

Chapter13 $Ax=b$ 无解情况的优化, 投影矩阵

Section1. 引入(怎样处理 $Ax=b$ 无解时候的情况)

我们在处理 $Ax=b$ 的过程中, 会发现无解的情况是非常少的, 哪怕是在列满秩的优秀前提下, 也需要一定的条件才能满足 x 是有解的, 比如说在 A 化成 $RREF$ 的过程中, 出现的零行对应的 b 的位置需要也为0, 或者朴素的来说, 需要 b 在 A 的列空间中。

但是显然, 有解的情况会显著少于无解的情况, 也就是说比如说在 A 化成 $RREF$ 的过程中, 出现的零行对应的 b 的位置不为0, 那么我们要做相应的优化, 让这些“坏数据”的 b 变成能够有解的 b , 那么我们采取什么样的手段才能解决呢?

一种常用的方法是在方程两侧乘以 A^T , 无解方程从而改写成 $A^T A \hat{x} = A^T b$, 求解新方程的解 \hat{x} 即为最优解。原理将在后面介绍。

注意, 这个解 \hat{x} 并非是 $Ax=b$ 的解, 我们已经假设 $Ax=b$ 是无解的, 也即符合方程的 x 不存在。在已知 $Ax \neq b$ 的情况下, 我们尝试求解 $A^T A \hat{x} = A^T b$ 。

$A^T A x = A^T b$ 的可解性

一定有解, 参见([71 封私信 / 80 条消息](#)) [如何证明 \$ATAX=ATB\$ 一定有解? - 知乎 \(zhihu.com\)](#)

从几何意义上比较容易理解, 把 b 投影到 A 的列空间中肯定会有解。

Section2. $A^T A$ 的性质

实际上, 就算我们不懂原理, 我们也大概能发现, 乘以 A^T 给方程带来了什么好的变化。

我们在进行科学研究的时候, 经常对于几个参数要统计成千上万的数据来去计算拟合, 也就是说会形成一个 $m \gg n$ 的长方形矩阵, 而乘以 A^T 以后, 我们得到矩阵 $A^T A$, 这个矩阵是一个对称方阵, 至少我们已经避免了长方矩阵的情况。一旦 $A^T A$ 是可逆的, 那么解 \hat{x} 就很容易求得了。

但实际上 $A^T A$ 未必是可逆的, 当 A 的各列线性相关的时候, $A^T A$ 就不可逆了。

那么为了说明这一点我们考虑 $A^T A$ 的两个性质:

- $N(A^T A) = N(A)$: 事实上我们需要证明的是 $A^T A x = 0$ 与 $A x = 0$ 是等价条件, 那么证明如下:

$$A^T A x = 0 \rightarrow x^T A^T A x = 0 \rightarrow (A x)^T (A x) = 0 \rightarrow A x = 0$$

$$A x = 0 \rightarrow A^T A x = 0$$

关于 $(A x)^T (A x) = 0 \rightarrow A x = 0$ 的说明:

$$A^T A = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = [0] \rightarrow x_1 = x_2 = \cdots = x_n = 0 \rightarrow A x = 0$$

- $r(A^T A) = r(A)$: 这是显然的, 根据 $N(A^T A) = N(A)$, 说明 $\dim(N(A^T A)) = \dim(N(A)) = n - r$, 且 $A^T A$ 为 $n \times n$, A 为 $m \times n$, 说明 n 相同, 因此 r 相同。

