

第 16 课 投影矩阵和最小二乘法

本章将深入研究投影矩阵，同时对上一课最后引出的最小二乘法做进一步地讲解。最后引出标准正交向量组等概念。

投影矩阵

上一章已经介绍过投影矩阵 $P = A(A^T A)^{-1} A^T$ 。我们知道，投影矩阵 P 与向量 b 相乘将会把 b 投影到 A 的列空间中。那么现在我们来考虑两个极端的例子，这两个极端的例子将会加深我们对投影矩阵的理解。

- 如果 b 在矩阵 A 的列空间里，那么 $Pb = b$

证明：如果 b 在矩阵 A 的列空间里，那么必然有 $Ax = b$

$$Pb = A(A^T A)^{-1} A^T b = A(A^T A)^{-1} A^T Ax = AIx = Ax = b$$

- 如果 b 垂直于矩阵 A 的列空间，那么 $Pb = 0$

证明： b 垂直于 A 的列空间，根据正交补的概念

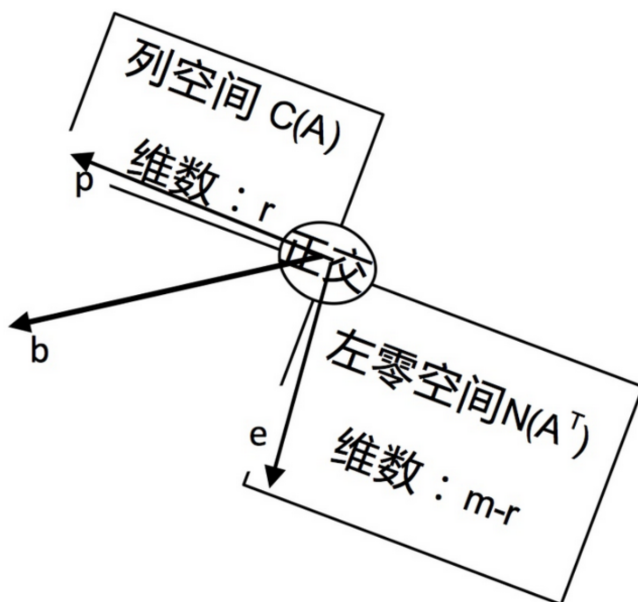
可知 b 是左零空间中的向量

$$\therefore A^T b = 0$$

$$\therefore Pb = A(A^T A)^{-1} A^T b = A(A^T A)^{-1} 0 = 0$$

通过上面两个极端的例子，我们可以看出来，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 。

可以通过一幅图来表示这个关系：

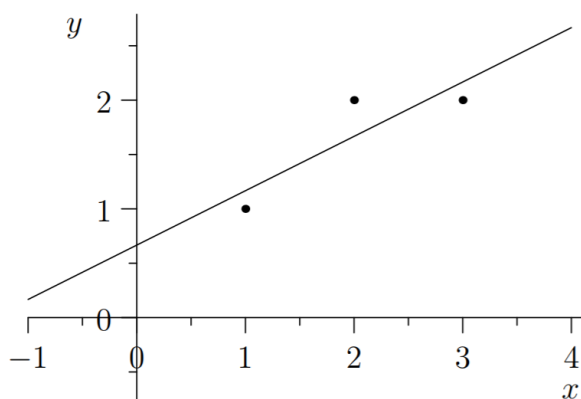


P 把 b 投影到 A 的列空间上得到 p 。那么，是否存在另外一个投影矩阵把 b 投影到 A 的左零空间上得到 e 呢？由 $b = e + p$, $p = Pb$ 可得 $e = b - p = b - Pb = (I - P)b$ 。这里的 $I - P$ 就是 A 的左零空间上的投影矩阵，它具有和 P 一样的性质（对称性与平方不变性）。

最小二乘法

回到上一讲最后我们提到的关于最小二乘法的例题：

没有直线能经过图中的三个点，所以我们需要找到一条最优的直线 $y = C + Dx$ 来拟合图中的三个点，这里的最优指的是该直线距离图中三个点 $(1, 1)$ $(2, 2)$ $(3, 2)$ 的总误差最小！



根据以上条件可以得到方程组 $\begin{cases} C + D = 1 \\ C + 2D = 2 \\ C + 3D = 2 \end{cases}$ ，写作矩阵形式有 $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$ ，也就是我们的 $Ax = b$ ，显然该方程组无解。

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 $A\hat{x} - b = e$ 的模长的平方来作为误差，也即

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

- 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：

$$\begin{aligned} \|e\|^2 &= e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 \\ &= (C + D - 1)^2 + (C + 2D - 2)^2 + (C + 3D - 2)^2 \\ &= 3C^2 + 14D^2 + 9 - 10C - 22D + 12CD \end{aligned}$$

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）

求解方程组 $\begin{cases} 3C - 5 + 6D = 0 \\ 14D - 11 + 6C = 0 \end{cases}$ 得 $\hat{C} = \frac{2}{3}, \hat{D} = \frac{1}{2}$ ，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 $e_1 = -\frac{1}{6}, e_2 = \frac{1}{3}, e_3 = -\frac{1}{6}$ 。

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

$$p^T e = \frac{7}{6} \cdot \left(-\frac{1}{6}\right) + \frac{5}{3} \cdot \frac{1}{3} + \frac{13}{6} \cdot \left(-\frac{1}{6}\right) = 0$$

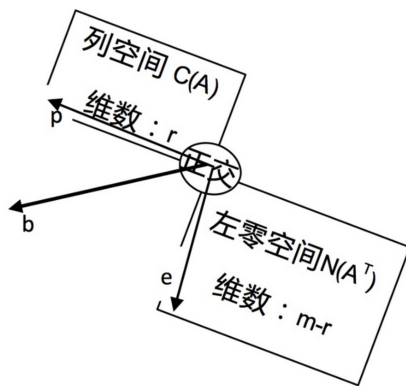
$$e^T a_1 = -\frac{1}{6} \cdot 1 + \frac{1}{3} \cdot 1 + \left(-\frac{1}{6}\right) \cdot 1 = 0$$

$$e^T a_2 = -\frac{1}{6} \cdot 1 + \frac{1}{3} \cdot 2 + \left(-\frac{1}{6}\right) \cdot 3 = 0$$

综上所述，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）。

- 利用线性代数的投影来求最优解

为了方便理解，我们需要再次搬出这张图：



$A\hat{x}$ 也即 A 的列空间中的向量，那么 $A\hat{x} - b$ 就表示了将列空间中的向量与 b 相减，相减所得的向量，或许垂直于列空间，或许不垂直与列空间。

但注意到，只有在相减所得的向量垂直于列空间的时候， $A\hat{x} - b$ 其模长的平方才最小，这也即让 b 对列空间做投影，投影所得向量 Pb 才是列空间中距离 b 最近的向量。此时求解 $A\hat{x} = Pb$ 所得的 \hat{x} 即为最优解！

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

$$\text{方程两边同乘以 } A^T \text{ 有: } A^T A\hat{x} = A^T A(A^T A)^{-1} A^T b = I A^T b = A^T b$$

$$\text{整理有: } A^T A\hat{x} = A^T b$$

$$\text{易得 } A^T A = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 6 & 14 \end{bmatrix}, A^T b = \begin{bmatrix} 5 \\ 11 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 6 & 14 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{C} \\ \hat{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 11 \end{bmatrix}$$

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

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是一样的：

$$\hat{C} = \frac{2}{3}, \hat{D} = \frac{1}{2}。$$

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点！

标准正交向量组

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： $\begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -\sin \theta \\ \cos \theta \end{bmatrix}$ 。