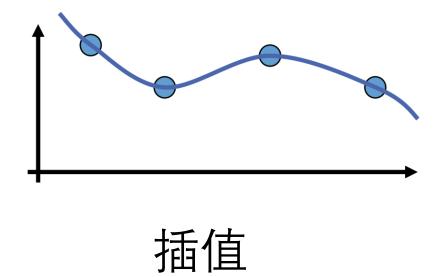
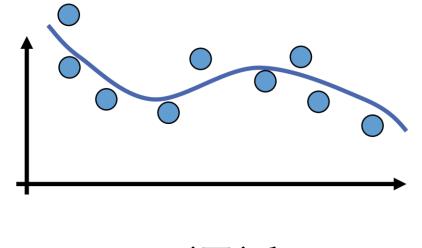
计算机辅助几何设计 2021秋学期

插值和逼近

陈仁杰

中国科学技术大学





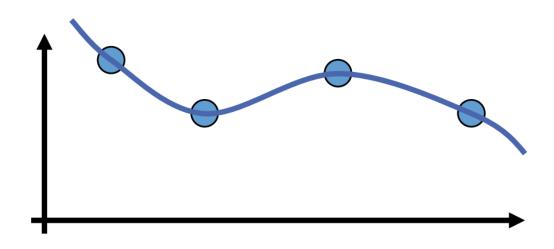
逼近

插值

一般插值和多项式插值

插值问题

- 最简单的光滑曲线曲面建模
 - 给定曲线或曲面上一组点
 - 选择一组可张成合适的函数空间的基函数
 - 光滑基函数
 - 任意线性组合也光滑
 - 找到一个线性组合使得曲线或曲面能插值给定点



问题一般形式

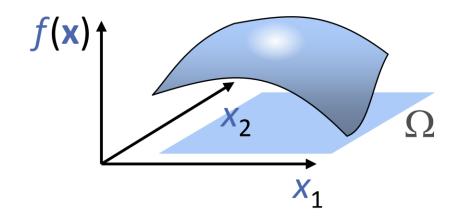
• 设定

- 寻找定义域 $\Omega \subseteq \mathbb{R}^d$,值域 \mathbb{R} 上函数 $f:\Omega \to \mathbb{R}$
- 基函数集合: $B = \{b_1, ..., b_n\}, b_i: \Omega \to \mathbb{R}$
- 将 f 表示为基函数的线性组合

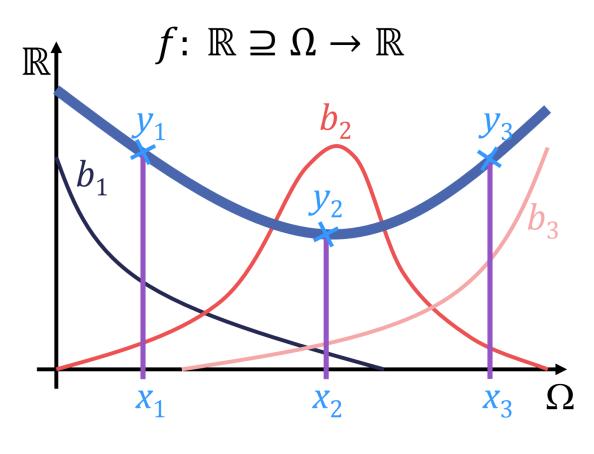
$$f_{\lambda}(x) = \sum_{k=0}^{n} \lambda_{i} b_{i}(x)$$

$$f 曲 \lambda = \begin{pmatrix} \lambda_{1} \\ \dots \\ \lambda_{n} \end{pmatrix}$$
唯一确定

- 函数值 $\{(x_1, y_1), ..., (x_n, y_n)\}, (x_i, y_i) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$
- 目标找到 λ 使得 $f_{\lambda}(x_i) = y_i$ 对所有i成立



