



# 计算方法

刘景铖

计算机软件新技术国家重点实验室  
南京大学

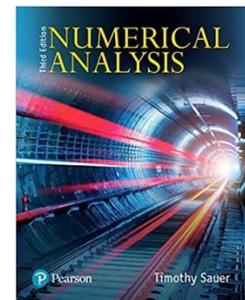


# 课程基本信息

- 教师：刘景铎
- Email: liu@nju.edu.cn
- Office hour: 周二 16:00-18:00?, 计算机系516
- 课程主页: <https://tcs.nju.edu.cn/wiki>
- 数值分析 (Numerical Analysis) (原书第2版)  
Timothy Sauer, 机械工业出版社

参考:

- [Numerical Algorithms: Methods for Computer Vision, Machine Learning, and Graphics. Justin Solomon. CRC Press](#)
- [Lx=b,拉普拉斯方程求解以及它的应用 \(Lx=b, Laplacian Solver and Their Algorithmic Applications\) Nisheeth K. Vishnoi](#)





# 课程QQ群

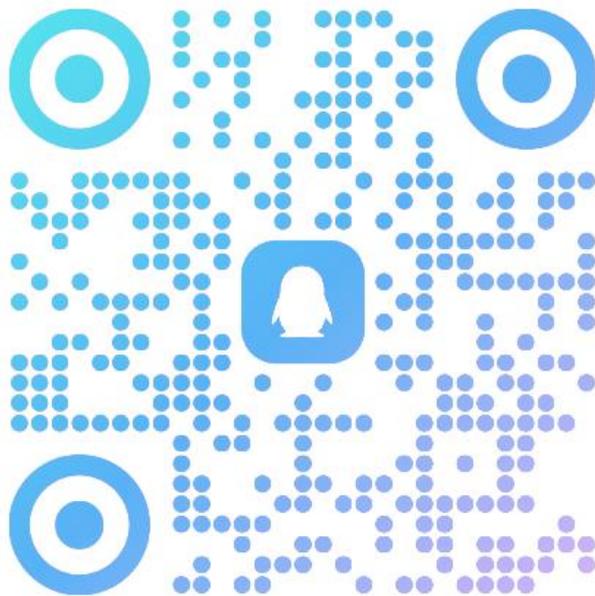
- 作业每两周发布一次
- 第二次作业已经发布
- 作业Email: [nm\\_nju\\_2025@163.com](mailto:nm_nju_2025@163.com)
- QQ群可以讨论课程相关的问题
- 作业可以小组讨论 ( $\leq 3$ 人)
  - 清晰标明合作者, 及各自的贡献
  - 使用了的参考资料必须注明
  - 但写作必须由自己独立完成, 不可照抄
  - 类似地, 别人提供的想法也必须注明
- 分辨合作与作弊之间的区别
  - 参与讨论之前, 请先花时间自己进行思考
  - 避免参与你不能提供贡献的讨论
  - 作弊不仅让你丧失一次学习的机会
  - 还会影响你以后的自信心
- 对学术不诚信的行为零容忍
- 迟交作业需要提前预约

对作弊的认定参照[http://www.acm.org/publications/policies/plagiarism\\_policy](http://www.acm.org/publications/policies/plagiarism_policy)



计算方法 2025

群号: 1019649082



扫一扫二维码, 加入群聊



# 回顾

- 插值：给定数据点，找出多项式经过所有点
  - 对于  $n$  个数据点，有且仅有一个
  - 存在性：拉格朗日插值方法
  - 唯一性：代数基本定理
  - 龙格现象：等距采样
  - 插值的不可预测性：分享秘密
  - 多项式的插值表示的唯一性：自纠错码（Reed-Solomon code）
- 函数逼近/拟合：给定函数，找出与之相近的函数（多项式）
  - Weierstrass定理：对于连续函数，多项式可以任意地逼近（即使是等距采样）

