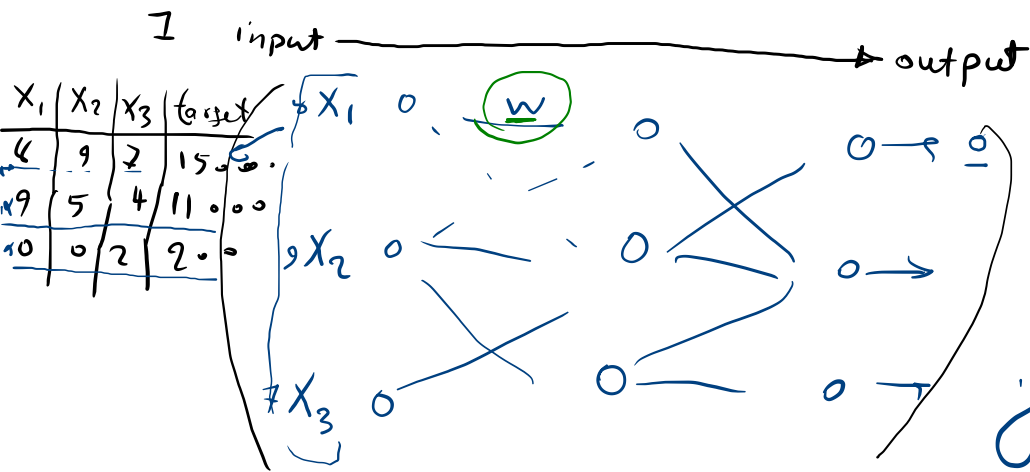


خوف را بدست گرفتن عزن ک





۴ دتره را به هم وصل می‌کنیم و می‌بینیم که می‌تواند!

دتره را تغییر دهیم تا جمع باشد!

خطای می‌تواند!

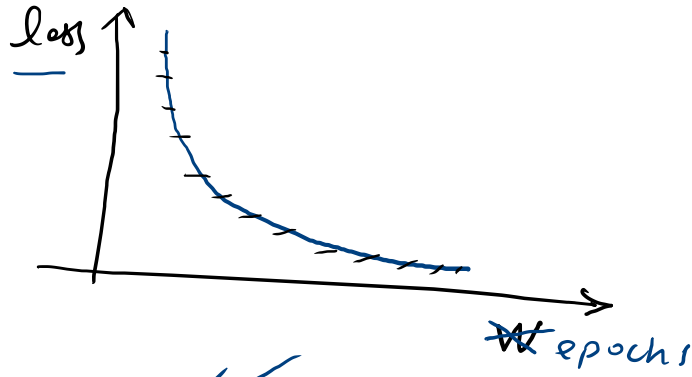
2. loss function (L)

$$\text{error} = y_{\text{true}} - y_{\text{predicted}}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}$$

$$\text{SSE}$$

۳ - تدریس کردن وزن در شبکه کاهش $loss$
 ↑



epoch ها، هر بار که یک بار تدریس
 شد، در این یک بار $loss$ محاسبه
 می شود و در این در این یک بار

وزن ها چگونه تدریس می شوند؟

Batch Gradient Descent

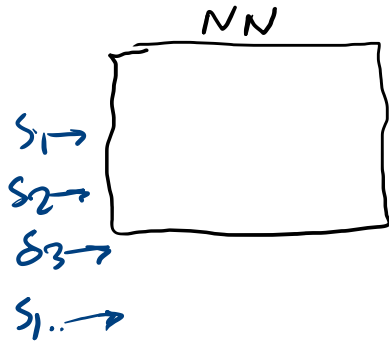


زبان وزن‌ها را آپدیت کنیم

مؤثره‌ها و مدل‌ها را آپدیت کنیم!

و loss را کم کنیم تا به جواب برسیم!

	x_1	x_2	x_3	target
$\rightarrow S_1$				y_1
S_2				y_2
S_3				y_3
\vdots				
S_{100}				y_{100}



$$S_1 \rightarrow \hat{y}_1 + y_1$$

$$S_2 \rightarrow \hat{y}_2 + y_2$$

\vdots

$$S_{100} \rightarrow \hat{y}_{100} + y_{100}$$

$$\text{loss} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{i,\text{true}} - \hat{y}_i)^2$$

$$\text{loss} = \frac{1}{100} [(y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + \dots + (y_{100} - \hat{y}_{100})^2]$$

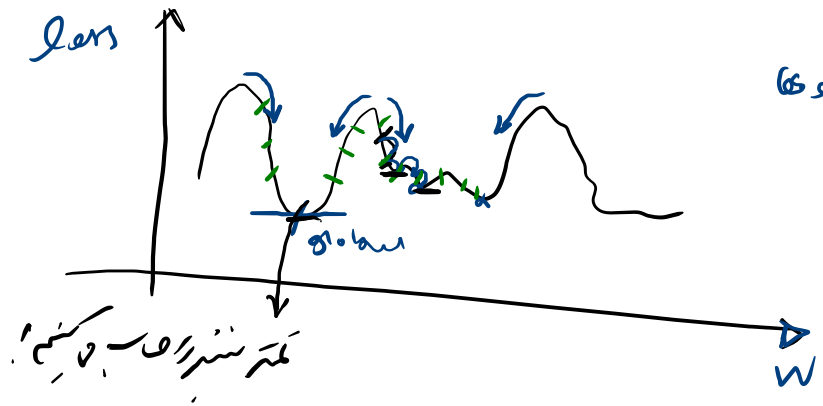
$$w_{\text{new}} = w_{\text{old}} - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_{\text{old}}}$$

Batch Gradient Descent

در هر epoch یک بار وزن آپدیت می شود!