示意图



1D Example

插值问题求解

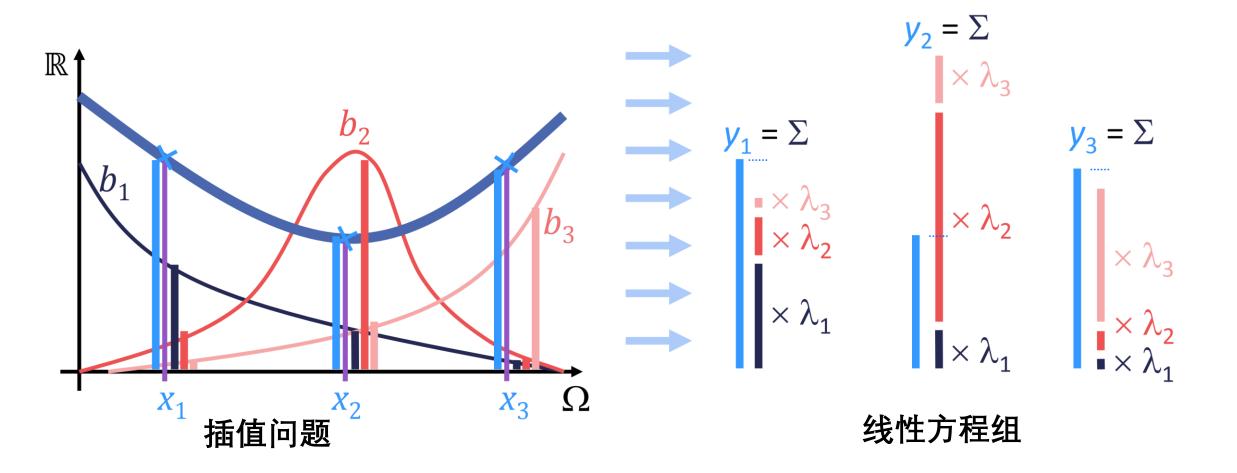
- 解决方法: 构造线性方程组
 - 在数据点 x_i 上计算基函数:

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}: \sum_{i=1}^{n} \lambda_i b_i(x_i) = y_i$$

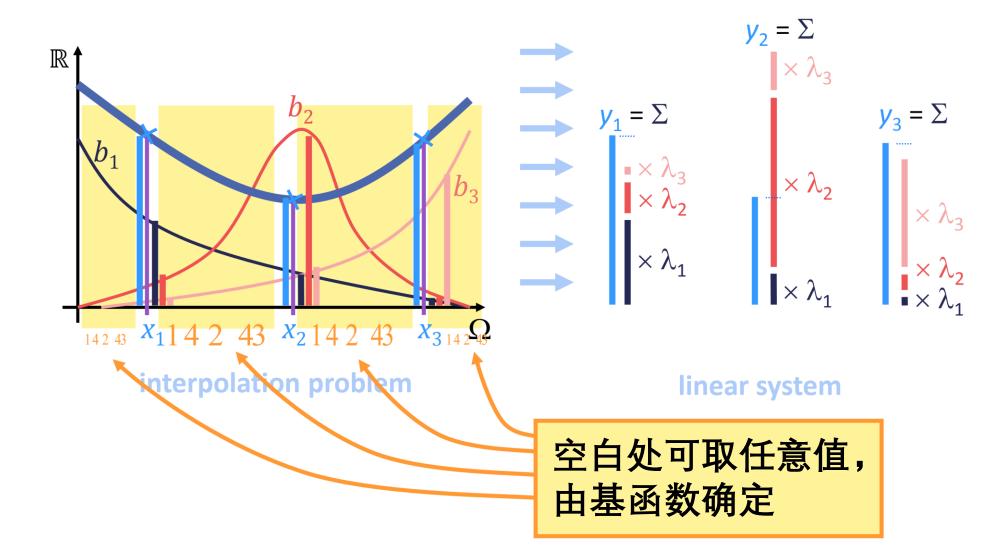
• 写成矩阵形式

$$\begin{pmatrix} b_1(x_1) & \cdots & b_n(x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_1(x_n) & \cdots & b_n(x_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

示意图



示意图



多项式插值示例

- 多项式基 $B = \{1, x, x^2, x^3, ..., x^{n-1}\}$
- 求解线性方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^{n-1} \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^{n-1} \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^{n-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \dots \\ \lambda_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}$$

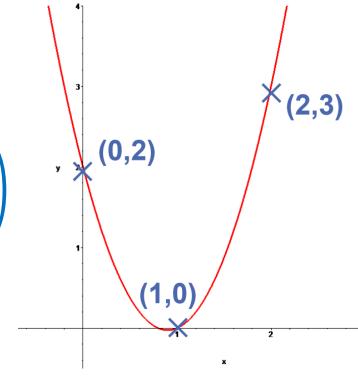
Vandermonde 范德蒙矩阵

数值实例

- 二次幂基(单项式) $B = \{1, x, x^2\}$
- 函数值{(0,2),(1,0),(2,3)} [(x,y)]
- 求解线性系统

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 3 \end{pmatrix}$$

解为: $\lambda_1 = 2$, $\lambda_2 = -\frac{9}{2}$, $\lambda_3 = 5/2$



多项式插值存在的问题

• 系统矩阵稠密

• 依赖于基函数选取,矩阵可能病态,导致难于求解(求逆)

