

# Batch & Momentum

## 1. Batch

### 1.1 为什么要用Batch

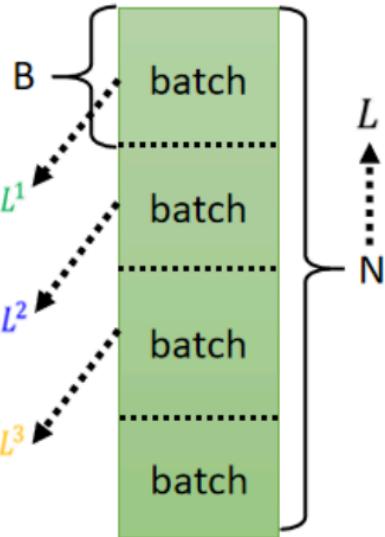
$$\theta^* = \arg \min_{\theta} L$$

➤ (Randomly) Pick initial values  $\theta^0$

➤ Compute gradient  $\mathbf{g}^0 = \nabla L^1(\theta^0)$   $L^1$   
update  $\theta^1 \leftarrow \theta^0 - \eta \mathbf{g}^0$

➤ Compute gradient  $\mathbf{g}^1 = \nabla L^2(\theta^1)$   $L^2$   
update  $\theta^2 \leftarrow \theta^1 - \eta \mathbf{g}^1$

➤ Compute gradient  $\mathbf{g}^2 = \nabla L^3(\theta^2)$   $L^3$   
update  $\theta^3 \leftarrow \theta^2 - \eta \mathbf{g}^2$



1 epoch = see all the batches once → Shuffle after each epoch

训练时不会每次用全部资料计算梯度，而是把训练集拆成 多个 batch：

- 每个 batch 大小 =  $B$  (又称 mini-batch)
- 每看完整个训练集一次 = 1 epoch
- 每个 epoch 开始前通常会 shuffle 数据，让 batch 组合不同

目的：

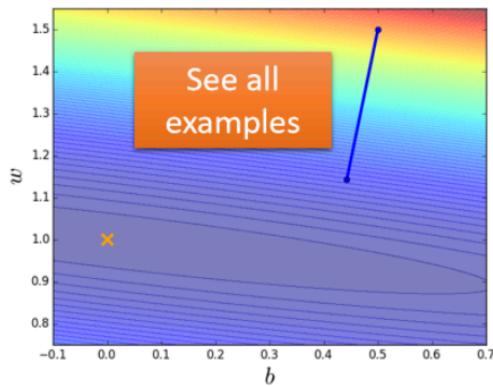
- 降低一次梯度计算成本
- 引入随机性，改善训练 dynamics
- 加快一次 epoch 的计算速度（借助 GPU 并行）

### 1.2 Small Batch vs Large Batch

Consider 20 examples ( $N=20$ )

