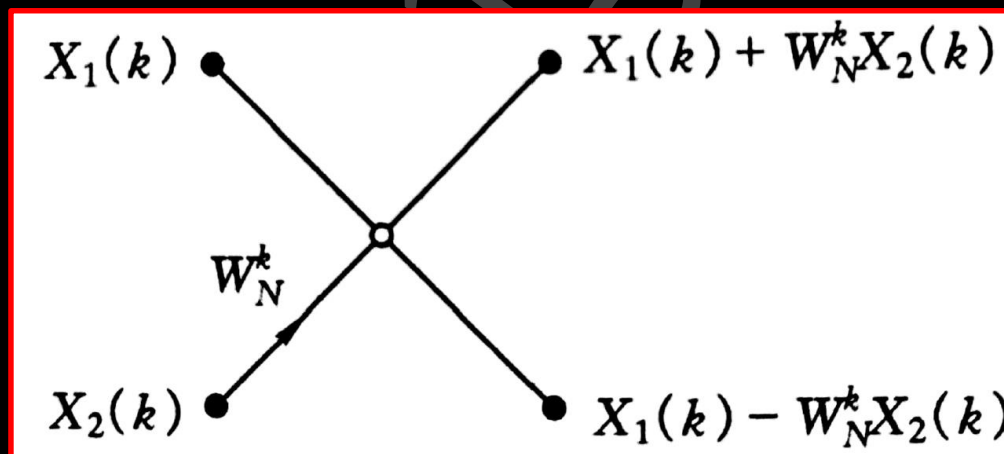
可见,  $X(k)$ 的后一半, 也完全由 $X_1(k)$ 、 $X_2(k)$ 所确定。所以,  **$N$ 点的DFT可由两个 $N/2$ 点的DFT来计算。**

## ■ 蝶形运算

由 $X_1(k)$ 、 $X_2(k)$ 来表示 $X(k)$ 的运算如下

$$\begin{cases} X(k) = X_1(k) + W_N^k X_2(k) \\ X(k + \frac{N}{2}) = X_1(k) - W_N^k X_2(k) \end{cases} \quad (k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1)$$

实现上式运算的流图称作**蝶形运算**





## ■ 举例

$N=8$ 序列的DFT, 可以分解为两个 $N/2=4$ 点的DFT, 具体方法如下:

1、 $n$ 为偶数时的序列 $x_1(n)$ 为

$$x_1(0) = x(0), x_1(1) = x(2), x_1(2) = x(4), x_1(3) = x(6)$$

进行 $N/2=4$ 点的DFT得 $X_1(k)$

$$X_1(k) = \sum_{r=0}^3 x_1(r) W_4^{rk} = \sum_{r=0}^3 x(2r) W_4^{rk}, k = 0, 1, 2, 3$$

2、 $n$ 为奇数时的序列 $x_2(n)$ 为

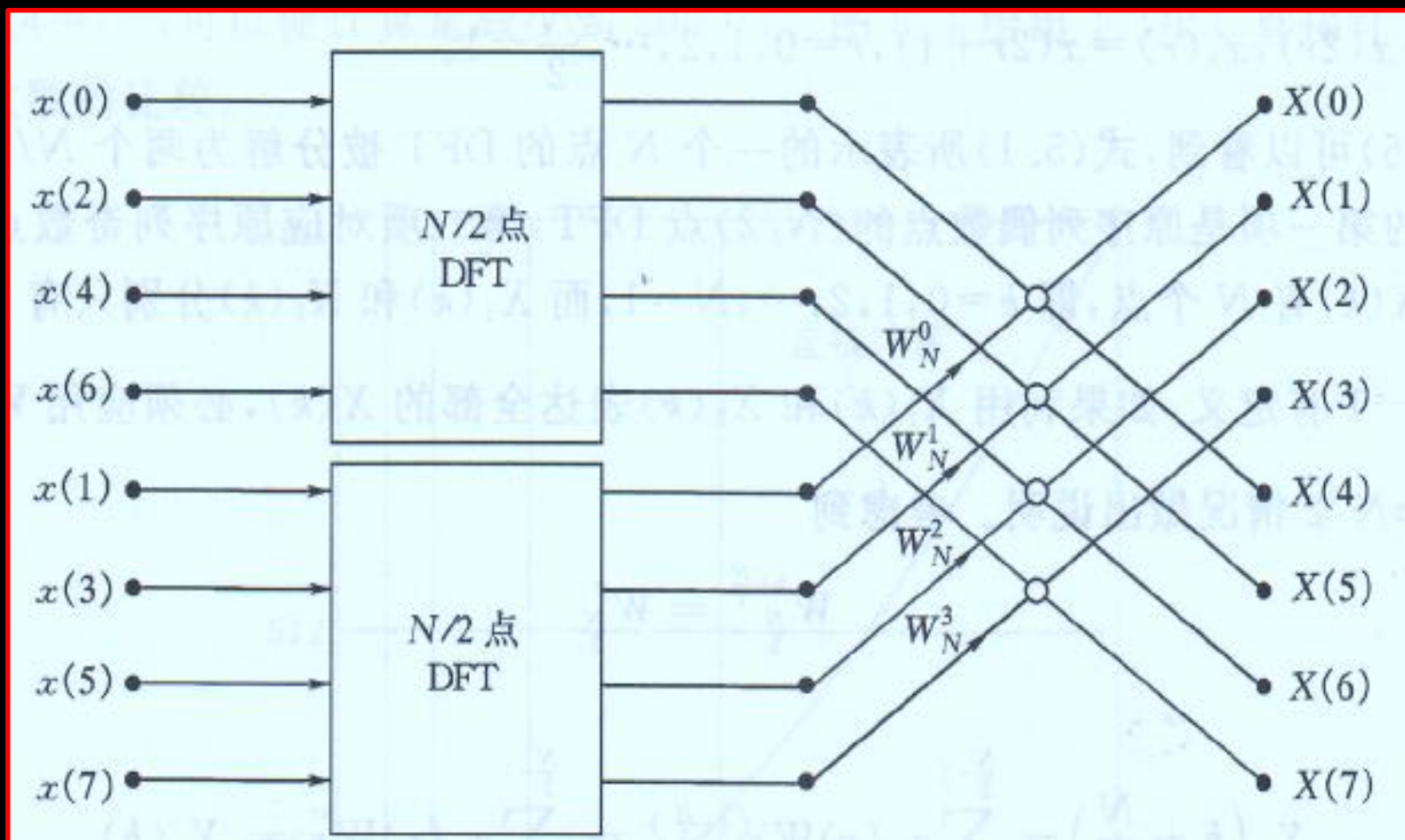
$$x_2(0) = x(1), x_2(1) = x(3), x_2(2) = x(5), x_2(3) = x(7)$$