这节课：

- Chebyshev多项式
- 最小二乘法



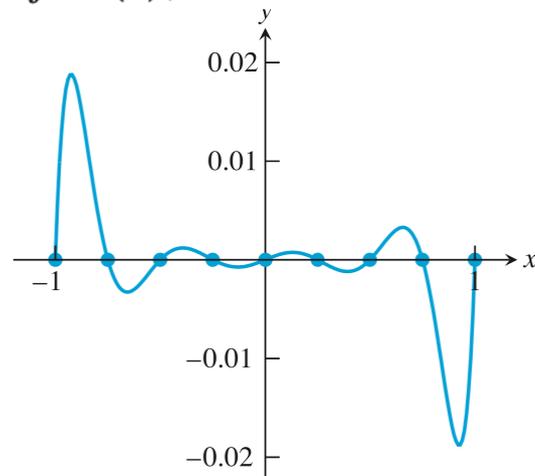
# 回顾插值中的龙格现象

对连续 $n$ 次可导函数 $f$ ，在 $x_1, \dots, x_n$ 上拉格朗日插值的误差

$$f(x) - P(x) = \frac{(x - x_1)(x - x_2) \cdots (x - x_n)}{n!} f^{(n)}(c),$$

证明：令 $q(t)$ 为 $x_1, \dots, x_n, x$ 上插值的多项式

- 则 $q(t) = P(t) + \lambda \prod_{j=1}^n (t - x_j)$ ，其中 $\lambda = \frac{f(x) - P(x)}{\prod_{j=1}^n (x - x_j)}$
- 考虑 $\phi(t) := f(t) - q(t)$ ，则 $\phi(t)$ 在 $n + 1$ 个点处为零
- 由Rolle定理， $\phi'(t)$ 在 $n$ 个点处为零
- 反复应用Rolle定理， $\phi^{(n)}(t)$ 在区间上某个点为零
- 在该点 $\phi^{(n)}(c) = 0 \Rightarrow f^{(n)}(c) = q^{(n)}(c) = \lambda n!$
- 整理即得误差公式



使用等距采样插值时的误差函数

如何选点 $x_1, \dots, x_n$ ，才能最小化误差？插值的表现可否媲美函数逼近？

- 采用更多靠近边界的点



# Chebyshev插值基点

不失一般性地，假设函数是定义在 $[-1,1]$ 上的

目标：选取 $x_1, \dots, x_n$ 使得

$$\max_{x \in [-1,1]} |(x - x_1)(x - x_2) \dots (x - x_n)| \quad (*)$$

最小

**定理：** 令 $x_i = \cos \frac{(2i-1)\pi}{2n}$ ,  $i = 1, \dots, n$ ，得到(\*)最小值 $1/2^{n-1}$

- Chebyshev多项式  $T_n(x) := 2^{n-1}(x - x_1)(x - x_2) \dots (x - x_n)$
- Chebyshev插值多项式：选取Chebyshev基点进行拉格朗日插值得到的多项式



# Chebyshev多项式

等价的定义  $T_n(x) := \cos(n \arccos x)$ ,  $x \in [-1, 1]$

这为什么是一个多项式？

- 回忆三角函数的倍角公式
- $\cos(n\theta)$ 可以展开成为关于  $\cos \theta$ 的 $n$ 次多项式
- 令 $x = \cos \theta$ , 则 $\cos(n\theta)$ 是关于 $x$ 的 $n$ 次多项式
- $\cos(n\theta) = \cos(n \arccos x)$

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_2(x) = \cos 2\theta = 2 \cos^2 \theta - 1 = 2x^2 - 1$$



# Chebyshev多项式

等价的定义  $T_n(x) := \cos(n \arccos x)$ ,  $x \in [-1, 1]$

令  $x = \cos \theta$

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_2(x) = \cos 2\theta = 2 \cos^2 \theta - 1 = 2x^2 - 1$$

应用倍角公式:

$$T_{n+1}(x) = \cos(n\theta + \theta) = \cos n\theta \cos \theta - \sin n\theta \sin \theta$$

$$T_{n-1}(x) = \cos(n\theta - \theta) = \cos n\theta \cos \theta + \sin n\theta \sin \theta$$

两式相加

$$T_{n+1}(x) + T_{n-1}(x) = 2 \cos n\theta \cos \theta = 2xT_n(x)$$

递归关系

$$T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x)$$



# Chebyshev多项式

等价的定义  $T_n(x) := \cos(n \arccos x)$ ,  $x \in [-1, 1]$

一些观察:

- 次数为 $n$ , 最高次项的系数是 $2^{n-1}$
- $T_n(1) = 1, T_n(-1) = (-1)^n$
- $|T_n(x)| \leq 1$
- $T_n(x)$ 的零点恰好是  $x_i = \cos \frac{(2i-1)\pi}{2n}, i = 1, \dots, n$ 
  - $\cos n\theta = 0$  iff  $n\theta = (2i-1) \cdot \frac{\pi}{2}, i = 1, \dots, n$
- $T_n(x)$ 在-1到1之间来回往返 $n+1$ 次, 分别在  $\cos 0, \cos \frac{\pi}{n}, \dots, \cos \frac{(n-1)\pi}{n}, \cos \pi$



