AGH Industrial Data Science

Data Science: co i jak?

Tematy:

1

Data Science

Czyli ogólnie o tym, czym zajmuje się data scientist.

2

Machine Learning

Jak to działa? Intuicja i trochę matematyki.

3

Narzędzia

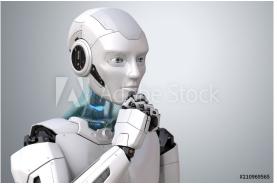
Jak to się robi w praktyce?

1. Data Science

Czyli ogólnie o tym, czym zajmuje się data scientist.

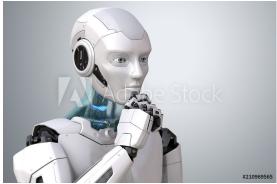
Co wspólnego ze sobą mają poniższe tematy?

- YouTube
- Google news
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego



https://bajkoweobrazy.pl/obrazy/thinking-robot-210969565

- YouTube
- Google news
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego



https://bajkoweobrazy.pl/obrazy/thinking-robot-210969565

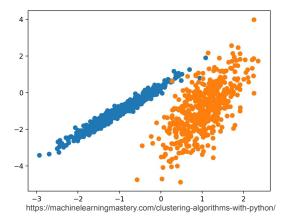
Co wspólnego ze sobą mają poniższe tematy? Data Science

- YouTube → algorytm proponowanych filmów
- Google news
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego



https://www.youtube.com/intl/pl/about/brand-resources/#logos-icons-colors

- YouTube → algorytm proponowanych filmów
- Google news → 'clustering' tematów
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego



- YouTube → algorytm proponowanych filmów
- Google news → 'clustering' tematów
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej → klasyfikacja maili
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego



- YouTube → algorytm proponowanych filmów
- Google news → 'clustering' tematów
- Filtr spamu w skrzynce pocztowej \rightarrow klasyfikacja maili
- Komputerowa analiza zdjęcia rentgenowskiego
 - → wychwycenie i sklasyfikowanie zmiany np. rak płuc

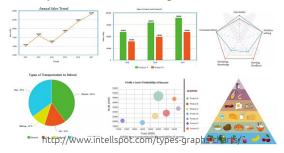


healthcare-in-europe.com

Czym właściwie jest Data Science?

Pojęcie jest bardzo szerokie, lecz można je intuicyjnie skrócić do tych dwóch najważniejszych konceptów:

- → Data Science to połączenie statystyki z narzędziami dostępnymi przez komputery (programowanie, biblioteki, zdolność obliczeniowa etc.) -William S. Cleveland, 2001
- → Data Science to wszystko, co ma do czynienia z analizą i przewidywaniem na podstawie danych



Data Science - hierarchia

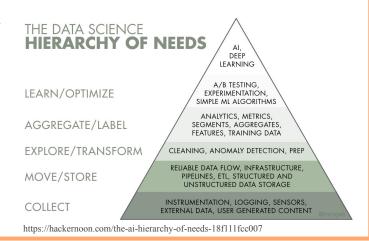
Data Science to nie tylko Machine Learning i Artificial Intelligence. Data Science to przede wszystkim Data.

- \rightarrow Al nie ma bez Ml.
- \rightarrow ML nie ma bez przygotowanych baz danych.
- \rightarrow Baz danych nie ma bez generowania/zbierania danych.

Jako przykład: wycena domu jednorodzinnego.



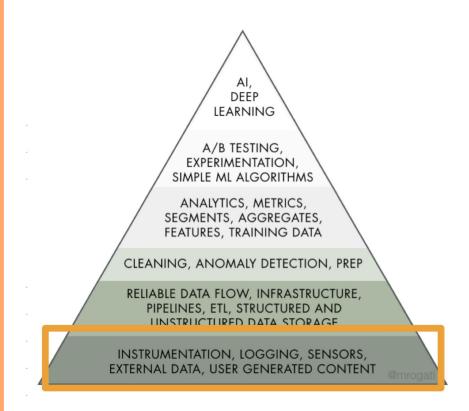
tionary/english/house



Collect

Ogólnie rozumiane zbieranie danych, na razie bez struktury czy celu:

- Aktywność użytkowników
- Ankiety
- Lokalizacje gps

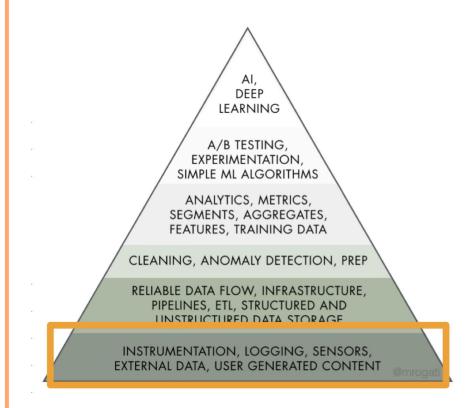


Collect

Ogólnie rozumiane zbieranie danych, na razie bez struktury czy celu:

- Aktywność użytkowników
- Ankiety
- Lokalizacje gps

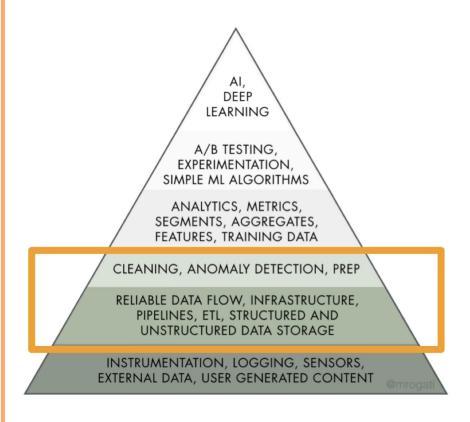




Move/store, Explore/transform

Dzielenie i wstępna analiza zebranych danych, ułatwienie dalszej analizy.

- Tworzenie nowych modeli do zbierania danych
- Zapewnianie przepływu danych
 - Data Cleaning

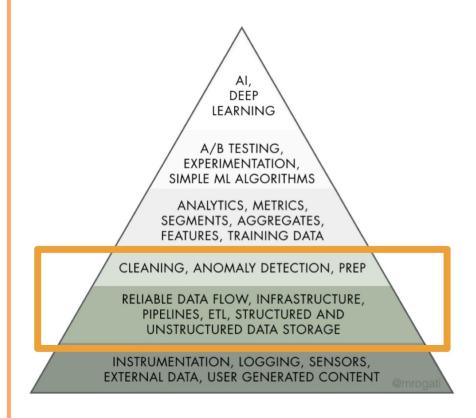


Move/store, Explore/transform

Dzielenie i wstępna analiza zebranych danych, ułatwienie dalszej analizy.

- Tworzenie nowych modeli do zbierania danych
- Zapewnianie przepływu danych
 - Data Cleaning

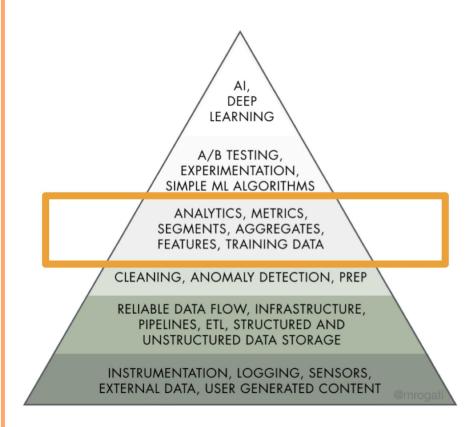




Aggregate/label

Wstępna analiza:

- Wybór 'ważnych' danych
- Wybór ilości zmiennych do analizy
- Nazwanie ich

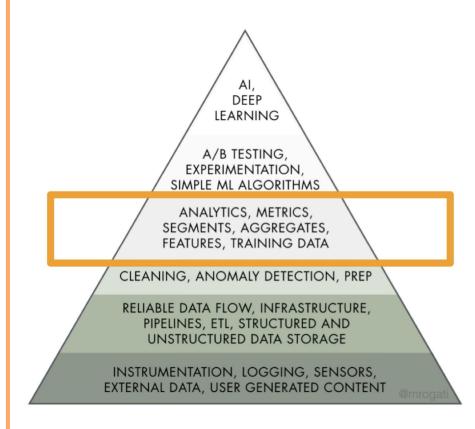


Aggregate/label

Wstępna analiza:

- Wybór 'ważnych' danych
- Wybór ilości zmiennych do analizy
- Nazwanie ich

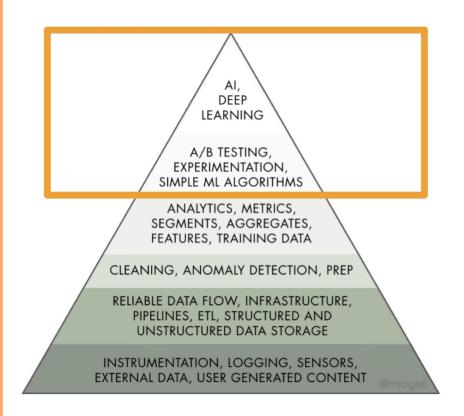




Learn and Optimize

Crème de la crème Data Science:

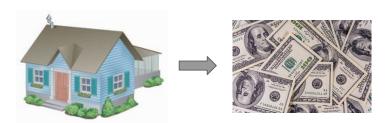
- Przeprowadzanie eksperymentów
- Machine Learning
- A

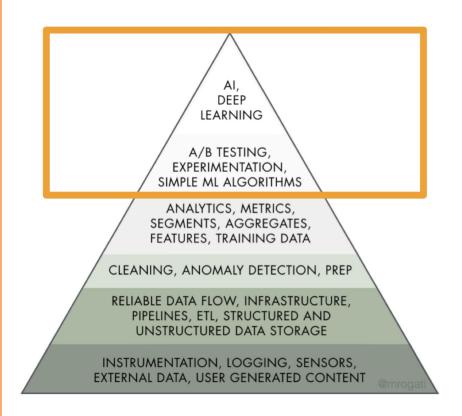


Learn and Optimize

Crème de la crème Data Science:

- Przeprowadzanie eksperymentów
- Machine Learning
- Al



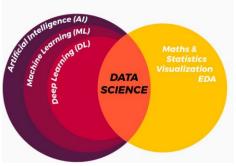


Jaka jest różnica pomiędzy ML i Al?

ML AI

- Nauka z danych bez dodatkowego programowania
- Klasyfikacja na podstawie wcześniejszych danych
- Wąskie, bardziej specyficzne zastosowania
- Np. system wyszukiwania Google

- 'Wizjonerskie podejście do ML'
- Symulacja zachowań człowieka (tzw. Strong AI)
- Rozwiązywanie skomplikowanych problemów
- Używa ML
- Np. Siri



https://www.quora.com/What-is-the-difference-between-data-science-art ificial-intelligence-and-machine-learning

2. Machine learning (uczenie maszynowe)

Jak to działa? Intuicja i trochę matematyki.

2. Machine learning (uczenie maszynowe)

Jak to działa? Intuicja i trochę matematyki.

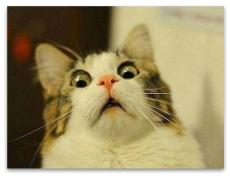








cutecatsanddogs.com

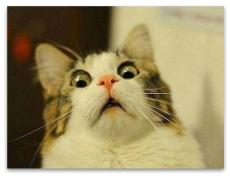


czy na zdjęciu
znajduje się kot
(model zwraca liczbę 1)
lub
nie ma kota
(model zwraca liczbę 0)





cutecatsanddogs.com



czy na zdjęciu
znajduje się kot
(model zwraca liczbę 1)
lub
nie ma kota
(model zwraca liczbę 0)

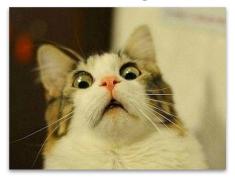
healthcare-in-europe.com



czy u pacjenta
rozwija się rak płuc
(model zwraca liczbę 1)
lub
nie rozwija się rak płuc
(model zwraca liczbę 0)



cutecatsanddogs.com



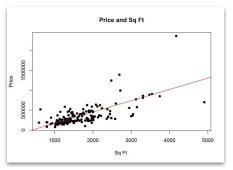
czy na zdjęciu
znajduje się kot
(model zwraca liczbę 1)
lub
nie ma kota
(model zwraca liczbę 0)