进行 $N/2=4$ 点的DFT得 $X_2(k)$

$$X_2(k) = \sum_{r=0}^3 x_2(r) W_4^{rk} = \sum_{r=0}^3 x(2r+1) W_4^{rk}, k = 0, 1, 2, 3$$

根据蝶形运算, 即可由4点 $X_1(k)$ 和4点 $X_2(k)$ 来计算全部 $N=8$ 点 $X(k)$

3、对 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$ 进行蝶形运算，前半部为 $X(0)$ 到 $X(3)$ ，后半部分为 $X(4)$ 到 $X(7)$ ，整个过程如下图所示：



## ■ 迭代奇偶分组

按照奇偶分组的基本思想,不妨对每个 $N/2$ 的序列进一步奇偶分组,从而进一步减少运算量。假设序列总长 $N=2^L$ ,就可以这样分解 $L$ 层。当不满足时,可以补零操作。

1、对前面的偶序列 $x_1(r)$ ,  $r = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1$ 进一步奇偶数分解, 即

$$x_1(2l) = x_3(l), \quad l = 0, \dots, \frac{N}{4} - 1$$

$$x_1(2l+1) = x_4(l), \quad l = 0, \dots, \frac{N}{4} - 1$$

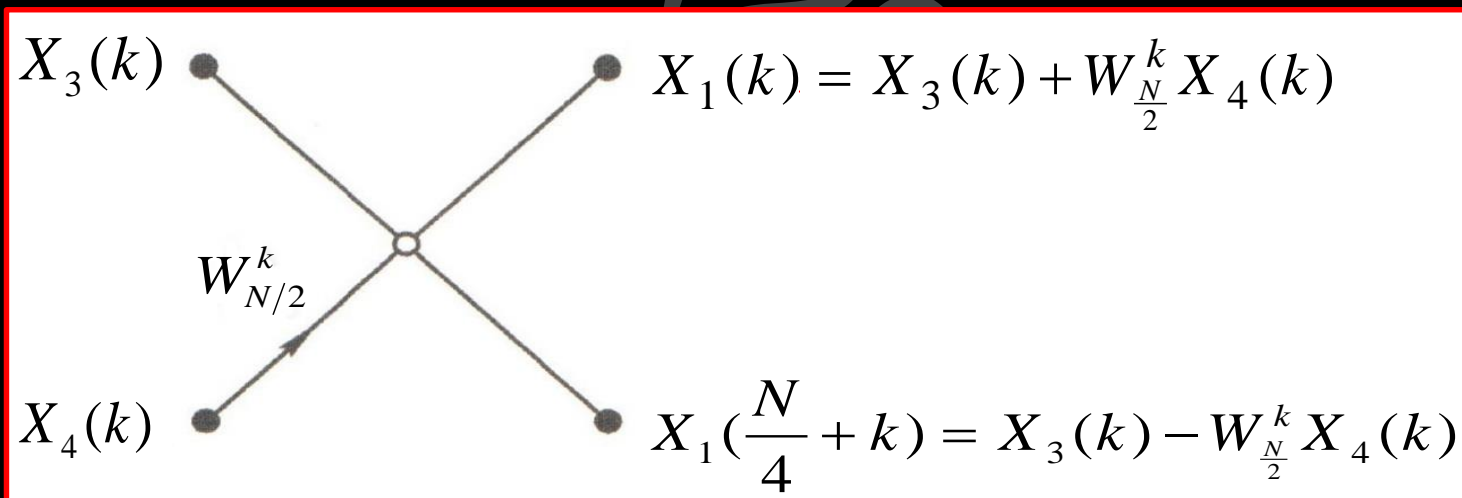
分别进行 $N/4$ 点的DFT, 得到:

$$\begin{cases} X_3(k) = \sum_{l=0}^{\frac{N}{4}-1} x_3(l) W_{N/4}^{lk}, & k = 0, \dots, \frac{N}{4} - 1 \text{ (偶数序列中再取偶)} \\ X_4(k) = \sum_{l=0}^{\frac{N}{4}-1} x_4(l) W_{N/4}^{lk}, & k = 0, \dots, \frac{N}{4} - 1 \text{ (偶数序列中再取奇)} \end{cases}$$

利用蝶形运算，可用 $N/4$ 点的 $X_3(k)$ 和 $X_4(k)$ 计算 $N/2$ 点的 $X_1(k)$ ，即

$$\begin{cases} X_1(k) = X_3(k) + W_{\frac{N}{2}}^k X_4(k) \\ X_1(\frac{N}{4} + k) = X_3(k) - W_{\frac{N}{2}}^k X_4(k) \end{cases} \quad k = 0, 1, \dots, \frac{N}{4} - 1$$

其蝶形运算流图如下



2、同样对前面的奇序列 $x_2(r)$ ,  $r = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1$ 进一步奇偶数分解为 $N/4$ 的序列 $x_5(l)$ 和 $x_6(l)$ , 并分别进行 $N/4$ 点的DFT如下

$$\begin{cases} X_5(k) = \sum_{l=0}^{N/4-1} x_2(2l) W_{N/4}^{lk} = \sum_{l=0}^{N/4-1} x_5(l) W_{N/4}^{lk} & \text{(奇数序列中再取偶序号子序列)} \\ X_6(k) = \sum_{l=0}^{N/4-1} x_2(2l+1) W_{N/4}^{lk} = \sum_{l=0}^{N/4-1} x_6(l) W_{N/4}^{lk} & \text{(奇数序列中再取奇序号子序列)} \end{cases}$$

