

Thuật toán để chuyển các pixel về giá trị [-1,1]

+ Ban đầu mỗi pixel mang giá trị [0:255]

Với $a = \text{train_images}/255$

Pixel	Sau khi chia cho 255
0	0
127	0.498 xấp xỉ 0.5
255	1

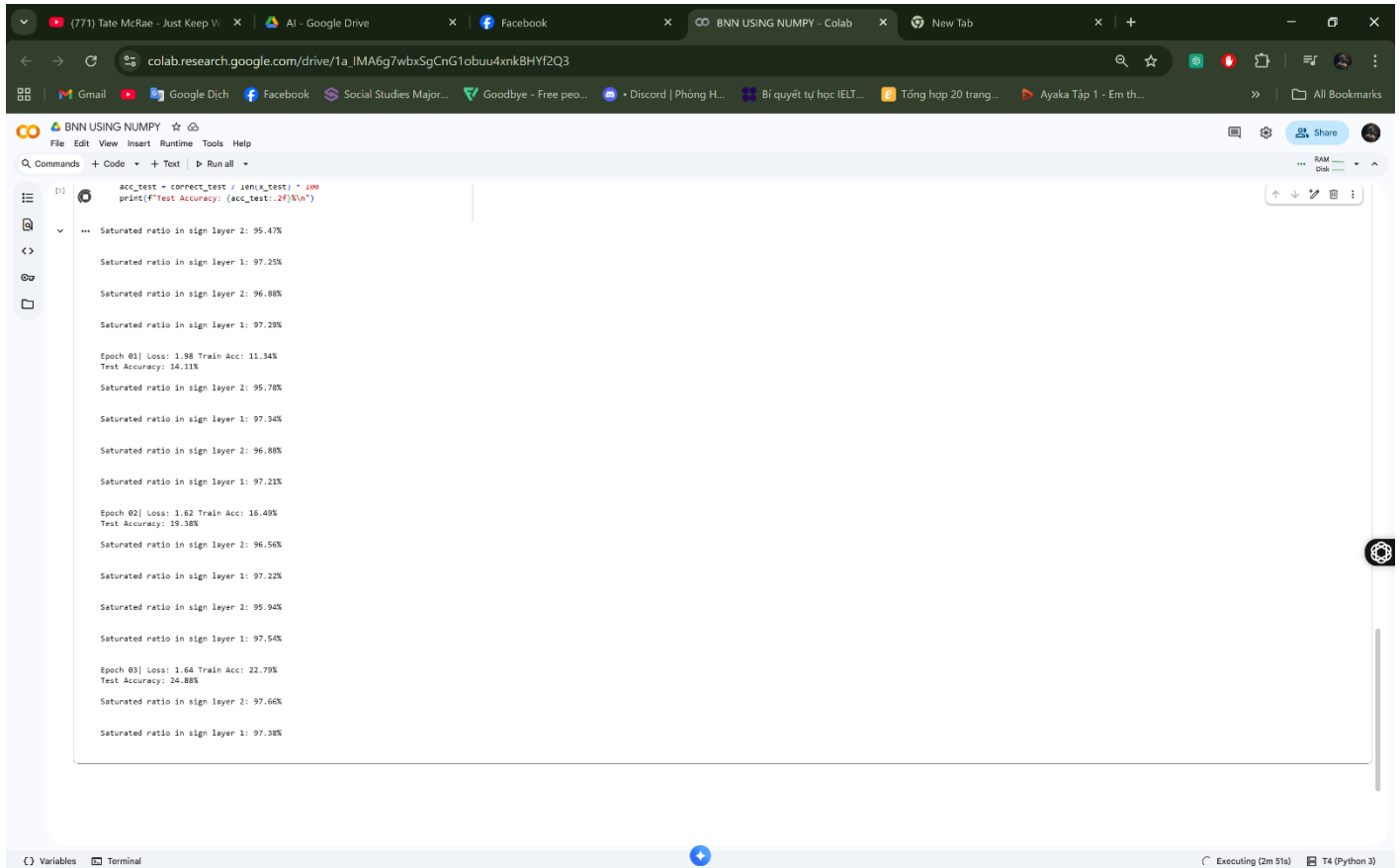
Với $b = a - 0.5$

a	b
0	-0.5
0.5	0
1	0.5

Với $c = b / 0.5$

b	b
-0.5	-1
0	0
0.5	1

Kết quả khi để ngưỡng STE_backward là 1, thì các neuron đều đã bị bão hòa. Vì thế gradient không thể lan truyền ngược cho các layer phía sau. Kết quả thu được là mạng không thể học được.



```
[1]: acc_test = correct_test / len(x_test) * 100
    print(f'Test Accuracy: {acc_test:.2f}%\n')
```

```
... Saturated ratio in sign layer 2: 95.47%
Saturated ratio in sign layer 1: 97.25%

Saturated ratio in sign layer 2: 96.88%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.29%

Epoch 01| Loss: 1.98 Train Acc: 11.34%
Test Accuracy: 14.11%
Saturated ratio in sign layer 2: 95.78%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.34%

Saturated ratio in sign layer 2: 96.88%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.21%

Epoch 02| Loss: 1.62 Train Acc: 16.49%
Test Accuracy: 19.38%
Saturated ratio in sign layer 2: 96.56%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.22%

Saturated ratio in sign layer 2: 95.94%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.54%

Epoch 03| Loss: 1.64 Train Acc: 22.79%
Test Accuracy: 24.88%
Saturated ratio in sign layer 2: 97.66%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.38%
```

Executing (2m 51s) T4 (Python 3)

Saturated ratio in sign layer 2: 97.97%

..

Saturated ratio in sign layer 1: 97.36%

Saturated ratio in sign layer 2: 96.25%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.30%

Epoch 16| Loss: 1.46 Train Acc: 31.98%
Test Accuracy: 31.29%

Saturated ratio in sign layer 2: 98.28%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.48%

Saturated ratio in sign layer 2: 98.75%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.63%

Epoch 17| Loss: 1.52 Train Acc: 31.61%
Test Accuracy: 31.46%

Saturated ratio in sign layer 2: 97.50%

Saturated ratio in sign layer 1: 97.42%

Độ accuracy thu được cũng rất thấp, vì hầu hết các neuron ở lớp sign 2 đã bão hòa => Gradient không thể lan truyền cho các layer phía sau, dẫn đến các neuron phía sau đã chết vì không được cập nhật.

