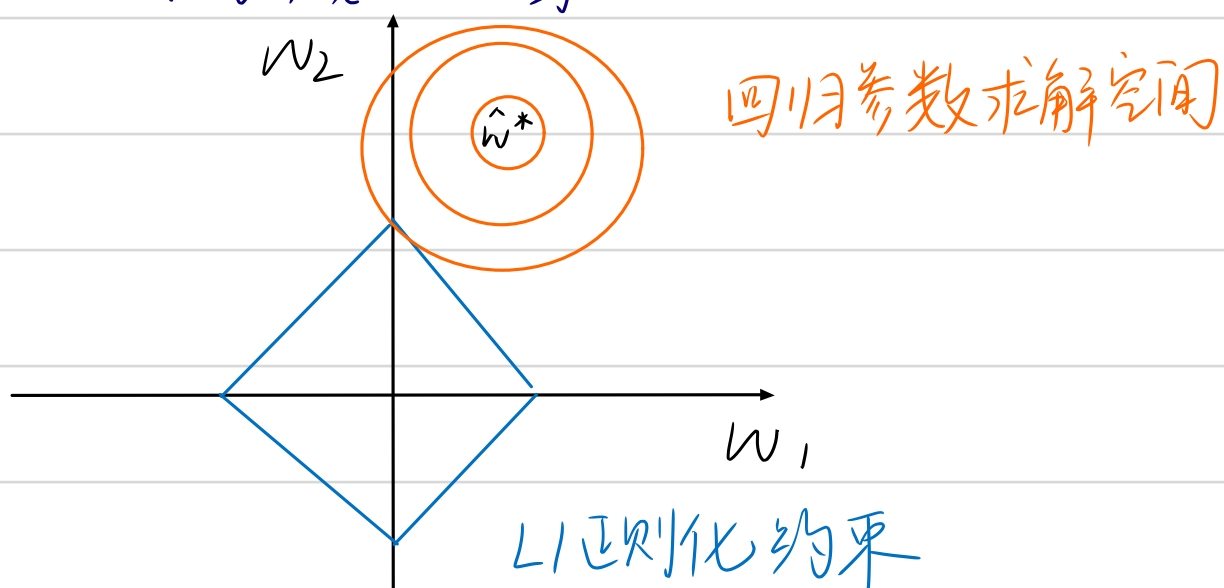


# LASSO回归

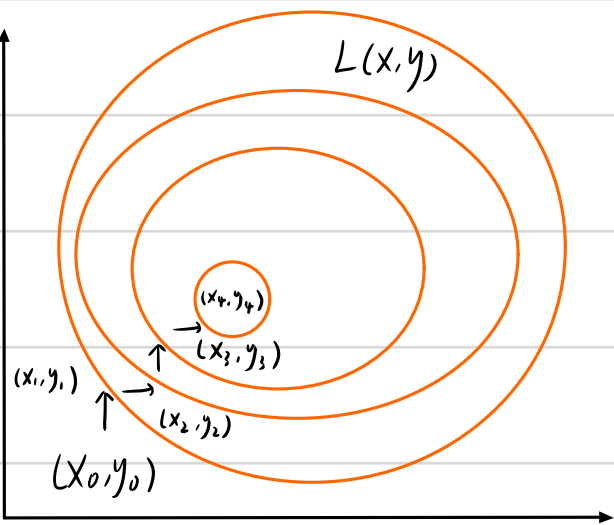
$$L(w) = (y - wX)^2 + \lambda \|w\|_1$$

LASSO回归的参数估计图:



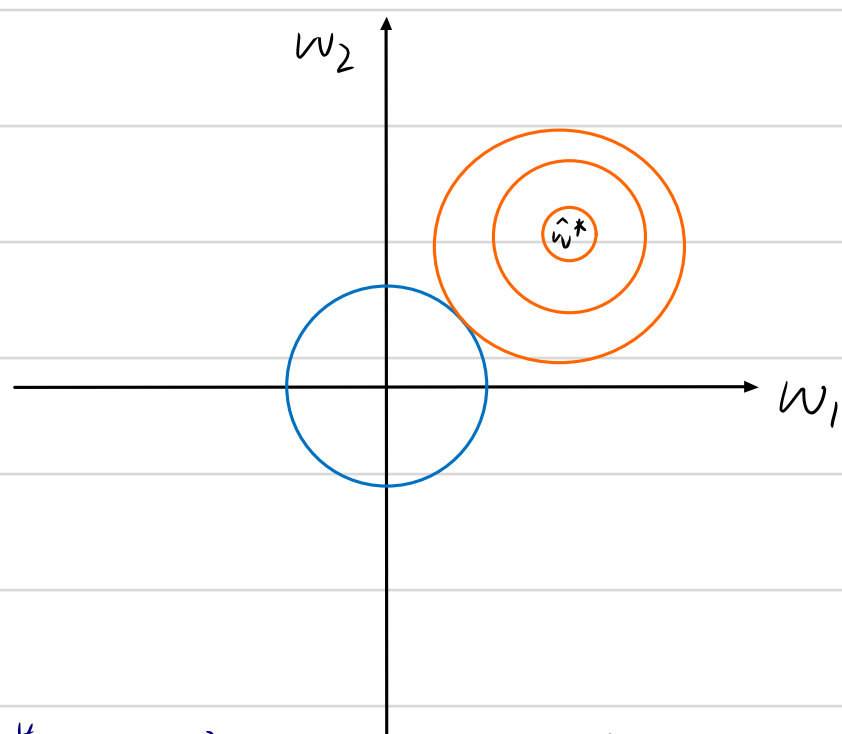
如图, 横纵坐标分别为两个回归参数  $w_1$  和  $w_2$ , 蓝色线框表示LASSO回归的L1正则化约束  $|w_1| + |w_2| \leq s$ , 橙圈为回归参数的求解空间, 可以看到, LASSO回归的参数解空间与纵坐标相交, 此时意味着参数  $w_1$  被压缩为0。

对LASSO回归目标函数进行参数优化



以二维空间为例, 假设LASSO回归损失函数为凸函数  $L(x, y)$ , 给定初始点  $x_0$ , 可以找到使得  $L(y)$  达到最小的  $y_1$ , 然后固定  $y_1$ , 再找到使得  $L(x)$  达到最小的  $x_2$ . 这样反复迭代之后, 根据凸函数的性质, 一定能够找到使得  $L(x, y)$  最小的点  $(x_k, y_k)$ 。

## 岭回归的参数估计图



横纵坐标分别为两个回归参数  $w_1$  和  $w_2$ ，蓝色圆形区域为 Ridge 回归的  $L_2$  正则化约束  $w_1^2 + w_2^2 \leq S$ ，橙色圆形区域为回归参数的求解空间。由此可见，Lasso 回归的参数解空间与纵坐标轴相交，而 Ridge 回归参数只是接近 0 但不等于 0。