



Wstęp do sieci neuronowych

Paulina Tomaszewska



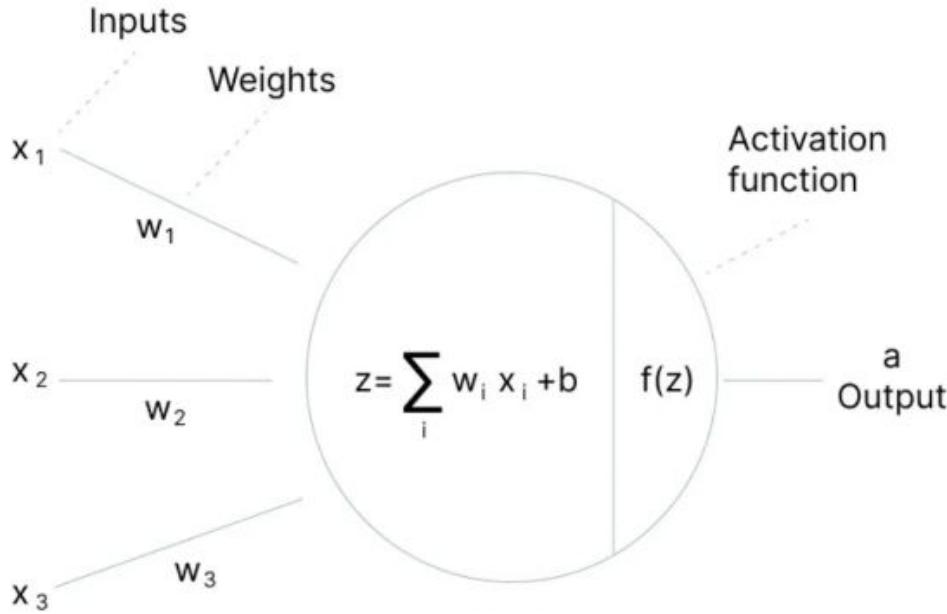
Sieci neuronowe to **skomplikowane funkcje** z dużą liczbą parametrów. Jest to jeden z rodzajów modeli stosowanych w AI.

(Sztuczne) sieci neuronowe są zbudowane ze (sztucznych) neuronów

W prezentacji są stosowane pewne uproszczenia i skróty myślowe, aby ułatwić intuicyjne zrozumienie treści.

Rozbudowane opisy zostały przygotowane z myślą o osobach, które nie uczestniczyły w zajęciach, aby umożliwić im samodzielne zapoznanie się z treściami.

Sztuczny neuron (zaproponowany w 1943)



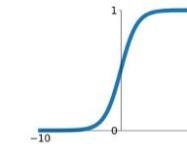
W neuronie wykonywana są następujące operacje:

1. mnożenie poszczególnych wag (w_i) i odpowiadających im wejścia (x_i)
2. sumowanie składników z pkt. 1 wraz z wyrazem wolnym (b)
3. wyliczenie wartości funkcji aktywacji (f), której wejściem jest wynik z pkt. 2

Activation Functions

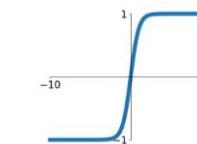
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