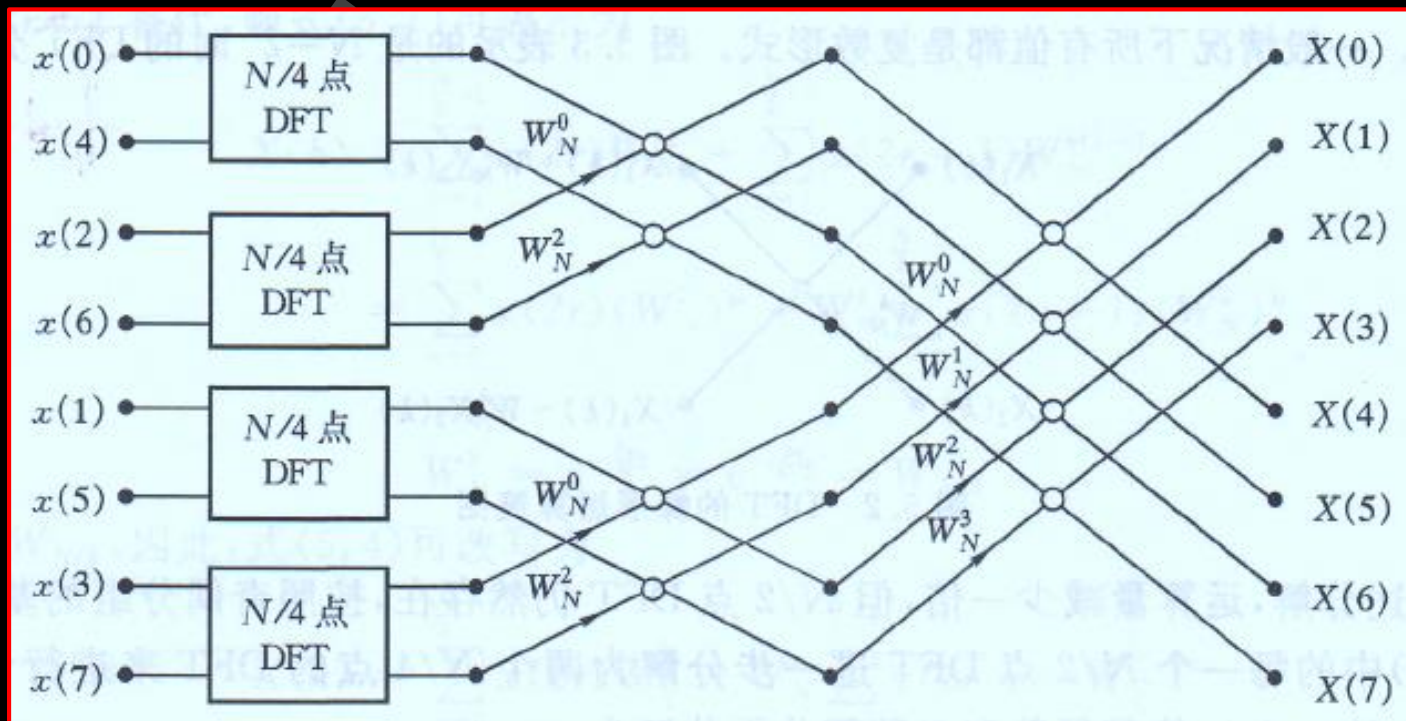
由 $X_5(k)$ 、 $X_6(k)$ 进行蝶形运算计算 $N/2$ 点的 $X_2(k)$ , 得到

$$\begin{cases} X_2(k) = X_5(k) + W_{N/2}^k X_6(k) ; k = 0, 1, \dots, \frac{N}{4} - 1 \\ X_2(\frac{N}{4} + k) = X_5(k) - W_{N/2}^k X_6(k) ; k = 0, 1, \dots, \frac{N}{4} - 1 \end{cases}$$

所以,  $N$ 点的DFT分解为四个 $N/4$ 点的DFT来计算。

### 3、两级蝶形计算流图如下

(为减少参数个数, 设  $W_{N/2}^0 = W_N^0$ ,  $W_{N/2}^1 = W_N^2$ )



经过上述两级蝶形运算, 用四个  $N/4$  点 DFT 计算  $N$  点序列的 DFT, 其运算量可再减少约一半, 即为  **$N$  点 DFT 计算量的  $1/4$**