病态矩阵示例

- 考虑二元方程组
 - 解为(1,1)
- 对第二个方程右边项扰动0.001
 - 解为(0,3)
- 对矩阵系数进行扰动
 - 解为(2,-1)

$$x_1 + 0.5x_2 = 1.5$$
$$0.667x_1 + 0.333x_2 = 1$$

$$x_1 + 0.5x_2 = 1.5$$
$$0.667x_1 + 0.333x_2 = 0.999$$



$$x_1 + 0.5x_2 = 1.5$$
$$0.667x_1 + 0.334x_2 = 1$$



病态问题

• 输入数据的细微变化导致输出(解)的剧烈变化

- 将线性方程看成直线(超平面)
 - 当系统病态时,直线变为近似平行
 - 求解(即直线求交)变得困难、不精确

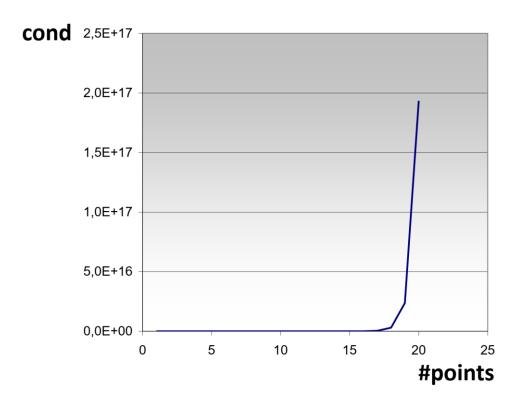
矩阵条件数

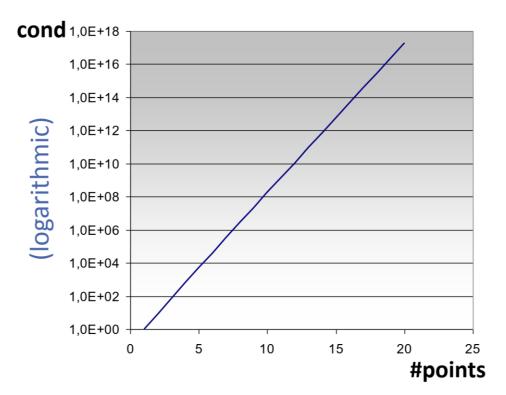
$$\kappa_2(A) = \frac{\max_{x \neq 0} \frac{||Ax||}{||x||}}{\min_{x \neq 0} \frac{||Ax||}{||x||}}$$

- 等于最大特征值和最小特征值之间比例
- 条件数大意味着基元之间有太多相关性

矩阵条件数

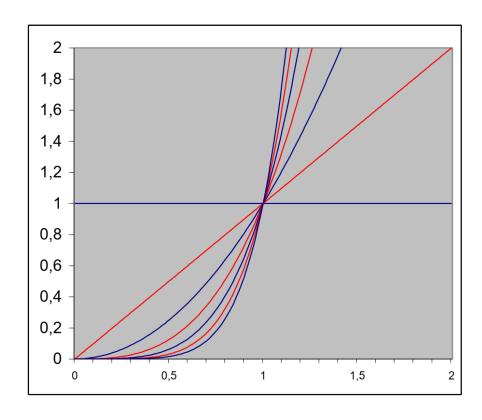
- 多项式插值问题是病态的
 - 对于等距分布的数据点 x_i , 范德蒙矩阵的条件数随着数据点数n呈指数级增长 (多项式的最高次数为n-1)





为什么?