healthcare-in-europe.com



czy u pacjenta
rozwija się rak płuc
(model zwraca liczbę 1)
lub
nie rozwija się rak płuc
(model zwraca liczbę 0)

justinsighting.com

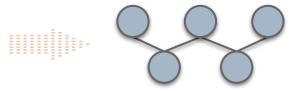


za ile (**y** złotych) sprzedać mieszkanie o powierzchni **x**

Wartość uczenia maszynowego

petcentral.chewy.com







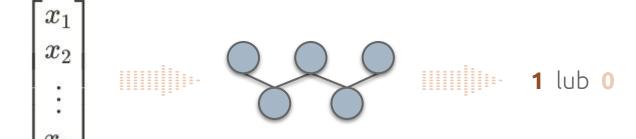
1 LUB 0



Coraz mniej abstrakcji, coraz więcej konkretów

Coraz mniej abstrakcji, coraz więcej konkretów





Przykładowy wektor cech (argumentów)

cutecatsanddogs.com





$$egin{bmatrix} x_{00} & ... & x_{0n} \ ... & x_{ij} & ... \ x_{m0} & ... & x_{mn} \end{bmatrix}$$

$$egin{bmatrix} x_1 \ x_2 \ dots \ x_k \end{bmatrix}$$



1 lub (

Przykładowy wektor cech (argumentów)

cutecatsanddogs.com





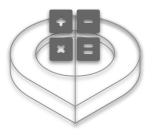
$$egin{bmatrix} x_{00} & ... & x_{0n} \ ... & x_{ij} & ... \ x_{m0} & ... & x_{mn} \end{bmatrix}$$

$$egin{bmatrix} x_1 \ x_2 \ dots \ x_k \end{bmatrix}$$



(0.89 > 0.6)

Model to...



FUNKCJA

Jak przekształcamy argumenty, jakie wyjście otrzymujemy.

Model to...



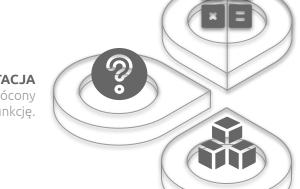
FUNKCJA

Jak przekształcamy argumenty, jakie wyjście otrzymujemy.

INTERPRETACJA

Jak rozumiemy wynik zwrócony przez funkcję.

Model to...



FUNKCJA

Jak przekształcamy argumenty, jakie wyjście otrzymujemy.

ARCHITEKTURA

Jak "poukładać" prostsze funkcje?

INTERPRETACJA

Jak rozumiemy wynik zwrócony przez funkcję.