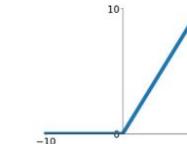
tanh

$$\tanh(x)$$



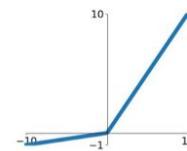
ReLU

$$\max(0, x)$$



Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$

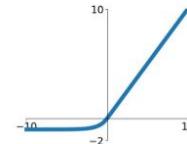


Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



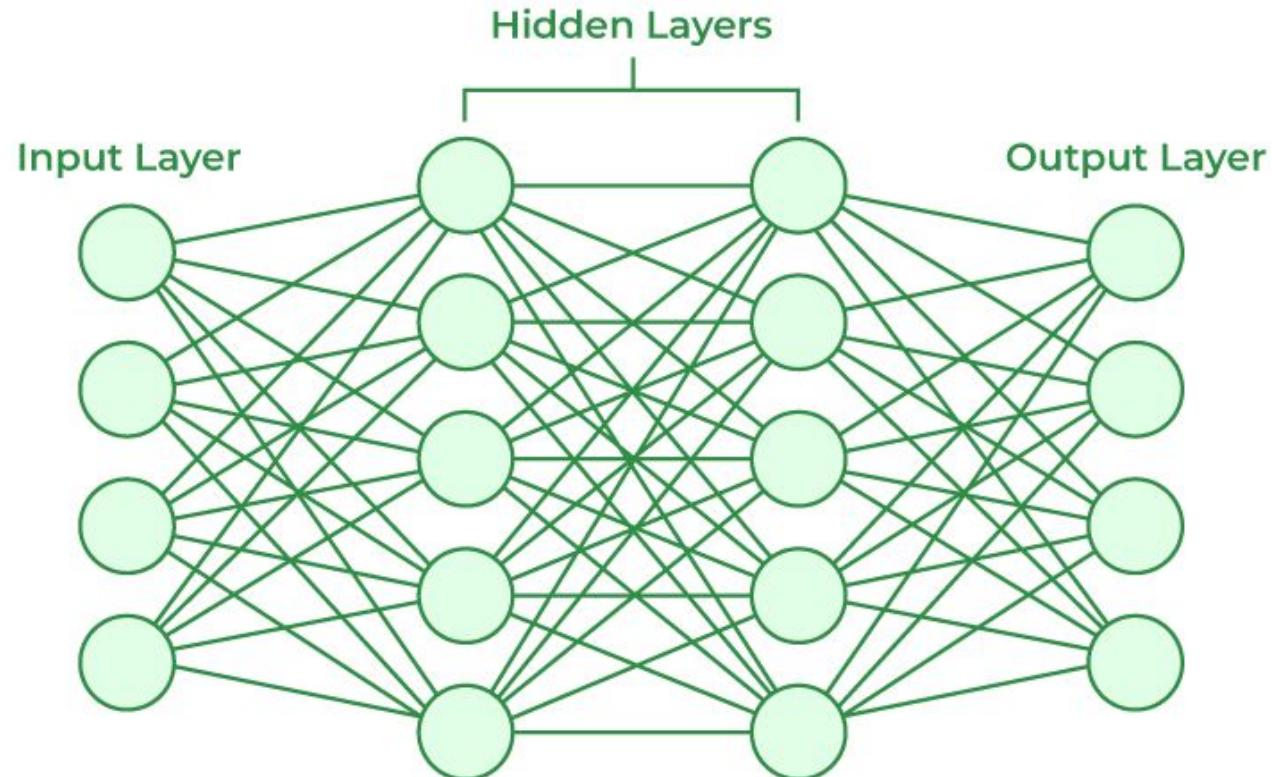
Perceptron wielowarstwowy

(ang. *Multilayer perceptron, MLP*)

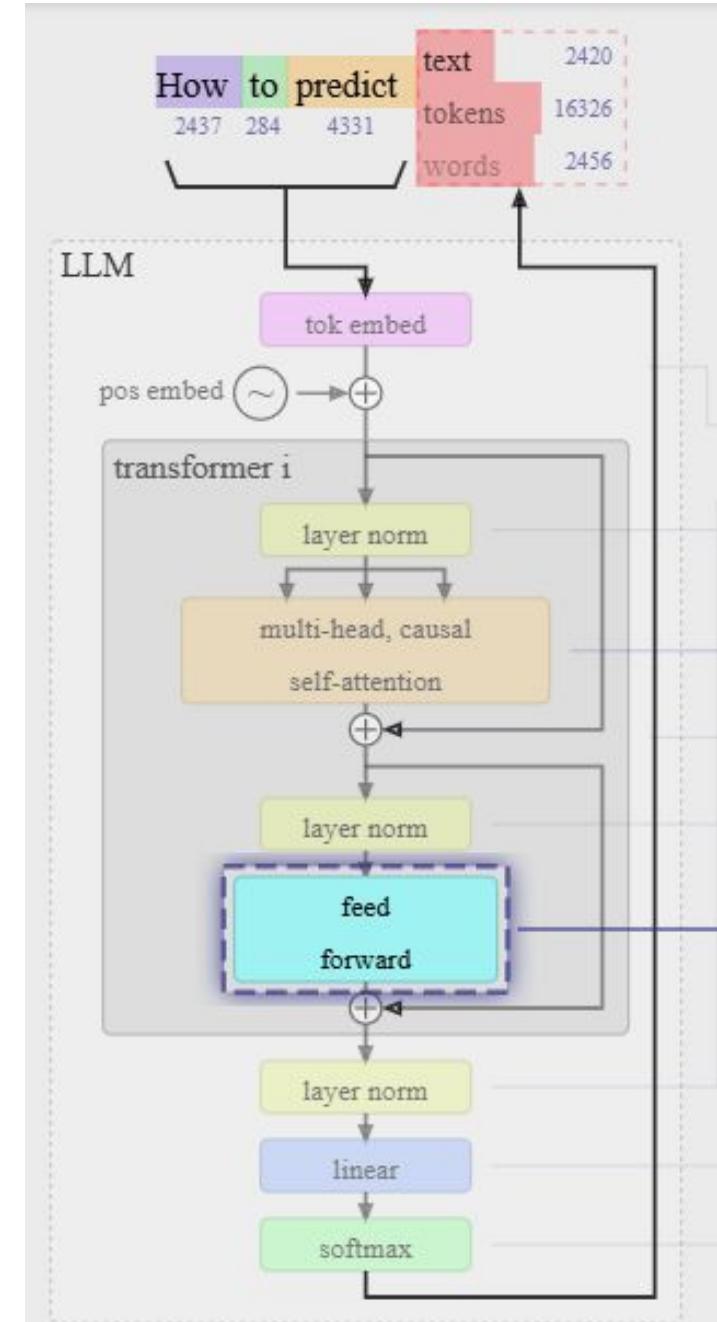
- Jest to najprostszy rodzaj sieci neuronowej
- Stosuje się nazwy: warstwy gęste albo w pełni połączone

Pytania:

- ile warstw potrzebujemy?
- ile powinno być neuronów w każdej warstwie?



- Intro
- Introduction
- Preliminaries
- Components
- Embedding
- Layer Norm
- Self Attention
- Projection
- MLP**
- Transformer
- Softmax
- Output



MLP - jeden z komponentów Dużych Modeli Językowych (ang. *Large Language Models, LLMs*) stosowanych m.in. w ChatGPT.

