

如何算出模型参数的估计值

梯度下降法

小胖

目录

ONE 算法思路

模拟滚动

TWO 泰勒级数

梯度下降法

THREE 注意事项

学习速率、局部最优

算法思路

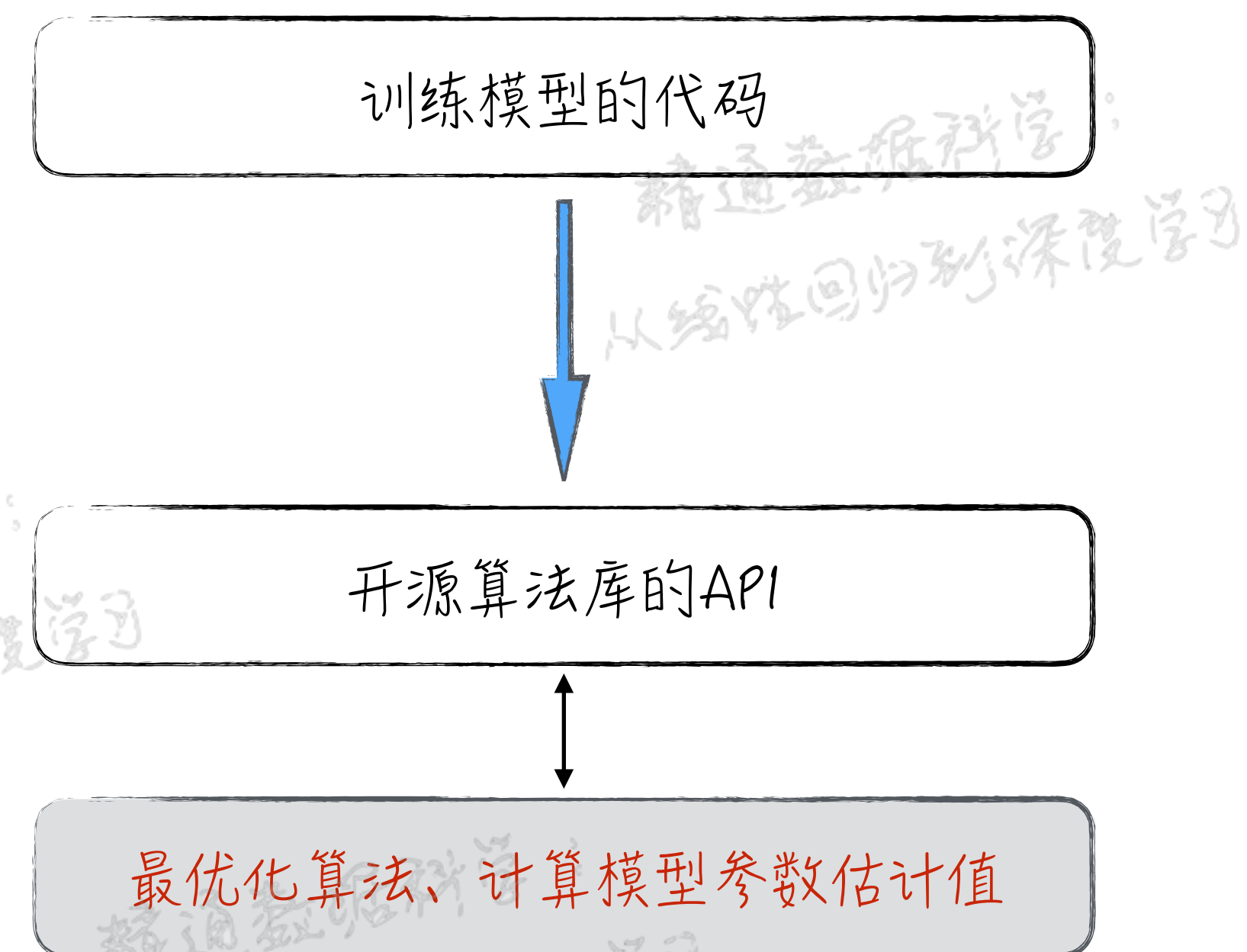
最优化算法

搭建模型的步骤：

- 从场景入手分析数据
- 通过数学变换、套用模型架构解决问题
- 借助开源算法库的API，实现模型

仅仅会调用开源算法库API是远远不够的

- 还需要了解算法库内部是如何算出模型参数的估计值

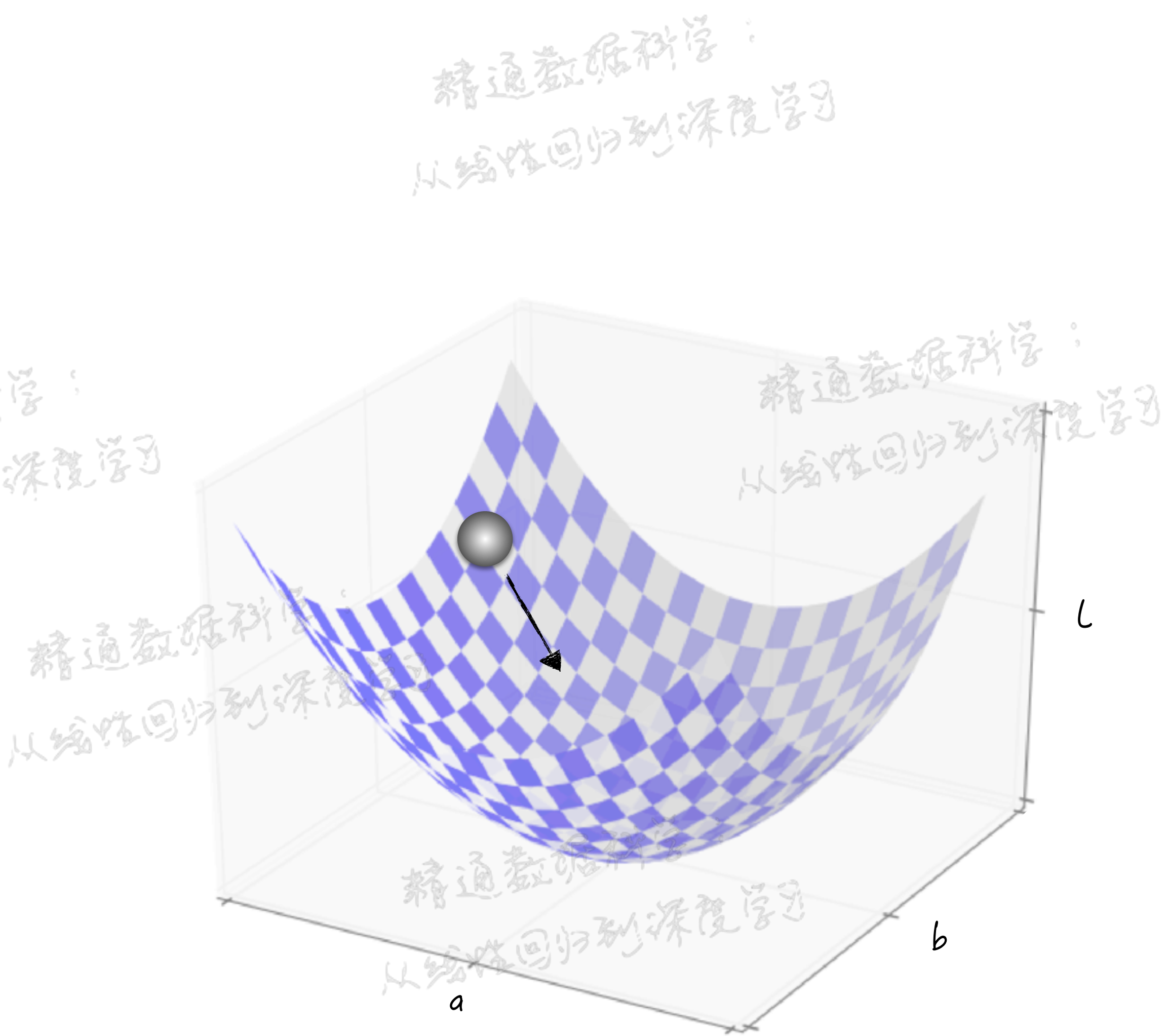


算法思路

模拟滚动

算法目的：找到函数的最小值以及相应的参数值

梯度下降法：通过模拟小球滚动的方法来得到函数的最小值点



目录

ONE

算法思路

模拟退火

TWO

泰勒级数

梯度下降法

THREE

注意事项

学习速率、局部最优

泰勒级数

损失函数

损失函数等于每点损失之和

损失函数对于模型参数
都是可微的

泰勒展开式

线性回归

$$L = \sum_{i=1}^n (y_i - X_i \beta)^2 = \sum_{i=1}^n L_i$$

逻辑回归

$$L = - \sum_{i=1}^n y_i \ln h(X_i) + (1 - y_i) \ln[1 - h(X_i)] = \sum_{i=1}^n L_i$$

$$L(\beta_1, \dots, \beta_n) \approx L(a_1, \dots, a_n) + \sum_j \frac{\partial L}{\partial \beta_j} (\beta_j - a_j)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_j} = \sum_i \frac{\partial L_i}{\partial \beta_j}$$

