



# 计算方法

刘景铨

计算机软件新技术国家重点实验室  
南京大学



# 回顾

上节课:

- Chebyshev插值
- Chebyshev多项式
- 由函数/多项式亦可组成的向量空间

这节课:

- 最小二乘法-离散线性版本: 给定矩阵 $A$ , 向量 $b$ , 求 $x$ 使得 $\|Ax - b\|_2^2$ 最小
- FFT



# 课程计划

## 最小二乘法

- 建模和应用讨论: 图像拼接
- 三角级数近似

## 傅里叶变换 (Fourier Transform)

- 复数、单位根
- 离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT)
- 快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT)
- 复杂性分析
- 快速傅里叶变换的逆变换(Inverse FFT)



# 最小二乘法建模：图像拼接



照片来源：由本人拍摄于2022-03-18



# 最小二乘法建模：图像拼接

- 在图片上选取一些参考点（比如同一个建筑，对应的树）
- 希望找到矩阵  $A \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  和向量  $b \in \mathbb{R}^2$
- 使得对于每一个参考点都有



$$\approx A \times$$



$$+ b$$

- 未知量是什么？
- 思考：值得注意的是这里的量词的顺序
  - 如果，对于每一个参考点，都要求找到一个矩阵  $A \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  和向量  $b \in \mathbb{R}^2$  最小化误差呢？



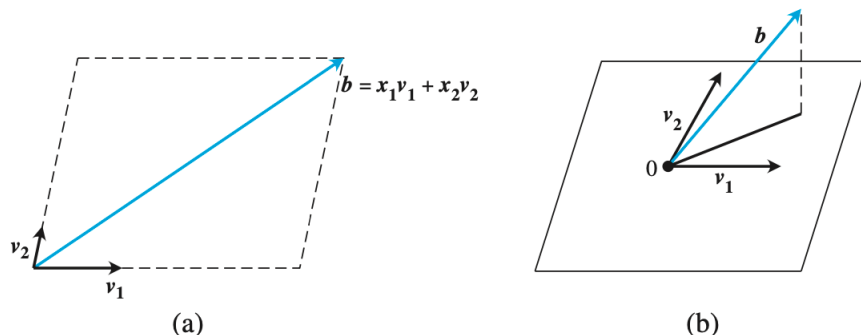
# 最小二乘法-离散线性版本

从最简单的设定开始。我们想要找出一个线性拟合，使误差的2-范数最小化：

- 给定矩阵 $A$ ，向量 $b$ ，求 $x$ 使得 $\|Ax - b\|_2^2$ 最小

$$\begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1 A_1 + x_2 A_2 + \dots + x_n A_n$$

- 右边是  $A_1, A_2, \dots, A_n$  能够生成的线性子空间

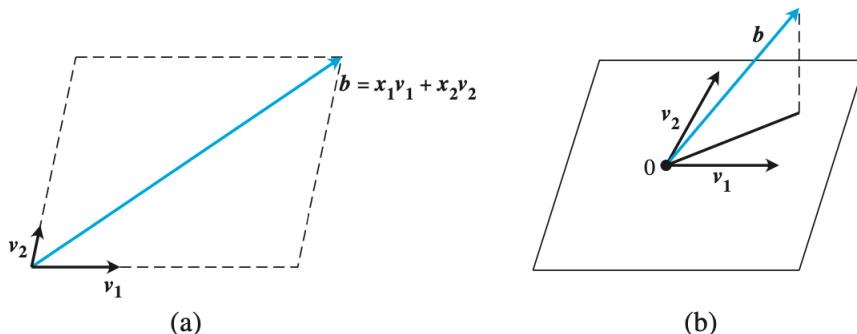


向量 $b$ 不一定在该子空间内，此时，应该找“最接近”的



# 最小二乘法-几何解释

从最简单的设定开始。我们想要找出一个线性拟合，使误差的2-范数最小化：



最接近的点记为  $A\bar{x}$ ，则  $(A\bar{x} - b) \perp \{A x : x \in R^n\}$

即  $\forall x \in R^n, (A x)^T (A\bar{x} - b) = 0$ ，或者  $x^T A^T (A\bar{x} - b) = 0$

要  $\forall x \in R^n$  同时成立，只有一种可能:  $A^T (A\bar{x} - b) = 0$

因此  $A^T A\bar{x} = A^T b$                       法线方程



# 最小二乘法-微积分解释

注意到最小化  $\|x\|_2$  和最小化  $\|x\|_2^2$  是等价的（单调性）

记  $\bar{x} = \operatorname{argmin}_x \|Ax - b\|_2^2$

对  $x$  求梯度

$$\begin{aligned}\nabla \|Ax - b\|_2^2 &= \left( \frac{\partial}{\partial x_1}, \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n} \right) \|Ax - b\|_2^2 \\ &= \left( \frac{\partial}{\partial x_1}, \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n} \right) (x^T A^T A x + b^T b - b^T A x - x^T A^T b) \\ &= 2A^T A x - 2A^T b\end{aligned}$$

