

# Нейронні мережі.

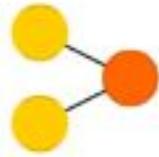
## Лекція 2. Навчання нейронних мереж

кафедра програмної інженерії ЗНУ

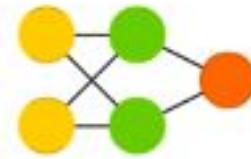
# Типи нейромереж

<http://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/>

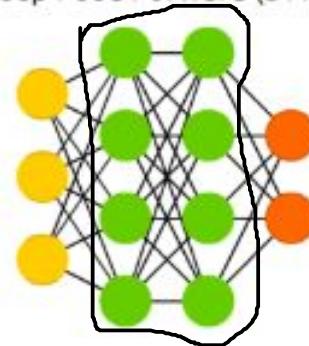
Perceptron (P)



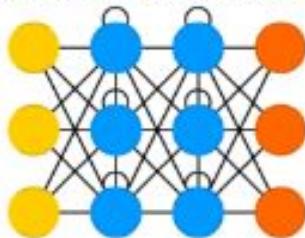
Feed Forward (FF)



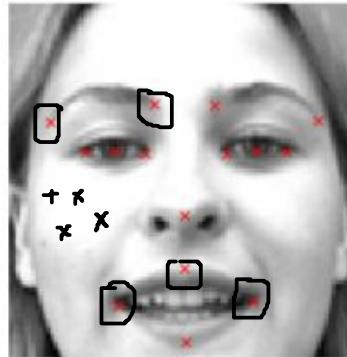
Deep Feed Forward (DFF)



Recurrent Neural Network (RNN)



# Препроцесінг: визначення ключових точок



Data Source:  
<https://www.kaggle.com/c/facial-keypoints-detection/data>

# Класифікація зображень

- **0 = Angry**
- **1 = Disgust**
- **2 = Sad**
- **3 = Happy**
- **4 = Surprise**

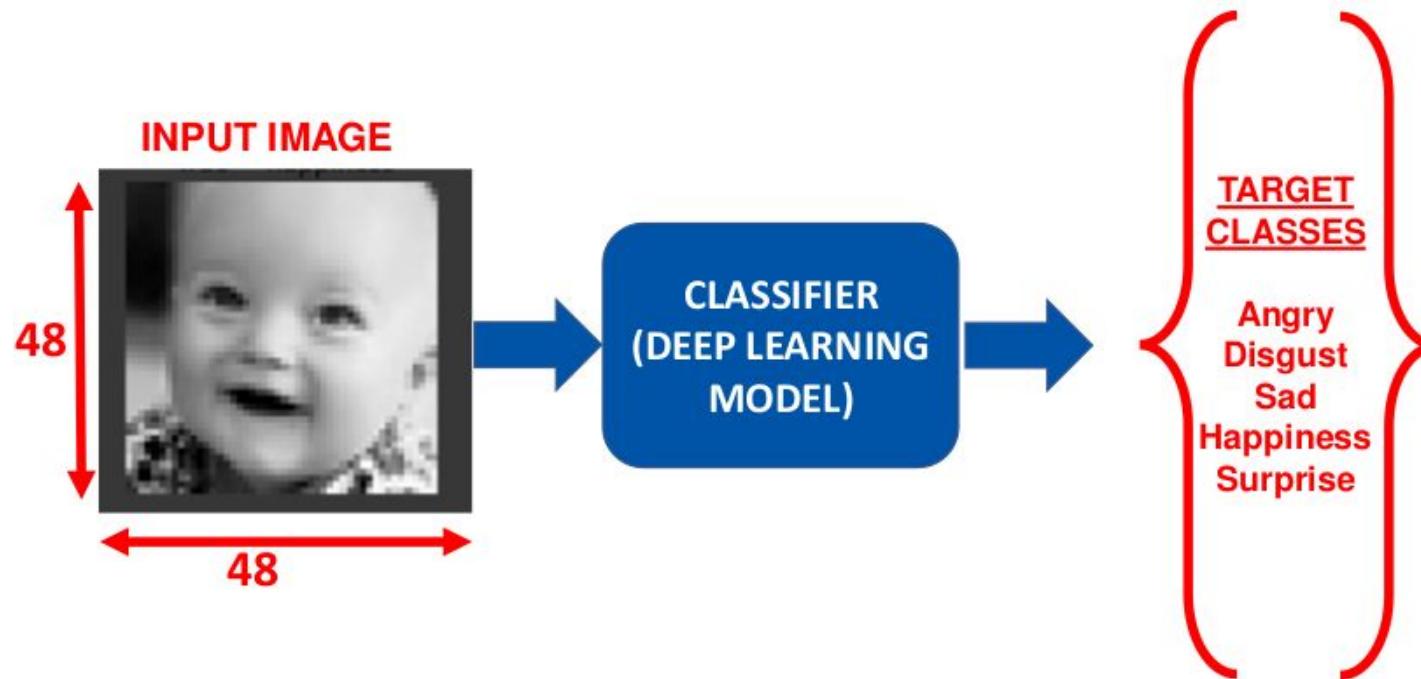


**SURPRISE!**

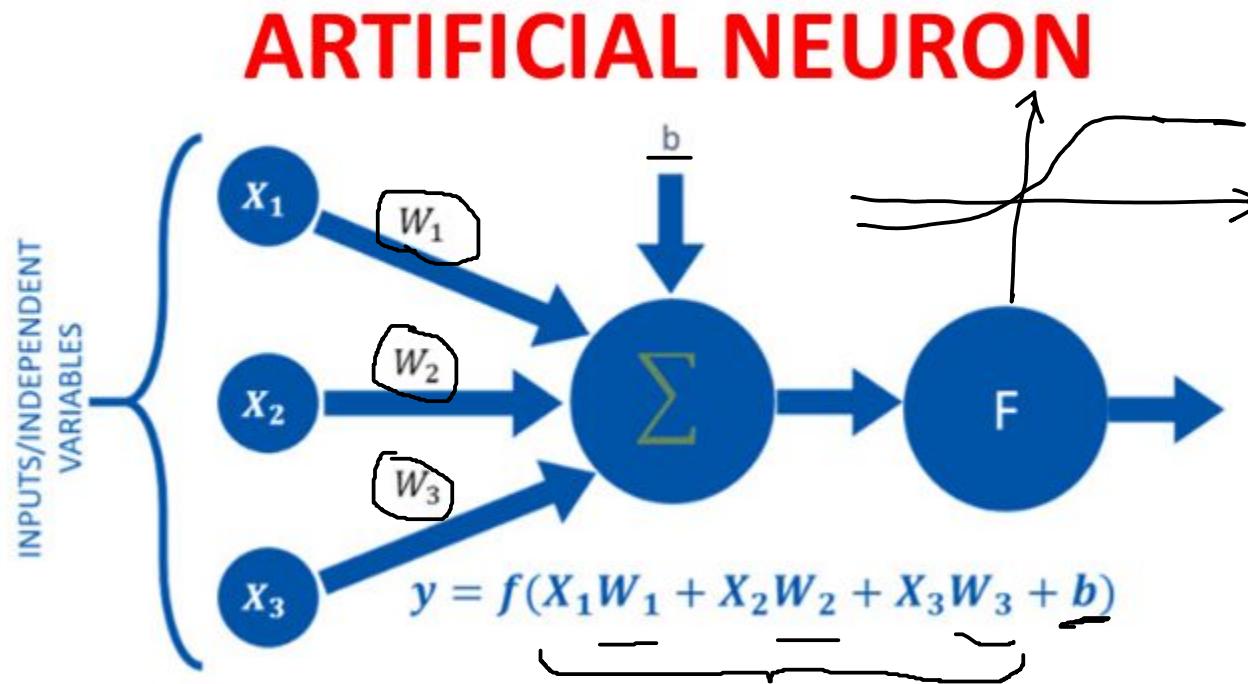


Data Source:  
[Challenges in Representation Learning: Facial Expression Recognition Challenge | Kaggle](#)