**Uproszczony przykład:
przewidywanie temperatury
następnego dnia**

Mamy dane historyczne:

X - temperatura w danym dniu, poziom wilgotności

y - temperatura w dniu kolejnym

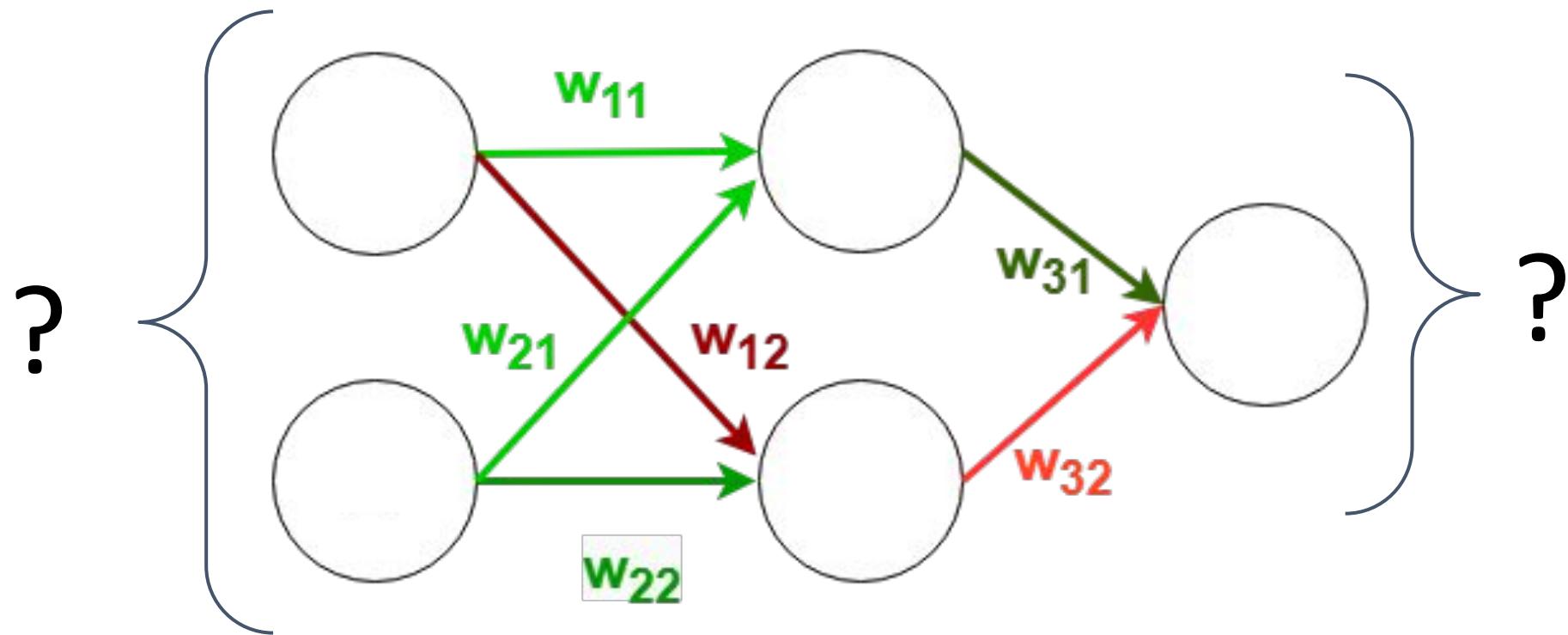
Użyjmy sieci neuronowych

Uwaga: W praktyce, rzadko użyjemy sieci neuronowych do analizy prostych danych tabelarycznych.

Jest to przykład dla celów edukacyjnych, aby wyjaśnić jak sieci neuronowe działają.

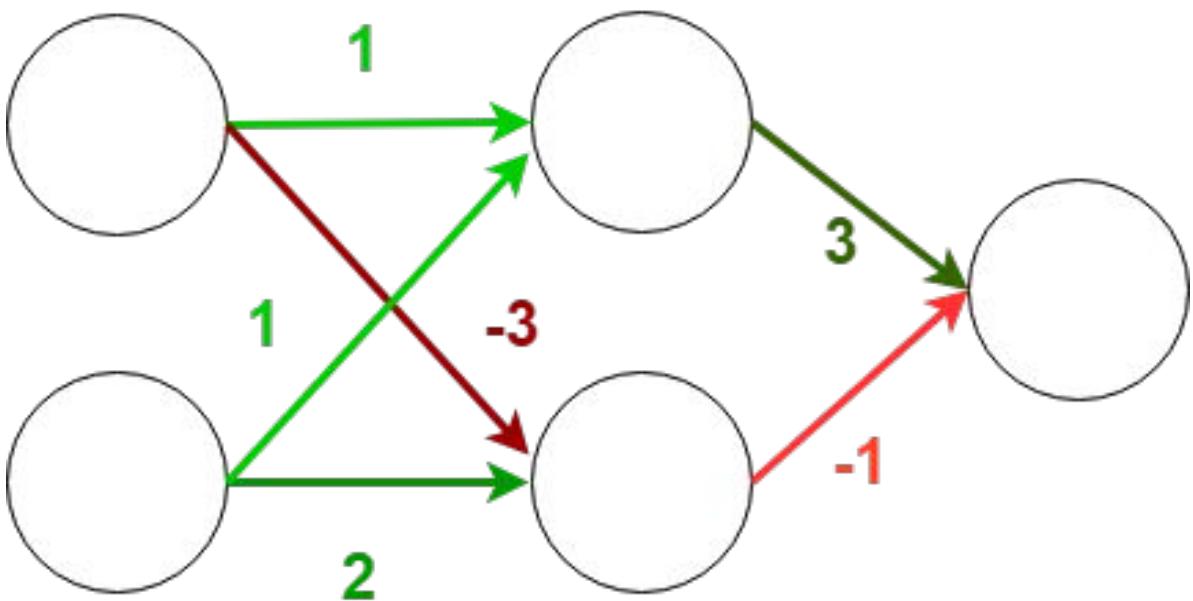
Krok 0: Zdefiniuj architekturę sieci neuronowej

Czy wiemy ile neuronów powinno być w pierwszej i ostatniej warstwie?



Tak, bo wiemy jaki jest rozmiar próbek w danych historycznych.