Saturated ratio in sign layer 2: 95.78%

```
Input: [-22.  4. 20.  2. -6.  8. -36. -24. -32. -20. -4. 18.  6. 12.
-24. -18. -50. 14. -6. 14. 22. -4.  0. 18.  2.  4.  8. -4.
16. 24. -30.  0. 24. 26. -14.  0. -32.  8. 16. 20. 12. 18.
-14. 12.  0. -6. -30. -42. 22. -26. -16. 10. 26.  8. -8. -14.
 2. -6. -14. 30. 20. -34. 42.  8. 28. -2. -30. -34. -30. 30.
-12. -14. 50. 36.  4. -22. -38. -14. -22. 34. 40. -6. 18. -4.
20. -2. -34. -18. -18. 22. 24. -6. -2. -4. -20. -2. -22.  2.
 2.  2. 16. -6. 10. -32. 28. 26. 10. -22. 34. -26.  8.  6.
22.  8. -4.  6. -14. 10. 26. -30.  4.  2. 14. 16. 12. -6.
-22. -10.  2. -10. 22.  8. -12. -14. 22. -4. -8. -8. 36. -8.
 4. 26. 10.  0. 24.  6. -2.  6.  2. -34. -10. 28. 28. -6.
-18.  4. -16. -4. 28. -12.  6. -28. -16. 14. 14.  4. -32. -76.
-16. 12. 22. -20. 16. -2. 10. -16. -48. -20.  4. -8. -4. -10.
18.  8. -20. -10. -14. -6. 10. 18. 26. 12.  0.  2.  2.  8.
-20. -20. 12. 12. 16. -18. -14. -28. -8.  2.  6. -2. 22. -10.
12. 26. 22. -8. -4.  6. -30. 14.  6. -2. -6. 12.  0. 18.
 6. -60. -56. 16. -8. -16. -10. -12. 28. 26. -14. -28. -44. -44.
 4.  8. 20.  2.  2. -16. -12. -10.  2. -30. 18. 14. 14. 24.
-4. 10. -2. -20. -36. -32. -24. -8. 18. -12. 32. 42. -14. -40.
-24. -28. -4.  8. 32. -6.  2. -28. 16. 14. -18. -26.  6. -10.
 4.  2. -10. 12. -40. -18. -22. -26. -38. 22. 16. -10. 26. -8.
-12. 18. -2. -14. -2. -18. 24. 14. 26. -12. 20. -10. -10. -2.
 6. 18. 50. 16. 16. -22.  2. -16.  8. -4.  0. -4. 14. -20.
 0. 18.  2.  8. -52. -40.  0.  8. 10. -20. -20.  6.  2. -4.
-28. -8.  4. 24. 22. 28. -4. -38. -2.  0.  4. -32. 16. 16.
 8. 18. -6. 16.  4. -18. -10.  6. -18. -6. 36. -10. 42. 16.
12. -22. -6. -6. -2. 30. 16. 26. 14. 16.  0. -2. -18.  2.
 6. 14. 24. 18.  6. 12. -16. -38. -2. -54. -14.  6. -4. -6.
18. -24. -28. -14. -30. -18.  6.  2.  0.  2. 14. 48. 16. -18.
-26. 22. -6. 18. -18. -24. 28. -22. 10.  0. -12. -36.  0. 16.
12. 14. -26. 12. -12. -22. -30.  2.  2. -14. 18.  0.  4. -18.
22.  0. -24. -44.  8. -20. 18.  4.  4.  2. -22. -12. -4. -32.
32. -20. 12. -6. -6.  4. -28.  6. -10. -14. 38. -18. 22. 16.
48. 14. -2. -28. -36. -28. -24.  4. 20. -14. 42. 32. 20. 46.
-38.  6. -14. 30. -10. -8. 24. 10. -10. -8. -16. -28. -12. 16.
22.  0. -4. -18. -18. -4. -12.  4. -16.  4. -2. 20. 12.  2.
30.  0. -36. -28. -12. 12. 22. 12.  0. 14. 18. -16. -16. -32.
 0. -4. 16.  6. 22. -20.  4. -2. -14. -18.  2. 22. 14. 12.
36.  6. 14. -12. -16. -8. -4.  0. 14. -16. 32.  6. 22. -16.
-36. -8. -4.  8. -6. 20. 20.  6. -2. -12. -24. -4.  0. 36.
24. 18. 26. 12. 20. -6. -6. -22.  6. -2. -4. -6. 22.  0.
 8. -18. -14. -2. -18. 22. 30. -4. 28. -18. -22. -24. -20. -32.
 8. -20. 14. 28. -4. -6. -10. -4. -40. -8. -40. 12. -16. 30.
26. 24. -16. -2. -30. -34. -22. 26. -14. 44.  0.  6. -30. -16.
-24. -20. 20. -16. 10. 16. 32. 10. -14.  0. -36.  0.  8.  4.
-24.  2. 22. 16.  8.  6. -14. -14. -22. 10.]
```

Thay đổi khoảng cắt gradient là 25

```
grad_input = grad_output * (np.abs(self.x) <= 25) # Ở ĐÂY, TA
CHỌN NGUỒN (THRESHOLD LÀ 25, ĐƯỢC XEM NHƯ LÀ "VÙNG CHO PHÉP GRADIENT
ĐI QUA")
saturated = np.sum(np.abs(self.x) > 25)
```