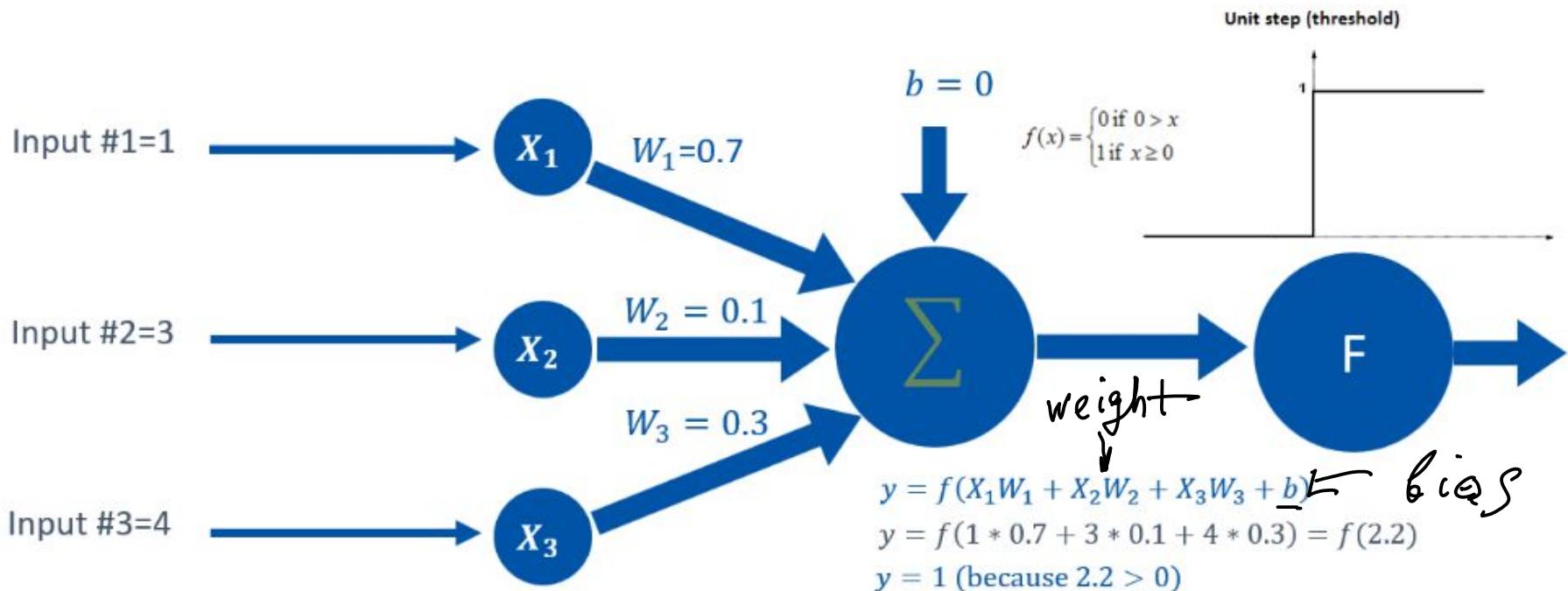
# Класифікація зображень



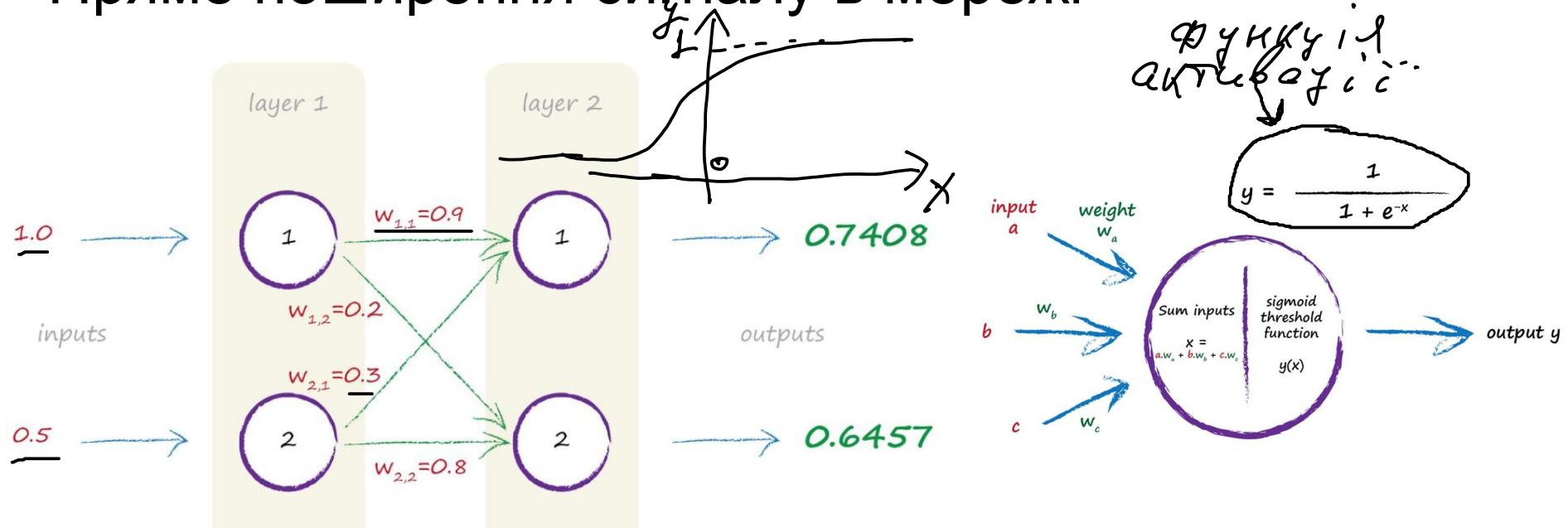
# Штучний нейрон



# Штучний нейрон



# Пряме поширення сигналу в мережі



$$x = (\text{output from first node} * \text{link weight}) + (\text{output from second node} * \text{link weight})$$

$$x = (1.0 * 0.9) + (0.5 * 0.3)$$

$$x = 0.9 + 0.15$$

$$x = 1.05$$

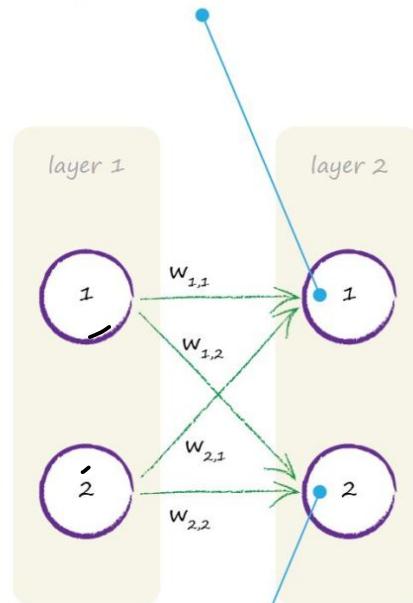
$$x = (1.0 * 0.2) + (0.5 * 0.8)$$

$$x = 0.2 + 0.4$$

$$x = 0.6$$

# Пряме поширення сигналу в мережі

$$x = (\text{input\_1} * w_{1,1}) + (\text{input\_2} * w_{2,1})$$



$$\begin{pmatrix} a & b & .. \\ c & d & .. \\ .. & .. & .. \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e & f \\ g & h \\ .. & .. \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (a*e) + (b*g) + ... & (a*f) + (b*h) + ... \\ (c*e) + (d*g) + ... & (c*f) + (d*h) + ... \end{pmatrix}$$