把梯度设为0，亦可得到法线方程  $A^T A \bar{x} = A^T b$

注：一般不会直接通过  $\bar{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$  来运算  
解线性方程组，与矩阵求逆是两回事，以后会展开讨论





## 最小二乘法-变分法解释

记误差函数为  $E(x) := \|Ax - b\|_2^2$

则  $\bar{x}$  满足法线方程  $A^T A \bar{x} = A^T b$  当且仅当

$$\forall y, E(\bar{x}) \leq E(\bar{x} + y)$$

证明(Sketch):

$$E(\bar{x} + y) = E(x) + (Ay)^T (Ay) + 2y^T A^T (A\bar{x} - b)$$

注意到

$$(\forall y, y^T A^T (A\bar{x} - b) = 0) \iff A^T (A\bar{x} - b) = 0$$

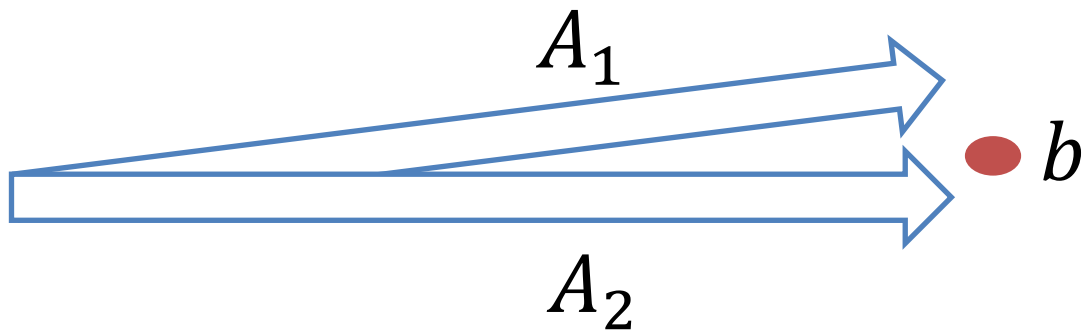


# 最小二乘法与正交性

给定矩阵 $A$ ，向量 $b$ ，求 $x$ 使得 $\|Ax - b\|_2$ 最小。

由法线方程  $A^T A \bar{x} = A^T b$ ，得出  $\bar{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$

- 但是，一般数值算法中不会直接求解法线方程
- 更不会求  $(A^T A)^{-1}$



- 如图所示，不管选 $A_1$ 还是 $A_2$ ，都能给出对 $b$ 不错的近似，但是对应的 $x$ 是非常不一样的



# 最小二乘法-Gram-Schmidt正交化

一个更好的做法是通过Gram-Schmidt求 $A = QR$ 分解

- 如果 $A$ 的每一列是正规化的(orthonormal)?

$$A = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \end{pmatrix}$$
$$A_i^T A_j = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

则 $A^T A = I$

法线方程 $A^T A \bar{x} = A^T b$ 简化为 $\bar{x} = A^T b$



## 最小二乘法-Gram-Schmidt正交化

- 给定A, 如何找出一组正规化的(orthonormal)基?

$$A = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \end{pmatrix}$$

- $y_1 = A_1, q_1 = y_1/\|y_1\|_2$
- $y_2 = A_2 - q_1(A_2^T q_1), q_2 = y_2/\|y_2\|_2$
- 类似地
- $y_j = A_j - q_1(A_j^T q_1) - q_2(A_j^T q_2) - \dots, q_j = y_j/\|y_j\|_2$



# 最小二乘法-Gram-Schmidt正交化

- 给定A, 如何找出一组正规化的(orthonormal)基?

$$A = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \end{pmatrix}$$

## Classical Gram-Schmidt orthogonalization

Let  $A_j, j = 1, \dots, n$  be linearly independent vectors.

**for**  $j = 1, 2, \dots, n$

$y = A_j$

**for**  $i = 1, 2, \dots, j - 1$

$r_{ij} = q_i^T A_j$

$y = y - r_{ij} q_i$

**end**

$r_{jj} = \|y\|_2$

$q_j = y/r_{jj}$

**end**



# 最小二乘法-Gram-Schmidt正交化

- 给定A, 如何找出一组正规化的(orthonormal)基?

$$A = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \end{pmatrix}$$

## Modified Gram-Schmidt orthogonalization

Let  $A_j, j = 1, \dots, n$  be linearly independent vectors.

```
for  $j = 1, 2, \dots, n$   
   $y = A_j$   
  for  $i = 1, 2, \dots, j - 1$   
     $r_{ij} = q_i^T y$   
     $y = y - r_{ij} q_i$   
  end  
   $r_{jj} = \|y\|_2$   
   $q_j = y / r_{jj}$   
end
```