泰勒级数

迭代公式

泰勒展开式

$$L(\beta_1, \dots, \beta_n) \approx L(a_1, \dots, a_n) + \sum_j \frac{\partial L}{\partial \beta_j} (\beta_j - a_j)$$

假设损失函数：

$$L = \sum_{i=1}^n (y_i - ax_i - b)^2$$

随机选取起点 (a_0, b_0) ：

$$\Delta L = L(a_1, b_1) - L(a_0, b_0)$$

$$\Delta L \approx \frac{\partial L}{\partial a} \Delta a + \frac{\partial L}{\partial b} \Delta b$$

如果令：

$$(\Delta a, \Delta b) = -\gamma \left(\frac{\partial L}{\partial a}, \frac{\partial L}{\partial b} \right)$$

$$\Delta L \approx -\gamma \left[\left(\frac{\partial L}{\partial a} \right)^2 + \left(\frac{\partial L}{\partial b} \right)^2 \right] \leq 0$$

得到迭代公式：

$$a_{k+1} = a_k - \gamma \frac{\partial L}{\partial a}, b_{k+1} = b_k - \gamma \frac{\partial L}{\partial b}$$

泰勒级数

梯度下降法

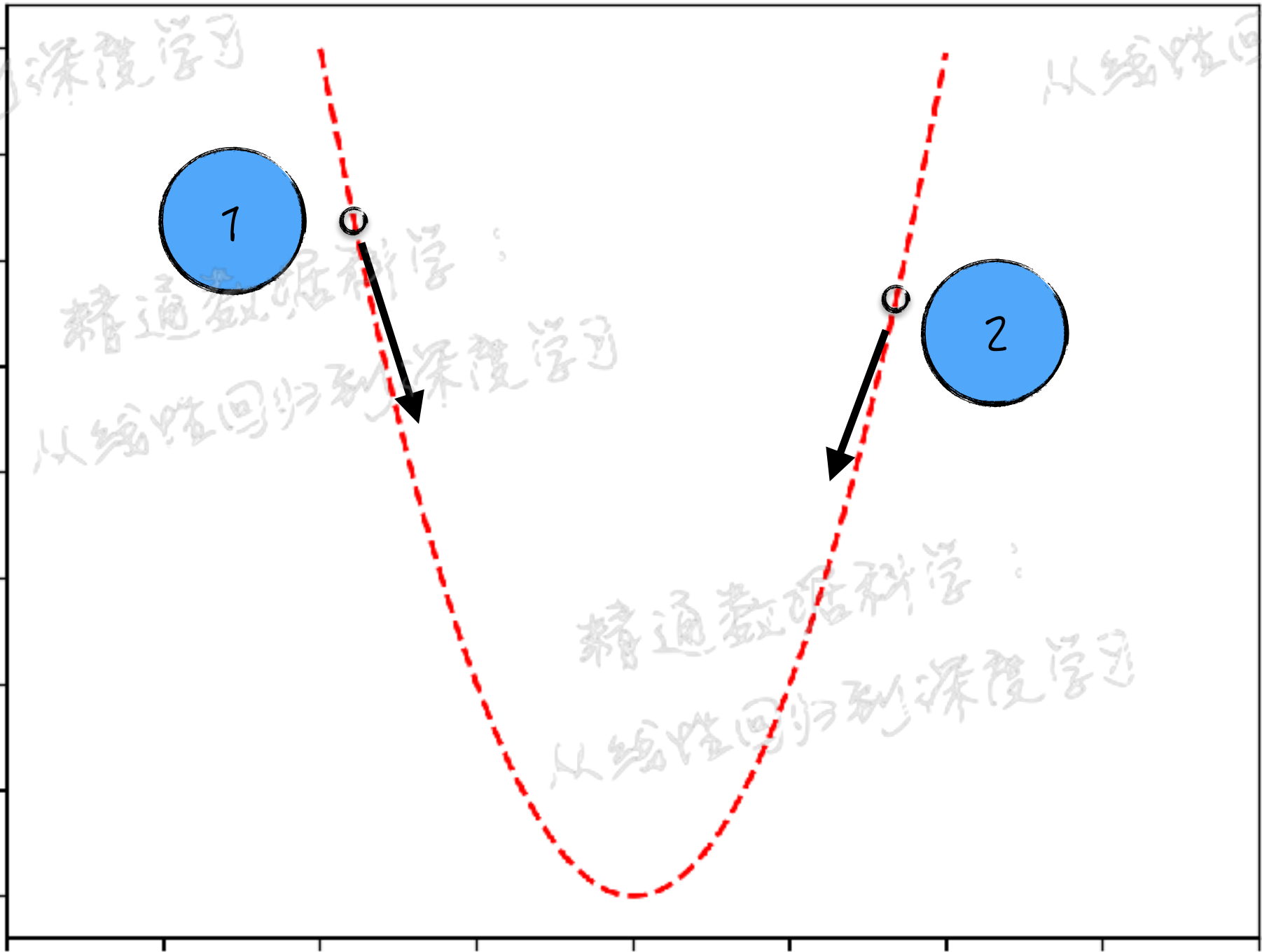
得到迭代公式：

$$a_{k+1} = a_k - \gamma \frac{\partial L}{\partial a}, b_{k+1} = b_k - \gamma \frac{\partial L}{\partial b}$$