$O(n^3)$

$$\begin{pmatrix} ae+bg+... & af+bh+... \\ ce+dg+... & cf+dh+... \end{pmatrix}$$

пінгру - здійснене м'яким

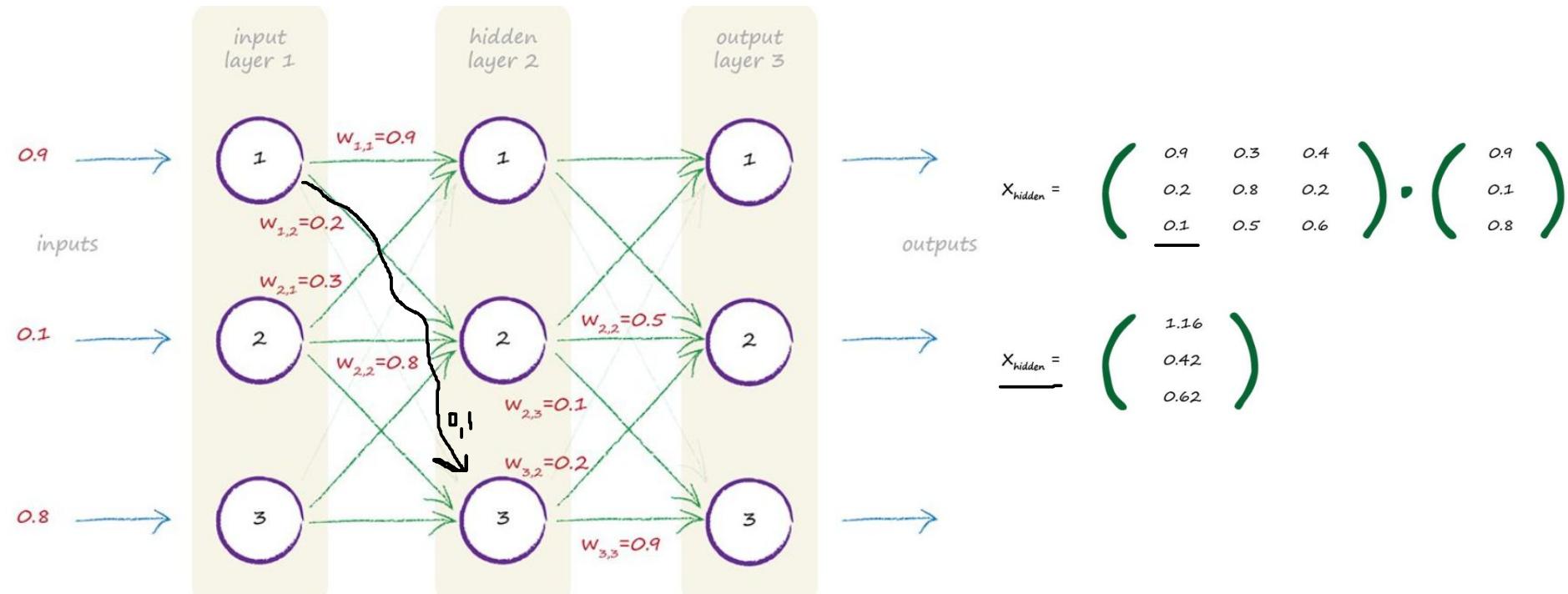
$$\sqrt{\cdot} \cdot X = \text{out}$$

$$\begin{pmatrix} | & w_{1,1} & w_{2,1} \\ | & w_{1,2} & w_{2,2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{input\_1} \\ \text{input\_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\text{input\_1} * w_{1,1}) + (\text{input\_2} * w_{2,1}) \\ (\text{input\_1} * w_{1,2}) + (\text{input\_2} * w_{2,2}) \end{pmatrix}$$