- •幂(单项式)函数基
 - 幂函数之间差别随着次数增加而减小
 - 不同幂函数之间唯一差别为增长速度(x^i 比 x^{i-1} 增长快)



幂(单项式) 函数

函数互相抵消

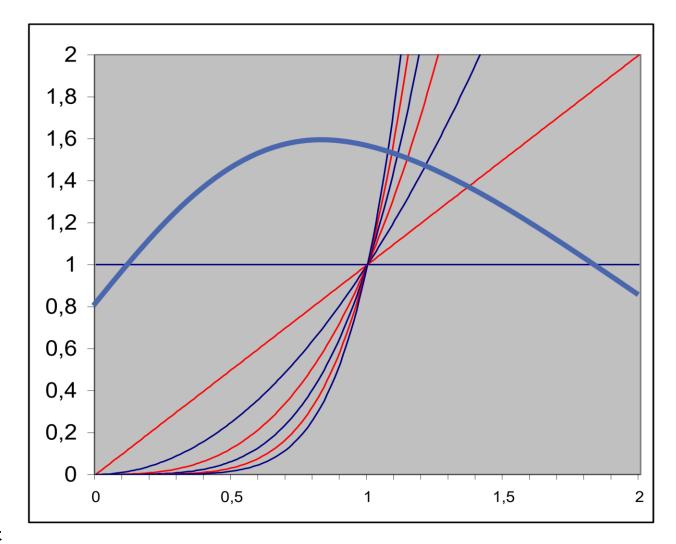
• 单项式:

- 从左往右
- 首先常函数1主宰
- 接着 x 增长最快
- 接着x²增长最快
- 接着 x³ 增长最快

• ...

• 趋势

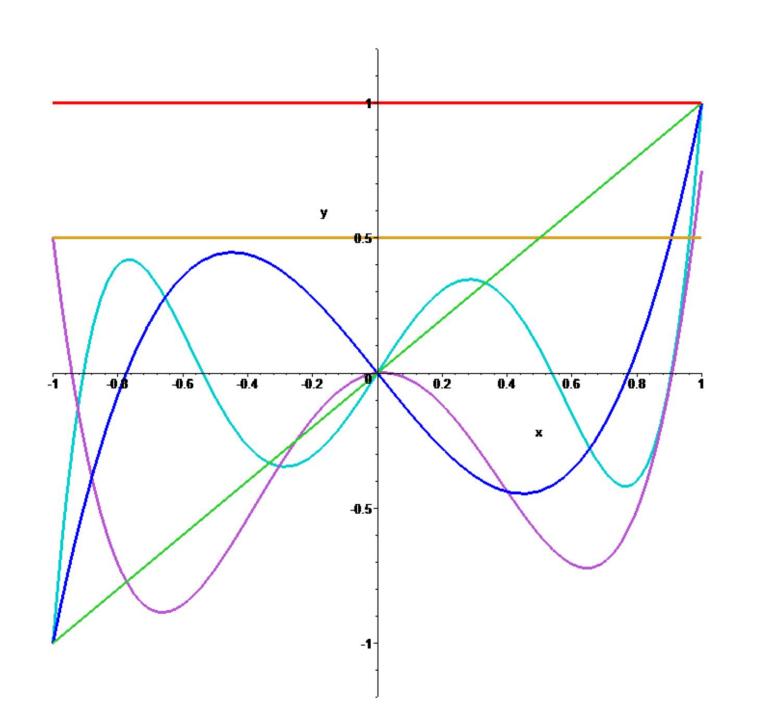
- 好的基函数一般需要系数交替
- 互相抵消问题



解决方法

• 使用正交多项式基

- 如何获得?
 - Gram-Schmidt正交化



另一方法

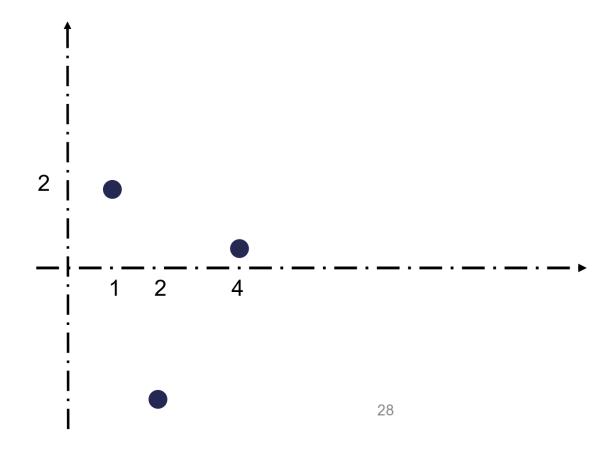
•能否避免求解线性方程组?

另一方法

•能否避免求解线性方程组?