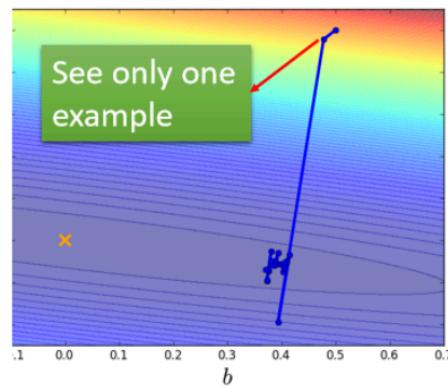
**Batch size = N (Full Batch)**

Update after seeing all  
the 20 examples



**Batch size = 1**

Update for each example



- **Full Batch (B = 全部数据)**

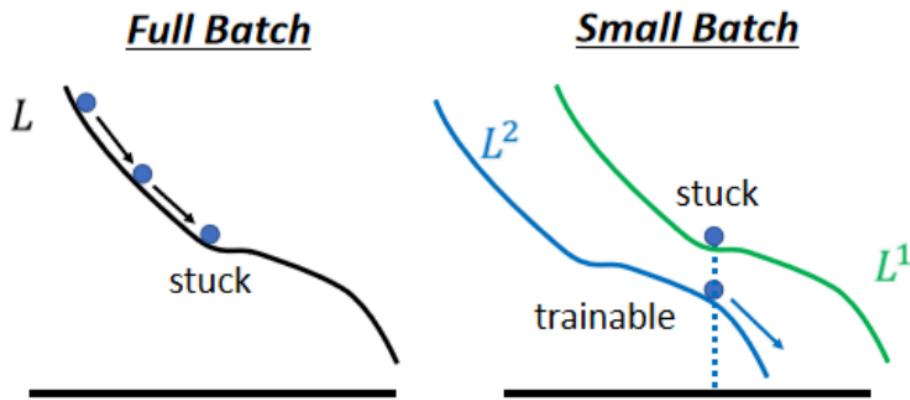
- 梯度 完全准确、非常稳定
- 但每次更新要看全部数据 → 更新频率低
- 容易被 local minima 或 saddle point 卡住

- **Small Batch (B 很小, 如 1 或 32)**

- 梯度 **noisy**, 每次更新方向不一样
- 更新频率高
- 引入随机性 → 较容易跳脱差的区域

### 1.3 为什么 small batch 训练更好?

核心原因：Noisy Gradient



- 假设两个 batch 对应两个 loss:  $L_1(\theta)$ 、 $L_2(\theta)$ , 它们的梯度方向不同
  - 若  $L_1$  在某点让梯度变 0 (卡住), 换 batch 变成  $L_2$  后梯度又不会是 0, 因此继续训练
  - 因此 small batch 较不容易在 saddle point / flat region 停住

**理解纠正：每个batch有一个loss function**

**换 batch 之后 Loss 会变化，是因为每个 batch 定义的是一个不同的子损失函数。即使参数不变，Loss 也会改变**

在训练过程中，我们真正想优化的完整损失函数是：

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ell(x_i, y_i; \theta)$$

每个 batch 定义了自己的“子损失函数”：

$$L_B(\theta) = \frac{1}{|B|} \sum_{i \in B} \ell(x_i, y_i; \theta)$$

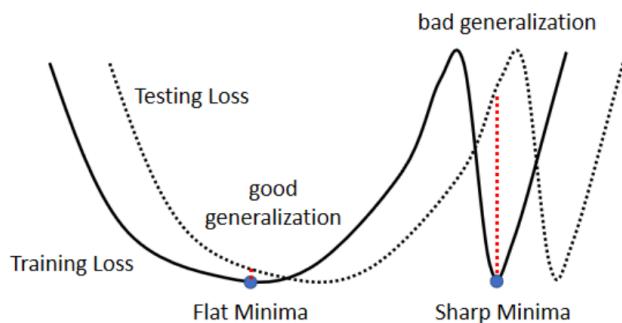
## 1.4 Small Batch 对 Testing (泛化) 更好

论文《On Large-Batch Training for Deep Learning: Generalization Gap and Sharp Minima》发现：

- 就算调参让 large batch 与 small batch 在 training 上 equally good, **small batch 的 testing accuracy 更高**