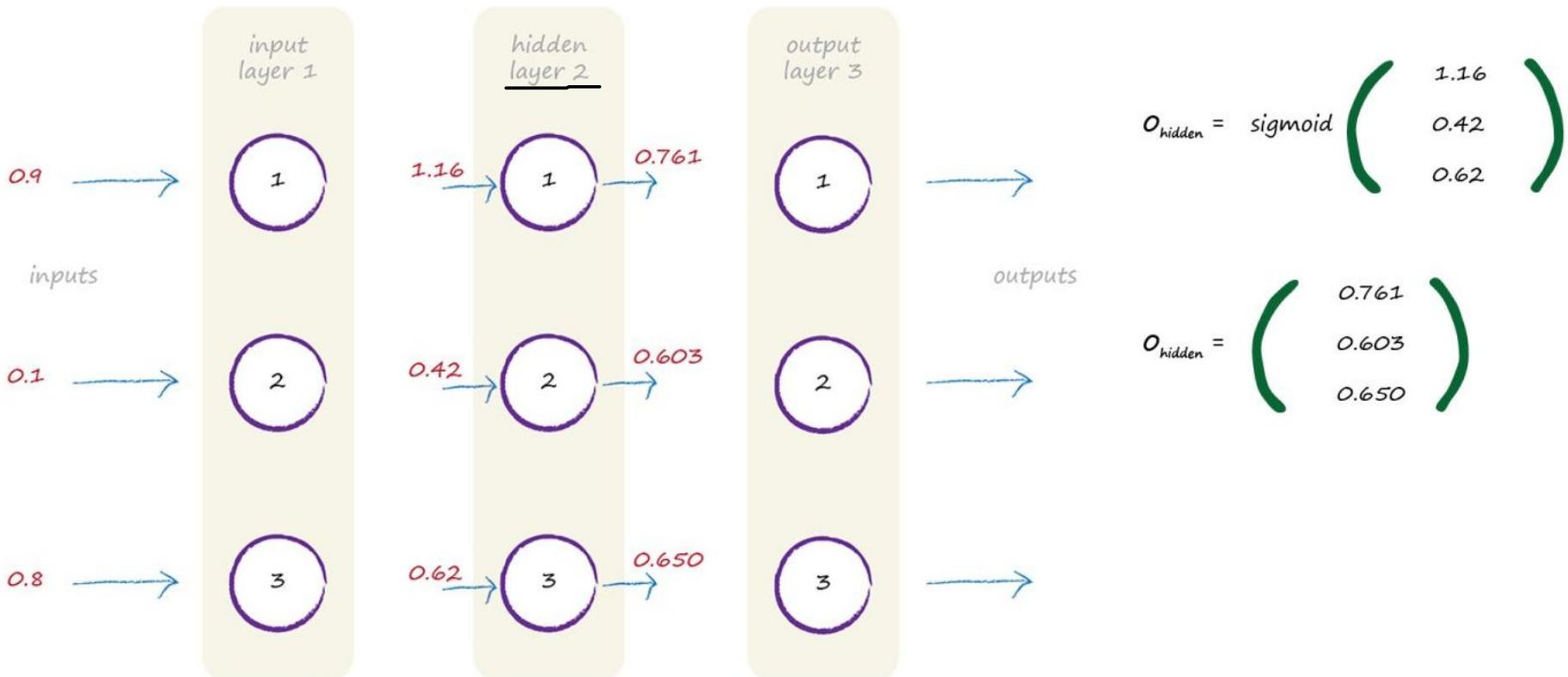
• Не використовуючи for

$$x = (\text{input\_1} * w_{1,2}) + (\text{input\_2} * w_{2,2})$$

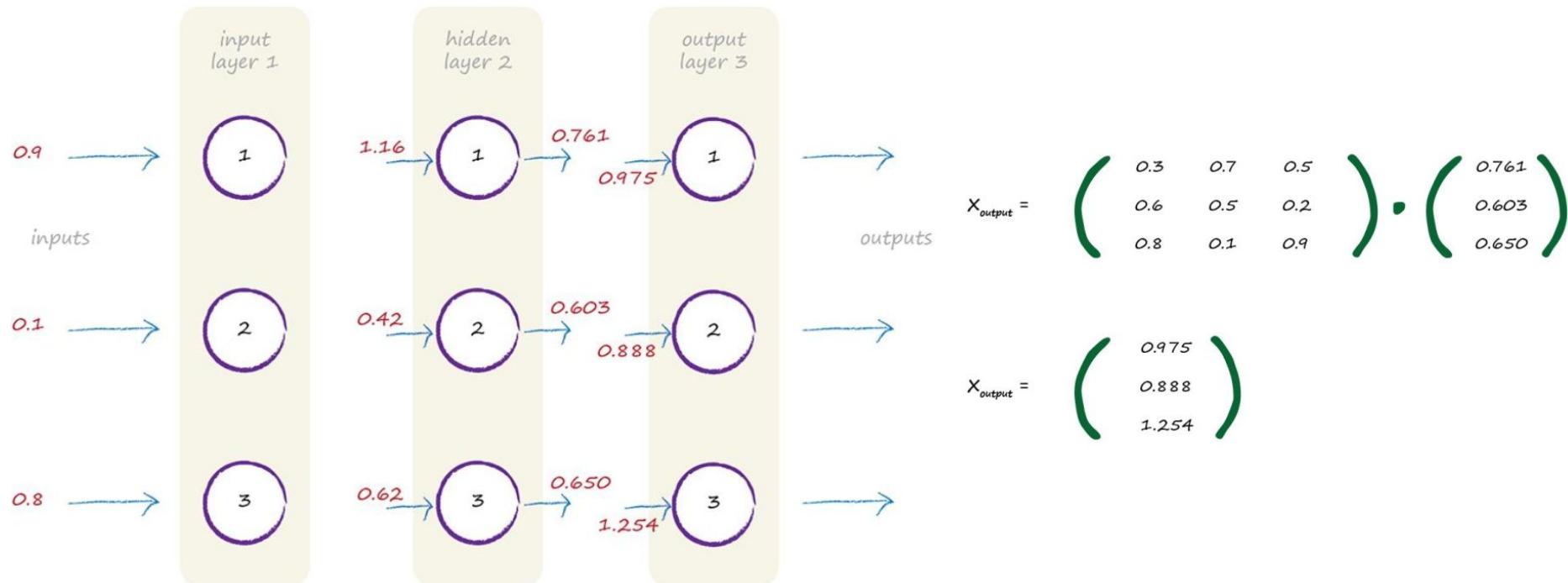
# Пряме поширення сигналу в мережі



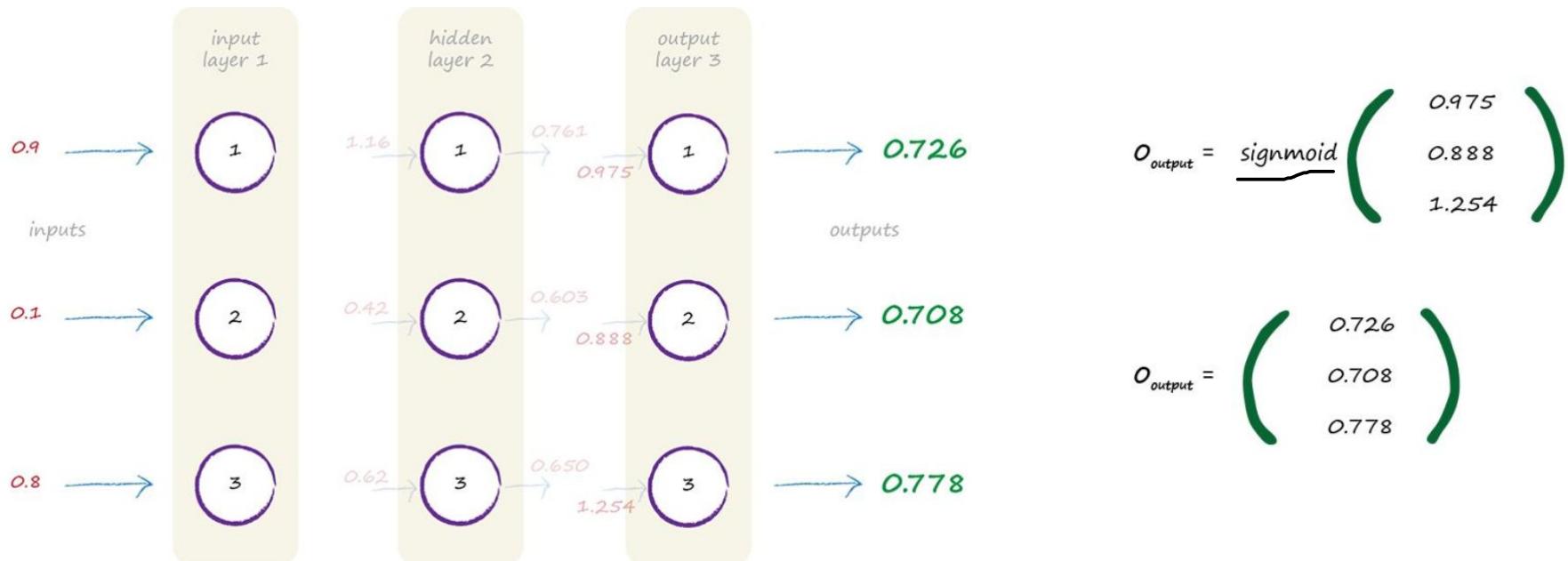
# Пряме поширення сигналу в мережі



# Пряме поширення сигналу в мережі

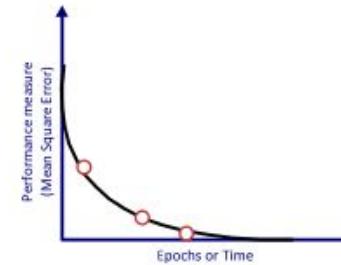
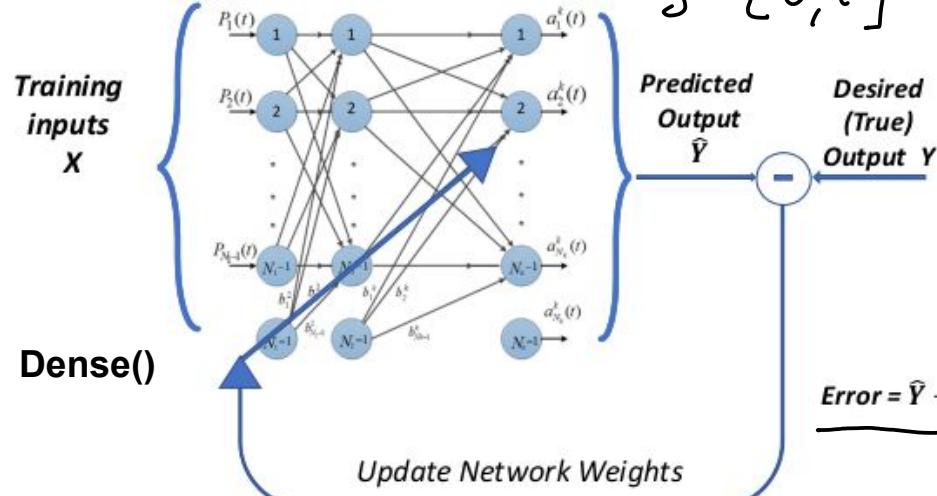


# Пряме поширення сигналу в мережі



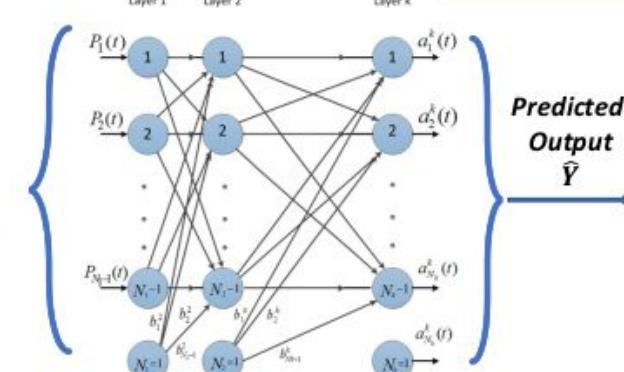
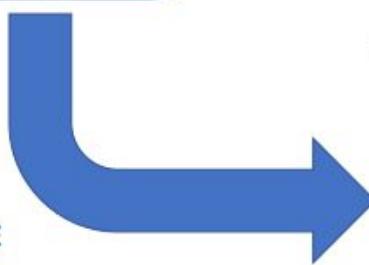
# Навчання штучних нейронних мереж

