卷积和多项式

基础知识

卷积

在泛函分析中,卷积、叠积(convolution)、摺积或旋积,是通过两个函数 f 和 g 生成第三个函数的一种数学算子,表征函数 f 与经过翻转和平移的 g 的乘积函数所围成的曲边梯形的面积。如果将参加卷积的一个函数看作区间的指示函数,卷积还可以被看作是"移动平均"的推广。

----维基百科

事实上,在这里我们主要讨论的是定义在数列上的卷积(即离散卷积)。最基本的一个问题是:

给定两个长度有限的序列 $\{a_i\}$, $\{b_i\}$, 求出序列 $\{c_i\}$, 使得 $c_i = \sum_{j+k=i} a_j \oplus b_k$, 其中 \oplus 是某个**满足交换律**的二元运算。

复数单位根

根据代数基本定理,复数方程 $z^n=1$ 有 n 个根,这些根互不相同,可以表示为 $e^{\frac{2\pi ki}{n}}=\cos(\frac{2\pi k}{n})+i\sin(\frac{2\pi k}{n})\quad (k\in\{0,1,\cdots,n-1\})$ 。一般记作 $w_n^k=e^{\frac{2\pi ki}{n}}$ 。

单位根具有一些很神奇的性质:

- 1. $w_n^0 = w_n^n = 1$.
- 2. $w_n^0, w_n^1, \dots, w_n^{n-1}$ 各不相同。
- 3. $w_{tn}^{tk}=w_n^k(t\geq 1), w_n^{k+n/2}=-w_n^k$ 。这一个性质有着很强的几何意义。
- 4. $w_n^{jk} = w_n^{jk \mod n}$.
- 5. $\sum_{i=0}^{n-1}w_n^i=0$ 。特别地, $orall t\in\mathbb{Z}ackslash\{0\},\sum_{i=0}^{n-1}w_n^{it}=0$ 。

原根和阶

该部分内容会在 NTT 相关材料中涉及到。

FFT (快速傅里叶变换)

基础: 离散傅里叶变换

离散傅里叶变换 (DFT) 是 FFT 的基础。

我们知道,一般我们表示多项式都是采用**系数表示**,即给出多项式的次数 n 和一个序列 $\{b_i\}$,那么这个多项式就是 $F(x) = \sum_{i=0}^n b_i x^i$ 。而 DFT 做的事情就是将一个给定多项式的系数表示转换成为点值表示(这个过程称为求值)。所谓一个多项式的**点值表示**,就是指一个 n-1 次多项式可以用 n 个不同的多项式函数图像上的点来表示。我们可以解方程求出这 n 个点对应的 n-1 次多项式,这表明了多项式和其点值表示是一一对应的。

一般的求值方法是选出任意 n 个不同的横坐标,然后代入计算。这样的时间复杂度是朴素的 $O(n^2)$ 。由于横坐标可以任取,我们考虑取一些特殊的横坐标以优化求值过程。而这里"特殊的横坐标"就是 $z^n=1$ 的 n 个单位根。

(方便起见, 我们事先约定: n 是 2 的某一个正整数次幂。)

考虑 n-1 次多项式 $F(x)=\sum_{i=0}^{n-1}b_ix^i$ 。 我们将其分为 $F(x)=\sum_{i=0}^{n/2-1}b_{2i}x^i+\sum_{i=0}^{n/2-1}b_{2i+1}x^i$,并令等号右侧中,左边的多项式为 G(x),右边的多项式为 H(x)。 那么显然有 $F(x)=G(x^2)+xH(x^2)$ 。

令
$$k < n/2$$
,代入 $x = w_n^k$,有 $(w_n^k)^2 = w_{n/2}^k$ 。那么

$$F(w_n^k) = G(w_{n/2}^k) + w_n^k H(w_{n/2}^k)$$

令
$$k < n/2$$
,代入 $x = w_n^{k+n/2}$,有 $(w_n^{k+n/2})^2 = w_n^{2k+n} = w_{n/2}^k, w_n^{k+n/2} = -w_n^k$ 。那么