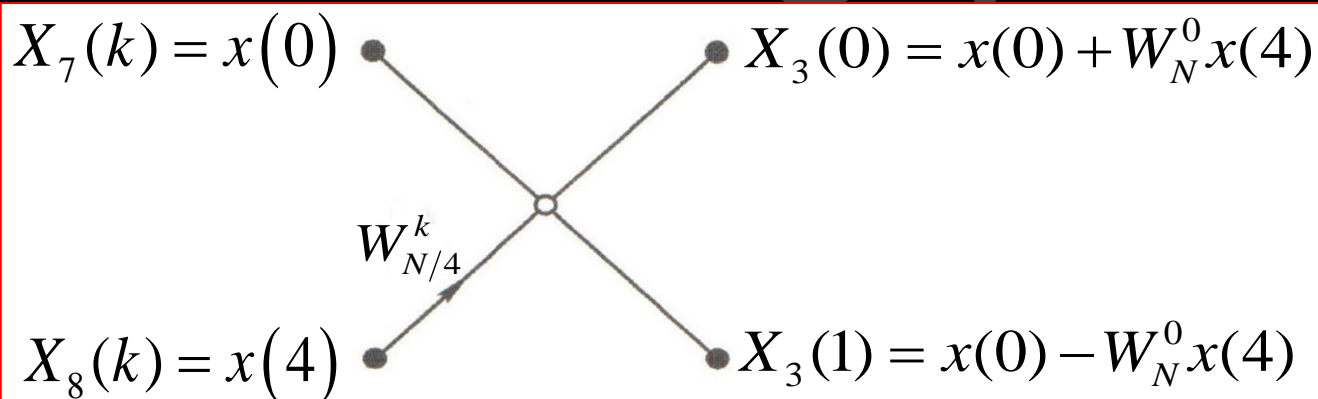
#### 4、最后一级——2点DFT的蝶形运算

对于 $N=2^3=8$ 时DFT，经过2级迭代，即为 $N/4$ 点即为两点DFT。

以  $X_3(k) = \sum_{l=0}^1 x_3(l)W_2^{lk}$ ,  $k=0,1$  为例，即

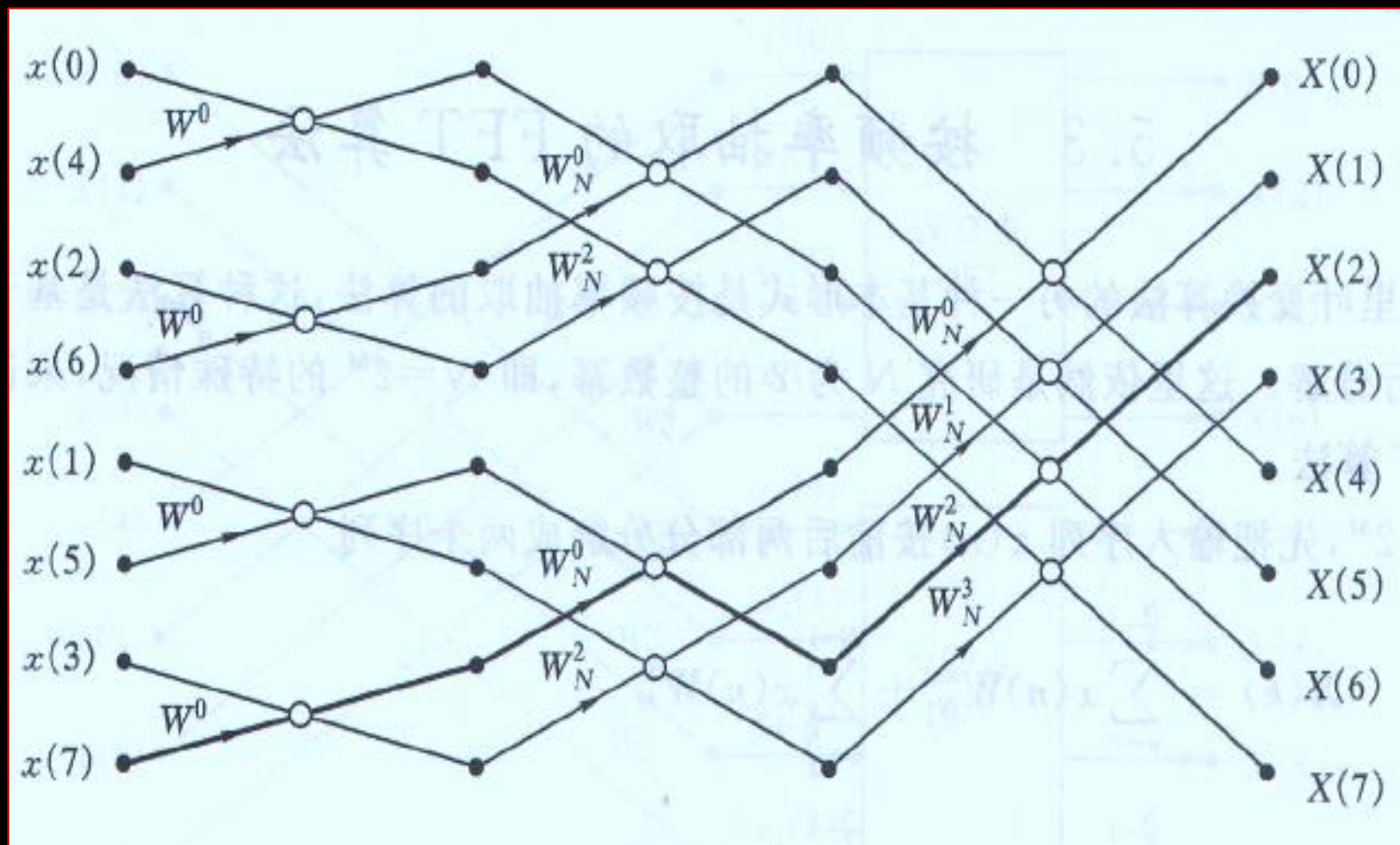
$$\begin{cases} X_3(0) = x_7(0) + W_{N/4}^0 x_8(0) = x(0) + W_N^0 x(4) \\ X_3(1) = x_7(0) - W_{N/4}^0 x_8(0) = x(0) - W_N^0 x(4) \end{cases}$$

2点DFT仍可以用蝶形运算分解为单点DFT，进一步减少运算量，即





5、最终，得到 $N=2^M=8$ 点DFT分解为 $M=3$ 级迭代的蝶形运算流图如下：



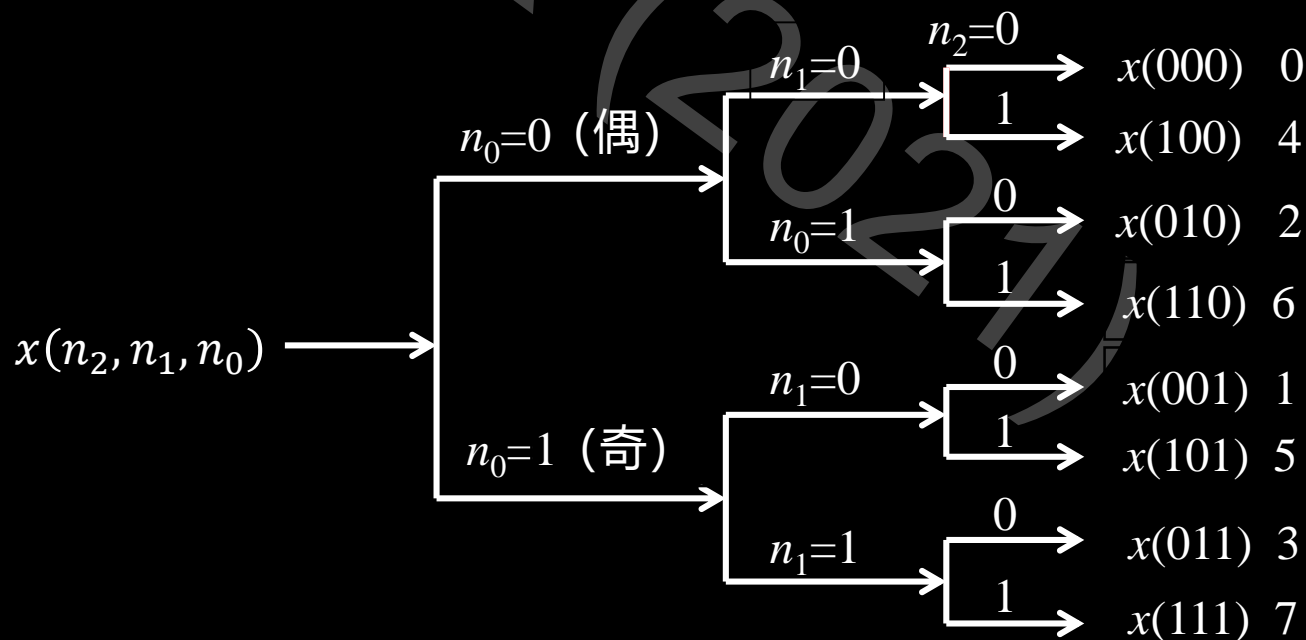


## ■ 倒位序的实现

由上图可知，按时域抽取FFT的输出 $X(k)$ 按自然顺序排列在存储单元，而输入是按以下顺序排列在存储单元：

$$x(0), x(4), x(2), x(6); x(1), x(5), x(3), x(7)$$

这种顺序称作**倒位序**，它是由奇偶分组造成的。



## ■ 码位倒置与自然序号的关系

对 $N=8=2^3$ 的输入序列，序号二进制为 $(n_2, n_1, n_0)_2$ ，其倒位序二进制为 $(n_0, n_1, n_2)_2$ 。

码位倒置与自然序号的关系

自然顺序	二进制 $n_2n_1n_0$	倒位序二进制 $n_0n_1n_2$	倒位顺序
0	0 0 0	0 0 0	0
1	0 0 1	1 0 0	4
2	0 1 0	0 1 0	2
3	0 1 1	1 1 0	6
4	1 0 0	0 0 1	1
5	1 0 1	1 0 1	5
6	1 1 0	0 1 1	3
7	1 1 1	1 1 1	7