$$Y = \{0, 1\}$$

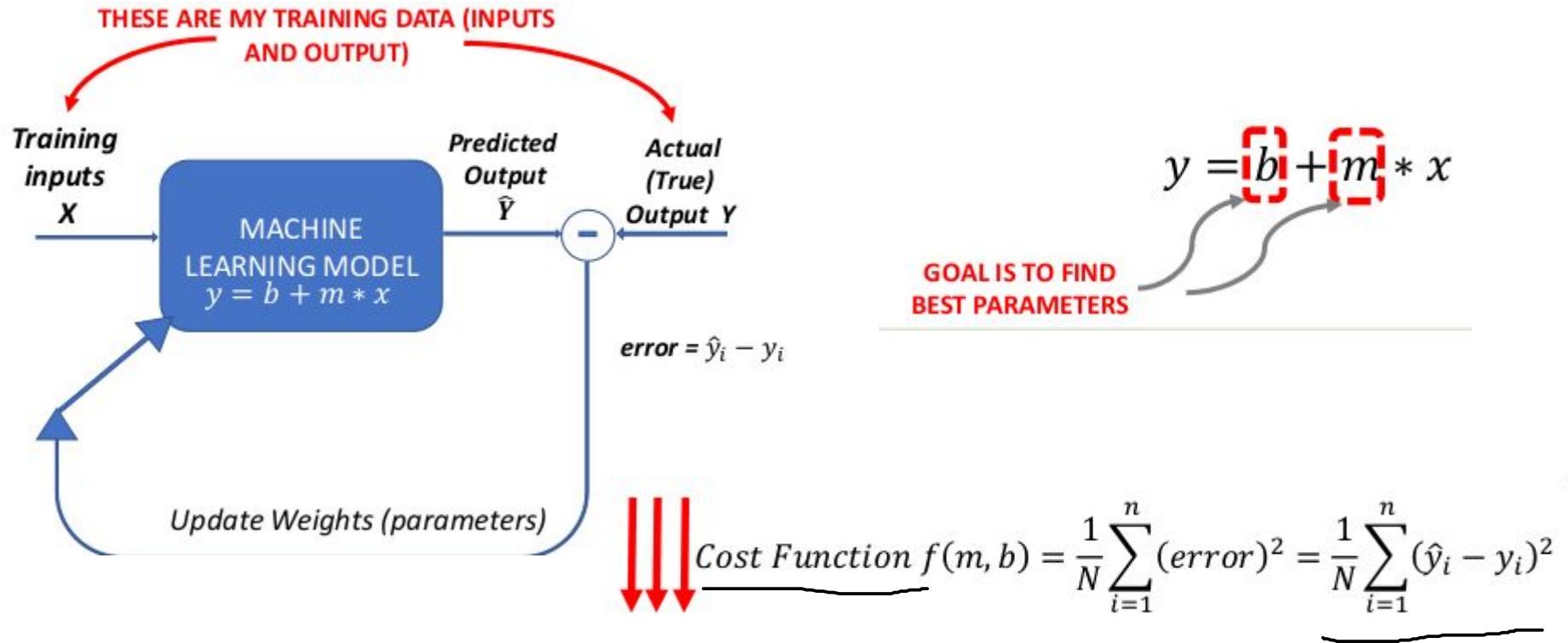


**!!Навчання  
з вчителем**

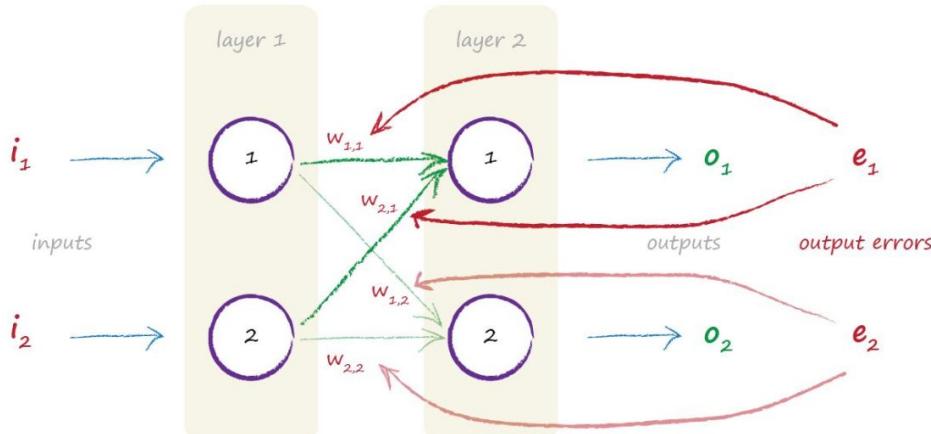
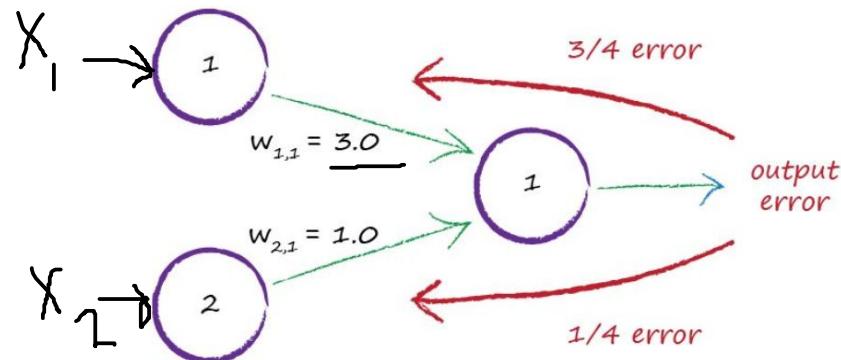
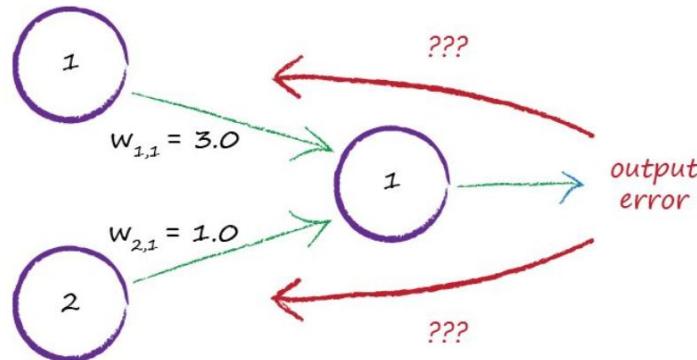
**FREEZE NETWORK  
WEIGHTS AND TEST THE  
NETWORK WITH NEW  
DATA THAT THE MODEL  
HAS NEVER SEEN BEFORE**



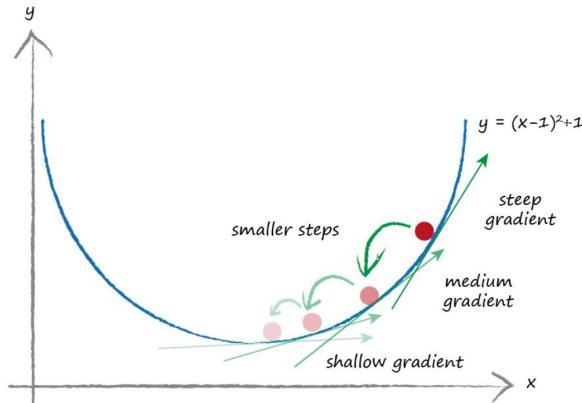