# 最小二乘法与正交性

通过Gram-Schmidt求 $A = QR$ 分解

$$\begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_1 & A_2 & A_3 & \dots & A_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ q_1 & q_2 & q_3 & \dots & q_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} \\ 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & r_{nn} \end{pmatrix}$$

- 其中 $Q$ 为正交阵:  $Q^T Q = I$ 
  - 这意味着  $\langle q_i, q_j \rangle = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$
- $R$ 为上三角阵

通过QR分解,  $A^T A \bar{x} = A^T b \Rightarrow \bar{x} = R^{-1} Q^T b$

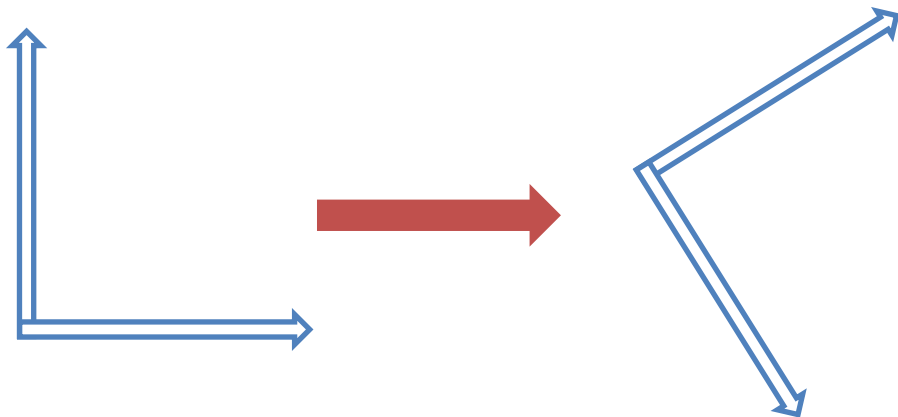
并不需要计算  $A^T A$

实践中, 更常用, 更数值稳定的是Householder反射子, 而不是Gram-Schmidt

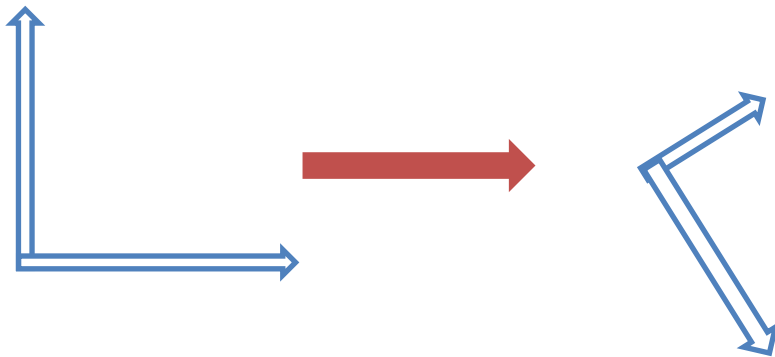


# 最小二乘法与正交性

正交变换



非正交变换







# 最小二乘法与正交性

若 $Q$ 为正交阵:  $Q^T Q = I$ , 则 $\|Qx\|_2 = \|x\|_2$

Isometry: 保距映射

思考: 除了长度, 还可以考虑角度

$$\langle Qx, Qy \rangle = ?$$



## 最小二乘法-方程不一致的情形

- $(A^T A)^{-1} A^T$  是  $A$  的一个 *pseudoinverse*

**只要  $A$  的列是线性无关的, 则  $A^T A$  可逆**

$$\bar{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$$

思考: 如果是方程数不足呢 (under-determined)?

- $Ax = b$  的解并不唯一, 有无穷多组解
- 能否找到长度最短的解?
- 下次作业:  $A$  的行是线性无关的话, 亦可写出一个 *pseudoinverse*
- Bonus: 验证这样找到的, 是长度最短的解



# 内积空间

内积 $\langle \cdot, \cdot \rangle$

- 对称性  $\langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle$
- 线性  $\langle a x + b y, z \rangle = a \langle x, z \rangle + b \langle y, z \rangle$
- 正定性  $\langle x, x \rangle > 0, \forall x \neq 0$

函数的内积:

$$\langle f, g \rangle := \int f(x)g(x)dx$$

带权重的函数内积

$$\langle f, g \rangle_w := \int f(x)g(x)w(x)dx$$

内积天然自带范数的定义:  $\|x\| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$



# 正交函数族与正交多项式

称函数族  $\phi_1(x), \phi_2(x), \dots$  是正交的, 如果它们满足:

$$\langle \phi_i, \phi_j \rangle = \begin{cases} C_i, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

