

Task05

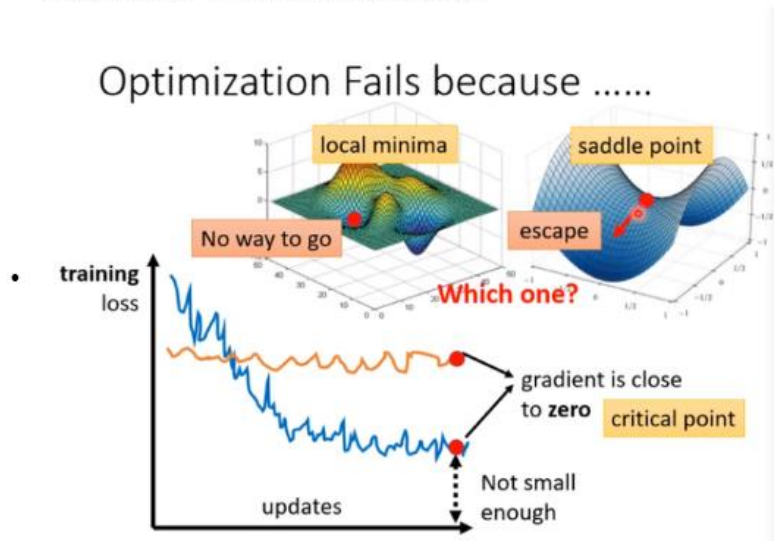
2021年8月25日

19:46

课程链接: <https://www.bilibili.com/video/BV11K4y1S7AD?t=15>

P5-p9

- 解决局部最小值或鞍点问题，在求解loss function最小的过程中，可能会遇到求导为0或接近0使得无法再进一步优化，而真正最优还未找到的问题，这类的坏点有两种，一个是局部最优，一个是鞍点，判别当前遇到的情况是哪一种并提出解决方案至关重要。



At critical point:

$$\text{Hessian} \quad L(\theta) \approx L(\theta') + \frac{1}{2}(\theta - \theta')^T H(\theta - \theta')$$

For all v

$$v^T H v > 0 \implies \text{Around } \theta': L(\theta) > L(\theta') \implies \text{Local minima}$$

For all v

$$v^T H v < 0 \implies \text{Around } \theta': L(\theta) < L(\theta') \implies \text{Local maxima}$$

Sometimes $v^T H v > 0$, sometimes $v^T H v < 0$

- 泰勒式展开，为了判断是局部最小值还是鞍点，一阶为0，看二次项式（Hessian矩阵）判断属于局部最小、局部最大还是鞍点。

Don't afraid of saddle point?

$$v^T H v$$

At critical point: $L(\theta) \approx L(\theta') + \frac{1}{2}(\theta - \theta')^T H(\theta - \theta')$

Sometimes $v^T H v > 0$, sometimes $v^T H v < 0 \Rightarrow$ Saddle point

H may tell us parameter update direction!

► •

u is an eigen vector of $H \Rightarrow u^T H u = u^T (\lambda u) = \lambda \|u\|^2$
 λ is the eigen value of u
 $\lambda < 0 \quad \quad \quad < 0 \quad \quad \quad < 0$

$$L(\theta) \approx L(\theta') + \frac{1}{2}(\theta - \theta')^T H(\theta - \theta') \Rightarrow L(\theta) < L(\theta')$$

$$\theta - \theta' = u \quad \theta = \theta' + u \quad \text{Decrease } L$$

- Saddle point的进一步优化方向也可以通过二次项式来确定，特征值对应的特征向量的方向