# Навчання штучних нейронних мереж



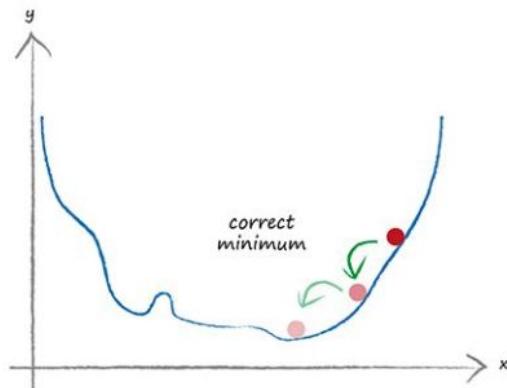
# Зворотне поширення помилки



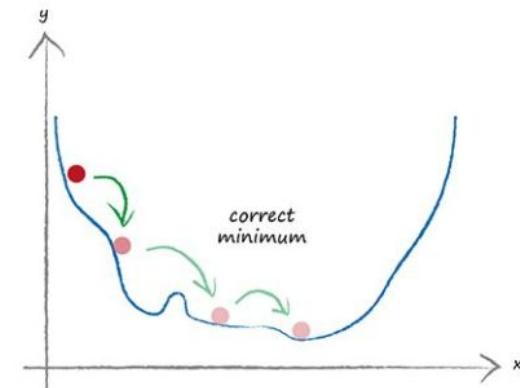
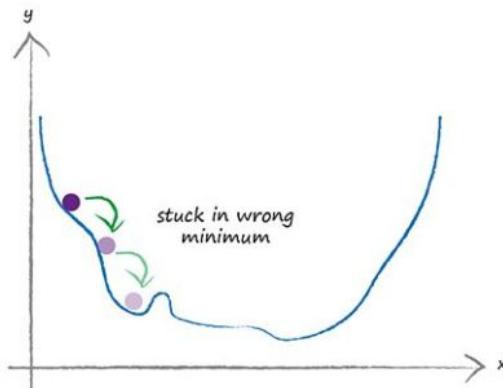
# Оптимізація параметрів мережі



[Градієнт — Вікіпедія](#)



[Похідна — Вікіпедія](#)

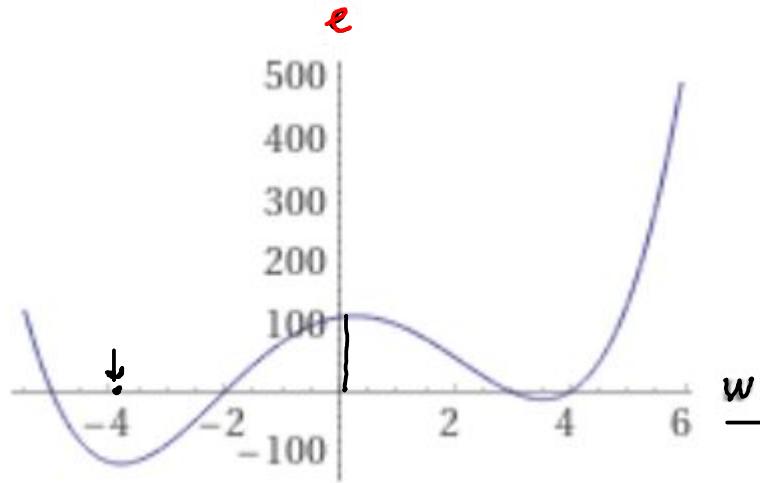
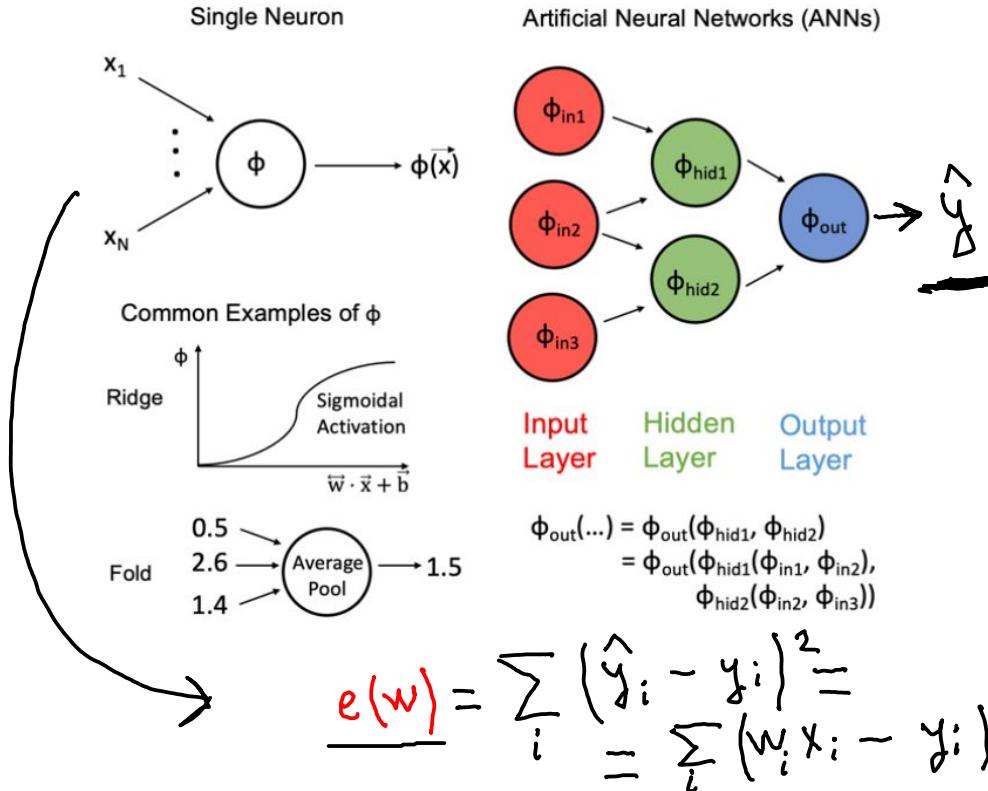