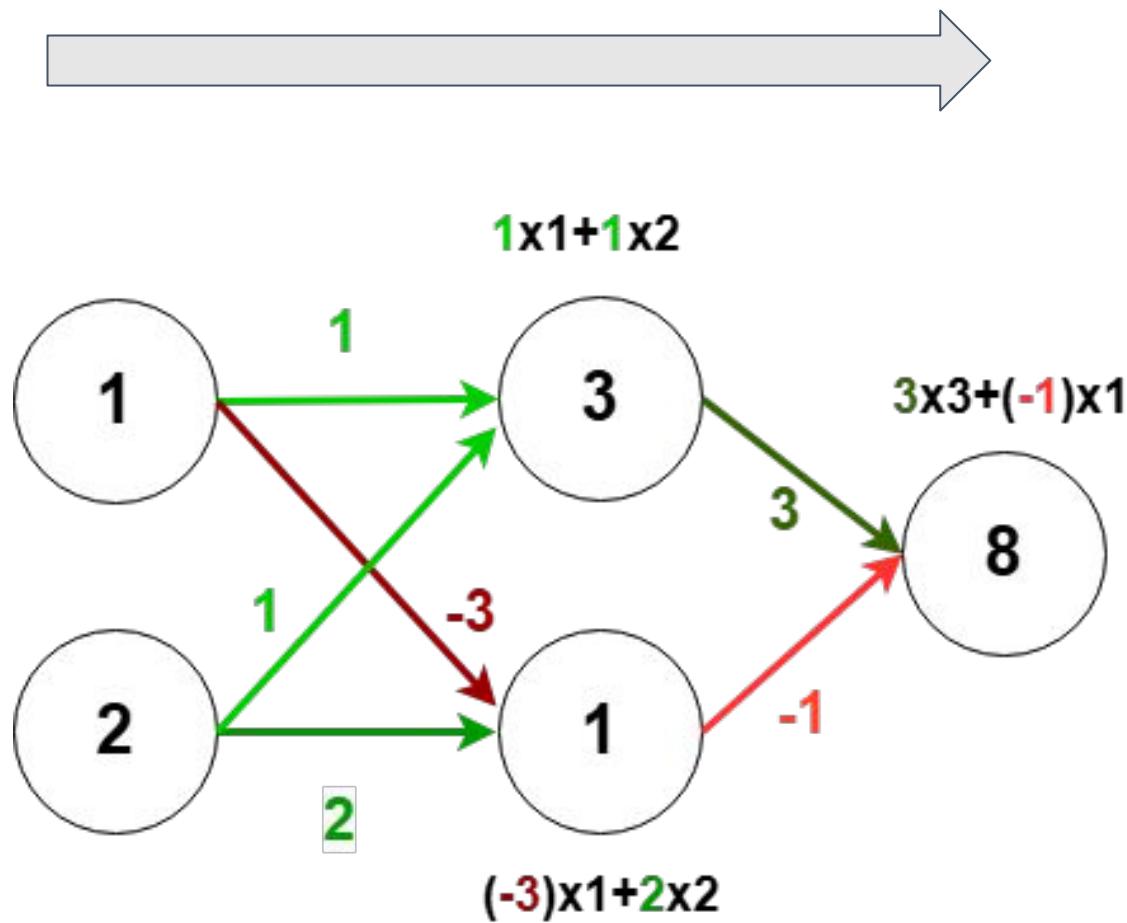
Krok 0: Zainicjalizuj wagi



Jak?

- losowo
- np. z rozkładu Gaussa, inicjalizacja Xavier'a

Krok 1: Inferencja (ang. forward pass)



Używamy cech (X) jako wejście, aby wyliczyć wyjście modelu zgodnie ze wzorami opisujących działanie neuronów.

Uwaga: W praktyce w wyliczeniach stosuje się operacje na macierzach zamiast wyliczeń “element po elemencie” dla lepszej szybkości.

Krok 2: Sprawdź jak dobre jest wyjście modelu

Model zwrócił wartość 8, ale prawdziwa historyczna wartość (etykieta) to 9.

Jaki jest błąd?