综合这两个性质就可以说明, 如果 A 的列不满秩, 那么 $A^T A$ 作为一个 $n \times n$ 的矩阵就无法行列满秩, 因此不可逆。

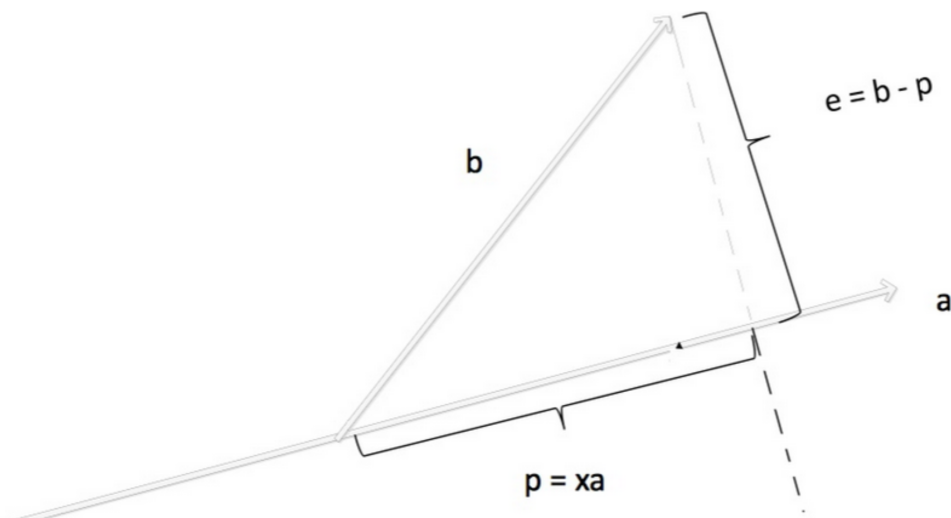
同时还要注意到 $A^T A$ 是一个 **对称阵**, 即 $(A^T A)^T = A^T A$, 转置等于其本身。

Section3. 对于该方法原理的解释

事实上, 我们对于 $A x = b$ 的解的解释是: b 在 A 的列空间中, 那么如果 b 不在 A 的列空间中时, 我们把它投影到 A 的列空间中, 就可以实现一个最优解的过程, 实际上, 解的最优性就体现在 b 的变化最小上, 而变化最小是通过投影来实现的, 这就是原理的解释。那么现在我们就要考察, 为什么利用投影, 结果就会是乘以 A^T 呢?

Subsection1. 基础知识: 投影的矩阵表示

Subsubsection1. 简单的二维投影



这里 p 为投影向量(projection), 显然为投影上的 x 倍。我们需要用已知的条件 a, b 来构成方程, 那么这里显然有:

$$a^T \times e = 0$$

$$a^T \times (b - xa) = 0$$

$$\text{因为 } a^T a \text{ 是一个数, 故 } x = \frac{a^T b}{a^T a}$$

同样的, 因为 x 是一个标量

$$\therefore p = xa = ax = \frac{aa^T}{a^T a} b$$

注意, 其中的 $a^T a$ 是一个标量, 而 aa^T 是一个矩阵。假设 b 变为原来的2倍, 那么显然投影 p 也变为原来的2倍。但如果 a 变为原来的2倍, 整个 $\frac{aa^T}{a^T a}$ 并没有发生变化, 所以投影 p 不变。

到这里, 我们大概感觉到 $\frac{aa^T}{a^T a}$ 此式的妙用了, 该式是一个矩阵, 令 $P = \frac{aa^T}{a^T a}$, 则有 $p = Pb$, 我们将 P 称为投影矩阵, 当向量与 P 相乘后, 即可得到向量对应的到 a 上的投影。