Uczenie

Uczenie



123rf.com

Uczenie



123rf.com

Uczenie



 $\min\,L(\theta)=?$

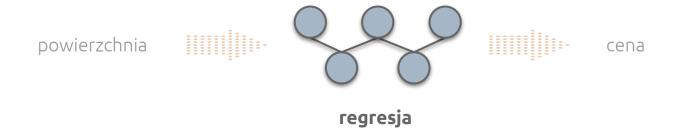


123rf.com

Przykładowy model



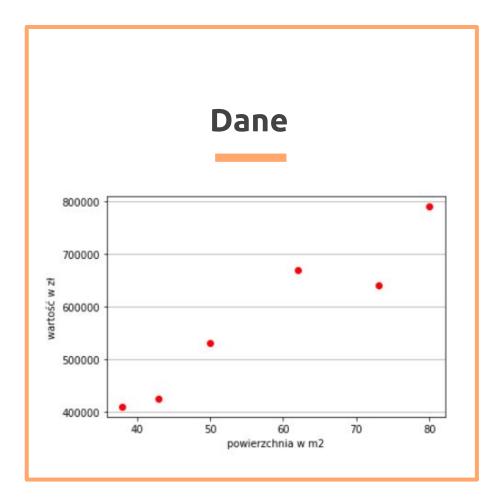
Przykładowy model



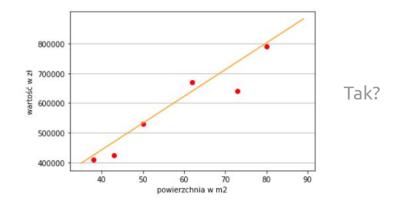
Przykładowy model

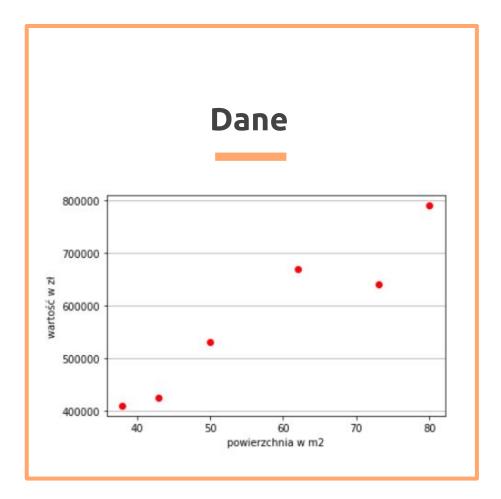


Dane wartość w zł powierzchnia w m2

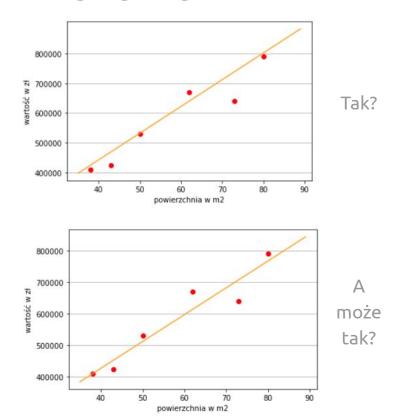


Jak my byśmy to zrobili?

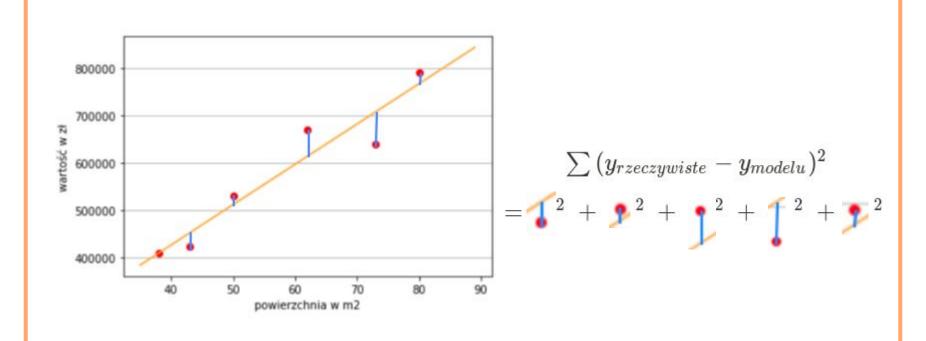




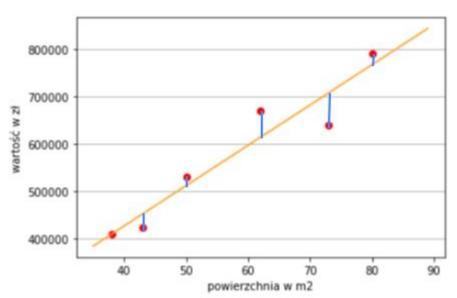
Jak my byśmy to zrobili?



Zapiszmy "najbliżej" matematycznie!



Zapiszmy "najbliżej" matematycznie!

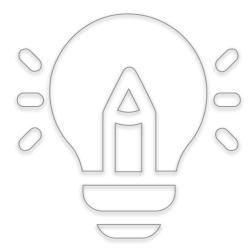


$$egin{align} L(heta) &= \sum \left(y_{rzeczywiste} - y_{modelu}
ight)^2 \ &= igg[2 \ + igg]^2 \ + igg[2 \ + igg]^2 \ + igg[2 \ + igg]^2 \ \end{array}$$

Ważna obserwacja!

funkcja straty = funkcja **parametrów** funkcja straty ≠ funkcja **danych**

 $heta_0 x + heta_1$ współczynnik wyraz
kierunkowy wolny



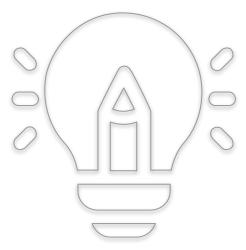
Ważna obserwacja!