• 如果  $\phi_1(x), \phi_2(x), \dots$  是多项式, 也称之为正交多项式

Chebyshev 多项式也是多项式的一组基

它关于  $w(x) = \frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$  所定义的内积是正交的:

$$\langle f, g \rangle_w := \int_{-1}^1 f(x)g(x) \frac{dx}{\sqrt{1-x^2}}$$



# 正交系统中的最小二乘法：傅里叶级数

给定函数  $f$  和一组基函数  $\phi_i$ ，能否找到系数  $\{c_i\}$  使得

$$f(x) \approx \sum_i c_i \phi_i(x)$$

设  $\phi_0 = \frac{1}{2}$ ,

$$\phi_k(x) = \cos(kx), k = 1, 2, \dots, n,$$

$$\phi_{n+k}(x) = \sin(kx), k = 1, 2, \dots, n - 1$$

则函数族  $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots$  在  $[-\pi, \pi]$  上是正交的

证明：  $\cos(kx)$  和  $\sin(kx)$  在  $[-\pi, \pi]$  上的积分都为0，再由积化和差公式即可得：

$$\begin{aligned} \sin(y) \cos(x) &= \frac{1}{2} (\sin(y-x) + \sin(y+x)) \\ \cos(y) \cos(x) &= \frac{1}{2} (\cos(y-x) + \cos(y+x)) \\ \sin(y) \sin(x) &= \frac{1}{2} (\cos(y-x) - \cos(y+x)) \end{aligned}$$



# 正交系统中的最小二乘法：傅里叶级数（选讲）

给定函数  $f$ ，能否找到系数  $\{a_i, b_i\}$  使得

$$f(x) \approx \frac{a_0}{2} + a_n \cos nx + \sum_{k=1}^{n-1} (a_k \cos kx + b_k \sin kx)$$

这里也可以使用最小二乘法（sketch）：

- 记误差函数为

$$E(x) := f(x) - \left( \frac{a_0}{2} + a_n \cos nx + \sum_{k=1}^{n-1} (a_k \cos kx + b_k \sin kx) \right)$$

- 考虑  $\|E(x)\|_2^2 = \langle E(x), E(x) \rangle = \int_{-\pi}^{\pi} E(x)^2 dx$
- 对  $\|E(x)\|_2^2$  关于系数  $\{a_i, b_i\}$  求偏导并设为 0，即得到法线方程
- 由于正交性，可推导得

$$a_k = \frac{\langle f, \cos kx \rangle}{\langle \cos kx, \cos kx \rangle}$$
$$b_k = \frac{\langle f, \sin kx \rangle}{\langle \sin kx, \sin kx \rangle}$$



# 正交系统中的最小二乘法：离散三角级数

给定数据点  $\{x_j, y_j\}_{j=0}^{2m-1}$ ，其中  $x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m-1$

能否找到系数  $\{a_i, b_i\}$  使得,  $\forall j$

$$y_j \approx \frac{a_0}{2} + a_n \cos nx_j + \sum_{k=1}^{n-1} (a_k \cos kx_j + b_k \sin kx_j)$$

使用最小二乘法建模:

- 思考: 这里的变量是什么, 线性关系是什么?
- 记误差向量为

$$E(x_j) := f(x_j) - \left( \frac{a_0}{2} + a_n \cos nx_j + \sum_{k=1}^{n-1} (a_k \cos kx_j + b_k \sin kx_j) \right)$$

- 考虑  $\|E(x)\|_2^2 = \sum_{j=0}^{2m-1} E(x_j)^2$
- 这里的离散三角级数也有正交性
- 因此也可以证明

$$a_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{2m-1} y_j \cos kx_j$$
$$b_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{2m-1} y_j \sin kx_j$$



## 离散三角级数的正交性

设  $\phi_0 = 1$ ,

$$\phi_k(x) = \cos(kx), k = 1, 2, \dots, n,$$

$$\phi_{n+k}(x) = \sin(kx), k = 1, 2, \dots, n - 1$$

则函数族  $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots$  在  $[-\pi, \pi]$  上是正交的

正交性的离散版本:

考虑对  $[-\pi, \pi]$  进行  $2m$  等分:

$$x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m - 1$$

则  $\sum_{j=0}^{2m-1} \phi_k(x_j)\phi_l(x_j) = 0, \forall k \neq l$





# 离散三角级数的正交性

正交性的离散版本:

考虑对  $[-\pi, \pi]$  进行  $2m$  等分:

$$\begin{aligned}\phi_k(x) &= \cos(kx), k = 1, 2, \dots, n, \\ \phi_{n+k}(x) &= \sin(kx), k = 1, 2, \dots, n-1\end{aligned}$$

$$x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m-1$$

$$\text{则 } \sum_{j=0}^{2m-1} \phi_k(x_j)\phi_l(x_j) = 0, \forall k \neq l$$

主要思路:

同样使用积化和差

$$\cos(kx_j)\sin(lx_j) = \frac{1}{2}(\sin(l+k)x_j + \sin(l-k)x_j)$$

类似可得其它的正交性



# 离散三角级数的正交性

正交性的离散版本:

考虑对  $[-\pi, \pi]$  进行  $2m$  等分:

$$\begin{aligned}\phi_k(x) &= \cos(kx), k = 1, 2, \dots, n, \\ \phi_{n+k}(x) &= \sin(kx), k = 1, 2, \dots, n - 1\end{aligned}$$

$$x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m - 1$$

则  $\sum_{j=0}^{2m-1} \phi_k(x_j)\phi_l(x_j) = 0, \forall k \neq l$

我们将使用如下引理:

设整数  $r$  不能整除  $2m$ , 则

$$\sum_{j=0}^{2m-1} \cos(rx_j) = 0, \sum_{j=0}^{2m-1} \sin(rx_j) = 0.$$

并且,  $\sum_{j=0}^{2m-1} \cos^2(rx_j) = m, \sum_{j=0}^{2m-1} \sin^2(rx_j) = m.$

证明将会使用到复数, 而且本质上和傅里叶变换的正交性证明一样



# 傅里叶变换 (Fourier Transform): 多项式乘法

给定: 最多 $n$ 次的多项式 $p(x), q(x)$ 的系数

目标: 求它们的乘积  $r(x) = p(x)q(x)$ 的系数

多项式的表示方式:

$$p(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots + a_nx^n$$

1. 多项式的系数 $a_0, a_1, \dots, a_n$ 
  - 计算 $r(x) = p(x)q(x)$ 需要 $O(n^2)$
  - $c_k = \sum_{j=0}^k a_j b_{k-j}$
2. 多项式插值: 选定基点 $x_0, x_1, \dots, x_m$ , 写下 $p(x_0), p(x_1), \dots, p(x_m)$ , 则多项式 $p(x)$ 是唯一确定的
  - 计算 $r(x) = p(x)q(x)$ 只需要 $O(n)$
  - 令 $m \geq 2n + 1$ , 计算 $r(x_0), r(x_1), \dots, r(x_m)$ 只需要写下 $p(x_0)q(x_0), p(x_1)q(x_1), \dots, p(x_m)q(x_m)$



# 多项式乘法

给定：最多 $n$ 次的多项式 $p(x), q(x)$ 的系数

目标：求它们的乘积  $r(x) = p(x)q(x)$  的系数

想法：

1. 给定 $p(x), q(x)$ 的系数
2. 令 $m \geq 2n + 1$ ，选定基点 $x_0, x_1, \dots, x_m$ ，计算 $p(x_0), \dots, p(x_m)$ 和 $q(x_0), \dots, q(x_m)$
3. 计算 $r(x_j) = p(x_j)q(x_j)$
4. 对 $\{r(x_j)\}$ 插值，得到 $r(x) = p(x)q(x)$ 的系数

愿望：

- 第2步只需要 $O(n \log n)$
- 第4步也只需要 $O(n \log n)$
- 这样总的步骤就只需要 $O(n \log n)$



# 复数 (Complex number)

$$z = a + b i = r e^{i \theta}, i = \sqrt{-1}$$

单位根

$$n \text{次单位根} = \{z \in \mathbb{C} : z^n = 1\}$$

$$2 \text{次单位根} = \{\pm 1\}$$

$$4 \text{次单位根} = \{\pm 1, \pm i\}$$

在复平面上的单位圆上，等距分布的 $n$ 个点

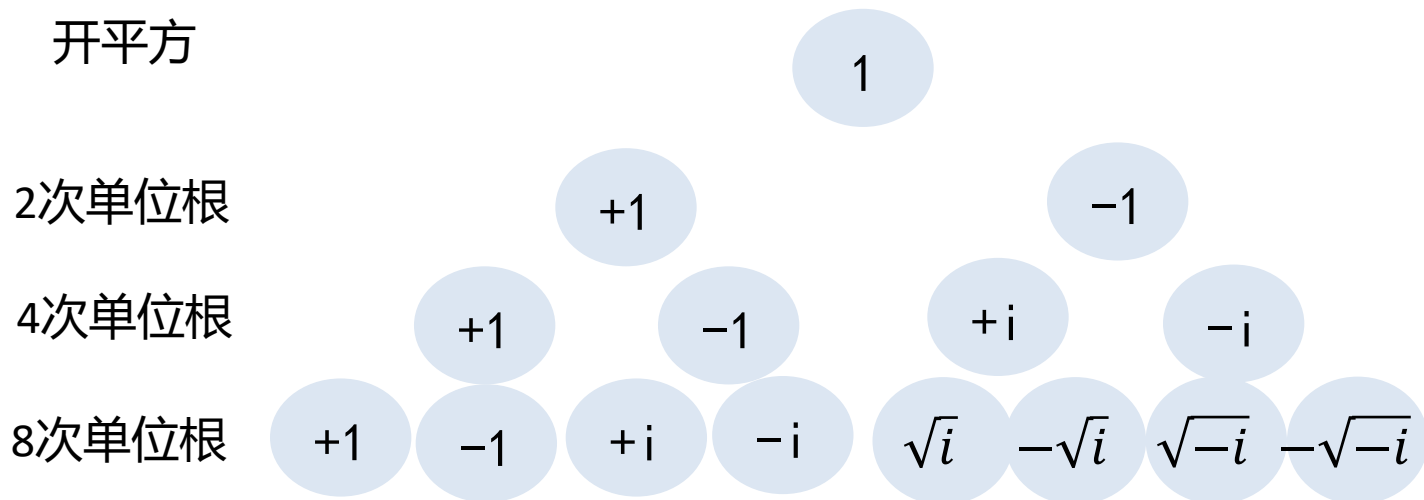
$$e^{\frac{2\pi l i}{n}} = \cos \frac{2\pi l}{n} + i \sin \frac{2\pi l}{n}, l = 0, 1, \dots, n-1$$

