3,总结梯度下降法、随机梯度下降法、Adagrad、RMSProp、动量法(Momentum)和 Adam 等方法权系数更新表达式。

解:对于任意的损失函数 L,假设任一单个样本 n 的梯度 $\nabla L_n(\mathbf{w})$,t 代表迭代次数

(1) 梯度下降法:

$$\nabla L_{in}(\mathbf{w}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \nabla L_n(\mathbf{w})$$
$$\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow \mathbf{w}_t - \eta \nabla L_{in}(\mathbf{w}_t)$$

(2) 随机梯度下降法:

$$abla L_{in}(\mathbf{w}) = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^{B} \nabla L_n(\mathbf{w}), B$$
 代表批量大小,最小可以为 1 $\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow \mathbf{w}_t - \eta \nabla L_{in}(\mathbf{w}_t)$

(3) Adagrad:

$$\nabla L_{in}(\mathbf{w}) = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^{B} \nabla L_n(\mathbf{w})$$

$$\sigma_t = \sqrt{\frac{1}{t+1}} \sum_{t=0}^{t} (\nabla L_{in}(\mathbf{w}))^2 + \varepsilon, \quad \varepsilon 代表极小量,防止\sigma_t 为 0$$

$$\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow \mathbf{w}_t - \frac{\eta}{\sigma_t} \nabla L_{in}(\mathbf{w}_t)$$

(4) RMSProp:

$$\nabla L_{in}(\mathbf{w}) = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^{B} \nabla L_n(\mathbf{w})$$

$$\sigma_{t-1} = \sqrt{\frac{1}{t}} \sum_{t=0}^{t-1} (\nabla L_{in}(\mathbf{w}))^2$$

$$\sigma_t = \sqrt{\alpha (\sigma_{t-1})^2 + (1-\alpha) (\nabla L_{in}(\mathbf{w}))^2 + \varepsilon}$$

$$\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow \mathbf{w}_t - \frac{\eta}{\sigma_t} \nabla L_{in}(\mathbf{w}_t)$$

(5) 动量法 (Momentum):