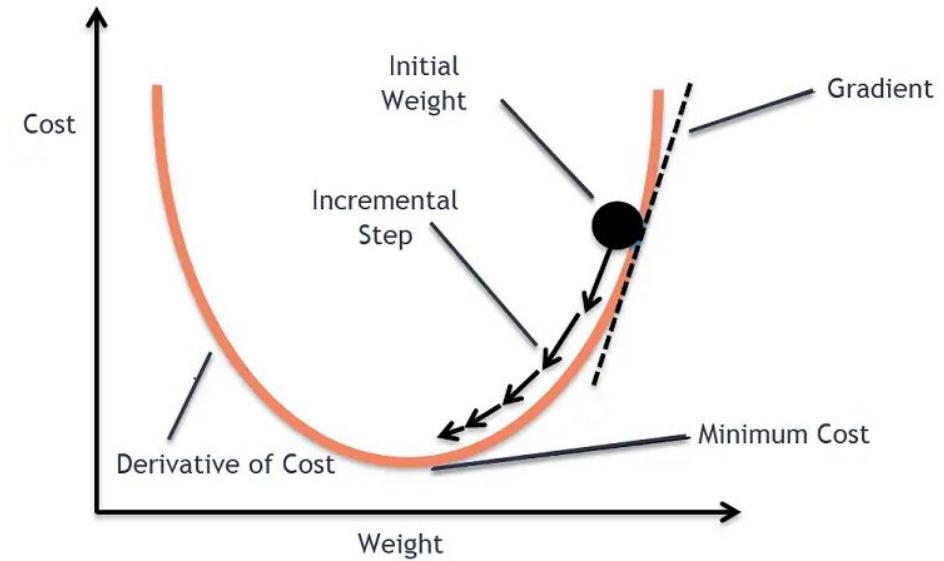
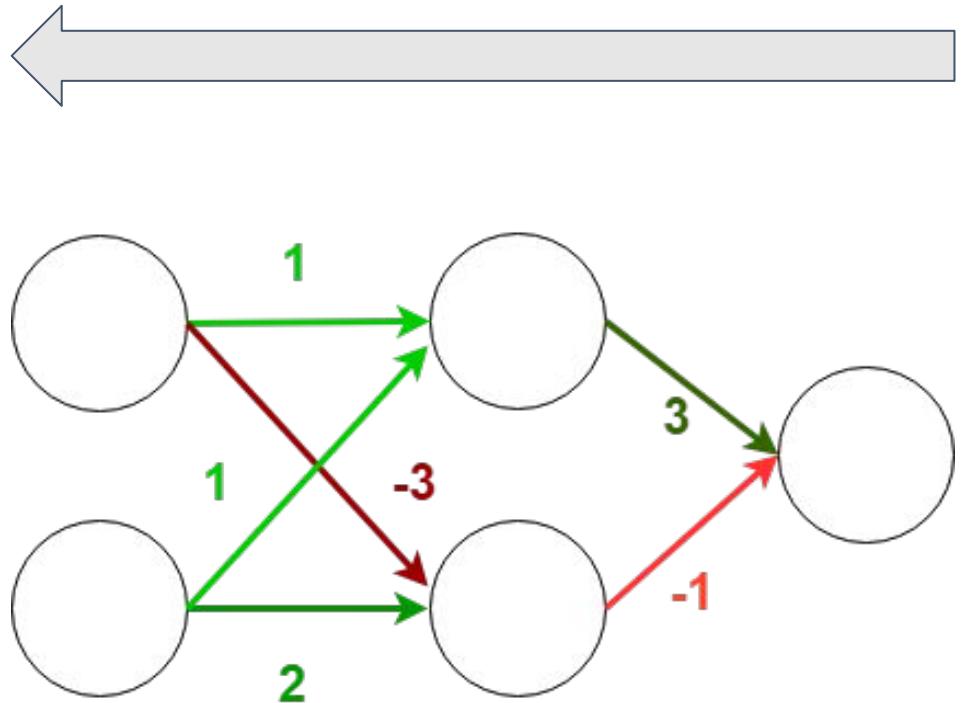
Policzymy to korzystając z **funkcji kosztu**/ straty (ang. *cost function*).

Intuicyjnie, błąd = wartość zwrocona - etykieta = 8 - 9 = -1

W praktyce w zadaniach regresji stosujemy jednak raczej błąd średniokwadratowy (ang. *mean squared error*, MSE) jako sposób na określenie jak bardzo model się pomylił.

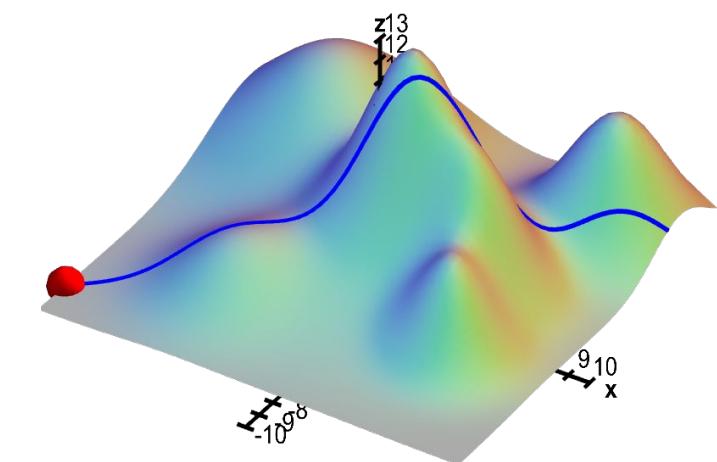
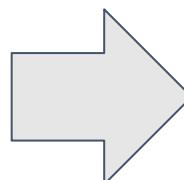
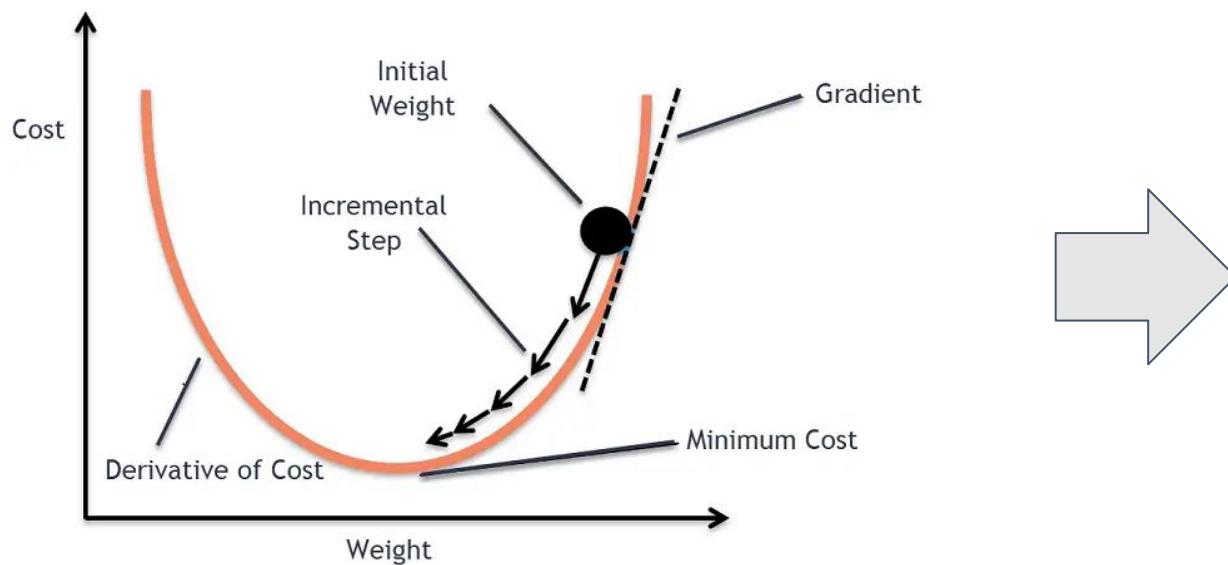
$$\text{błąd} = \frac{1}{2} (\text{wartość zwrocona} - \text{etykieta})^2 = \frac{1}{2} (8 - 9)^2 = \frac{1}{2}$$