۱۰۰

or local min



نقطه جاری w → هر داده ها
را آن به دست می آید!

راه حل

به جای یک مستطیل، هر داده در آن یک خط می کشیم

در هر w را به دست می آوریم ← برای هر sample w را به دست می آوریم!

$$\rightarrow \text{loss} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{\text{true}} - \hat{y}_i)^2$$

Stochastic gradient descent \rightarrow local minima
SGD

sample \rightarrow loss = $(y_{\text{true}} - \hat{y})^2$

$$w_{\text{new}} = w_{\text{old}} - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_{\text{old}}}$$

Batch Gradient Descent (BGD)

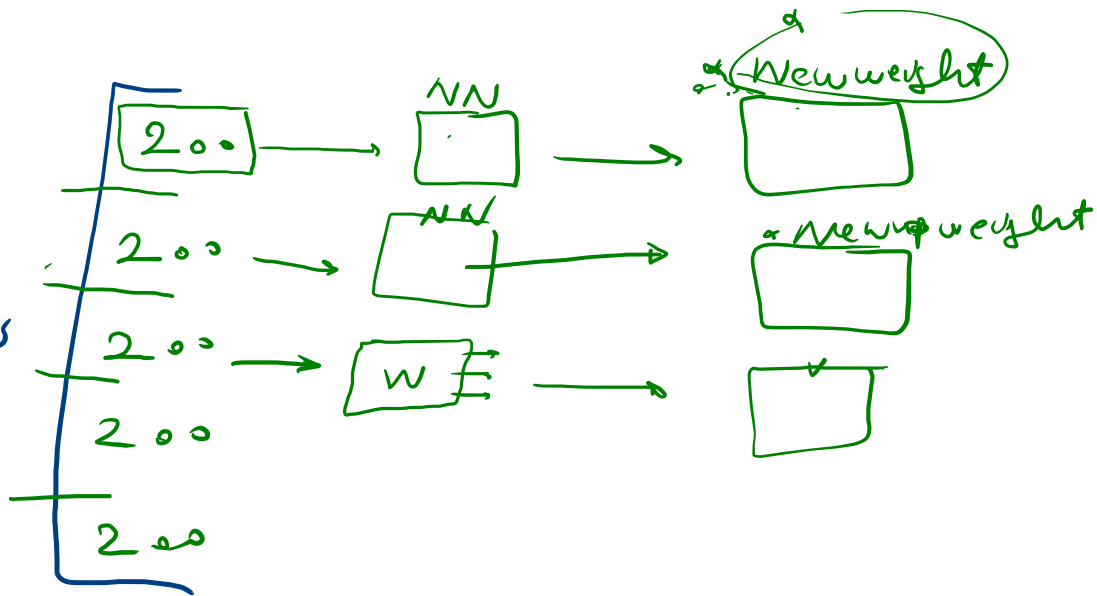
وَرَدَ بِإِذَا رُفِعَ وَرَدْنَا مَدِينَنَا نَمْلِكُهَا كُلَّهَا لَا يَكُنْ لَنَا حِصَّةٌ وَفِيهَا كَبِيرٌ يُسْأَلُ فَيَنْصَرُّ وَرَدْنَا

Stochastic Gradient Descent \rightarrow (SGD)

وَرَدَ بِإِذَا رُفِعَ وَرَدْنَا مَدِينَنَا نَمْلِكُهَا كُلَّهَا لَا يَكُنْ لَنَا حِصَّةٌ وَفِيهَا كَبِيرٌ يُسْأَلُ فَيَنْصَرُّ وَرَدْنَا

Mini batch Gradient Descent \rightarrow وَرَدَ بِإِذَا رُفِعَ وَرَدْنَا مَدِينَنَا نَمْلِكُهَا كُلَّهَا لَا يَكُنْ لَنَا حِصَّةٌ وَفِيهَا كَبِيرٌ يُسْأَلُ فَيَنْصَرُّ وَرَدْنَا

1000
Samples



MRBGD

$$\text{grad } f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) \hat{x} + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right) \hat{y}$$