Saturated ratio in sign layer 2: 22.34%

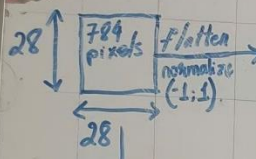
```
Input: [ 12. -2. 32. -16. -30. 30. -6. -12. -16. -36. -18. 12. -22. 6.
-40. 32. -12. -22. 22. -18. 14. 28. 22. -34. -32. -12. 12. 26.
6. 22. -10. 12. 2. -18. -12. 16. -16. -6. -22. 6. 28. 10.
8. -20. -22. 26. 22. 28. 8. -16. 4. -6. 8. -16. -10. 30.
-10. -20. -24. -20. -4. 38. -12. -12. -26. 14. 30. 0. -8. 20.
-22. 28. -2. 10. -24. 28. -12. -30. -18. -2. 4. 2. 4. -12.
-22. 26. -26. 4. -28. 0. -18. 12. 30. -22. -36. 4. 0. 10.
-6. -26. 18. 12. -6. -6. -12. 8. -4. -42. -26. -18. 10. 4.
2. 2. -36. 16. -20. -10. -2. 14. -6. -4. -10. 6. -4. 8.
-32. -2. 10. -14. 18. 28. 26. -26. -32. -12. 0. 6. -42. -14.
-14. 36. 2. 2. -8. 8. 4. -6. -22. -10. -2. 40. -2. -14.
-32. -8. -12. 2. -26. -22. 12. 18. 4. -24. -38. 14. 18. -20.
-16. -8. 10. 0. 14. -34. -20. 12. 12. -26. -6. -18. 28. 2.
44. -20. -34. 22. 10. 0. 16. -8. 28. 30. 0. 0. -2. 34.
-18. 32. 0. 24. -2. 4. 2. -46. -36. 16. 8. -2. -6. 10.
4. 14. 4. -28. -14. 50. 2. 16. 0. -28. 0. 6. -12. -16.
-38. 18. 6. -16. -24. -20. 12. 30. -8. -20. -30. 18. 6. -24.
-20. -8. -10. 12. 26. 6. -4. 40. 4. 2. 6. -30. 24. 22.
24. 0. -22. 6. 14. 28. 8. -12. 0. 30. 28. 0. -26. 10.
10. 32. -8. -36. 0. 30. -4. 0. -14. -14. -6. -4. -20. 16.
36. 22. 0. -8. -18. 38. -30. -16. 0. 0. 14. 32. 22. -30.
-20. 20. 12. 2. 6. 2. 0. 6. -16. -12. -22. 38. -14. 20.
4. -16. 14. 36. 10. -18. -44. 4. -8. 22. 2. -2. 22. 16.
10. -22. -32. -8. 12. 26. 6. -2. 4. 26. -16. -24. -18. 26.
-30. -16. 24. -16. -42. 16. -14. 14. -36. 36. -16. -18. -38. 10.
0. 14. 24. -24. -22. -2. -14. 4. 16. -4. 42. 16. 10. -6.
-36. 0. 16. -2. 18. -6. -4. 2. 8. -24. -22. 2. 2. 24.
-24. -4. 4. -30. -8. -8. -22. 22. -6. -12. 28. -44. 0. -6.
-4. -20. -10. 30. -14. 0. -28. 36. 10. 12. -6. -6. -32. 16.
20. 10. -14. -18. 6. 16. -30. -22. -16. 48. 4. -14. 10. -18.
30. 16. 14. -26. 0. 28. -16. 6. -14. -18. 4. 18. 0. -20.
-22. 10. 14. 0. -28. 36. 16. 22. 28. -16. -30. -2. -18. -12.
4. -16. 10. 24. 26. 10. -32. -4. 16. 6. -10. -46. -16. 26.
32. -24. -26. 22. -10. 8. 4. -32. -8. -14. 20. -8. -18. 30.
-26. 24. 20. 8. -10. 20. 26. -18. -12. -4. -16. -26. -2. 14.
12. 10. -4. -20. -10. 46. -30. -12. -8. -4. 28. 22. 12. 4.
-10. 34. 10. 8. -8. -16. 10. 36. 2. -18. -20. 12. 4. 2.
6. -14. 18. 12. -2. -30. -32. 20. 8. 18. 6. -30. -4. 14.
-8. -16. -22. 14. -10. 0. -40. -8. -4. 10. 0. -12. -14. 22.
30. 4. -12. -32. 12. 14. -4. -4. -26. 18. -6. -12. -16. 0.
-10. 16. -6. 14. -40. 24. 8. 30. 2. -2. -4. -6. 28. -40.
-30. 14. -26. 8. 0. -8. -2. 12. 2. -22. -24. 20. 20. 6.
-6. -2. -4. 2. 16. 0. -26. 22. 22. -4. 16. -56. -8. 26.
8. 4. -18. 2. 18. 0. -24. -12. -16. 2. -8. -4. -46. 14.
-26. 4. 32. -12. 16. 18. 4. -48. -50. 22. 22. 12. 8. -40.
8. 34. 8. -8. -62. 22. 10. 8. 4. -36.]
```

Saturated ratio in sign layer 1: 38.96%

Mức độ bão hòa trong quá trình training đã được giảm xuống, gradient có thể lan truyền cho các layer phía sau.