γ 是学习速率，决定移动步伐的大小

$(\frac{\partial L}{\partial a}, \frac{\partial L}{\partial b})$ 是函数的梯度，决定移动的方向

数学上可以证明，沿着梯度，是函数值下降最快的方向



目录

ONE 算法思路

模拟

TWO 泰勒级数

梯度下降法

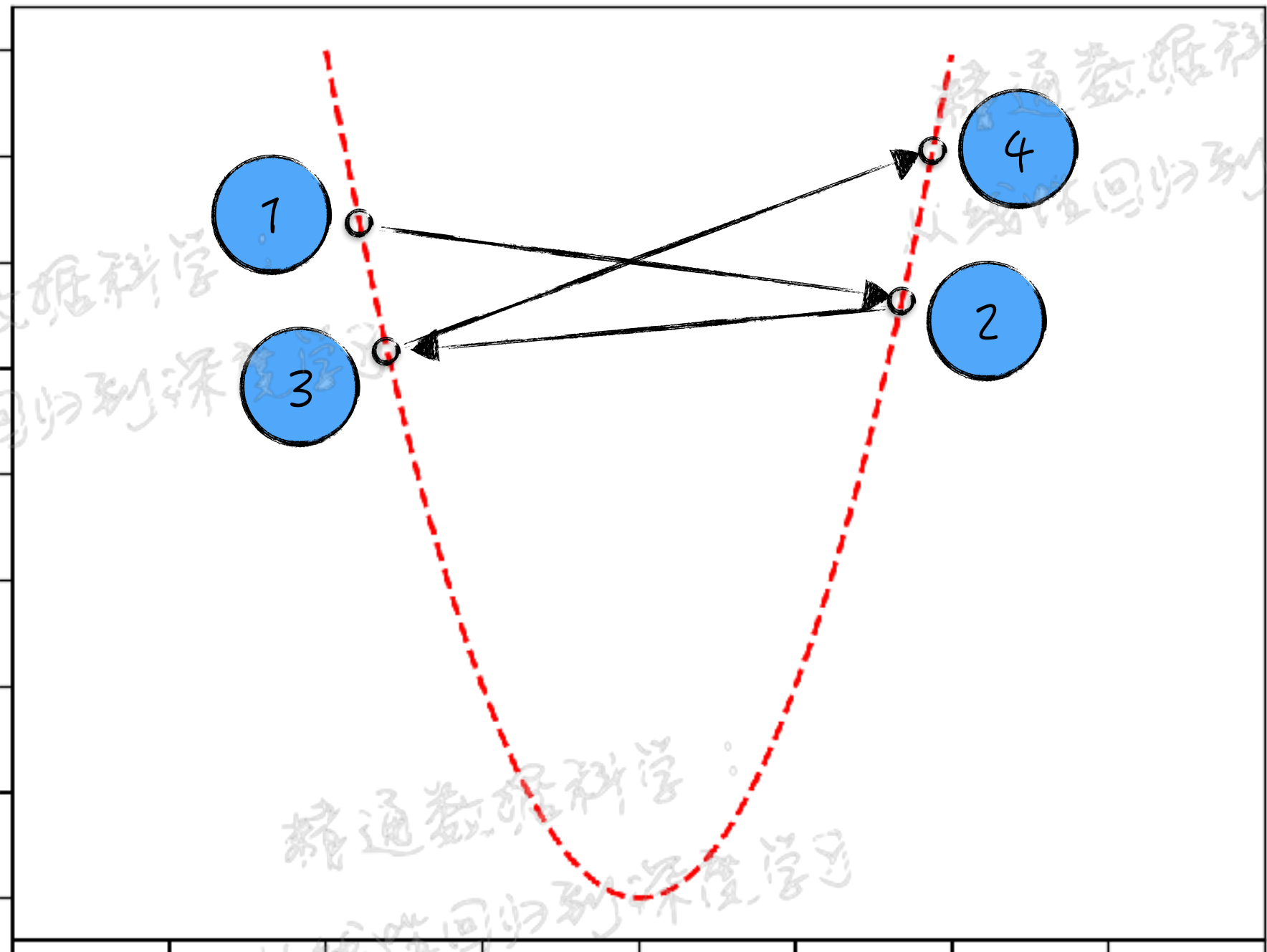
THREE 注意事项

学习速率、局部最优

