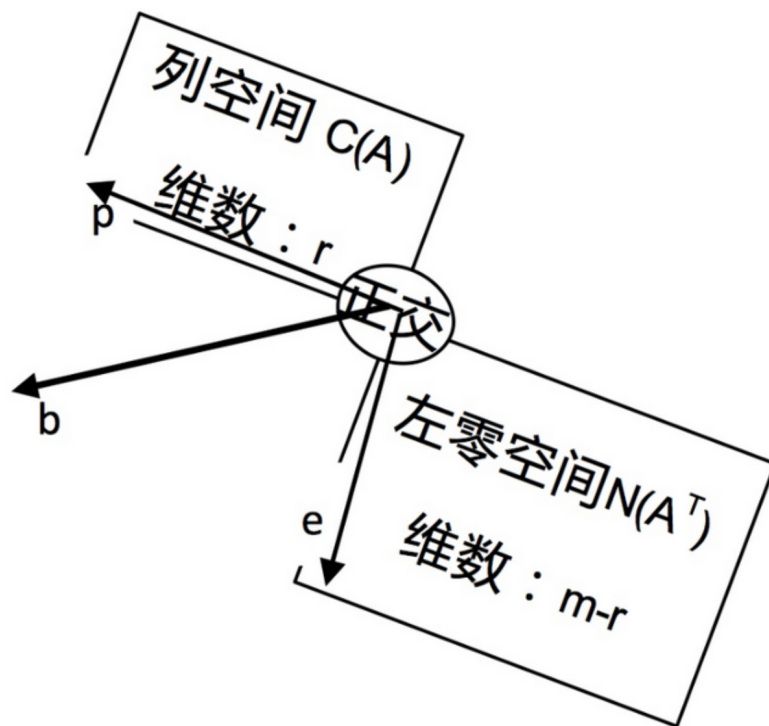


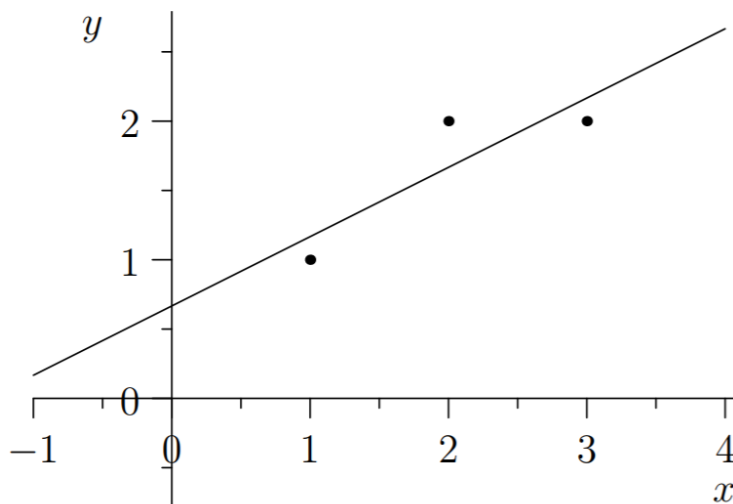
Chapter14基于投影矩阵的最小二乘法原理，标准正交向量组

Section1.本章两张图中其中一张



这张图说明了,向量 b 总可以分为两个分量,一个分量在 A 的列空间中,另一个分量垂直于 A 的列空间(也即在 A 的左零空间中)。而上述投影矩阵的作用就是保留列空间中的分量 p ,去掉左零空间中的分量 e 。

Section2.一个实例(最小二乘法)



图中三个点为(1, 1) (2, 2) (3, 2), 我们设这个直线为 $y = C + Dx$, 根据以上条件可以得到方

$$\text{程组} \begin{cases} C + D = 1 \\ C + 2D = 2 \\ C + 3D = 2 \end{cases}, \text{写作矩阵形式有} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}, \text{也就是我们的} Ax = b, \text{显然该方程}$$

组无解。

那么我们就考虑找到一条最优的直线 $y = C + Dx$ 来拟合图中的三个点。我们需要注意到的一点就是, **最优**是指什么?

在寻求最优解之前,我们需要先定义总误差是什么,因为总误差能够衡量直线是否是更优的,定义了总误差我们才能通过最小化这个量,来找到最好的 C 和 D (也即最优的直线)。

这里,我们定义误差为 $Ax - b = e$ 的模长的平方来作为误差,也即

$$|Ax - b|^2 = |e|^2 = e_1^2 + e_2^2 + e_3^2, \text{我们要求其最小平方和(也即最小二乘)}。$$

Subsection1.利用微积分的偏导来求最优解

将误差展开用 C 和 D 的二元函数如下:

$$|e|^2 = e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 = (C + D - 1)^2 + (C + 2D - 2)^2 + (C + 3D - 2)^2 = 3C^2 + 14D^2 + 9 - 10C - 22$$

(这里说明误差的分析是拟合的曲线与原本的点的纵坐标差)