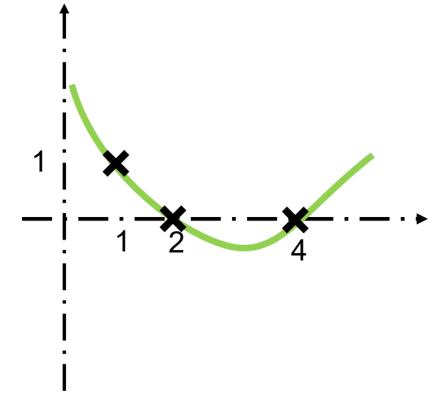
从不同基函数着手…

• 通过(1,2), (2,-3), (4,0.5)三点的二次多项式

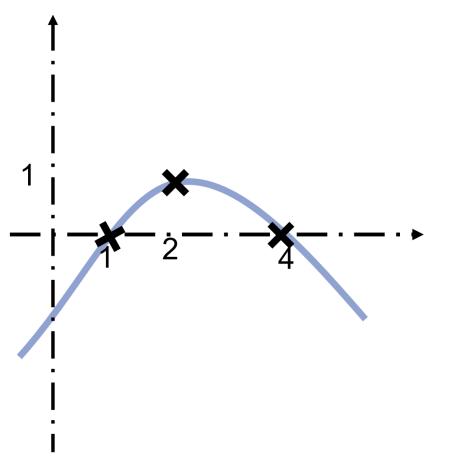


• 假设可以构造二次多项式 $P_0(x)$,使其在 x_0 处取值为1,而另两点

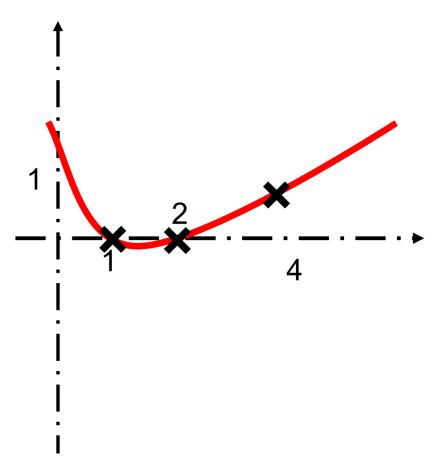
 x_1, x_2 处取值为0



• 类似地,构造 $P_1(x)$,在 x_1 处取值为1,在 x_0, x_2 处取值为0

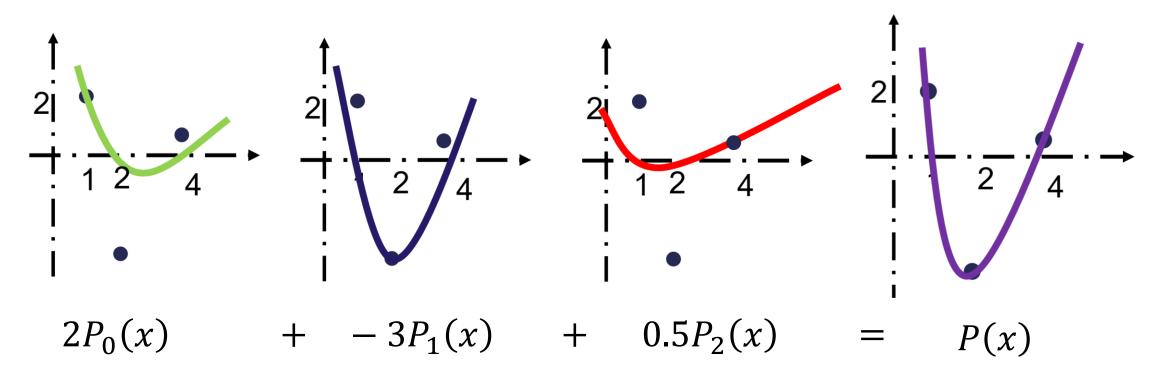


• 构造 $P_2(x)$,在 x_2 处取值为1,在 x_0 , x_1 处取值为0



- 对 $P_i(x)$ 进行缩放使得 $P_i(x_i) = y_i$,
- 然后求和

$$P(x) = y_0 P_0(x) + y_1 P_1(x) + y_2 P_2(x)$$



一般形式

- 构造插值问题的通用解
 - 给定n+1个点 $\{(x_0,y_0),...,(x_n,y_n)\}$,寻找一组次数为n的多项式基函数 l_i 使得

• 插值问题的解为:

$$P(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x) + \dots + y_n l_n(x) = \sum_{i=0}^{n} y_i l_i(x)$$