## 5.4 按频率抽取的FFT算法

### ■ 算法原理 (基2FFT)

1、把 $N=2^M$ 的输入序列 $x(n)$ 按前后两部分分解为2个 $N/2$ 长的短序列,  $x(n)$ 的DFT可以计算为

$$\begin{aligned}
 X(k) &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk} \\
 &= \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{nk} + \sum_{n=N/2}^{N-1} x(n) W_N^{nk} \quad \text{前后分组} \\
 &= \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n) W_N^{nk} + \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n + \frac{N}{2}) W_N^{(n+N/2)k} \\
 &= \sum_{n=0}^{N/2-1} \left[ x(n) + x(n + \frac{N}{2}) W_N^{(N/2)k} \right] W_N^{nk}
 \end{aligned}$$

由于  $W_N^{\frac{N}{2}k} = \left(W_N^{\frac{N}{2}}\right)^k = (-1)^k$

因此  $X(k) = \sum_{n=0}^{N/2-1} \left[ x(n) + (-1)^k x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^{nk} \quad k = 0, 1, \dots, N-1$

2、将 $N$ 点DFT输出序列 $X(k)$ 按 $k$ 的奇偶分组分为两个 $N/2$ 点DFT

当 $k$ 为偶数, 即  $k=2r$  时, 有  $(-1)^k = 1$

当 $k$ 为奇数, 即  $k=2r+1$  时, 有  $(-1)^k = -1$

这样,  $X(k)$  可分为两部分:

$k$  为偶数时

$$\begin{aligned} X(2r) &= \sum_{n=0}^{N/2-1} \left[ x(n) + x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^{2nr} \\ &= \sum_{n=0}^{N/2-1} \left[ x(n) + x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_{N/2}^{nr} \quad 0 \leq r \leq \frac{N}{2} - 1 \end{aligned}$$

$k$  为奇数时

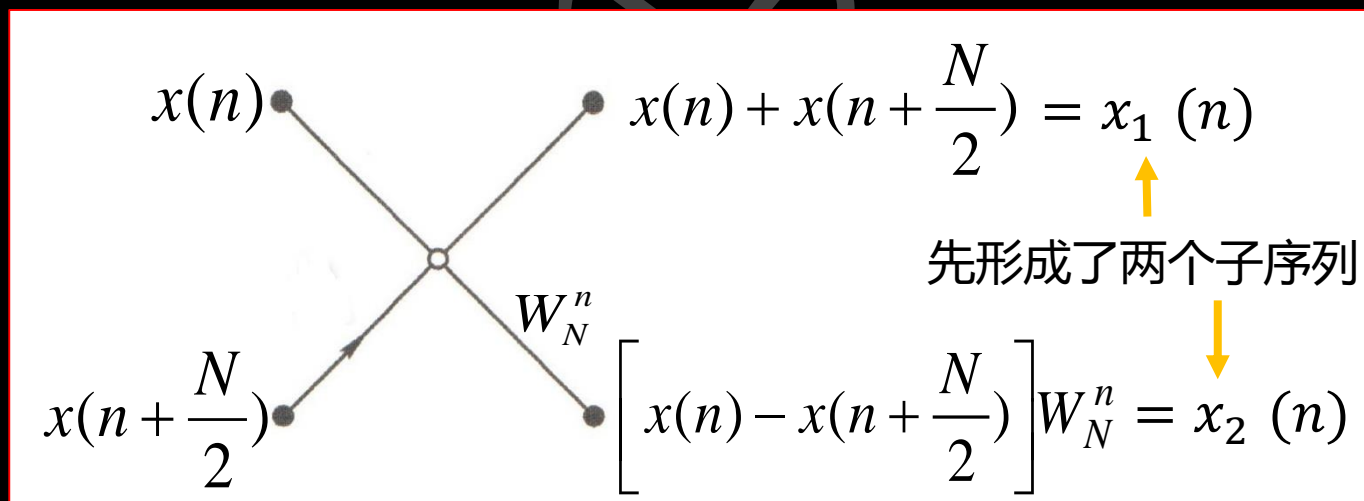
$$\begin{aligned} X(2r+1) &= \sum_{n=0}^{N/2-1} \left[ x(n) - x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^{n(2r+1)} \\ &= \sum_{n=0}^{N/2-1} \left\{ \left[ x(n) - x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^n \right\} W_{N/2}^{nr}, \quad 0 \leq r \leq \frac{N}{2} - 1 \end{aligned}$$

上面两式均满足  $N/2$  点 DFT 的定义式

### 3、蝶形运算

$$\begin{cases} X(2r) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} \left[ x(n) + x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_{\frac{N}{2}}^{nr} \\ X(2r+1) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} \left\{ \left[ x(n) - x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^n \right\} W_{\frac{N}{2}}^{nr} \end{cases} \quad 0 \leq n \leq \frac{N}{2}-1$$

对 $x(n)$ 和 $x(n + \frac{N}{2})$ 进行如下蝶形运算



#### 4、 $N=8$ 时的计算流图（先形成子序列，得到两个4点的DFT运算）

$$X(2r) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} \left[ x(n) + x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_{\frac{N}{2}}^{nr}$$

$$X(2r+1) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} \left\{ \left[ x(n) - x\left(n + \frac{N}{2}\right) \right] W_N^n \right\} W_{\frac{N}{2}}^{nr}$$