# Chebyshev多项式

观察： $T_n(x)$ 在-1到1之间来回往返 $n + 1$ 次，分别在  
 $\cos 0, \cos \frac{\pi}{n}, \dots, \cos \frac{(n-1)\pi}{n}, \cos \pi$

Chebyshev定理：令 $x_i = \cos \frac{(2i-1)\pi}{2n}, i = 1, \dots, n$ ，得到  $\max_{x \in [-1,1]} (x - x_1)(x - x_2) \dots (x - x_n)$  最小值  $1/2^{n-1}$

证明：

- 假设有另一组 $x_i$ 的选择，使得 $P_n(x) := (x - x_1)(x - x_2) \dots (x - x_n)$ 在 $[-1,1]$ 上有更小的极大值。换言之， $\forall x \in [-1,1], |P_n(x)| < 1/2^{n-1}$ 。
- 考虑 $P_n(x) - T_n(x)/2^{n-1}$ ，则在 $n+1$ 个点上的符号是正负交替的。因此 $P_n(x) - T_n(x)/2^{n-1}$ 有 $n$ 个零点。
- 注意到 $P_n(x)$ 和 $T_n(x)/2^{n-1}$ 都是首1的多项式（最高次系数为1）
- $P_n(x) - T_n(x)/2^{n-1}$ 的次数最多为 $n-1$ 次，这与 $P_n(x) - T_n(x)/2^{n-1}$ 有 $n$ 个零点矛盾。（除非 $P_n(x) - T_n(x)/2^{n-1}$ 为零多项式）



# 函数逼近与插值

- **插值：** 必须经过给定的所有的点
  - 有些应用场景确实需要插值
  - 选点对误差影响非常大
  - 分段插值
- **函数逼近：** 不要求经过给定的点，但要求尽可能地减少误差
  - Weierstrass定理即是其中的一个例子



## 函数逼近与插值

Weierstrass 定理: 对于连续函数 $f$ , 多项式可以任意地逼近, 衡量误差的是无穷范数:

$$\|f - p\|_{\infty} := \sup_x |f(x) - p(x)|$$

一般来说, 要找最佳一致逼近的多项式是比较困难的

- 但可以找到与最佳一致逼近的多项式表现相差不大的
- **通过Chebyshev点插值得到的 $n$ 次多项式**, 与最佳一致逼近的 $n$ 次多项式之间, 在无穷范数上只差 $O(\log n)$



# 函数逼近理论在计算机科学

## 更快的算法:

- 更快地模拟随机游走
- 迭代求解线性方程组 Conjugate gradient; Chebyshev iteration
- 计算最大特征值/特征方向 Lanczos iteration
- .....

## 复杂性理论:

- 神经网络(perceptron)表示PARITY的复杂性
- 电路复杂性 circuit complexity
- 通信复杂性 communication complexity
- .....

课外拓展: 更多的例子可以参见

[The Polynomial Method. In Quantum and Classical Computing](#)

[Faster Algorithms Via Approximation Theory](#)

[Chebyshev Polynomials and Approximation Theory in Theoretical Computer Science and Algorithm Design](#)



# 函数空间上的线性代数

**向量空间：**支持向量加法，数的乘法，闭合的线性空间

**线性相关：**一组向量是线性相关的，如果存在它们的一组非零的线性组合为零

例子：

- 实数域上的 $n$ 维向量 $\mathbb{R}^n$
- 实系数的多项式 $\mathbb{R}[x]$ 
  - 加法：两个多项式相加
  - 数的乘法：一个常数乘上一个多项式
  - 线性： $c(p(x) + q(x)) = c p(x) + c q(x)$ ,  $(a + b)p(x) = a p(x) + b p(x)$
  - 它的一组基为 $1, x, x^2, x^3, \dots$
  - Chebyshev多项式亦可作为它的一组基，生成相同的向量空间（思考：为什么？）
- 类似地，对连续函数，可定义 $C[a, b]$
- 对 $p$ 阶连续可导函数，记为 $C^p[a, b]$
- 所有连续函数这个空间非常的大，考虑一组基生成的函数；由Weierstrass，多项式可以任意近似有限区间上的连续函数。
- 称函数族 $\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_n(x)$ 是线性相关的，如果存在 $c_1, c_2, \dots, c_n$ ，非全为零，使得
$$c_1 \phi_1(x) + c_2 \phi_2(x) + \dots + c_n \phi_n(x) = 0, \forall x$$