Krok 3: Propagacja wsteczna (ang. *backpropagation*)



Obliczamy gradient funkcji kosztu względem wag modelu. Więcej informacji o gradientach w notebooku na repozytorium.

Zauważ, że funkcja kosztu w sieciach neuronowych ma skomplikowany “kształt” i istnieje ryzyko, że zamiast trafić do globalnego minimum trafimy do lokalnego minimum.



Krok 4: Aktualizacja wag modelu

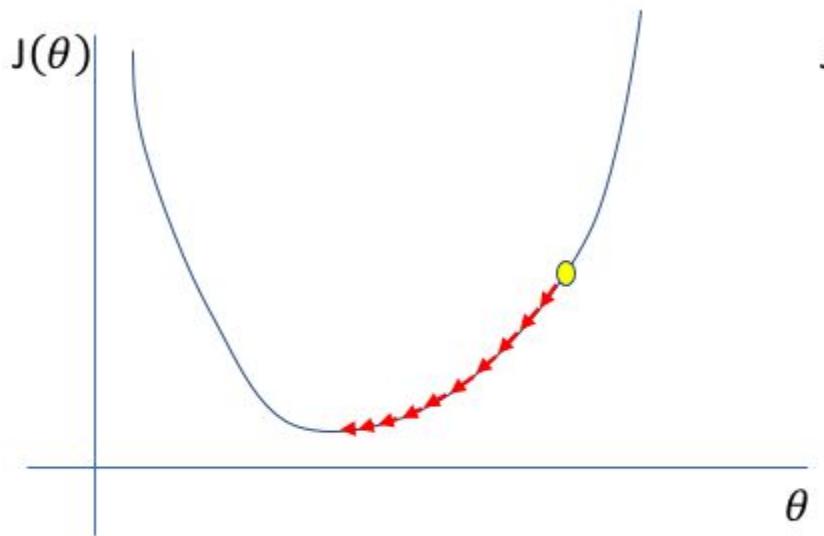
Model nie zwraca poprawnych wartości, ponieważ ma niepoprawne wagi. Na początku ustawiliśmy je na losowe wartości. Poprawimy wagi korzystając z prostej reguły

$$W_{t+1} = W_t - lr * \text{gradient(error)}$$

lr - learning rate (odpowiedzialny na szybkość zmian wag)

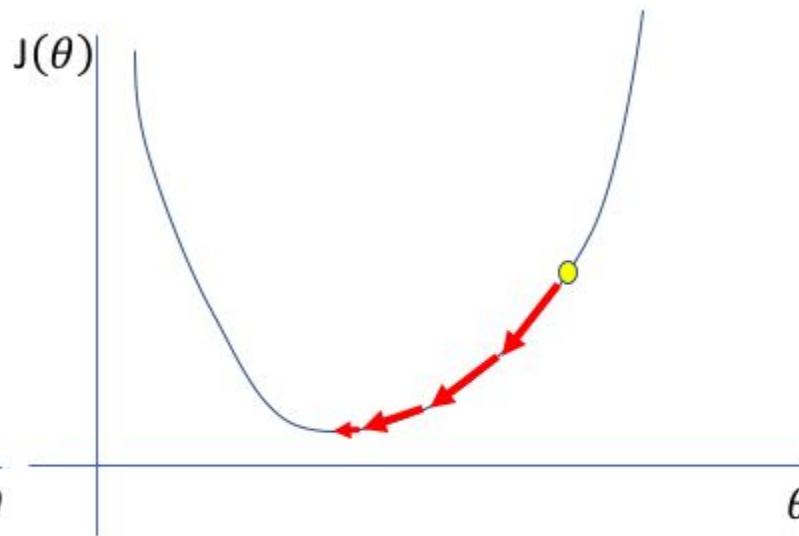
Uwaga: Są bardziej skomplikowane wzory na zmianę wag modelu. Powyższa metoda to metoda spadku gradientu (ang. *stochastic gradient decent*, SGD) ale są inne.