$$28 \quad \begin{matrix} \square \\ 28 \end{matrix} \quad X_{28 \times 28}$$

# Оптимізація параметрів мережі

Навчання більшості

$X$	$x_1 \dots x_m$	$x_1 \dots x_m$	$x_1 \dots x_m$	$\dots$
$y$	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$\dots$



$$e = w^4 - 27w^2 + 14w + 120$$

помилка прогнозу бакше  $e$   
minimizується та має навчання

## Метод залежності енергетичної функції $e(w)$

$$e = w^4 - 27w^2 + 14w + 120$$

$$\frac{de}{dw} = 4w^3 - 54w + 14 \equiv de$$

$w_0 = \text{random}(\dots)$

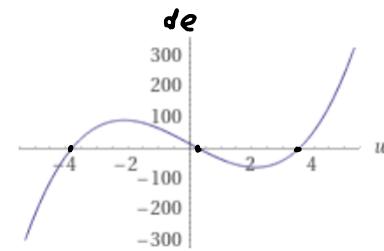
Очікувана формула залежності супутників:

$$w_{n+1} = w_n - \int de(w_n)$$

$$w_1 \geq w_0 - \int de(w_0)$$

$g_e$  — кількість ітерацій

$n$  — кількість ітерацій алгоритму (кількість епох навчання)



критичні точки  
функції  $de(w)$ :

$$w \approx -3,7976 \leftarrow$$

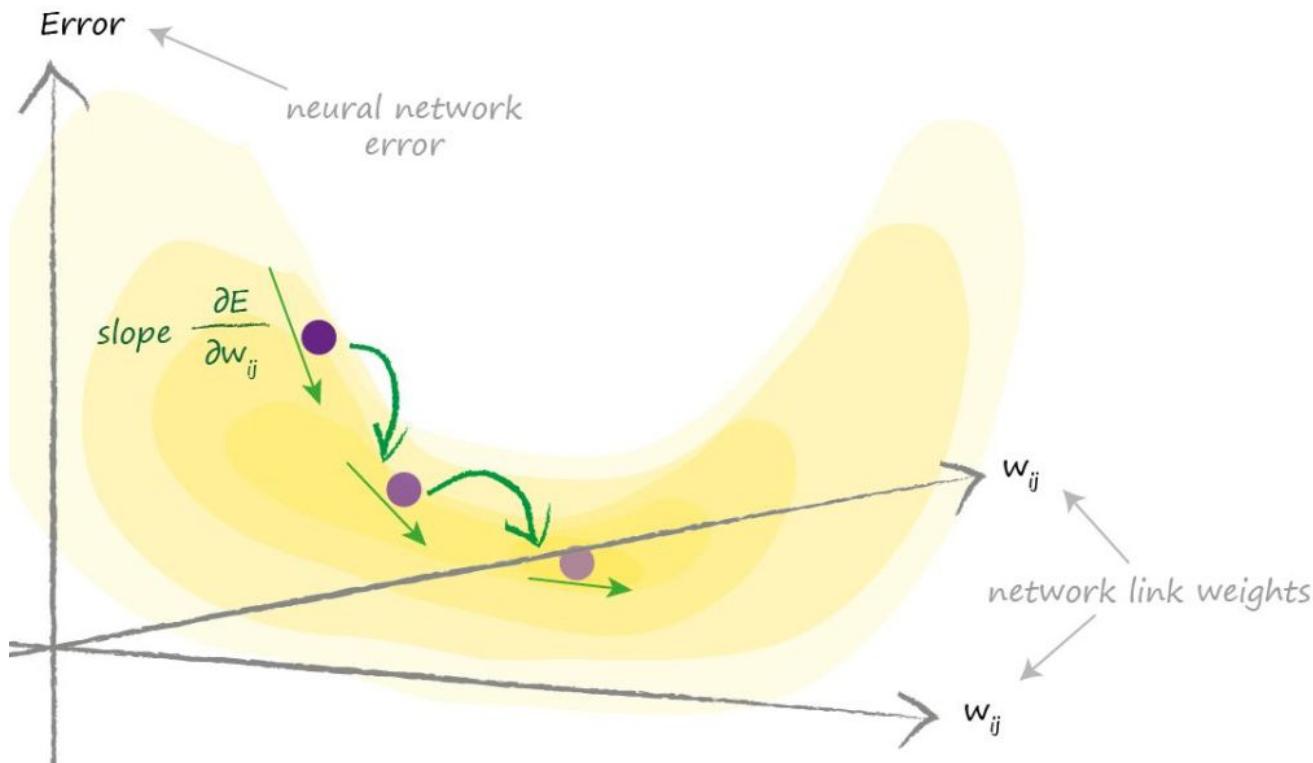
$$w \approx 0,2606$$

$$w \approx 3,5370$$

\_\_\_\_\_

<https://colab.research.google.com/drive/1Smr751jgNi4M4qHxkPiNAZ6KSS7TzcFT?usp=sharing>

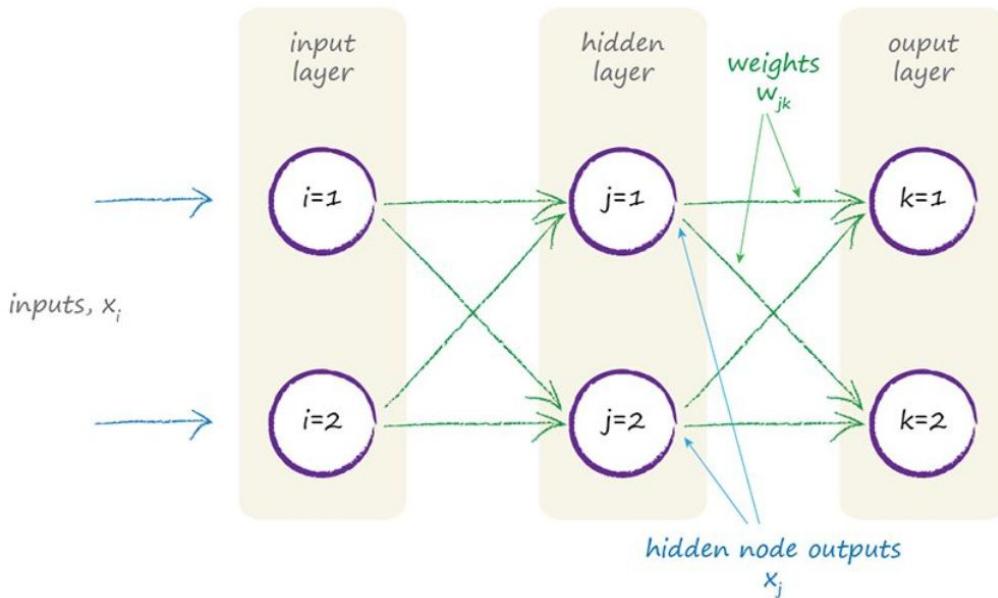
# Оптимізація параметрів мережі



[Градієнт — Вікіпедія](#)