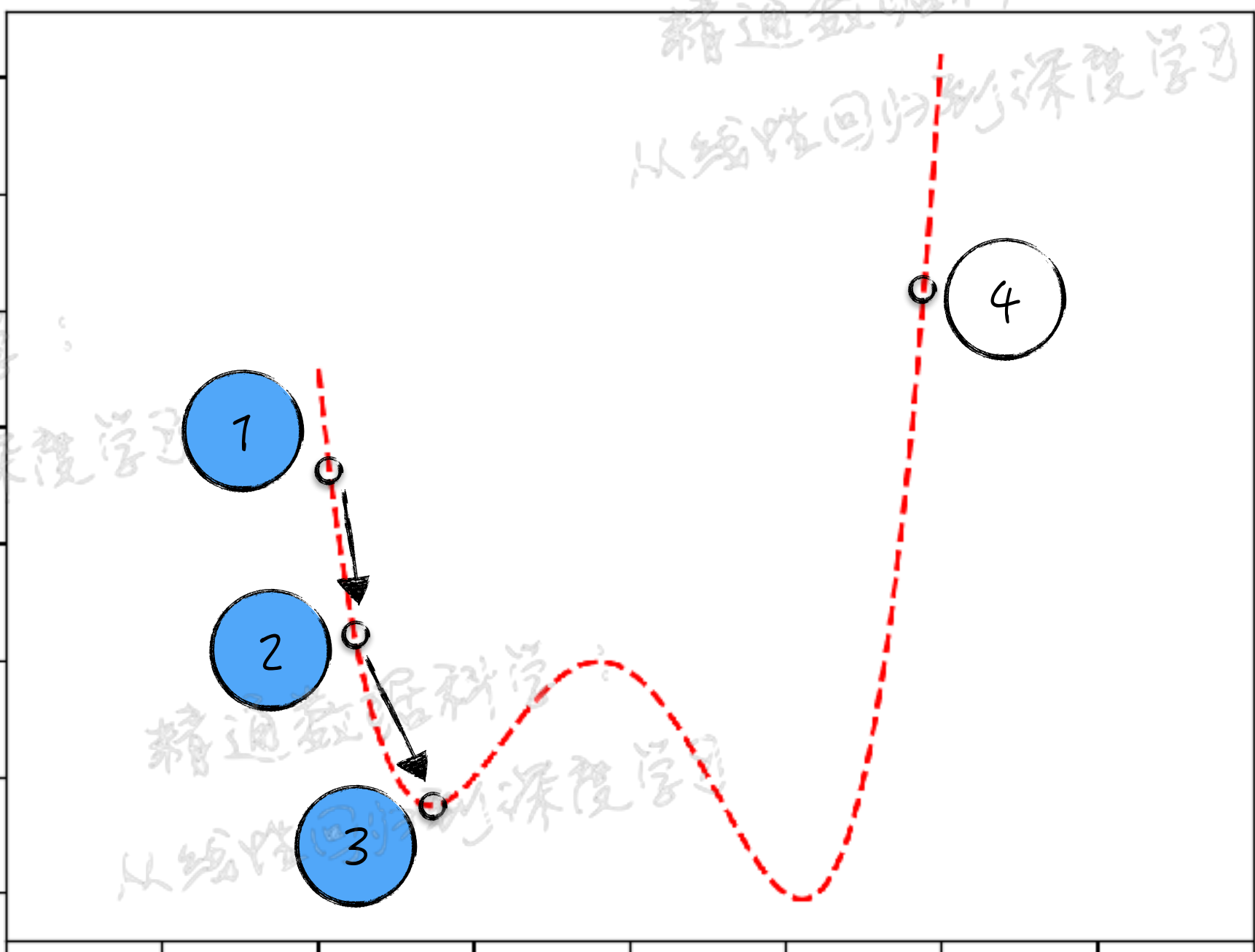
注意事项

学习速率、全局最优

学习速率 (learning rate) 过大



局部最低与全局最低

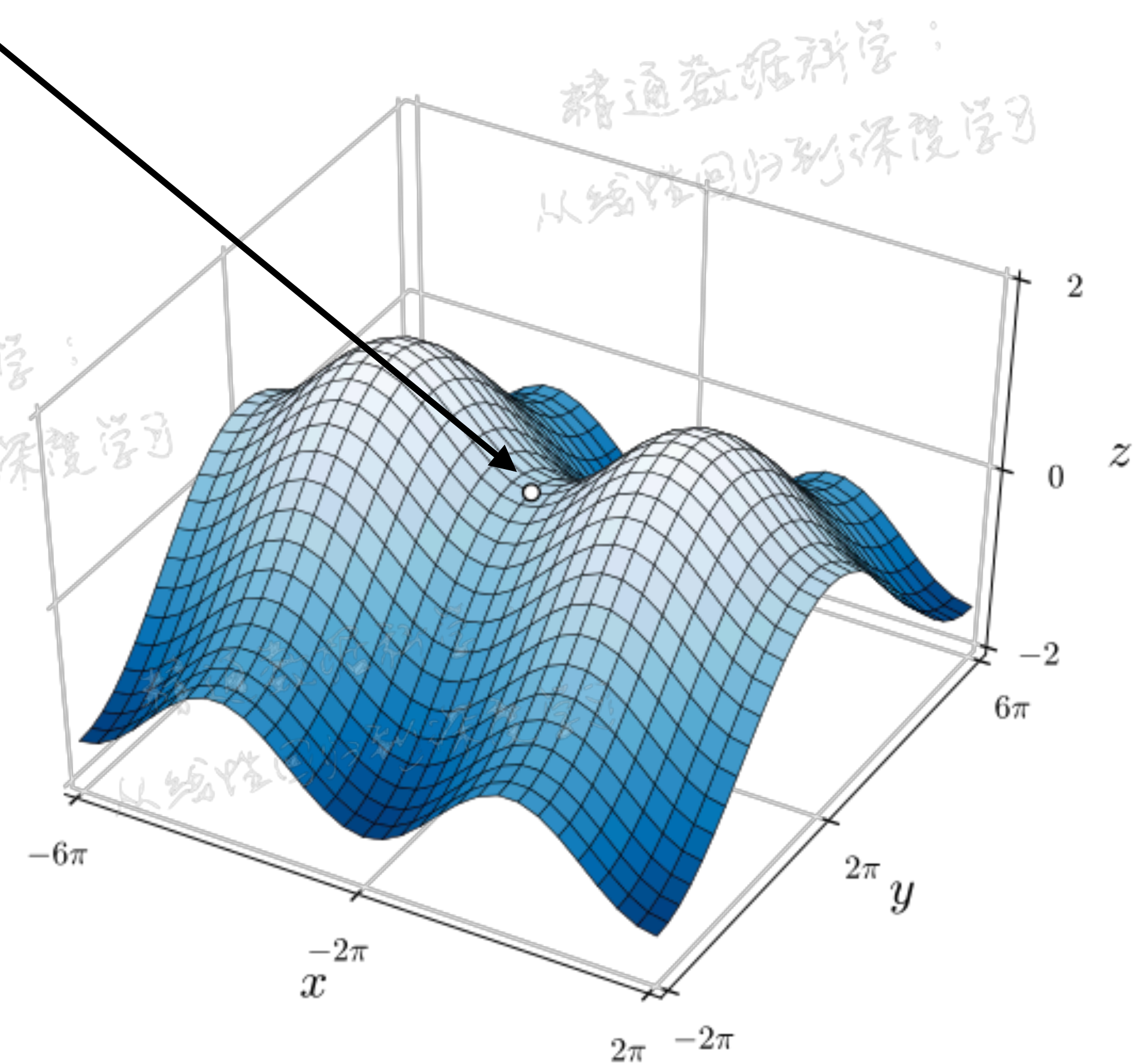