Too low



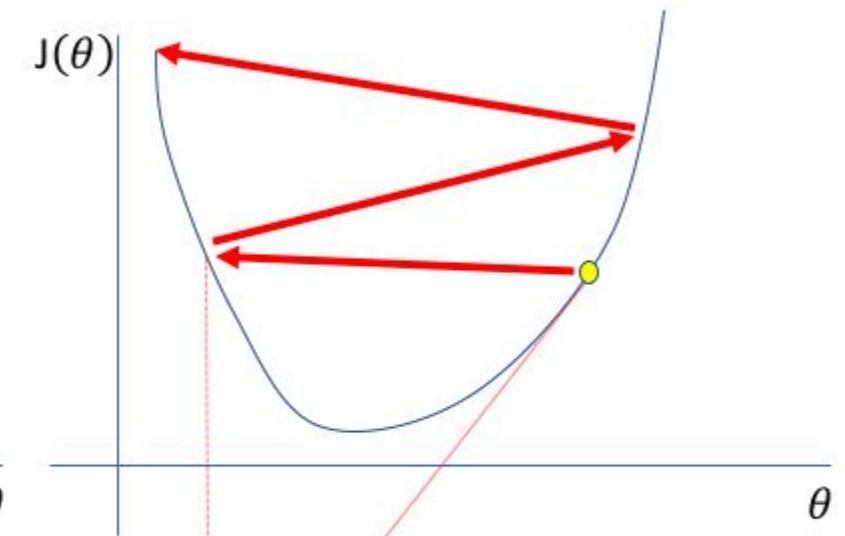
A small learning rate requires many updates before reaching the minimum point

Just right



The optimal learning rate swiftly reaches the minimum point

Too high



Too large of a learning rate causes drastic updates which lead to divergent behaviors

Dobór odpowiedniego hiperparametru *learning rate* jest kluczowy, aby trening nie trwał zbyt długo i aby nie „ominąć” minimum.

Co się dzieje dalej?

1. inferencja -> wyjście
2. obliczamy wartość funkcji kosztu
3. propagacja wsteczna
4. aktualizacja wag

W praktyce nie trzeba wszystkiego implementować od zera - można skorzystać np. z pakietu *pytorch*.

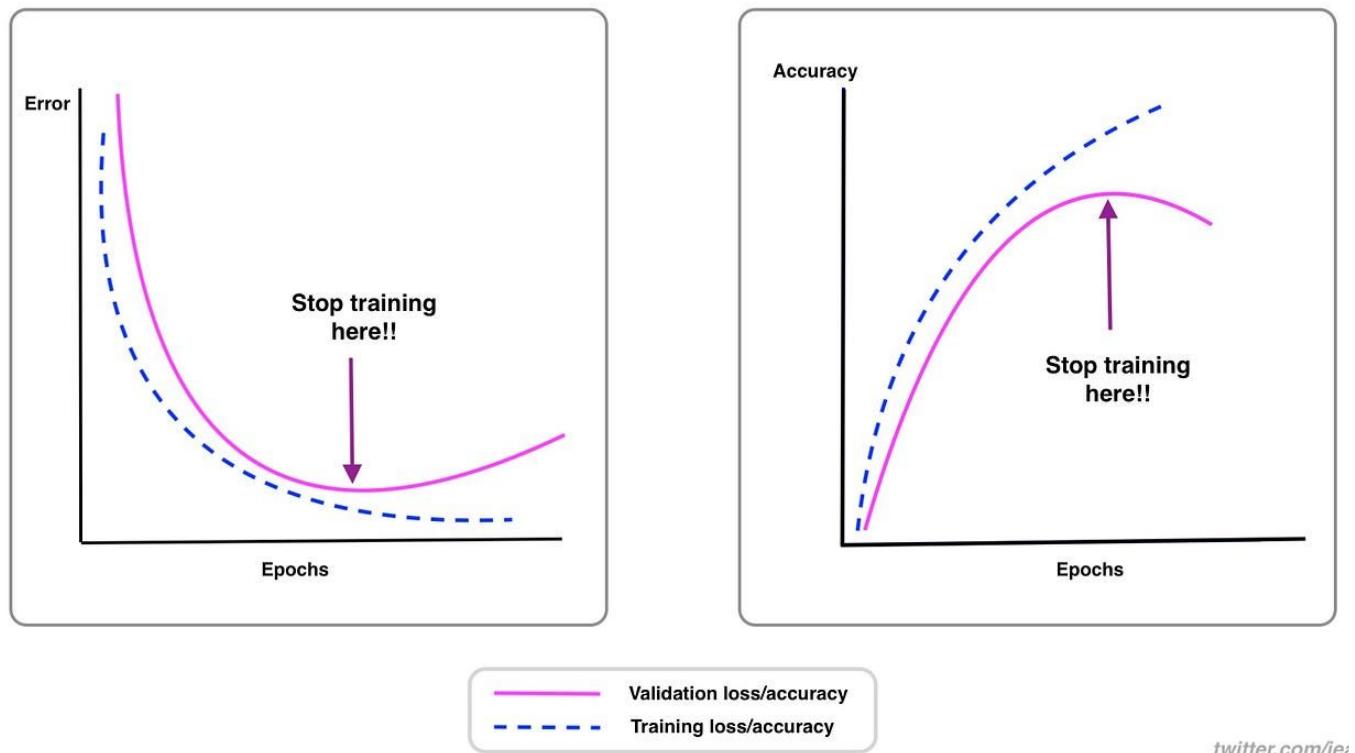
powtarzamy to cyklicznie tyle razy, ile wynosi zdefiniowana liczba epok

Epoka kończy się, gdy wszystkie dane treningowe zostały wykorzystane do aktualizacji wag modelu.

Jak sprawdzamy czy model będzie użyteczny w przyszłości?

