

# Homework 10

1. 最小二乘的目标是  $\min \|Ax - b\|_2$ , 证明最优解  $x^*$  满足  $A^T Ax = A^T b$

$$\|Ax - b\|^2 \text{ 对 } x \text{ 求导, } A^T(Ax - b) = 0 \Rightarrow A^T Ax = A^T b$$

2. 在课上, 我们介绍了一种求近似最小二乘的方法: 随机选择一个矩阵  $S$ , 计算  $SA$  和  $Sb$ , 然后求解  $\min_{x \in R^d} \|SAx - Sb\|_2$  得到  $x'$  作为精确解  $x^*$  的近似解。我们证明了如果  $S$  是  $(d+1)$ -维空间  $[A, b]$  的子空间嵌入 (Subspace Embedding), 那么  $x'$  有  $\geq 1 - \delta$  的概率满足

$\|Ax' - b\|_2 \leq (1 + \epsilon) \min_{x \in R^d} \|Ax - b\|_2$ 。之前我们要求  $S$  至少要有  $d/\epsilon^2$  行, 现在我们将说明  $S$  可以只要  $O(d/\epsilon)$  行。

(a) 令  $U \in R^{n \times r}$  为  $A$  矩阵列向量张成空间的标准正交基 (orthonormal basis), 其中  $r = \text{rank}(A)$ 。

证明如果  $x' = \arg \min_{x \in R^r} \|SUx - Sb\|_2$  满足  $\|Ux' - b\|_2 \leq (1 + \epsilon) \min_x \|Ux - b\|_2$ , 那么  $y' = \arg \min_{y \in R^d} \|SAy - Sb\|_2$  满足  $\|Ay' - b\|_2 \leq (1 + \epsilon) \min_y \|Ay - b\|_2$

因为  $U$  是  $A$  矩阵列向量张成空间的标准正交基, 所以我们可以把  $Ay'$  写成  $Ay' = Ux$ ,  $x \in \mathbb{R}^r$ 。因为  $x' = \arg \min_{x \in R^r} \|SUx - Sb\|_2$ , 所以  $\|SUx' - Sb\|_2 \leq \|SAy' - Sb\|_2$ 。

同样因为  $U$  和  $A$  列向量的张成空间相同, 所以我们可以把  $Ux'$  写成  $Ux' = Ay$ ,  $y \in \mathbb{R}^d$ 。因为

$y' = \arg \min_{y \in R^d} \|SAy - Sb\|_2$ , 所以  $\|SAy' - Sb\|_2 \leq \|SUx' - Sb\|_2$ 。所以

$\|SUx' - Sb\|_2 = \|SAy' - Sb\|_2$ 。  $\|Ay' - b\|_2 = \|Ux' - b\|_2$  ( $S$  是子空间嵌入)

类似的,  $\min_x \|Ux - b\|_2 = \min_y \|Ay - b\|_2$ 。

于是有  $\|Ay' - b\|_2 = \|Ux' - b\|_2 \leq (1 + \epsilon) \min_x \|Ux - b\|_2 = (1 + \epsilon) \min_y \|Ay - b\|_2$

(b) 因此我们只要证明对于  $O(d/\epsilon)$  行的矩阵  $S$ ,  $x' = \arg \min_{x \in R^d} \|SUx - Sb\|_2$  能够推出

$\|Ux' - b\|_2 \leq (1 + \epsilon) \min_x \|Ux - b\|_2$ 。令  $x^* = \arg \min_x \|Ux - b\|_2$ , 证明

$$\|Ux' - b\|_2^2 = \|Ux^* - b\|_2^2 + \|U(x' - x^*)\|_2^2$$

根据勾股定理有  $\|Ux' - b\|_2^2 = \|UU^T b - b\|_2^2 + \|Ux' - UU^T b\|_2^2$ , 意思是  $b$  到  $Ux$  的距离等于  $b$  到  $U$  投影的距离+投影到  $U'$  的距离。

因为  $x^* = \arg \min_x \|Ux - b\|_2 \Rightarrow x^* = U^T b$ , 代入得证。

(c)<sup>\*</sup> 证明如果  $S$  是一个由独立同分布 (i.i.d., independent and identical distribution), 均值为 0, 方差为  $1/k$  的高斯随机变量组成的  $k \times n$  的矩阵, 其中  $k = O(d/\epsilon)$ , 那么

$$\|U(x' - x^*)\|_2^2 = O(\epsilon) \|Ux^* - b\|_2^2$$

你在证明中会需要用到: (1)  $S$  是一个任意确定的  $d$ -维子空间的  $(1 \pm 1/2)$  近似子空间嵌入; (2)  $S$  满足近似矩阵乘 (approximate matrix product), 这两项可以作为结论直接使用。

你可能还需要用到  $x$  和  $x'$  的特定形式:  $x' = (SU)^- Sb$ ,  $x^* = U^T b$ , 对于一个列线性独立的矩阵  $C$ ,  $C^- = (C^T C)^{-1} C^T$

因为  $S$  是  $U$  的  $O(1)$ -近似子空间嵌入, 且列互相独立, 所以  $SU$  列互相独立。于是

$$(SU)^- = ((SU)^T SU)^{-1} (SU)^T = (U^T S^T SU)^{-1} U^T S^T, \quad x' = (U^T S^T SU)^{-1} U^T S^T Sb,$$

$$x^* = U^T b.$$

$$\begin{aligned} \|U(x' - x^*)\|_2^2 &= O(1) \|U(U^T S^T SU)^{-1} U^T S^T Sb - UU^T b\|_2^2 \\ &= O(1) \|(U^T S^T SU)^{-1} U^T S^T Sb - U^T b\|_2^2 \end{aligned}$$

因为  $S$  是一个任意确定的  $d$ -维子空间的  $(1 \pm 1/2)$  近似子空间嵌入, 所以  $(U^T S^T SU)^{-1}$  的元素取值范围都属于  $[2/3, 2]$ , 于是

$$\begin{aligned}
\|(U^T S^T S U)^{-1} U^T S^T S b - U^T b\|_2^2 &= O(1) \|(U^T S^T S U)((U^T S^T S U)^{-1} U^T S^T S b - U^T b)\|_2^2 \\
&= O(1) \|U^T S^T S b - U^T S^T S U U^T b\|_2^2 \\
&= O(1) \|U^T S^T S(b - U x^*)\|_2^2
\end{aligned}$$

现在使用近似矩阵乘

$$\|U^T S^T S(b - U x^*)\|_2^2 = O(\epsilon/d) \|U^T\|_F^2 \cdot \|U x^* - b\|_2^2 = O(\epsilon) \|U x^* - b\|_2^2$$