一般形式

- 怎么计算多项式 $l_i(x)$?
 - n阶多项式, 且有以下n个根

$$x_0, x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n$$

• 故可表示为 $l_i(x) = C_i(x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1}) \dots (x - x_n)$ $= C_i \prod_{i \neq i} (x - x_i)$

• 由 $l_i(x_i) = 1$ 可得

$$1 = C_i \prod_{j \neq i} (x_i - x_j) \Rightarrow C_i = \frac{1}{\prod_{j \neq i} (x_i - x_j)}$$

一般形式

• 最终多项式基函数为

$$l_i(x) = \frac{\prod_{j \neq i} (x - x_j)}{\prod_{j \neq i} (x_i - x_j)}$$

• 多项式 $l_i(x)$ 被称为拉格朗日多项式

问题

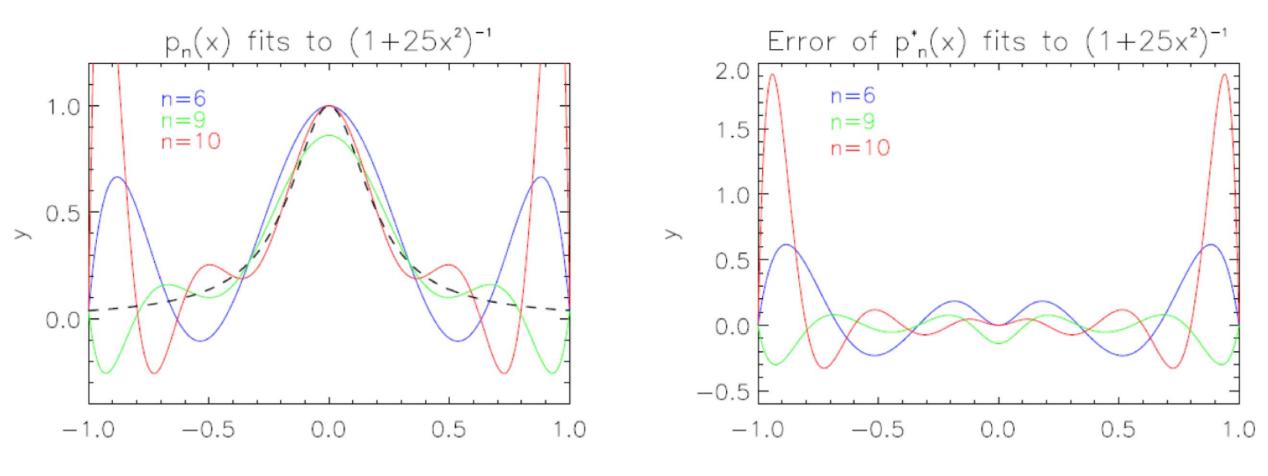
给定同一组输入点,用拉格朗日多项式和利用范德蒙矩阵(单项式基)进行插值,得到的解是否不同?

问题

• 给定同一组输入点,用拉格朗日多项式和利用范德蒙矩阵(单项式基)进行插值,得到的解是否不同?

- 答案: 两个解完全相同!
 - 假设解不同。记两个解的差别多项式为 R_n , R_n 阶数至多为n
 - 那么 $R_n(x_i) = 0$, $i = 0 \dots n$, x_i 为不同插值点。因此 R_n 是有n + 1个根的n 阶为多项式 $\Rightarrow R_n = 0$

多项式插值结果好吗?



振荡(龙格Runge)现象和对插值点数的高度敏感性观察n = 9(10个数据点)和n = 10(11个数据点)的差别

结论

- 多项式插值不稳定
- 控制点的微小变化可导致完全不同的结果

- •振荡(Runge)现象
- 多项式随着插值点数(可以是细微)增加而摆动

- → 需要更好的基函数来做插值
 - 例如: 分片多项式的结果会好很多

逼近

多项式和最小二乘逼近

动机Motivation

- 为什么逼近?
 - 数据点含噪声(采样)
 - 更紧凑的表示
 - 计算简单
- 常用逼近函数
 - 多项式
 - 有理函数(多项式商)
 - 三角函数

为什么用多项式?