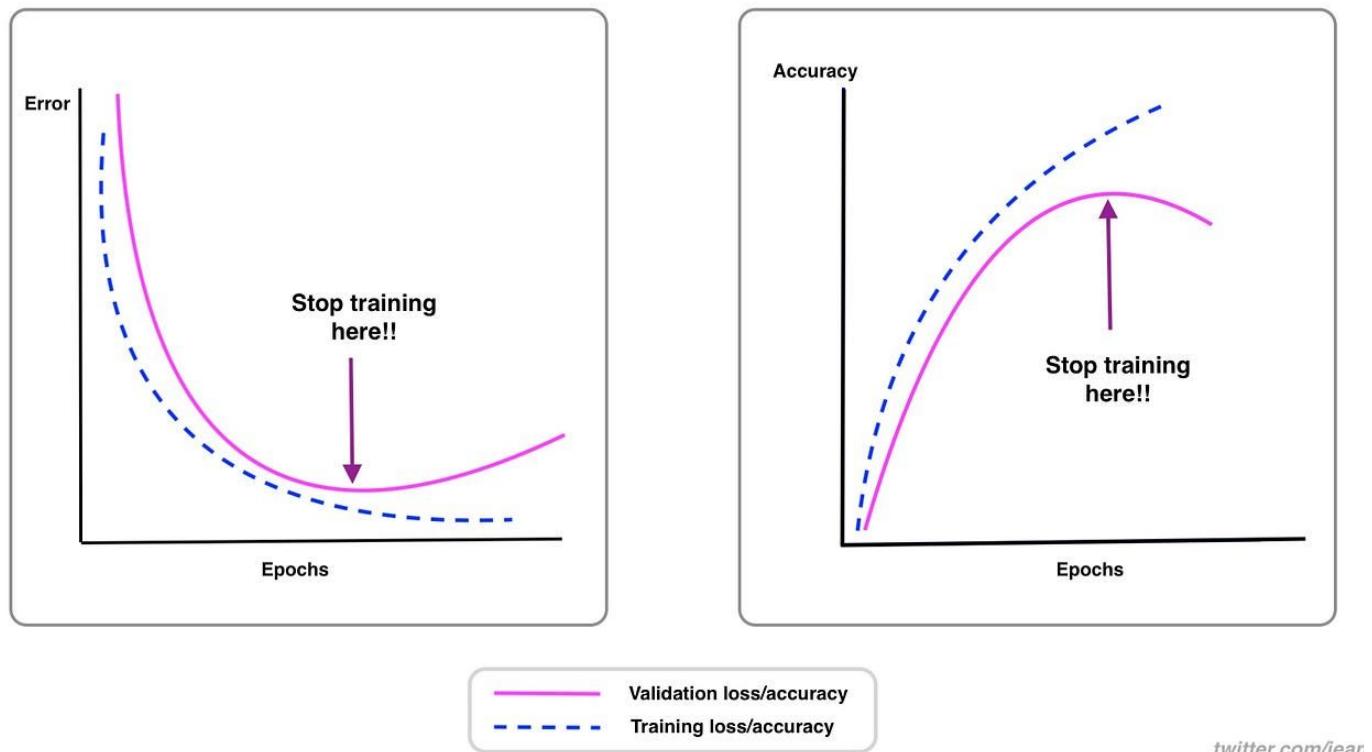
Sprawdzamy czy model ma zdolność do generalizacji czyli poprawnych predykcji w przypadku danych, których nie wykorzystywaliśmy podczas treningu. Dane, na których ewaluujemy model podczas treningu nazywamy walidacyjnymi.

Jak uniknąć przeuczenia modelu?



- chcemy, aby *performance* modelu na zbiorze treningowym i walidacyjnym był zbliżony
- jeżeli w trakcie treningu początkowo spadający błąd na zbiorze walidacyjnym zacznie rosnąć, oznacza to, że model zaczyna się przeuczać (ang. *overfitting*). Może to oznaczać, że model zamiast uczyć się ogólnych wzorców w danych, zaczął “zapamiętywać” dane treningowe.

Jak uniknąć przeuczenia modelu?



- gdy zidentyfikujemy, że błąd modelu na zbiorze walidacyjnym zaczyna rosnąć, wdrażamy procedurę *early stopping* z parametrem *patience*
- *patience* określa “ile epok jesteśmy gotowi poczekać bez poprawy modelu, zanim uznamy, że dalszy trening nie ma sensu i go przerwiemy”

Epoch
000,000Learning rate
0.03Activation
TanhRegularization
NoneRegularization rate
0Problem type
Classification

DATA

Which dataset do you want to use?



Ratio of training to test data: 50%

Noise: 0

Batch size: 10

REGENERATE

FEATURES

Which properties do you want to feed in?

 x_1
 x_2
 x_1^2
 x_2^2
 $x_1 x_2$
 $\sin(x_1)$
 $\sin(x_2)$

+ - 2 HIDDEN LAYERS

+ -

+

-

4 neurons

+

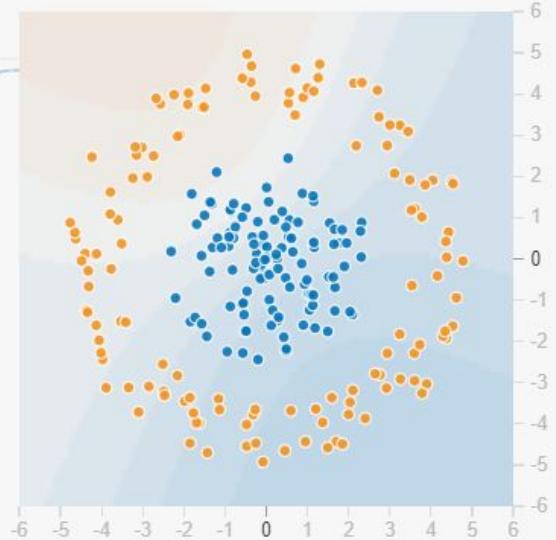
-

2 neurons

The outputs are mixed with varying weights, shown by the thickness of the lines.

This is the output from one neuron. Hover to see it larger.

OUTPUT

Test loss 0.490
Training loss 0.508

Colors shows data, neuron and weight values.

 Show test data Discretize output

Na tej stronie internetowej można “wyklikać” sieć neuronową: <https://playground.tensorflow.org/>