否则称它们是线性无关的



# 向量空间的范数

$\mathbb{R}^n$ 上的无穷范数, 对于向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$

$$\|x\|_\infty := \max_i |x_i|$$

$\mathbb{R}^n$ 上的2-范数, 对于向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$

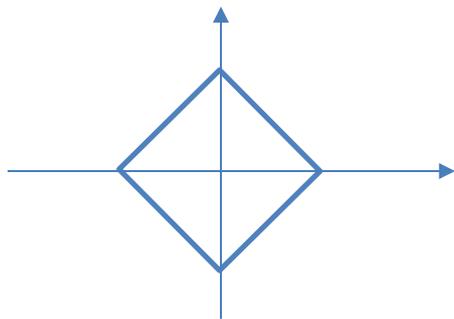
$$\|x\|_2 := \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{\langle x, x \rangle}$$

$\mathbb{R}^n$ 上的1-范数, 对于向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$

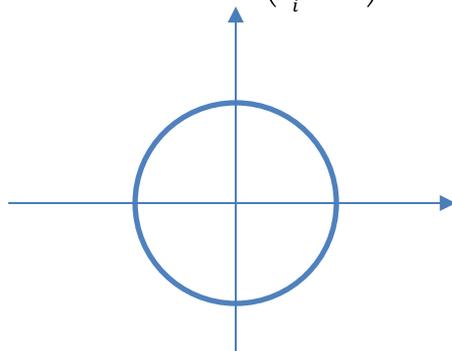
$$\|x\|_1 := \sum_i |x_i|$$

$\mathbb{R}^n$ 上的 $p$ -范数, 对于向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$

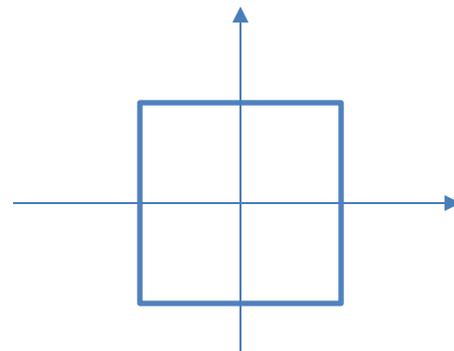
$$\|x\|_p := \left( \sum_i |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$



1-范数为1



2-范数为1



无穷范数为1



# 向量空间的范数

$\mathbb{R}^n$  上的无穷范数, 对于向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top$

$$\|x\|_\infty := \max_i |x_i|$$

$\mathbb{R}^n$  上的2-范数, 对于向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top$

$$\|x\|_2 := \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{\langle x, x \rangle}$$

函数  $f$  的无穷范数 ( $\infty$ -norm):

$$\|f\|_\infty := \sup |f|$$

函数  $f$  的2-范数 (2-norm):

$$\|f\|_2 := \sqrt{\int |f(x)|^2 dx}$$

如果要找到函数  $f$  的最佳2-范数近似 (最佳平方逼近), 要比最佳无穷范数的近似容易得多: 最小二乘法



# 最小二乘法—求解线性方程

给定矩阵  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ，向量  $b \in \mathbb{R}^m$ ，求  $x \in \mathbb{R}^n$  使得  $Ax = b$

只有三种情况

- 对任意的向量  $b$ ，存在唯一解
- 不可解，或方程不一致 (inconsistent, over-determined)
- 存在无穷多组解 (under-determined)

性质：只要存在两个不同的解，则一定存在无穷多组解。

接下来：对于方程不一致的情况，我们讨论**最小二乘法**  
**最佳平方逼近**



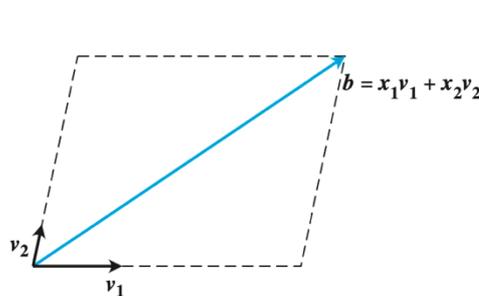
# 最小二乘法-离散线性版本

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：

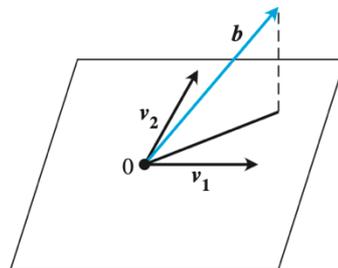
- 给定矩阵 $A$ ，向量 $b$ ，求 $x$ 使得 $\|Ax - b\|_2$ 最小

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

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



(a)



(b)

向量 $b$ 不一定在该子空间内，此时，应该找“最接近”的



## 下节课

最小二乘法  
傅里叶变换  
三角插值