在这节课中，我们主要关心 $n = 2^k$ 次单位根

共轭复数:  $\bar{z} = a - b i$



# 复数 (Complex number):单位根



- 从上往下，开平方
- 从下往上，平方
- 如果 $x$ 是一个单位根，则 $-x$ 也是



# 离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform)

DFT

- 输入: 多项式的系数  $a_0, a_1, \dots, a_n$

$$p(x) = \sum_{j=0}^n a_j x^j$$

- 输出: 选定  $x_0, x_1, \dots, x_m$  为  $m+1$  次单位根, 计算  $p(x_0), \dots, p(x_m)$

例子: 计算  $[1, 1, 1, 1]$  的 DFT.

- $p(x) = 1 + x + x^2 + x^3$
- 4次单位根 =  $\{\pm 1, \pm i\}$
- $p(1) = 4$
- $p(x) = 0$  otherwise

注意: 书上的定义中还要除上  $\sqrt{n+1}$



# 离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform)

## DFT

- 输入：多项式的系数  $a_0, a_1, \dots, a_n$

$$p(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i$$

- 输出：选定  $x_0, x_1, \dots, x_m$  为  $m+1$  次单位根，计算  $p(x_0), \dots, p(x_m)$

## 逆变换（插值）

- 输入：给定  $x_0, x_1, \dots, x_m$  为  $m+1$  次单位根，以及  $p(x_0), \dots, p(x_m)$
- 输出：多项式的系数  $a_0, a_1, \dots, a_n$





# 快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform)

FFT: 分治

输入:  $n$ 次多项式  $p(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i$   
输出:  $p(x)$ 在 $n+1$ 次单位根上的值

计算 $(n+1)/2$ 次多项式在  
 $(n+1)/2$ 次单位根上的值

计算 $(n+1)/2$ 次多项式在  
 $(n+1)/2$ 次单位根上的值

只需要 $O(n)$ 次操作合并



# 快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform)

输入:  $n$ 次多项式  $p(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i$   
输出:  $p(x)$ 在 $n+1$ 次单位根上的值

FFT: 分治

$$E(z) = a_0 + a_2 z + a_4 z^2 + a_6 z^3 + \dots$$

$$O(z) = a_1 + a_3 z + a_5 z^2 + a_7 z^3 + \dots$$

观察: 
$$p(z) = E(z^2) + z O(z^2)$$

$$p(\{n+1\text{次单位根}\}) \leftarrow E(\{n+1\text{次单位根}\}^2), O(\{n+1\text{次单位根}\}^2)$$

$$\{n+1\text{次单位根}\}^2 = \{(n+1)/2\text{次单位根}\}$$

特别地 
$$p(-z) = E(z^2) - z O(z^2)$$

$E(z)$ ,  $O(z)$  的次数为  $(n+1)/2$ 次

$$\text{FFT}(a_0, a_1, \dots, a_n) \leftarrow \text{FFT}(a_0, a_2, \dots), \text{FFT}(a_1, a_3, \dots)$$



# 快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform)

**Figure 2.7** The fast Fourier transform (polynomial formulation)

function FFT( $A, \omega$ )

Input: Coefficient representation of a polynomial  $A(x)$   
of degree  $\leq n-1$ , where  $n$  is a power of 2  
 $\omega$ , an  $n$ th root of unity