- 易于计算,表现良好,光滑,…
- 更正式理由:
 - 魏尔斯特拉斯Weierstrass定理: 令f为闭区间[a,b]上任意连续函数,则对任意给定 ε ,存在n和多项式 P_n 使得 $|f(x) P_n(x)| < \varepsilon, \forall x \in [a,b]$
 - Weierstrass只证明了存在性,未给出多项式

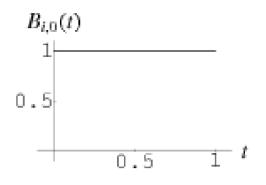
用Bernstein多项式做逼近

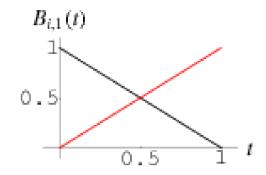
- 伯恩斯坦Bernstein给出了构造性证明 (强大!)
 - 对[$\mathbf{0}$, $\mathbf{1}$]区间上任意连续函数f(x)和任意正整数n,以下不等式对所有 $x \in [0,1]$ 成立

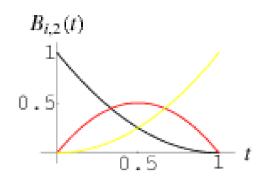
$$|f(x) - B_n(f, x)| < \frac{9}{4} m_{f,n}$$

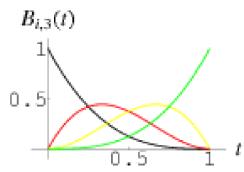
- $m_{f,n} = \text{lower upper bound } |f(y_1) f(y_2)|$ $y_1, y_2 \in [0,1] \quad \exists |y_1 - y_2| < \frac{1}{\sqrt{n}}$
- $B_n(f,x) = \sum_{j=0}^n f(x_j)b_{n,j}(x)$,其中 x_j 为[0,1]上等距采样点
- $b_{n,j} = \binom{n}{j} x^j (1-x)^{n-j}$ 为Bernstein多项式

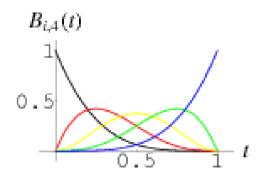
Bernstein多项式

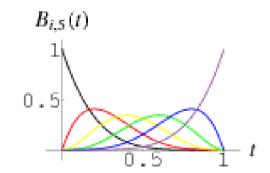








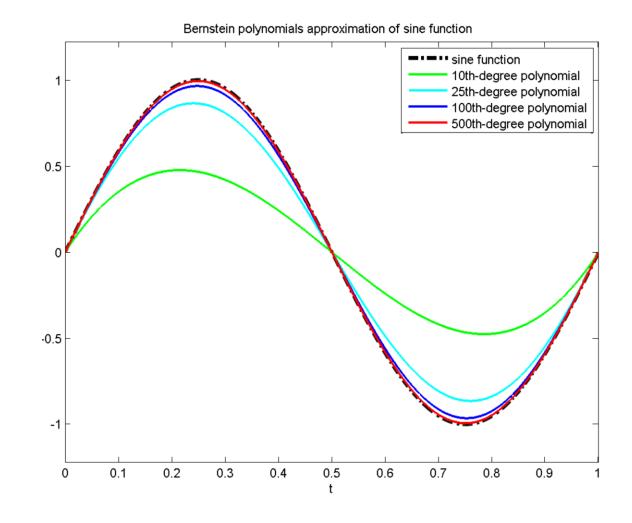




- $b_{0,0}(x) = 1$
- $b_{0,1}(x) = 1 x$, $b_{1,1} = x$
- $b_{0,2}(x) = (1-x)^2$, $b_{1,2} = 2x(1-x)$, $b_{2,2} = x^2$
- $b_{0,3}(x) = (1-x)^3$, $b_{1,3} = 3x(1-x)^2$, $b_{2,3} = 3x^2(1-x)$, $b_{3,3} = x^3$
- $b_{0,4}(x) = (1-x)^4$, $b_{1,4} = 4x(1-x)^3$, $b_{2,4} = 6x^2(1-x)^2$, $b_{3,4} = 4x^3(1-x)$, $b_{4,4} = x^4$

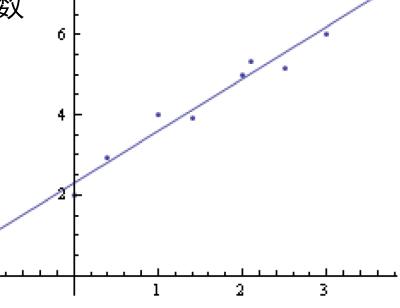
用Bernstein多项式做逼近

- Bernstein多项式逼近示例
 - 逼近结果优秀,但需要高阶
 - 计算昂贵
 - 容易带来误差



最小二乘逼近

- 逼近问题
 - 给定一组线性无关的连续函数集合 $B = \{b_1, ... b_n\}$ 和一组结点 $\{(x_1, y_1), ..., (x_m, y_m)\}$, 其中m > n
 - 在B张成空间中哪个函数 $f \in span(B)$ 对结点逼近最好?
 - 示例: 给定一组点, 找到最佳逼近的线性函数
 - 怎么定义"最佳逼近"?