$$x_1(n) = x(n) + x\left(n + \frac{N}{2}\right)$$

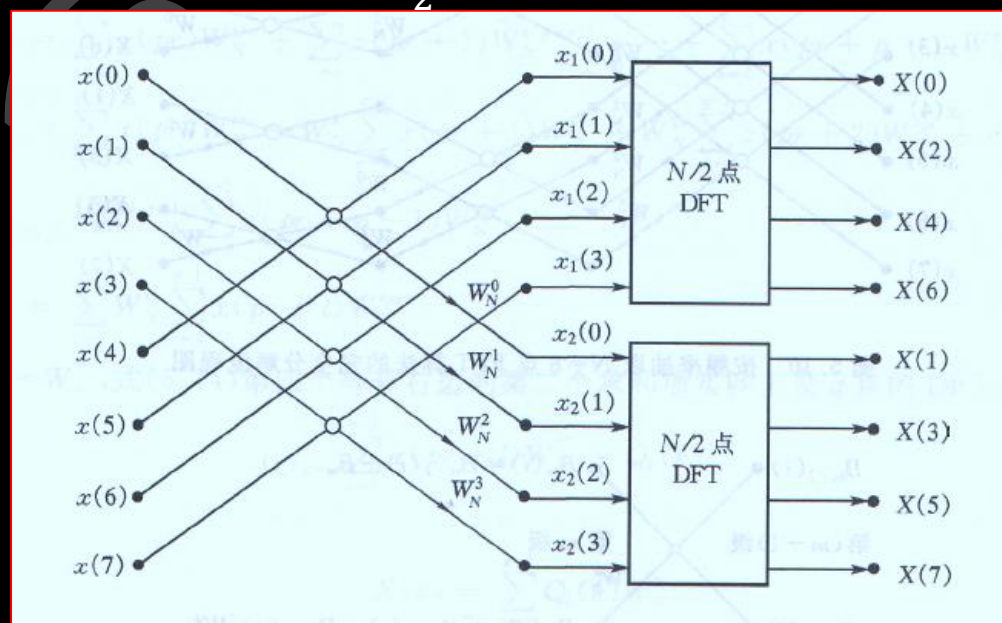
$$x_2(n) = [x(n) - x\left(n + \frac{N}{2}\right)] W_N^n$$

$$\text{子序列 } 0 \leq n \leq \frac{N}{2} - 1$$

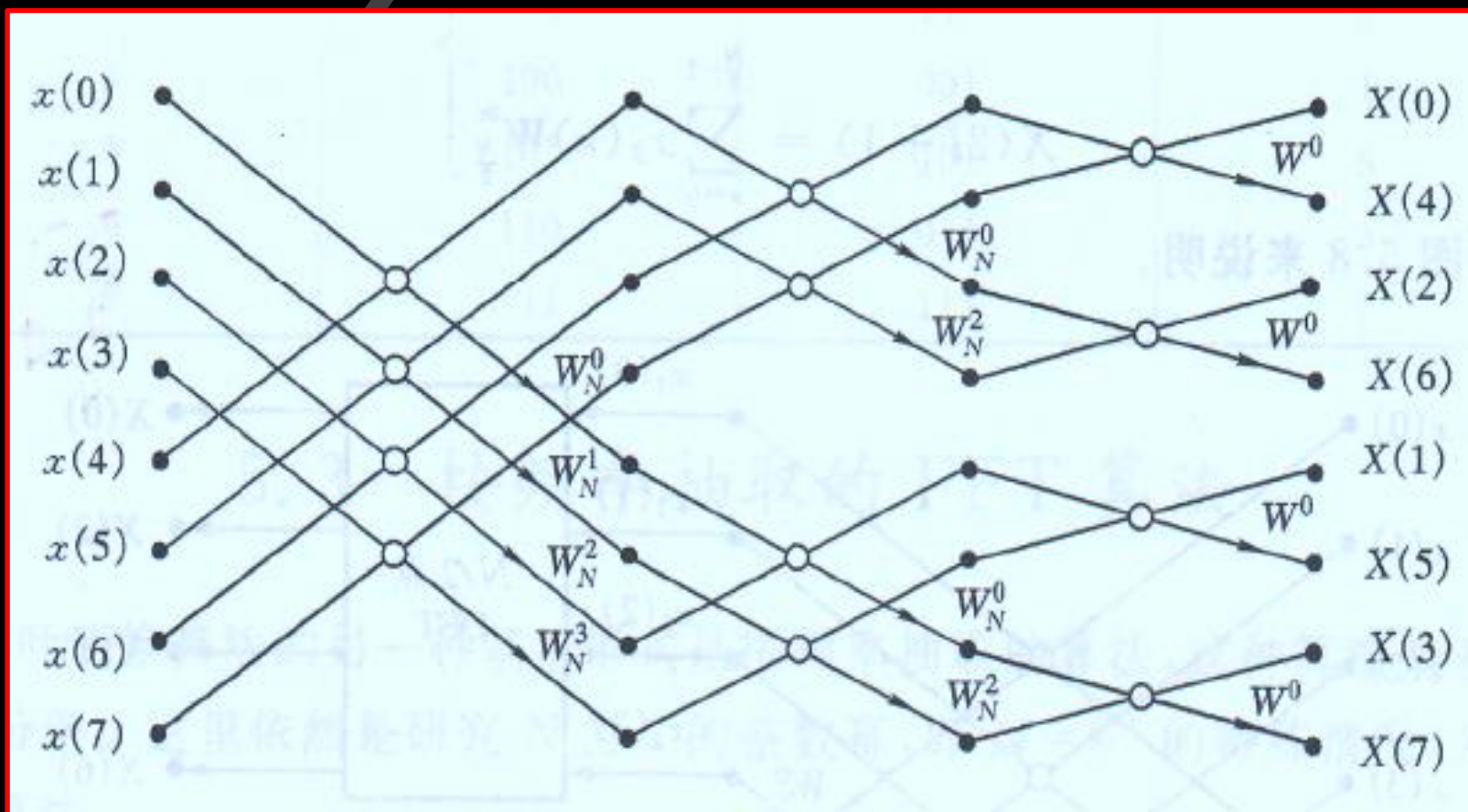
因为  $W_N^2 = W_{\frac{N}{2}}$ ，于是，由上面两组公式得到两个  $\frac{N}{2}$  点的DFT运算，即

$$X(2r) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1(n) W_{\frac{N}{2}}^{rn}$$

$$X(2r+1) = \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} x_2(n) W_{\frac{N}{2}}^{rn}$$



5、按照时域抽取FFT的思路，再将 $N/2$ 点DFT按 $k$ 的奇偶进一步分解为两个 $N/4$ 点的DFT，如此迭代进行下去，直至分解为单点DFT。得到 $N=8$ 时按频域抽取FFT的完整计算流图：





## ■ 权函数 $W_N^p$ 的确定

设迭代蝶形运算的次数为 $M$  ( $1 \leq l \leq M$ )次, 计算序列的长度为 $N = 2^M$ ,  $l$ 表示计算阵列的第 $l$ 列。

权函数 $W_N^p$ 的计算主要是确定 $p$ 值,  $p$ 值计算的一种方法如下:

- 1、把 $p$ 值表示成 $M$ 位的二进制数 $(p)_2$ , 其中 $M$ 应满足:  $M = \log_2 N$ ,  $N$ 为处理点数;
- 2、将 $(p)_2$ 右移 $(M-l)$ 位, 并把左边的空位补零, 结果依然为 $M$ 位;
- 3、将移位补零的 $M$ 位二进制数进行比特倒置;
- 4、倒置后的二进制数转换成十进制数即得到 $p$ 值。