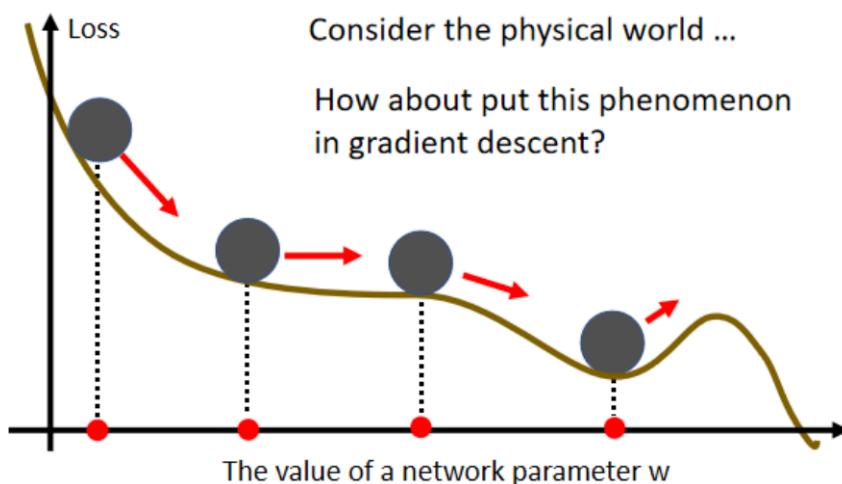
解释：

- “Noisy” update is better for generalization



- training loss landscape 有 **sharp minima** (尖窄) 与 **flat minima** (宽平)
- large batch 容易落入 sharp minima → 对 testing 敏感 (泛化差)
- small batch 更新方向随机 → 容易跳出 narrow region → 落入 flat minima → 泛化更好

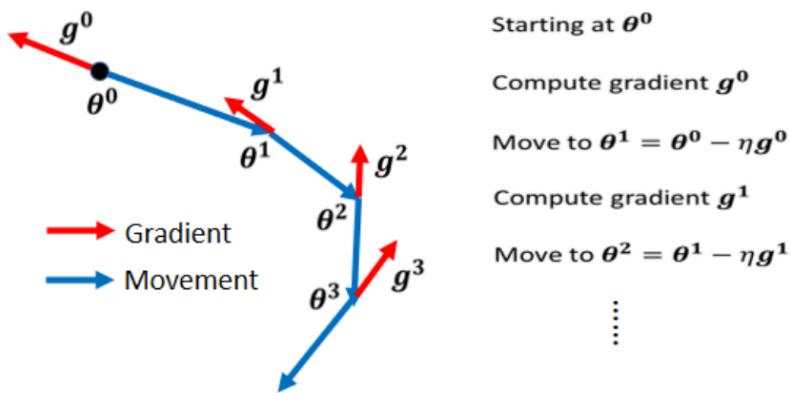
## 2. Momentum: 解决训练卡住问题



Momentum 模拟“惯性”：

- 把 前一次的更新方向 加入当前梯度
- 遇到 small gradient (如 saddle point) 仍能继续前进
- 有机会跨过 local minima 的小坑，找到更好解

### 2.1 Vanilla Gradient Descent

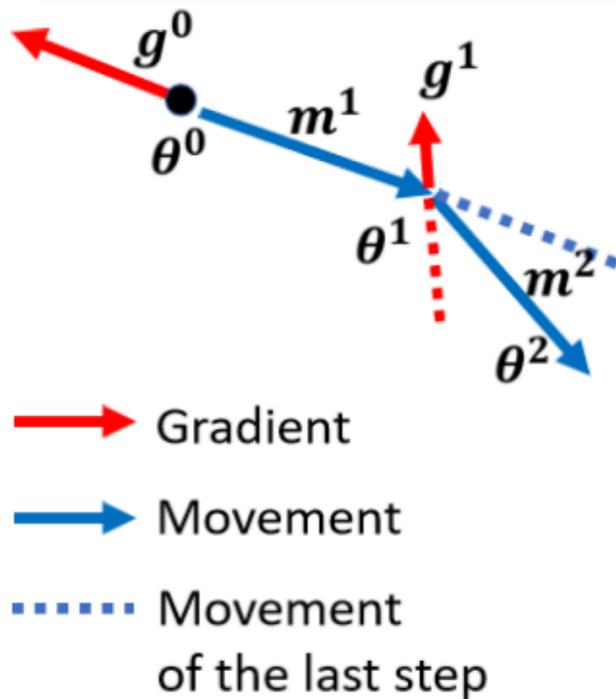


$$\text{更新规则: } \theta^{t+1} = \theta^t - \eta g^t$$

遇到:

- gradient = 0 → 停住
- local minima / saddle point → 无法继续前进

## 2.2 Momentum Gradient Descent



定义动量变量  $m_t$ :  $m_t = \lambda m_{t-1} - \eta g_t$

更新参数:

其中:

- $\eta$  = learning rate
- $\lambda$  = momentum 系数 (通常 0.9)

也就是:  $m_t = -\eta(g_t + \lambda g_{t-1} + \lambda^2 g_{t-2} + \dots)$

- Momentum 等于 过去所有梯度的衰减加权和
- 有“惯性”