Subsubsection2. 投影矩阵 P 的性质

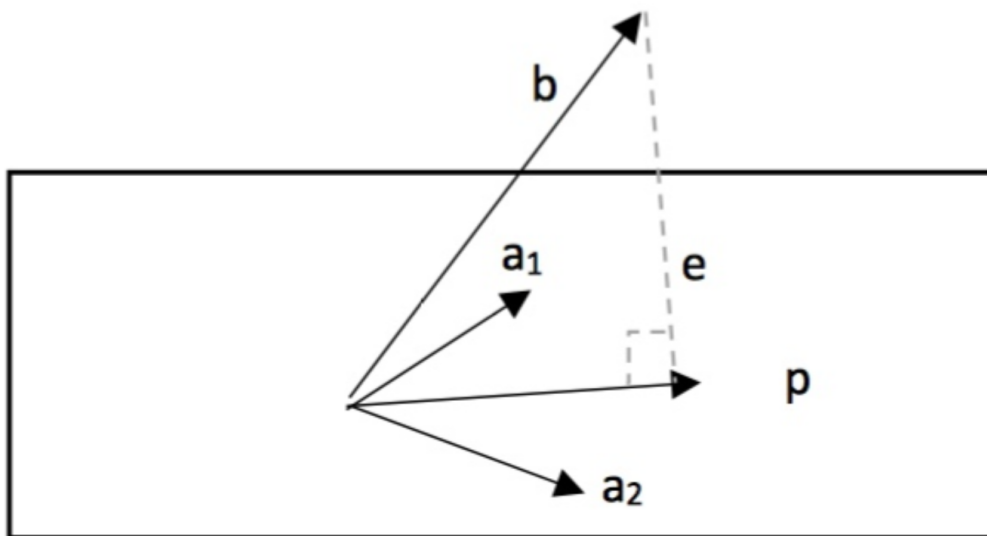
- $\text{rank}(P) = 1$, 因为 $a^T a$ 是一个标量, 而 aa^T 中我们根据秩1矩阵的模式, 可以知道 aa^T 是秩1矩阵。
- 向量 a 是 P 的列空间的基, 向量 a 所在的直线是 P 的列空间。
这个可以通过几何方向与代数方向来考虑。
 - 几何方向: P 乘以任意向量 b 所得到的结果即为投影 p , 而 p 就在 a 所在的直线上, 这也意味着, 对 P 的各列进行任意的 b 对应的线性组合的结果都在 a 所在的直线上, 所以向量 a 是 P 的列空间的基, 向量 a 所在的直线是 P 的列空间。
 - 代数方向: 可以知道 aa^T 是对 a 这一列向量做一个 a^T 的线性组合, 因此实际上 aa^T 还是一个对 a 的线性组合, 因此 P 的列空间就是 a 所在的列空间, 而向量 a 是 P 的列空间的基。

- P 是对称的。显然,因为 $P = \frac{aa^T}{a^T a}$ 中的 aa^T 是一个对称矩阵,所以 P 也是一个对称矩阵。
- $P^2 = P$ 。

仍然可以通过几何方向与代数方向来考虑。

- 几何方向: P 进行的工作是把任意的 b 投影到 a 上, 因此乘以一个 P 已经把 b 投影到 a 上, 再乘以一个 P ,就是再投影一次, 事实上已经没有作用了。
- 代数方向: $P^2 = aa^T/a^T a \times aa^T/a^T a = a(a^T a)a^T/(a^T a)^2 = aa^T/a^T a = P$

Subsection3.复杂的三维投影



如上图, a_1, a_2 为构成平面的一组基, p 为 b 在平面上的投影,故 p 处在平面上。于是有:
 $p = \hat{x}_1 a_1 + \hat{x}_2 a_2$,那么我们利用矩阵形式写为 $p = A\hat{x}$,其中 $A = [a_1 \ a_2]$, $x = [x_1 \ x_2]^T$ 。这里平面就是矩阵 A 的列空间,由于 b 不在平面上,所以 $Ax = b$ 无解,那么 $A\hat{x} = p$ 中的 \hat{x} 就是我们想要的最优解。

由图可知, $e = b - p = b - Ax$ 垂直于平面 A ,那么容易得到两个方程: $\begin{cases} a_1^T(b - Ax) = 0 \\ a_2^T(b - Ax) = 0 \end{cases}$,将方程写成矩阵形式有 $\begin{bmatrix} a_1^T \\ a_2^T \end{bmatrix} (b - A\hat{x}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$,即 $A^T(b - A\hat{x}) = 0$ 。

该式与向量上的投影方程 $a^T(b - xa) = 0$ 很相似,对于向量来说,矩阵 A 只有一列,也即一个小写的 a ,本质都是 $A^T e = 0$ 。由 $A^T e = 0$ 可知所有可能的 e 对应着 A 的左零空间,从图像可知 e 垂直于平面(A 的列空间),由此例我们很直观地看到了左零空间与列空间的正交。