■ 一节点的权函数是 $W_N^p$ , 其对偶节点的权函数必然为 $W_N^{p+N/2}$ , 而且 $W_N^p = -W_N^{p+N/2}$ , 所以对偶节点可按下式计算

$$\begin{cases} x_l(k) = x_{l-1}(k) + W_N^p x_{l-1}(k + N/2^l) \\ x_l(k + N/2^l) = x_{l-1}(k) - W_N^p x_{l-1}(k + N/2^l) \end{cases}$$

## ■ 两种FFT的主要异同

### 1、不同点

**倒位序不同**：按时域抽取FFT的输入为倒位序，输出为自然顺序；按频域抽取FFT的输入为自然顺序，输出为倒位序。

**蝶形运算形式不同**。

### 2、相同点

**运算量相同**，均为 $(N/2)\log_2 N$ 次复乘， $N \log_2 N$ 次复加；  
两种FFT形式上具有左右（输入、输出）对称性。

## 5.5 IDFT的快速运算方法

### ■ 算法原理

$$\begin{aligned} X(k) &= \text{DFT}[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk} \\ x(n) &= \text{IDFT}[X(k)] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k)W_N^{-nk} \end{aligned}$$

比较两式可知，只要DFT的每个系数 $W_N^{nk}$ 换成 $W_N^{-nk}$ ，最后再乘以常数 $1/N$ 就可以得到IDFT的快速算法——IFFT。

可以将常数 $1/N$ 分配到每一级蝶形运算中， $1/N=(1/2)^L$ ，即每级蝶形运算均乘以 $1/2$ 。

## ■ 不改FFT程序直接实现IFFT

由于  $[W_N^{-nk}]^* = W_N^{nk}$ ,  $[A \cdot B]^* = A^* \cdot B^*$

对IDFT取共轭, 得到

$$x^*(n) = \left[ \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) W_N^{-nk} \right]^* = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X^*(k) W_N^{nk}$$

因此有

$$x(n) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{k=0}^{N-1} X^*(k) W_N^{nk} \right]^* = \frac{1}{N} \left\{ \text{DFT} \left[ X^*(k) \right] \right\}^*$$

- 算法步骤:
- 1、先对 $X(k)$ 取共轭, 即将 $X(k)$ 的虚部乘-1;
  - 2、直接利用FFT程序计算其DFT;
  - 3、对计算结果再取一次共轭;
  - 4、最后再乘以常数 $1/N$ , 即得 $x(n)$ 。

从而, **FFT、IFFT可共用同一个子程序。**

## 5.6 利用FFT计算线性卷积和线性相关

### ■ 利用FFT计算线性卷积

$$y(n) = x(n) * h(n) = \sum_{m=0}^{L-1} x(m)h(n-m)$$

其中,  $x(n)$ 长度为 $L$ ,  $h(n)$ 长度为 $M$ ,  $L \geq M$ 。

步骤:

- 1、分别对 $x(n)$ 、 $h(n)$ 补零点至长度至少为 $N=M+L-1$ 点
- 2、用FFT求  $H(k)=\text{FFT}[h(n)]$
- 3、用FFT求  $X(k)=\text{FFT}[x(n)]$
- 4、求  $Y(k)=X(k)H(k)$
- 5、用IFFT求  $y(n)=\text{IFFT}[Y(k)]$

## ■ 利用FFT计算线性相关

$$\begin{aligned} r_{xy}(m) &= \sum_{n=0}^{L-1} x(n+m)y^*(n) = \sum_{n=0}^{L-1} x(n)y^*(n-m) \\ &= x(m) * y^*(-m) \end{aligned} \quad (\text{把线性相关转换到卷积表示})$$

其中,  $x(n)$ 长度为 $L$ ,  $y(n)$ 长度为 $M$ ,  $L \geq M$ 。

**步骤:**

- 1、将 $x(n)$ 、 $y(n)$ 补零点至长度至少为 $N=M+L-1$ 点
- 2、用FFT求  $X(k)=\text{FFT}[x(n)]$
- 3、用FFT求  $Y(k)=\text{FFT}[y(n)]$
- 4、求  $R_{xy}(k)=X(k)Y^*(k)$
- 5、用IFFT求  $r_{xy}(n)=\text{IFFT}[R_{xy}(k)]$

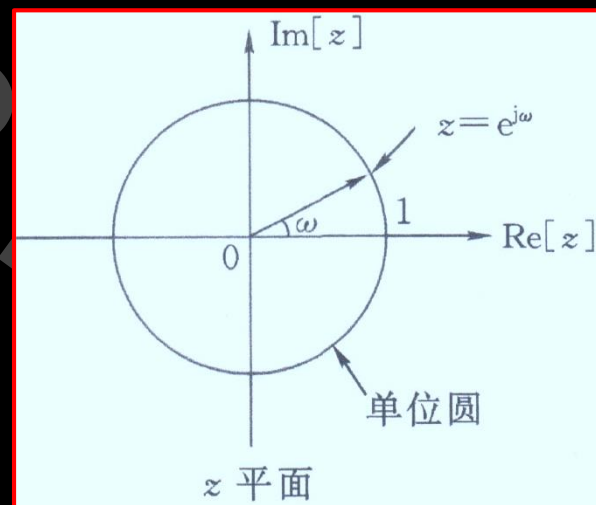
## 5.7 Chirp- $z$ 变换

### ■ 回顾：DFT与标准 $z$ 变换的关系

$$\begin{aligned}
 \text{z变换} \quad Z[x(n)] &= X(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)z^{-n} \\
 \text{DFT} \quad X(k) &= X(z) \Big|_{z=e^{j\frac{2\pi}{N}k} = W_N^{-k}} = X(e^{j\frac{2\pi}{N}k}) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{kn}
 \end{aligned}$$

在 $z$ 变换中,  $z = re^{j\omega}$ , 取单位圆  $r=1$ , 对单位圆进行等间隔采样  $\omega = \frac{2\pi}{N}k$ , 并取结果的主值区间  $k=[0, N-1]$ , 得  $z = e^{j\frac{2\pi}{N}k} = W_N^{-k}$ , 即得DFT。

在实际中, 有时对一个时间序列的某个频率分段感兴趣, 就会要求这个分段的采样频率与其它分段不一样。



## ■ Chirp-z变换的定义

$$Z[x(n)] = X(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)z^{-n}$$

在 $z$ 变换中, 使 $z$ 沿一段螺线作等角采样, 即采样点:

$$z_k = AW^{-k}, \quad k = 0, \dots, M-1$$

其中:

参数含义:

$A_0$ ——起始采样点的矢量半径

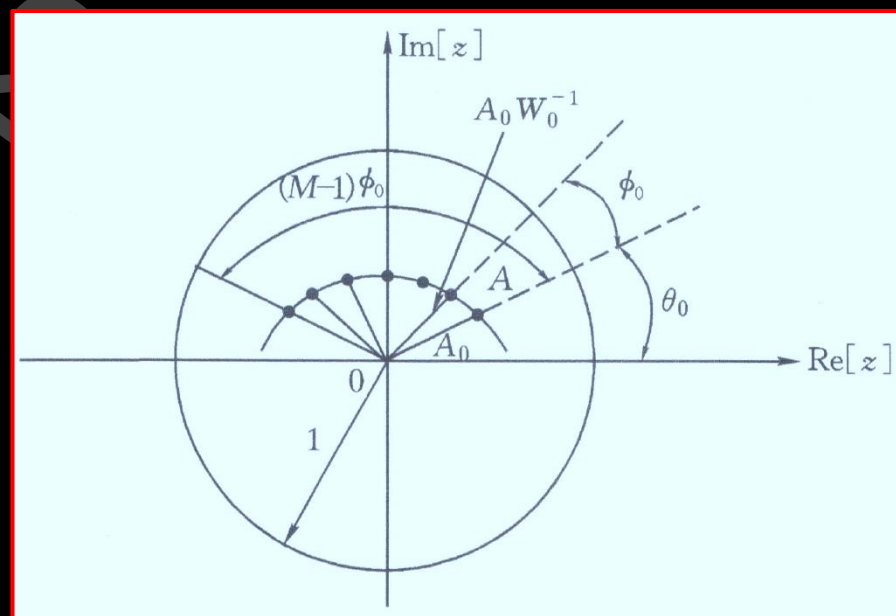
$\theta_0$ ——起始采样点的相角

$\phi_0$ ——两相邻采样点间的角度差

$W_0$ ——螺线的伸展率,

$W_0 > 1$ 时, 螺线内缩;

$W_0 < 1$ 时, 螺线外伸。





对Chirp- $z$ 变换  $z_k = AW^{-k}$ ,  $k = 0, \dots, M-1$ , 可以看出当取  $A = 1$ ,  $W = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$  时有  $z_k = e^{j\frac{2\pi}{N}k}$ ,  $k = 0, \dots, M-1$ , Chirp- $z$ 变换即退化成为DFT。

### ■ Chirp- $z$ 变换的优势

- 1、可以只计算单位圆上感兴趣的一小段频谱的采样，而非整个单位圆，这特别适用于高分辨率窄带信号；
- 2、可以计算远离单位圆的任意点处的频谱，特别适用于语音及雷达信号。

## ■ Chirp- $z$ 变换的快速算法

### CZT的定义

$$X(z_k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) z_k^{-n} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) A^{-n} W^{nk},$$

$k = 0, \dots, M-1$

代入

### Bluestein等式

$$kn = \frac{1}{2} \left[ n^2 + k^2 - (k-n)^2 \right]$$

得到

$$X(z_k) = W^{\frac{k^2}{2}} \sum_{n=0}^{N-1} \left[ x(n) A^{-n} W^{\frac{n^2}{2}} \right] W^{-\frac{(k-n)^2}{2}}$$

令

$$g(n) = x(n) A^{-n} W^{\frac{n^2}{2}}$$

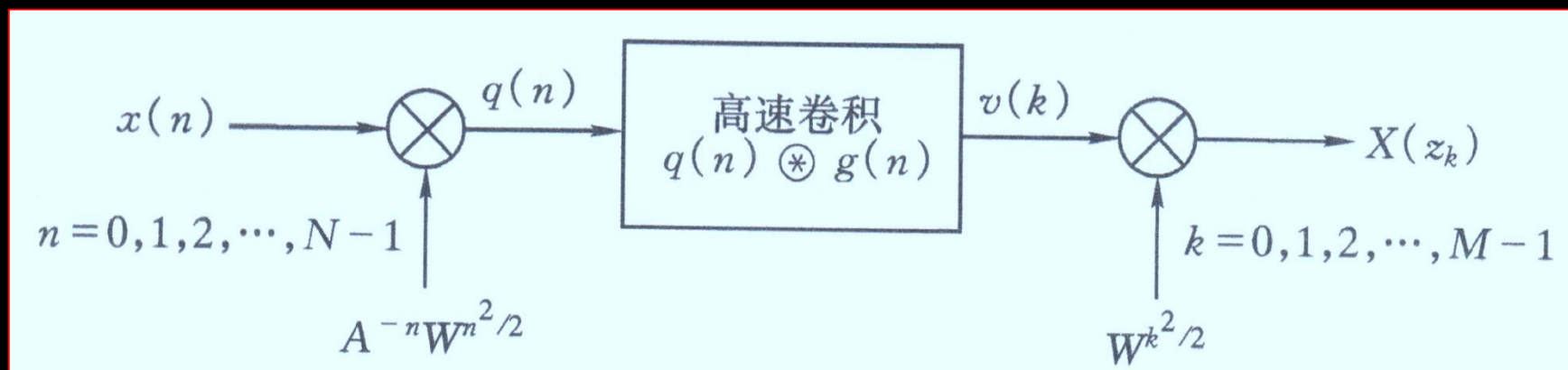
$$h(n) = W^{-\frac{n^2}{2}}$$

得到

$$X(z_k) = W^{\frac{k^2}{2}} \sum_{n=0}^{N-1} g(n) h(k-n) = W^{\frac{k^2}{2}} [g(k) * h(k)]$$

用FFT求解线性卷积即可实现CZT的快速计算

## ■ 基于卷积计算CZT变换的运算过程



卷积的长度  $L \geq N + M - 1$ , 若取  $L = N + M - 1$ , 则有

$$q(n) = \begin{cases} x(n)A^{-n}W^{n^2/2}, & n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \\ 0, & n = N, N+1, \dots, L-1 \end{cases}$$

$$g(n) = \begin{cases} W^{-n^2/2}, & 0 \leq n \leq M-1 \\ W^{-(L-n)^2/2}, & L-N+1 \leq n < L \\ \text{任意值}, & \text{其他 } n \end{cases}$$

## 本章小结

- FFT算法的基本原理
- 基2 FFT算法的理论推导
- 按时间抽取的FFT算法
- 按频率抽取的FFT算法
- IDFT的快速运算方法
- FFT在线性卷积、相关中的应用

调制. 解调.  $x(t)$ . 低频.  $10\text{Hz}$ .  $y(t)$ . 高频  $100\text{Hz}$ .

Case 1.  $x(t) + y(t) \Rightarrow X(e^{i\omega}) + Y(e^{i\omega})$ .