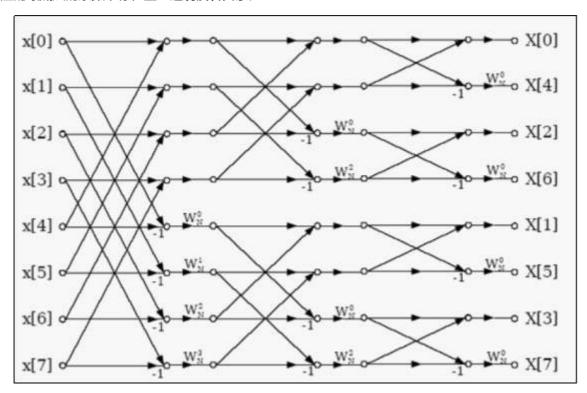
$$F(w_n^{k+n/2}) = G(w_{n/2}^k) - w_n^k H(w_{n/2}^k)$$

显然,上面的式子具有很强的子结构性质,我们考虑递归分治求解。如果我们已经求出了 G(x), H(x) 的点值表示,那么显然我们可以在 O(n) 时间内求出 F(x) 的点值表示。整个过程的时间复杂度是 $O(n\log n)$ 。

蝴蝶变换

有一个细节值得考虑:每一次 F(x) 分裂为 G(x) 和 H(x) 时,F(x) 的系数会按照奇偶性分配给 G(x) 和 H(x)。

这是采用自顶向下视角,在子过程开始时所看到的现象。如果我们一层一层地画出系数的位置是如何变化的(即系数是怎么分配的),就会发现一种奇妙的对应:整个过程中,最顶层的系数下标,和与其对应的最底层的系数下标,呈**二进制反转关系**。



(上面这种图形就是蝴蝶变换,因为看起来有点像蝴蝶。图片来自网络)

蝴蝶变换的用处在于,它给了我们一种自底向上的 DFT 实现方法。我们可以预处理出每一个下标的二进制反转,然后将下标和其二进制反转所保存的系数相交换,最后自底向上地两两合并。这种迭代版本比递归版本要更快、占用空间要更少。

还原: 逆离散傅里叶变换

逆离散傅里叶变换(IDFT)是将 DFT 求出的点值表达还原为系数表达的方法(这个过程称为插值)。

这个过程看上去需要另一种专门的方法,但实际上不需要。我们设 f_i 为单位根 w_n^i 作为横坐标时,对应的点的纵坐标。那么显然有 $f_i=\sum_{i=0}^{n-1}(w_n^i)^jb_i$ 。

然后结论是 $nb_i = \sum_{j=0}^{n-1} (w_n^{-i})^j f_j$ 。直接给出结论比较唐突(因为我也不知道这是怎么算出来的),我们可以验证一下:

```
\sum_{j=0}^{n-1}(w_n^{-i})^jf_j=\sum_{k=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}w_n^{j(k-i)}b_k。若 k=i,则贡献为 nb_i;否则固定 k,根据单位根性质,\sum_{j=0}^{n-1}w_n^{j(k-i)}b_k=b_k(\sum_{j=0}^{n-1}w_n^{j(k-i)})=b_k\cdot 0=0。所以式子成立。
```

这个结论的形式表明了我们可以按照 DFT 的方式来做 IDFT,只需要将代入的对象换成 w_n^{-k} ,并在最后将系数除以 n 即可。

实现

下面给出一个迭代方法实现的模板。其中蝴蝶变换给出了两种实现方式。

```
1
    struct Comp{
 2
        double rlt, img;
 3
        Comp(double xx, double yy){
 4
            rlt = xx, img = yy;
 5
        }
 6
        Comp(){
 7
            rlt = img = 0;
 8
 9
        Comp operator + (const Comp &ca){
10
            return Comp(rlt + ca.rlt, img + ca.img);
11
12
        Comp operator - (const Comp &ca){
13
            return Comp(rlt - ca.rlt, img - ca.img);
14
        }
15
        Comp operator * (const Comp &ca){
            return Comp(rlt * ca.rlt - img * ca.img, rlt * ca.img + img *
16
    ca.rlt);
17
        }
18
    };
19
    double Pi = acos(-1.0);
    int rev[250005];
20
    void reverse_bit(int len){
21
22
       rev[0] = 0, rev[len - 1] = len - 1;
23
       int j = (len >> 1), k;
24
       for(int i = 1; i < len - 1; ++i){
            rev[i] = j, k = (len >> 1);
25
            for(; j >= k; j -= k, k >>= 1);
26
27
            j += k;
28
        }
29
    }
    void reverse_bit_2(int len){
30
31
        rev[0] = 0;
32
        for (int i = 1; i < len; ++i)
33
            rev[i] = (rev[i >> 1] >> 1) + ((i & 1) ? (len >> 1): 0);
34
    void fft(Comp E[], int len, int opt){
35
        for(int i = 0; i < len; ++i)
36
37
            if(rev[i] > i) swap(E[i], E[rev[i]]);
38
        for(int h = 1; h < len; h <<= 1){
39
            Comp wn(cos(Pi / h), opt * sin(Pi / h));
40
            for(int i = 0; i < len; i += (h << 1)){
```

```
41
                Comp w(1, 0);
42
                for(int j = 0; j < h; ++j, w = w * wn){
43
                    Comp x = E[i + j], y = w * E[i + j + h];
44
                    E[i + j] = x + y, E[i + j + h] = x - y;
45
46
           }
47
        }
48
       if(opt == -1){
49
           for(int i = 0; i < len; ++i)
50
                E[i].rlt *= 1.0 / len;
51
       }
52 }
```