再化简方程可得 $A^T A\hat{x} = A^T b$,这个式子恰好就是我们上节课所介绍的式子,至此,我们应该彻底明白了乘以 A^T 的意义何在。

最核心的式子就是:

$$A^T A X = A^T b$$

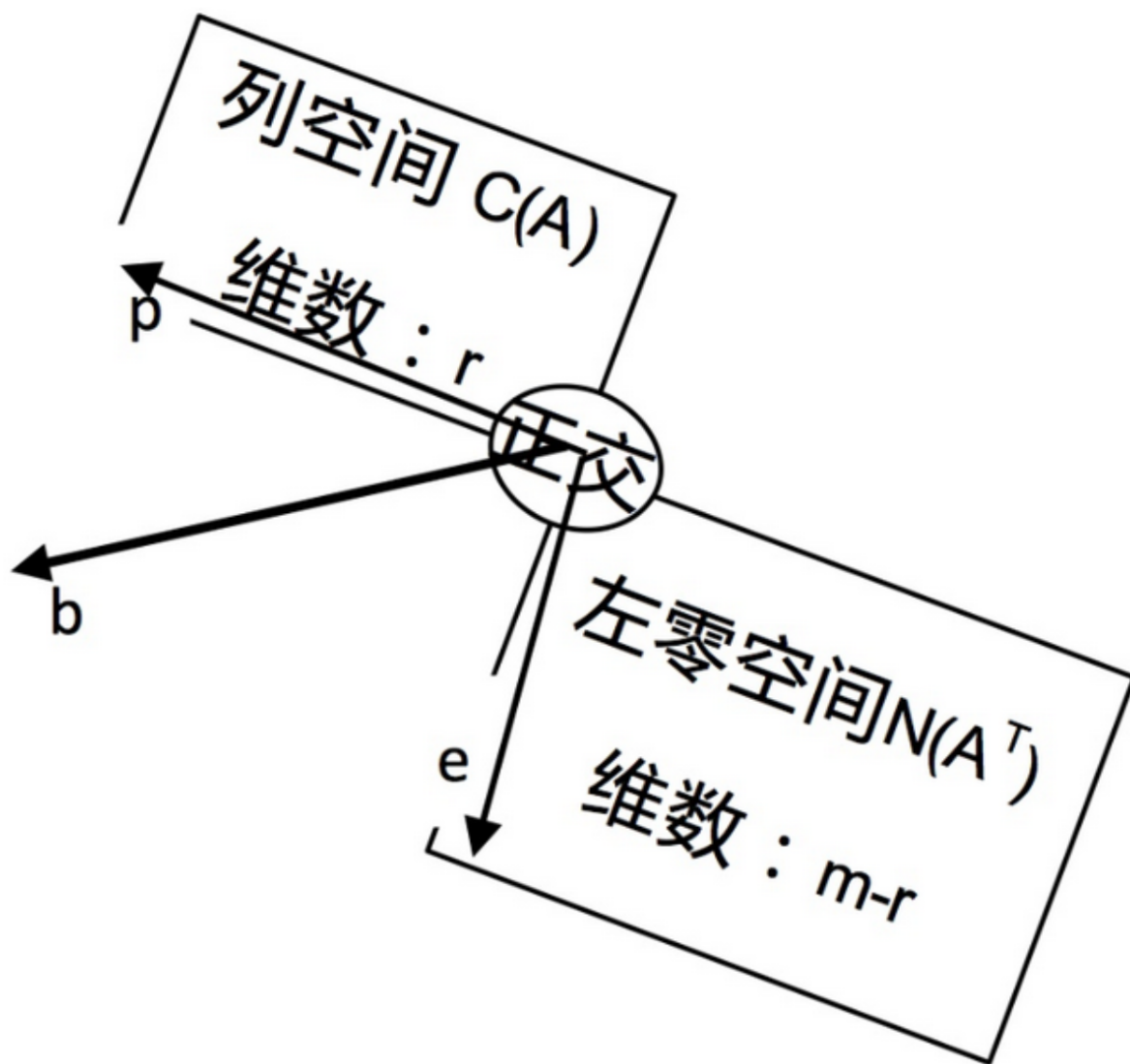
现在,我们需要再次考虑:最优解 \hat{x} 、投影 p 和投影矩阵 P :