误差对 C 求偏导为 $6C - 10 + 12D = 0$,说明单看 C 的话,随着 C 的增长,总误差的斜率先为负数后为正数,也即总误差先下降后上升。误差对 D 求偏导为 $28D - 22 + 12C = 0$,说明单看 D 的话,随着 D 的增长,总误差的斜率先为负数后为正数,也即总误差先下降后上升。因此,总误差的驻点显然也即总误差的最小值(最优值)

$$\text{求解方程组} \begin{cases} 3C - 5 + 6D = 0 \\ 14D - 11 + 6C = 0 \end{cases} \text{得} \hat{C} = 2, \hat{D} = \frac{1}{2}, \text{因此最优直线为} y = \frac{2}{3} + \frac{1}{2}x。$$

代入 x 可求得 $p_1 = \frac{7}{6}, p_2 = \frac{5}{3}, p_3 = \frac{13}{6}$,自然 $e_1 = -\frac{1}{6}, e_2 = \frac{1}{3}, e_3 = -\frac{1}{6}$ 。

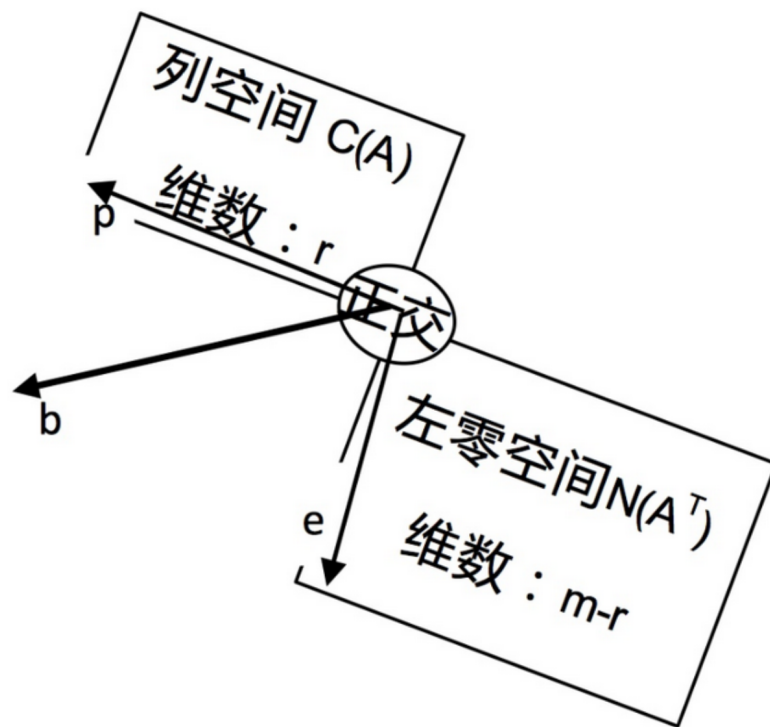
$$\text{于是我们得到} p = \begin{bmatrix} \frac{7}{6} \\ \frac{5}{3} \\ \frac{13}{6} \end{bmatrix}, \quad e = \begin{bmatrix} -\frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} \\ -\frac{1}{6} \end{bmatrix}, \text{易看出} b = p + e, \text{且} p^T e = 0 \text{(也即} p \perp e \text{)}。$$

容易知道

$$p^T e = e^T a_1 = e^T a_2 = 0$$

综上可知,我们所求得的误差向量 e 确实垂直于整个列空间,如 $\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$ (投影向量 p 也在 A 的列空间中)。

Subsection2.利用线性代数的投影来求解



还是关注这幅图，此时我们已知 $A\hat{x} = p$ 与 b ， b 我们已知一切信息，而 $A\hat{x} = p$ 我们只知道方向 (位于列空间中)，我们怎样控制 $e = b - A\hat{x}$ 才能让 e 最小呢？显然是垂直。

因此我们就会有

$$A^T A x = A^T b$$

这里我们考虑到：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \text{ 则 } A^T A = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 6 & 14 \end{bmatrix} A^T b = \begin{bmatrix} 5 \\ 11 \end{bmatrix}$$

写成方程组形式为： $\begin{cases} 3\hat{C} + 6\hat{D} = 5 \\ 6\hat{C} + 14\hat{D} = 11 \end{cases}$ ，也称其为正规方程组(normal equations)。注意到该正

规方程组正是先前求偏导所得的方程组。故所求得的结果也都是一样的： $\hat{C} = 2, \hat{D} = \frac{1}{2}$ 。我们现在所做的运算实际上也称为线性回归(linear regression)。

此外,还需要补充说明一点,如果在上述例题中,还有另外一个点如 $(0, 100)$,那么最小二乘法就很容易被这个明显离群的值影响,通常使用最小二乘的时候要先去除掉明显离群的值!

Section2.标准正交向量组

- 标准：向量的模为1
- 正交：指向量组的向量之间内积为0

我们在前面一直在探究 A 的列的线性无关性，有一种线性无关的情况是比较特殊的:互相垂直的各列一定是线性无关的。

更特殊地,我们会要求互相垂直的单位向量(标准正交),比如 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, 这些向量所组成的向量组一般被称为标准正交向量组, 标准正交向量组中的向量互相垂直(正交)且为单位向量(标准)!

同样的标准正交向量组还有: $\begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \cos \theta \end{bmatrix}$ 。