funkcja straty = funkcja **parametrów** funkcja straty ≠ funkcja **danych**

$$heta_0 x + heta_1$$

współczynnik wyraz
kierunkowy wolny

$$egin{split} L(heta) &= \sum (y_{rzeczywiste} - y_{modelu})^2 = \ &\sum (y_i - (heta_0 x_i + heta_1))^2 = \ &(y_1 - (heta_0 x_1 + heta_1))^2 + ... + (y_n - (heta_0 x_n + heta_1))^2 \end{split}$$





ANALITYCZNIE

zadajemy i rozwiązujemy pewne równania



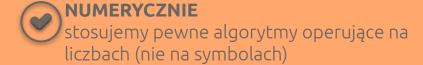
ANALITYCZNIE

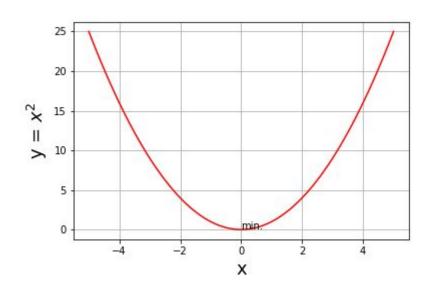
zadajemy i rozwiązujemy pewne równania

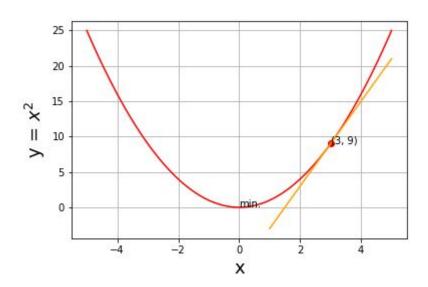


stosujemy pewne algorytmy operujące na liczbach (nie na symbolach)

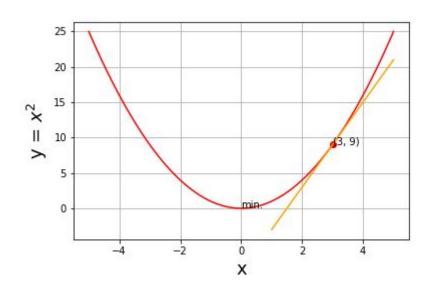




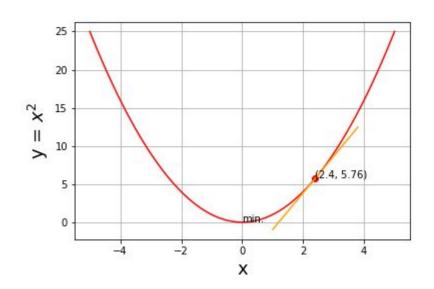




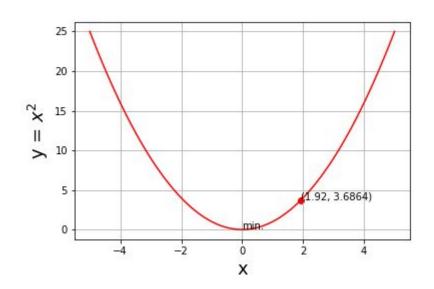
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$



$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

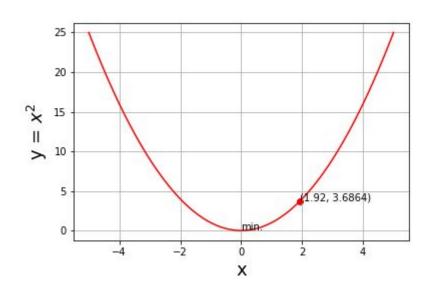


$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$



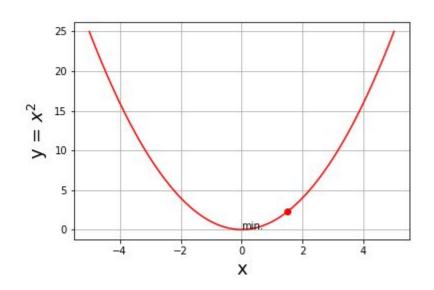
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$