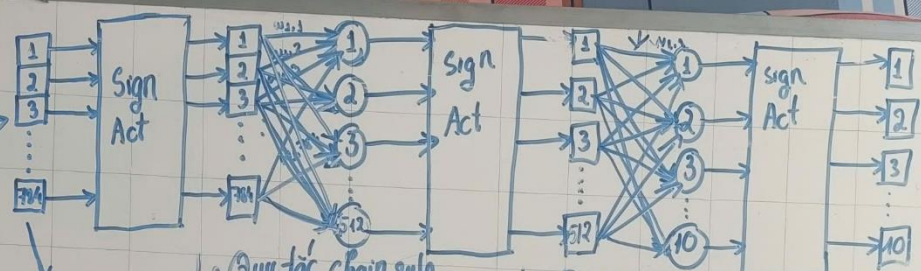
Epoch 04 | Loss: 0.19 Train Acc: 84.04%
Test Accuracy: 83.03%

Tại epoch 04 mạng đã đạt được yêu cầu



Giá trị mức khi chuẩn hóa là (0;255) cho mỗi pixel

• Backpropagation



Quy tắc chain rule

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial L}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial w_{ij}} (*)$$

Từ pt Forward, ta có:

$$y_j = \sum_i x_i \cdot w_{ij} + b_j$$

$$\Rightarrow \frac{\partial y_j}{\partial w_{ij}} = \sum_i x_i = x_{activation}$$

$$(*) \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial L}{\partial y_j} \cdot x_i \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial w} =$$

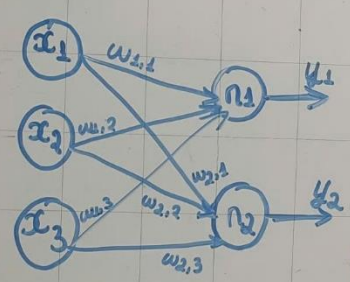
Gradient theo bias

Từ pt forward, ta có:

$$\frac{\partial L}{\partial b_j} = \frac{\partial L}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial b_j}$$

$$\text{Vì } \frac{\partial y_j}{\partial b_j} = 1 \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial b_j} = \frac{\partial L}{\partial y_j} = \text{np.sum(grad_output, axis=0, keepdims=True)}$$

axis=0, keepdims=True



$$\begin{cases} y_1 = w_{1,1} \cdot x_1 + w_{1,2} \cdot x_2 + w_{1,3} \cdot x_3 + b_1 \\ y_2 = w_{2,1} \cdot x_1 + w_{2,2} \cdot x_2 + w_{2,3} \cdot x_3 + b_2 \end{cases}$$

$$L(y, y_L) \frac{\partial L}{\partial y_1}, \frac{\partial L}{\partial y_2}$$

Với trọng số $w_{i,j}$ cần thay đổi bao nhiêu để giảm Loss?

$$\Rightarrow \frac{\partial L}{\partial w} = \left(\frac{\partial L}{\partial y} \right)^T \cdot x = \text{np.dot}(grad_output.T, self.x)$$

gradient ở lớp phía trước.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial y_1} \cdot x_1, & \frac{\partial L}{\partial y_1} \cdot x_2, & \frac{\partial L}{\partial y_1} \cdot x_3 \\ \frac{\partial L}{\partial y_2} \cdot x_1, & \frac{\partial L}{\partial y_2} \cdot x_2, & \frac{\partial L}{\partial y_2} \cdot x_3 \end{bmatrix}$$

• return np.dot(x, self.binary_weight.T) + self.bias

$$\rightarrow y = x \cdot W_b^T + \text{bias}$$

c. lan truyền ngược - backpropagation

① Gradient theo bias

• Ở pt forward ta có:

$$y_j = \sum_i w_{j,i} \cdot x_i + b \Rightarrow \frac{\partial y}{\partial b} = 1$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \frac{\partial L}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial b} = \frac{\partial L}{\partial y}$$

* Khi xử lý nhiều ảnh, ví dụ batch_size = 64.

• Ở ngõ ra: $\frac{\partial L}{\partial y}$ có shape là (64 x 10), tức mỗi ảnh đưa

vào sẽ có 1 vector lỗi ~~corresponding~~ tương ứng với mỗi neuron ngõ ra.

- Những bias thì chỉ có 1 vector duy nhất cho cả F_c layer (tức chung mọi ảnh).

→ Vậy ta sẽ cộng tất cả lỗi từ các mẫu trong batch lại.

$$\frac{\partial L}{\partial b_j} = \sum_{i=1}^{\text{batch}} \frac{\partial L_i}{\partial y_{ij}}$$

Giả sử ta có:

- Batch size = 3

- Output layer = 2 neuron \Rightarrow out_features = 2.