- $\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$ 。可以看出 $A^T A$ 要是可逆的才能求出最优解(这个说法并不正确, \hat{x} 始终有解)。由 $N(A^T A) = N(A)$ 我们可以知道,当 A 的各列线性无关的时候, $A^T A$ 才是可逆的。
- 从 $x = A^{-1}b$ 到 $\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b$,我们可以看到, x 有解的条件是 A 是可逆的,而 \hat{x} 有解的条件是 A 的各列是线性无关的,其中对 A 的要求是有放宽的,因此,在 $Ax = b$ 无解的情况下尝试 $A^T A \hat{x} = A^T b$ 以获得最优解的思路是可行的正确的。
- $*p = A\hat{x} = A(A^T A)^{-1} A^T b$ 。回忆在二维空间的情况下, $A(A^T A)^{-1} A^T$ 对应着原来的 $\frac{aa^T}{a^T a}$,因为向量情况下的 $a^T a$ 是常数,所以能够放到分母处
- $P = A(A^T A)^{-1} A^T$.
 - P 不是任何时候都存在,显然由 $N(A^T A) = N(A)$ 我们可以知道,当 A 的各列线性无关的时候, $A^T A$ 才是可逆的。
 - 这个矩阵能否做 $P = A(A^T A)^{-1} A^T = AA^{-1}(A^T)^{-1} A^T = I$ 的化简? 显然是否定的,因为 A 都不一定是方阵,不存在可逆性,但是如果是可逆方阵,那么说明 A 本身是一个满秩的矩阵,那么他的列空间就是一个 n 维的满空间,这样的话 b 一定就会在列空间中,那么映射就是它本身,所以投影矩阵是 I 也是正确的。

Subsection2.两个极端的例子帮助加深对投影矩阵的理解

- 如果 b 在矩阵 A 的列空间里,那么 $Pb = b$
 - 代数角度:如果 b 在矩阵 A 的列空间里,那么必然有 $Ax = b$,
 $Pb = A(A^T A)^{-1} A^T b = A(A^T A)^{-1} A^T A x = A I x = Ax = b$
 - 几何角度: b 在 A 的列空间中,那么显然 b 往 A 列空间投影的向量就是自己本身。
- 如果 b 垂直于矩阵 A 的列空间,那么 $Pb = 0$
 - 代数角度: 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
 $\therefore A^T b = 0 \therefore Pb = A(A^T A)^{-1} A^T b = A(A^T A)^{-1} 0 = 0$
 - 几何角度:显然的, b 垂直于 A 的列空间,那么投影到 A 的列空间就是零向量。

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 。



一个问题的解决与探讨

这个问题我花了很长时间去想与理清，现在有一点点感触：

问题1. $A^T A x = A^T b$ 是否一定有解？

答案是肯定的，因为

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(A^T A) \leq \text{rank}(A^T A, A^T b) = \text{rank}(A^T (A, b)) \leq \text{rank}(A^T)$$

因此说明

$$\text{rank}(A^T A, A^T b) = \text{rank}(A^T A)$$

因此说明其一定有解。

问题2. 投影矩阵 $P = A(A^T A)^{-1} A^T$ 是否一定存在？

显然是不一定的，我们提到过 $r(A^T A) = r(A)$ ，如果 A 不满秩，那么显然 $A^T A$ 是不存在逆矩阵的。

但是这并不意味着 b 在 $C(A)$ 中没有投影，我们仍然可以解出 \hat{x} ， $A\hat{x}$ 就是 \hat{b} ，只不过 b 与 \hat{b} 中的关系不能再用 P 来描述了。

那么我们考虑问题1衍生的一个问题，如果 $A^T A x = A^T b$ 一定要 $A^T A$ 可逆才能得到 x 的解吗？(就是 x 的表示)，显然并不是，哪怕我们在做 $Ax = b$ 的解的时候， A 也可以线性相关方程却仍然有解，所以我认为鲁莽的用逆矩阵来表示，如果逆矩阵不存在解就不存在这种想法是错误的。