Output: Value representation  $A(\omega^0), \dots, A(\omega^{n-1})$

if  $\omega = 1$ : return  $A(1)$

express  $A(x)$  in the form  $A_e(x^2) + xA_o(x^2)$

call FFT( $A_e, \omega^2$ ) to evaluate  $A_e$  at even powers of  $\omega$

call FFT( $A_o, \omega^2$ ) to evaluate  $A_o$  at even powers of  $\omega$

for  $j = 0$  to  $n-1$ :

    compute  $A(\omega^j) = A_e(\omega^{2j}) + \omega^j A_o(\omega^{2j})$

return  $A(\omega^0), \dots, A(\omega^{n-1})$

---

Source: Algorithms by S. Dasgupta, C.H. Papadimitriou, and U.V. Vazirani



# 快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform)

- 记 $T(n)$ 为 $n$ 阶FFT需要的操作次数

- $T(n) = 2T\left(\frac{n}{2}\right) + Cn$

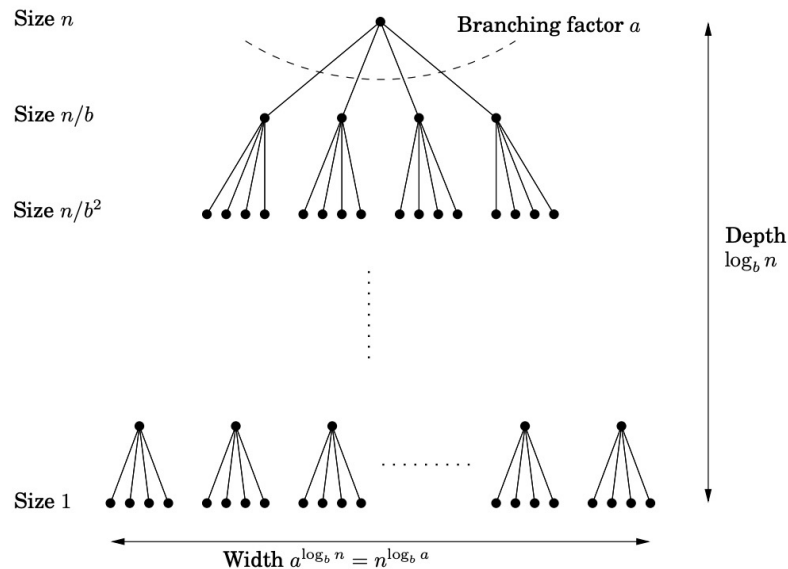
- $T(n) = 4T\left(\frac{n}{4}\right) + 2Cn = \dots$

- 设 $n = 2^k$ ,

- $T(n) = 2^k T\left(\frac{n}{2^k}\right) + kCn$

- $T(n) = O(n \log n)$

Figure 2.3 Each problem of size  $n$  is divided into  $a$  subproblems of size  $n/b$ .



then

$$T(n) = \begin{cases} O(n^d) & \text{if } d > \log_b a \\ O(n^d \log n) & \text{if } d = \log_b a \\ O(n^{\log_b a}) & \text{if } d < \log_b a. \end{cases}$$



# 快速傅里叶逆变换 (Inverse FFT)

逆变换 (插值)

- 输入: 给定  $x_0, x_1, \dots, x_m$  为  $m+1$  次单位根, 以及  $p(x_0), \dots, p(x_m)$
- 输出: 多项式的系数  $a_0, a_1, \dots, a_n$

考虑  $n+1$  次单位根:  $\omega = e^{\frac{2\pi}{n+1}i} = \cos \frac{2\pi}{n+1} + i \sin \frac{2\pi}{n+1}$

DFT:  $p(\omega^l) = \sum_{j=0}^n a_j \omega^{lj}$

FFT: 快速计算 DFT 的算法

$$p(x) = \sum_{j=0}^n a_j x^j$$

Inverse FFT:  $a_l = \frac{1}{n+1} \sum_{j=0}^n p(\omega^j) \omega^{-lj}$

也是一个 DFT, 唯一区别是把  $\omega \rightarrow \omega^{-1}$ , 并且前面多了系数  $\frac{1}{n+1}$



# 傅里叶变换的矩阵表达形式

给定  $\{a_j\}$ , 求  $\{p(\omega^l)\}$

$$p(\omega^l) = \sum_{j=0}^n a_j \omega^{lj}$$

$$p(x) = \sum_{j=0}^n a_j x^j$$

$$\begin{pmatrix} \omega^0 & \omega^0 & \cdots & \omega^0 \\ \omega^0 & \omega^1 & \cdots & \omega^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega^0 & \omega^n & \cdots & \omega^{n^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p(\omega^0) \\ p(\omega^1) \\ \vdots \\ p(\omega^n) \end{pmatrix}$$