FFT 主程序中,设定交换两个值的条件为 rev[i] > i 是为了避免交换两次而抵消效果。参数 opt 为 1 表示当前做的是 DFT, 为 -1 表示是 IDFT。

注意循环中单位根使用的角度是 $\frac{\pi}{b}$, 因为 2 上下消去了。

番外:三次变两次优化

(等待补充)

NTT (快速数论变换)

FFT 能够解决大部分的问题,但是它的精度和速度都不够理想,而且有时候"运算对象必须是复数"这个条件会非常累赘。这一点尤其体现在只有整数参与运算的场合。

为此,我们希望有一个专门针对整数的卷积计算工具。这就是 NTT。

基本原理

回想一下,我们之所以要将复数作为运算对象,是因为我们要用单位根来求值,而使用单位根就必须使用复数。而在数论中,恰好有一个概念能提供和单位根一样具有良好的性质,那就是**原根**。

原根是和具体的模数相关的概念,这里我们取模数 $M=k2^t+1$,其中 2^t 很大,远大于 n (这里 n 的 定义和 FFT 中相同)。设 M 的原根为 g。

然后定义模意义下的单位根,设 $w_n^k = g^{k(M-1)/n}$ 。容易验证,单位根的前 2 条性质在这里成立。我们验证其余 3 条性质: (注意,下面的计算都是模意义下进行的)

```
1. w_{2n}^{2k}=w_n^k, w_n^{k+n/2}=-w_n^k。前者显然,对后者,考虑 (w_n^{k+n/2})^2=g^{2k(M-1)/n}\cdot g^{M-1}=g^{2k(M-1)/n}=(w_n^k)^2。由单位根互不相同可知 w_n^{k+n/2}=-w_n^k 2. w_n^{jk}=w_n^{jk}\mod n。只需注意 g^{M-1}\equiv 1\pmod M。 3. \sum_{i=0}^{n-1}w_n^i=0。只需注意:利用等比数列求和可得分子为 w_n^n-1=0。
```

由此可知,NTT 在整个代码结构上和 FFT 基本不会有太大区别,只需要在具体的计算上稍加修改即可。

实现

在这里,我们使用经典模数 998244353,原根选 3。

```
1 const int M = 998244353, g = 3, invg = 332748118;
2 void ntt(int E[], int len, int opt){
3 for(int i = 0; i < len; ++i)
4 if(rev[i] > i) swap(E[i], E[rev[i]]); // 强制定序
5 for(int h = 1, id = 0; h < len; h <<= 1, ++id){
```

```
6
            int wn = poww(opt == 1 ? g: invg, (M - 1) / (h << 1), M);
 7
            for(int i = 0; i < len; i += (h << 1)){}
 8
                int w = 1;
9
                for(int j = 0; j < h; ++j, w = 111 * w * wn % M){
                    int x = E[i + j], y = 1]] * w * E[i + j + h] % M;
10
11
                    E[i + j] = (x + y) = M ? x + y - M : x + y),
12
                    E[i + j + h] = (x + M - y) = M ? x - y : x + M - y;
13
                }
14
            }
15
        if(opt == -1){
16
17
            int invn = poww(len, M - 2, M);
            for(int i = 0; i < len; ++i)
18
19
                E[i] = 1 | 1 | * E[i] * invn % M;
20
        }
21 }
```

注意在给 [E[i + j] 和 [E[i + j + h]] 取模的时候不要先计算再取模, 而是先判断然后直接得到取模后的结果。否则效率会慢上一倍左右。

参考资料

(等待补充)