[Похідна — Вікіпедія](#)

# Оптимізація параметрів мережі



$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} (t_k - o_k)^2$$

node error = target - actual

$$e_k = t_k - o_k$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial o_k} \cdot \frac{\partial o_k}{\partial w_{jk}}$$

outputs,  $o_k$

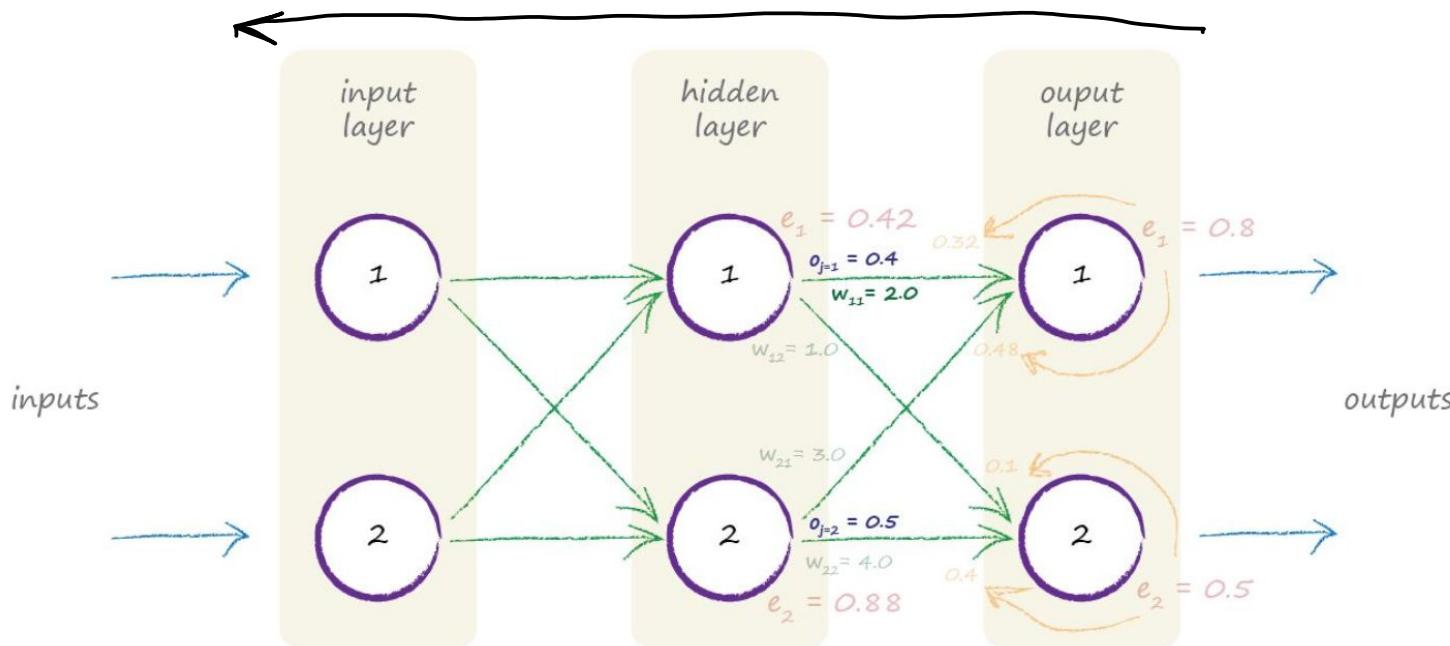
$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -2(t_k - o_k) \cdot \frac{\partial o_k}{\partial w_{jk}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -2(t_k - o_k) \cdot \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} \cdot o_j)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \text{sigmoid}(x) = \text{sigmoid}(x) (1 - \text{sigmoid}(x))$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(t_k - o_k) \cdot \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} \cdot o_j) (1 - \text{sigmoid}(\sum_j w_{jk} \cdot o_j)) \cdot o_j$$

# Метод градієнтного спуску

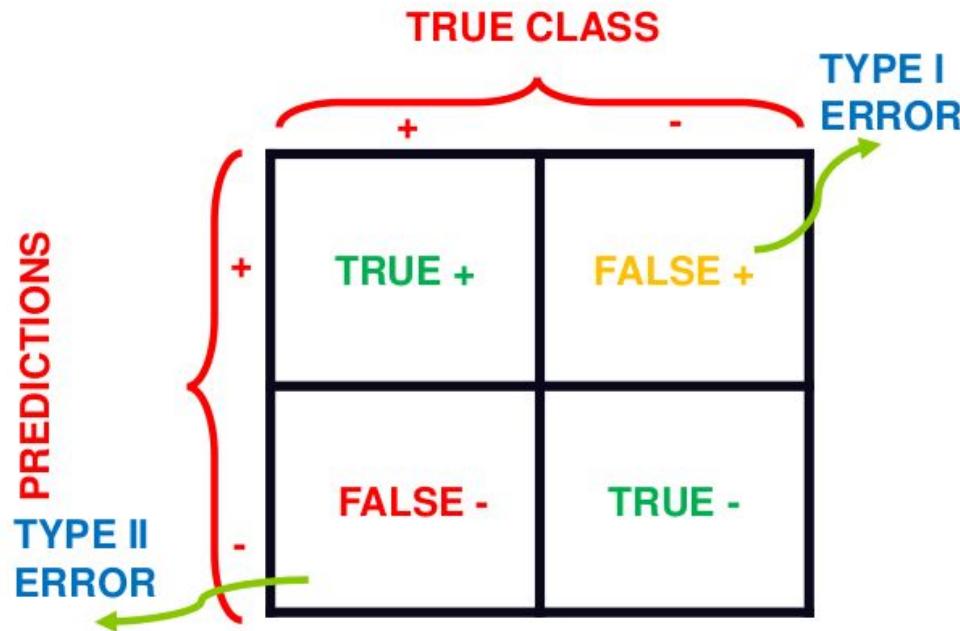


$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - (e_j) \cdot \text{sigmoid}(\sum_i w_{ij} \cdot o_i) (1 - \text{sigmoid}(\sum_i w_{ij} \cdot o_i)) \cdot o_i$$

$$\underline{\text{new } w_{jk}} = \underline{\text{old } w_{jk}} - \alpha \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$$

# Метрики якості навчання: матриця розбіжностей

## CONFUSION MATRIX



[sklearn.metrics.confusion\\_matrix — scikit-learn 1.2.1 documentation](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.confusion_matrix.html)

[Матриця невідповідностей — Вікіпедія](https://uk.wikipedia.org/wiki/Матриця_невідповідностей)