- grad_output = np.array([
→ [0.2, -0.1] # ảnh 1
[0.5, 0.3] # ảnh 2
[-0.4, 0.6] # ảnh 3
])

→ Shape của grad_output = (3x2), 3 mẫu trong đó mỗi mẫu chứa 2 giá trị lỗi của 2 neuron.

- Như đã chứng minh ở trên bias là chung cho mọi ảnh

→ ta cộng lỗi theo batch.

→ axis = 0 → cộng theo chiều ~~đến~~ "batch" (3 ảnh)

→ keepdims = True → giữ shape (1x2) = shape của mỗi mẫu

- Câu hỏi: Tại sao lại là cộng mà k' phải lấy 'giá trị trung bình'.

Ảnh	grad_output[0]	grad_output[1]
1	+ 0.2	- 0.1
2	+ 0.5	+ 0.3
3	- 0.4	+ 0.6

grad-b =

$$0.2 + 0.5 - 0.4$$

So sánh. ① Cập nhật theo mỗi ảnh.

$$+ \text{Ảnh 1: } b_{\text{new}_1} = b_{\text{old}} - 0.1 \cdot 0.2$$

$$+ \text{Ảnh 2: } b_{\text{new}_2} = b_{\text{old}} - 0.1 \cdot 0.2 - 0.1 \cdot 0.5$$

$$+ \text{Ảnh 3: } b_{\text{new}_3} = b_{\text{old}} - 0.1 [0.2 + 0.5 - 0.4]$$

Bước dù được tính theo từng ảnh thì giá trị grad-b vẫn chính là cộng lại.

② gradient theo input \rightarrow đi lan truyền ngược về cho layer sau.

Giữ pt forward: $y = W^T \cdot x + b$

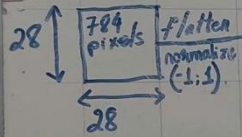
$$\Rightarrow \frac{\partial y}{\partial x} = W^T$$

Hq trả về slope = 5/2
↑

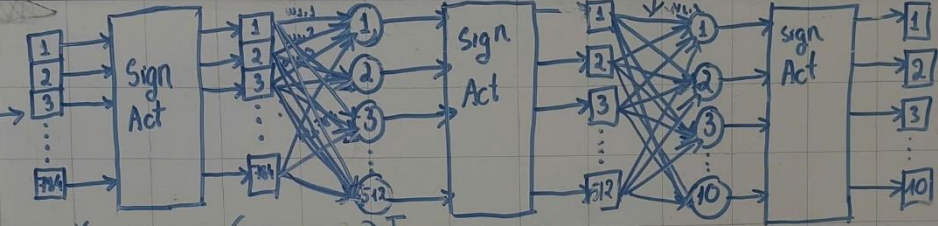
$$\Rightarrow \frac{\partial L}{\partial x} = \frac{\partial y}{\partial x} \cdot \frac{\partial L}{\partial y} = \frac{\partial L}{\partial y} \cdot W^T = \text{np.dot}(\text{grad_output}, W^T)$$

\rightarrow gradient ở layer

BNN



$$(64, 784)$$



MSE loss

$$L = \frac{1}{64} \sum_{i=1}^{64} L_i$$

$$L_i = \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2$$

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

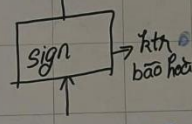
$$\frac{\partial y}{\partial x} = W^T$$

$$\Rightarrow \frac{\partial L}{\partial x} = \frac{\partial L}{\partial y} W^T$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \left(\frac{\partial L}{\partial x} \right)^T x = (512, 64) \cdot (64, 784) = (512, 784)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \left(\frac{\partial L}{\partial x} \right)^T$$

$$\sum (64) \rightarrow (1, 512)$$



$$\frac{\partial L}{\partial x} = \frac{\partial L}{\partial y} W^T$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \left(\frac{\partial L}{\partial y} \right)^T \cdot x$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \frac{\partial L}{\partial y}$$

$$y = x \cdot W^T + b$$

* Gradient

$$\frac{\partial L_i}{\partial y_{ij}} = \frac{2}{10} (y_{ij} - \hat{y}_{ij})$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = (64, 10)$$

(sign ktra káo pao)