گرسین :

$$f(x, y) = x^2 + y^2 \longrightarrow \nabla f = 2x \hat{x} + 2y \hat{y}$$

سقف خرابی:

$$f(x, y) = \underline{x^2} + \underline{y^3}$$

$$\hookrightarrow \frac{\partial f}{\partial x} = 2x$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = 3y^2$$

$$y = 8(x^5 + 9)^3 + (x^5 + 9)^2 + 5$$

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \checkmark$$

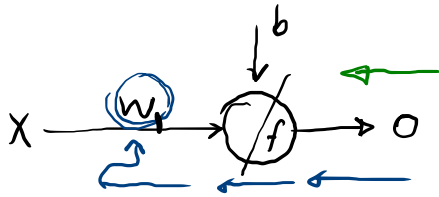
$$y = 8z^3 + z^2 + 5$$

$$z = x^5 + 9$$

$$\frac{\partial y}{\partial x} = ?$$

سَوَاقِ

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \frac{\partial y}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial x}$$



1. Feed forward process

$$\text{net} = w_1 x + b$$

$$o = f(\text{net})$$

$$\hat{y} = o$$

$$2. \quad \underline{\text{Loss}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$w_{\text{new}} = w_{\text{old}}$$

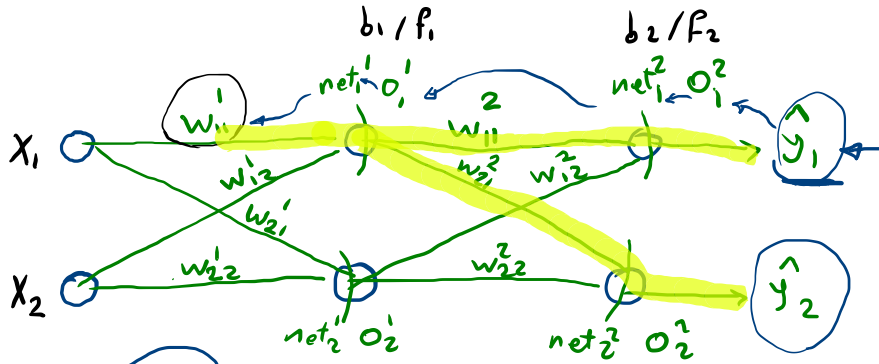
back propagation!

3. backward process

$$w_{1, \text{new}} = w_1 - \alpha \left(\frac{\partial L}{\partial w_1} \right)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_1} = \frac{\partial L}{\partial \hat{y}} \cdot \frac{\partial \hat{y}}{\partial o} \cdot \frac{\partial o}{\partial \text{net}} \cdot \frac{\partial \text{net}}{\partial w_1}$$

$$w_{1, \text{new}} = w_1 - \alpha \left[2(y_i - \hat{y}_i) \cdot 1 \cdot \left(\frac{\partial o}{\partial \text{net}} \right) \cdot x \right]$$



①

$$net_1 = w_{11} X_1 + w_{12} X_2 + b_1$$

$$net_2 = w_{21} X_1 + w_{22} X_2 + b_2$$

$$o_1 = f_1(net_1)$$

$$o_2 = f_2(net_2)$$

$$net_1 = w_{11} o_1 + w_{12} o_2$$

$$net_2 = w_{21} o_1 + w_{22} o_2$$

$$\hat{y}_1 = o_1 = f_1(net_1)$$

$$\hat{y}_2 = o_2 = f_2(net_2)$$

②

Loss

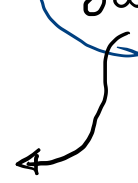
$$\text{loss} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

③

$$w_{11}^1 \text{ new} = ?$$

$$w_{11}^1 \text{ new} = w_{11}^1 - \alpha \left(\frac{\partial L}{\partial w_{11}^1} \right)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{11}^1} = \left[\frac{\partial L}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \hat{y}_1}{\partial o_1^2} \frac{\partial o_1^2}{\partial \text{net}_1^2} \frac{\partial \text{net}_1^2}{\partial o_1^1} \frac{\partial o_1^1}{\partial \text{net}_1^1} \frac{\partial \text{net}_1^1}{\partial w_{11}^1} \right]$$



$$+ \left[\frac{\partial L}{\partial \hat{y}_2} \frac{\partial \hat{y}_2}{\partial o_2^1} \frac{\partial o_2^1}{\partial \text{net}_2^1} \frac{\partial \text{net}_2^1}{\partial o_1^1} \frac{\partial o_1^1}{\partial \text{net}_1^1} \frac{\partial \text{net}_1^1}{\partial w_{11}^1} \right]$$

$$= \left[\frac{\partial L}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \hat{y}_1}{\partial o_1^2} \frac{\partial o_1^2}{\partial \text{net}_1^2} \frac{\partial \text{net}_1^2}{\partial o_1^1} + \frac{\partial L}{\partial \hat{y}_2} \frac{\partial \hat{y}_2}{\partial o_2^1} \frac{\partial o_2^1}{\partial \text{net}_2^1} \frac{\partial \text{net}_2^1}{\partial o_1^1} \right] \left[\frac{\partial o_1^1}{\partial \text{net}_1^1} \frac{\partial \text{net}_1^1}{\partial w_{11}^1} \right]$$

ENO