最佳逼近的定义

• 最小二乘逼近

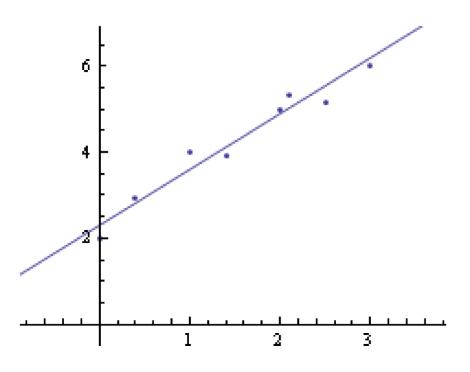
$$\underset{f \in span(B)}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^{m} (f(x_j) - y_j)^2$$

$$\sum_{j=1}^{m} (f(x_j) - y_j)^2 = \sum_{j=1}^{m} \left(\sum_{i=1}^{n} \lambda_i b_i(x_j) - y_j \right)^2$$

$$= (M\lambda - y)^T (M\lambda - y)$$

$$= \lambda^T M^T M \lambda - y^T M \lambda - \lambda^T M^T y + y^T y$$

$$= \lambda^T M^T M \lambda - 2y^T M \lambda + y^T y$$



$$M = \begin{pmatrix} b_1(x_1) & \dots & b_n(x_1) \\ \dots & \dots & \dots \\ b_1(x_m) & \dots & b_n(x_m) \end{pmatrix}$$

求解

• 关于λ的二次多项式

$$\lambda^T M^T M \lambda - 2 y^T M \lambda + y^T y$$

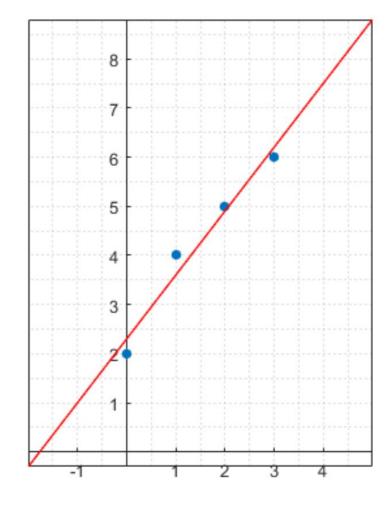
- 法方程
 - 最小解满足

$$M^T M \lambda = M^T y$$

- 提示
 - 最小化二次目标函数 $x^TAx + b^Tx + c$
 - 充分必要条件: 2Ax = -b

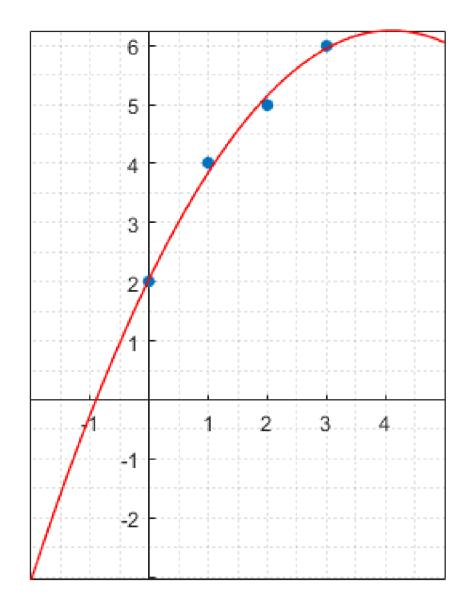
示例: 线性逼近

```
%input
x=[0 \ 1 \ 2 \ 3]';
y=[2 \ 4 \ 5 \ 6]';
%setup the matrix
M=[ones(4,1) x];
%solve the least square
c=(M'*M)\setminus(M'*y);
```



示例: 二阶逼近

```
%input
x=[0 \ 1 \ 2 \ 3]';
y=[2 \ 4 \ 5 \ 6]';
%setup the matrix
M=[ones(4,1) \times x.^2];
%solve the least square
C=(M'*M)\setminus(M'*y);
```



Questions?