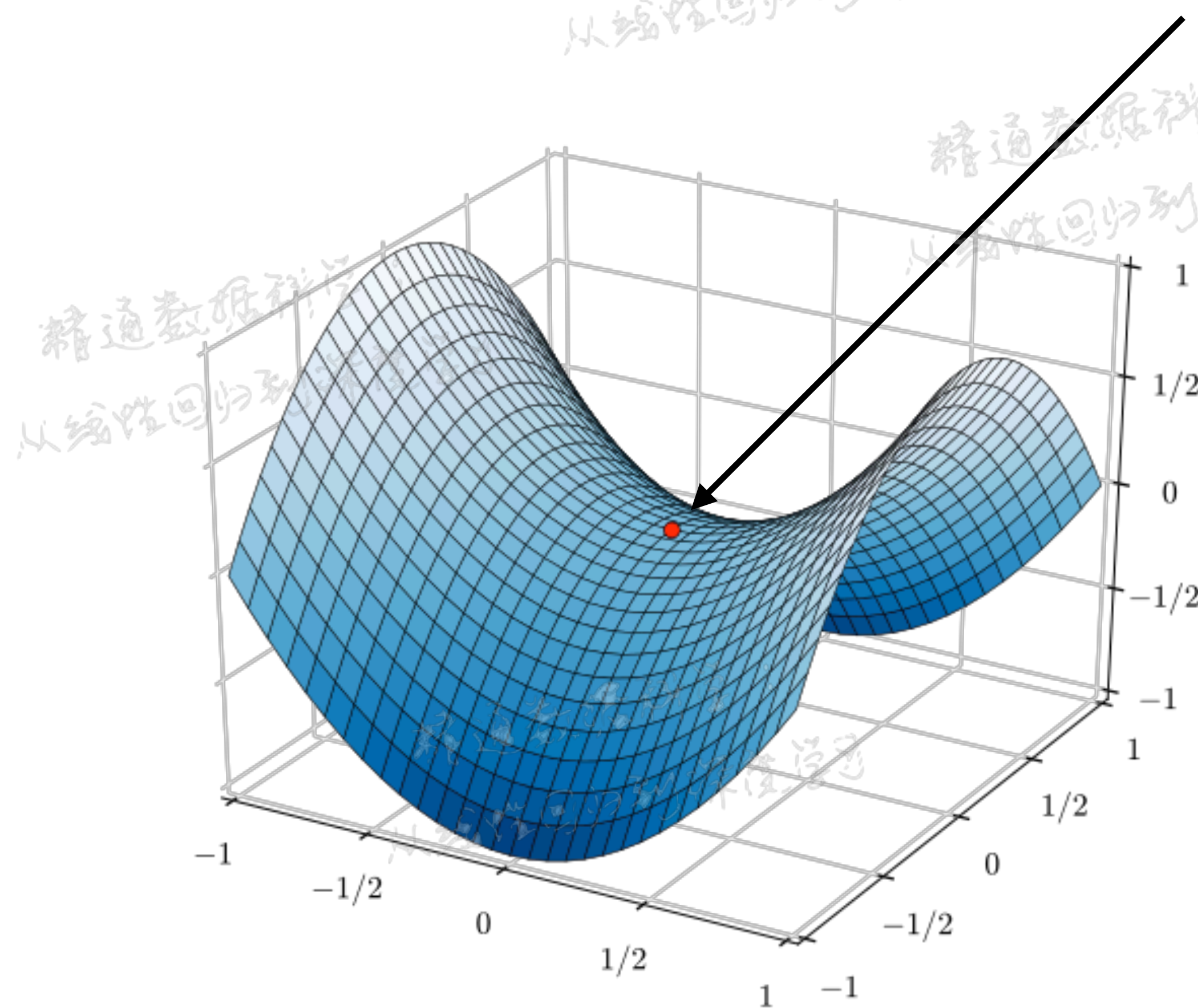


注意事项

鞍点

鞍点 (saddle point)

梯度等于0, 但并不是极小值点



精通数据科学；
从线性回归到深度学习

THANK YOU