注意：对复数向量的内积，通常需要取共轭复数后再做内积

单位根的共轭复数  $\omega \rightarrow \omega^{-1}$ ，这对应于Hermitian

对复数矩阵  $A$ ，“正交”的正确定义是指Unitary:  $A^H A = I$



# 傅里叶逆变换的矩阵表达形式

给定  $\{p(\omega^l)\}$ ，求  $\{a_j\}$

$$a_l = \frac{1}{n+1} \sum_{j=0}^n p(\omega^j) \omega^{-lj}$$

$$p(x) = \sum_{j=0}^n a_j x^j$$

$$\frac{1}{n+1} \begin{pmatrix} \omega^0 & \omega^0 & \cdots & \omega^0 \\ \omega^0 & \omega^{-1} & \cdots & \omega^{-n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega^0 & \omega^{-n} & \cdots & \omega^{-n^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p(\omega^0) \\ p(\omega^1) \\ \vdots \\ p(\omega^n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

注意：对复数向量的内积，通常需要取共轭复数后再做内积

单位根的共轭复数  $\omega \rightarrow \omega^{-1}$ ，这对应于Hermitian

对复数矩阵  $A$ ，“正交”的正确定义是指Unitary:  $A^H A = I$



# 傅里叶变换的矩阵表达形式

为什么这是一个逆变换？

$$\begin{pmatrix} \omega^0 & \omega^0 & \cdots & \omega^0 \\ \omega^0 & \omega^{-1} & \cdots & \omega^{-n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega^0 & \omega^{-n} & \cdots & \omega^{-n^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega^0 & \omega^0 & \cdots & \omega^0 \\ \omega^0 & \omega^1 & \cdots & \omega^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega^0 & \omega^n & \cdots & \omega^{n^2} \end{pmatrix} = (n+1)I$$

考虑乘积的 $(i, j)$ 位置上的元素:

$$\sum_{k=0}^n \omega^{-ik} \omega^{kj} = \sum_{k=0}^n \omega^{k(j-i)} = \begin{cases} \frac{1 - \omega^{(n+1)(j-i)}}{1 - \omega^{j-i}}, & j \neq i \\ n+1, & j = i \end{cases}$$

注意：对复数向量的内积，通常需要取共轭复数后再做内积

单位根的共轭复数 $\omega \rightarrow \omega^{-1}$ ，这对应于Hermitian

对复数矩阵 $A$ ，“正交”的正确定义是指Unitary:  $A^H A = I$





# 回到离散三角级数的正交性

设整数 $r$ 不能整除 $2m$ , 则

$$\sum_{j=0}^{2m-1} \cos(rx_j) = 0, \sum_{j=0}^{2m-1} \sin(rx_j) = 0.$$

$$\text{并且, } \sum_{j=0}^{2m-1} \cos^2(rx_j) = m, \sum_{j=0}^{2m-1} \sin^2(rx_j) = m.$$

证明: 设整数 $r$ 不能整除 $2m$

$$x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m-1$$

$$e^{iz} = \cos z + i \sin z$$

$$\sum_{j=0}^{2m-1} \cos(rx_j) + i \sum_{j=0}^{2m-1} \sin(rx_j) = \sum_{j=0}^{2m-1} e^{i r x_j}$$

$$= e^{-i r \pi} \sum_{j=0}^{2m-1} e^{i r j \pi / m} = e^{-i r \pi} \frac{1 - e^{i 2 \pi r}}{1 - e^{i r \pi / m}} = 0$$

实部和虚部都必须为零!

值得注意的是,  $e^{i r x_j} = e^{-i r \pi} \omega^{r j}$ , 其中 $\omega$ 为 $2m$ 次单位根之一



# 傅里叶变换与离散三角插值的对比 (选讲)

离散三角插值: 给定数据点  $\{x_j, y_j\}_{j=0}^{2m-1}$ , 其中  $x_j = -\pi + \frac{j}{m}\pi, j = 0, 1, \dots, 2m-1$

能否找到系数  $\{a_i, b_i\}$  使得,  $\forall j$

$$y_j \approx \frac{a_0}{2} + a_n \cos nx_j + \sum_{k=1}^{n-1} (a_k \cos kx_j + b_k \sin kx_j)$$

最小二乘法解得

$$a_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{2m-1} y_j \cos kx_j, \quad b_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{2m-1} y_j \sin kx_j$$

傅里叶变换相当于直接找到复平面上的系数  $\{c_k\}$  使得,  $\forall j$

$$y_j \approx \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{2m-1} c_k e^{ikx_j}$$

由逆变换可得  $c_k = \sum_{j=0}^{2m-1} y_j e^{\frac{ik\pi j}{m}}$ , 进而由Euler公式可得

$$a_k + ib_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{2m-1} y_j (\cos kx_j + i \sin kx_j) = \frac{(-1)^k}{m} c_k.$$

傅里叶变换的unitary性质  $\leftrightarrow$  三角级数的正交性



## 快速傅里叶变换的实现（选讲）

- 参考资料：TAOCP II 4.3.3.C, by Donald E. Knuth
- 通过FFT来实现整数乘法只需要 $O(\log n)$ 位的精度



## 下节课

- 解线性方程组的直接和迭代方法
- 条件数
- 算子范数(operator norm)