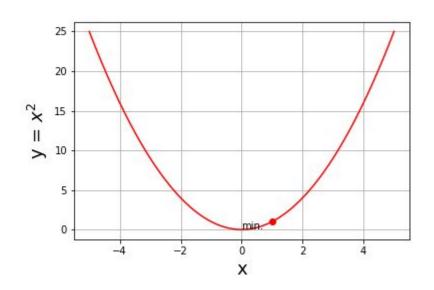
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$



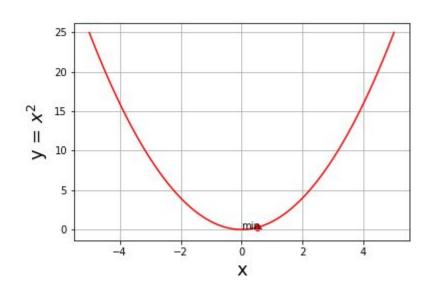
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$



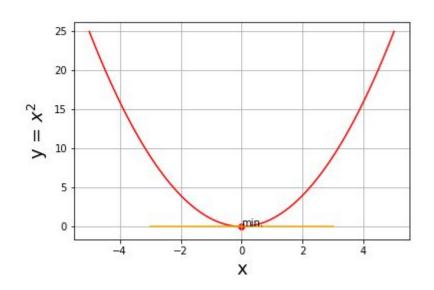
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$



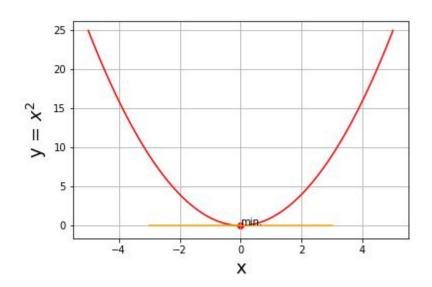
$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

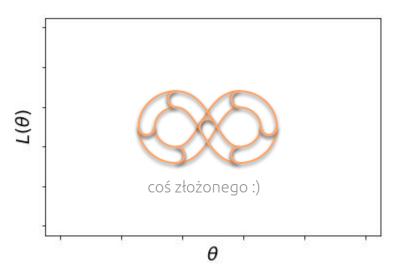
$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$



$$3 - \frac{1}{10} \cdot 6 = 2.4$$
$$2.4 - \frac{1}{10} \cdot 4.8 = 1.92$$

$$x - \alpha \cdot pochodna(x)$$
 gradient descent





DOBÓR DANYCH

odzwierciedlających zależność

PRZETWORZENIE DANYCH

żeby model mógł się jak najlepiej nauczyć

Podsumowując

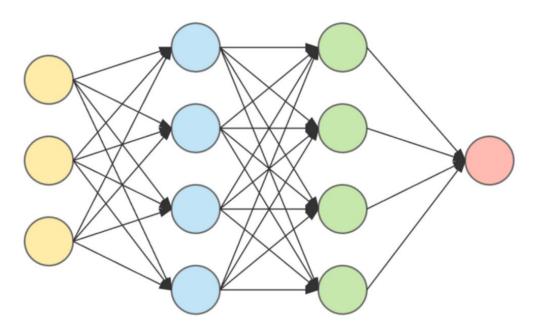
PARAMETRY I ARCHITEKTURA

żeby model mógł się jak najlepiej nauczyć

INNE

więcej w kole:)

upgrad.com



argumenty warstwy ukryte wyjście

ARGUMENTY

na wejście sieci podajemy wektor cech

WARSTWY UKRYTE

warstwy ukryte symbolizują pewne funkcje, które pobierają argumenty z warstwy po lewej i zwracają obliczone wartości jako argumenty dla warstwy po prawej

WYJŚCIE

na wyjściu otrzymujemy np. szacowaną wartość mieszkania lub prawdopodobieństwo, że na zdjęciu znajduje się kot

UAT i XAI

Universal Approximation Theorem i Explainable Artificial Intelligence





Credits

Presentation template by <u>Slidesgo</u>

Icons by <u>Flaticon</u>

Images & infographics by Freepik

Author introduction slide photo created by **katemangostar** - Freepik.com

Big image slide photo created by **jcomp** - Freepik.com

Text & Image slide photo created by **rawpixel.com** - Freepik.com

Text & Image slide photo created by **Freepik**

ids@agh.edu.pl

lub fanpejdż Industrial Data Science :)