GŁĘBOKIE

GŁĘBOKIE SIECI

GŁĘBOKIE SIECI NEURONOWE

Koło Naukowe Uczenia Maszynowego MIM UW Julia Bazińska Na bazie materiałów Mateusza Maciasa



ML a konwencjonalne programowanie

Tworzymy algorytm, który na podstawie danych stworzy algorytm, który rozwiąże zadanie.

Programowanie:

 Trzeba zdefiniować procedurę prowadzącą do celu.

 Umiemy zdefiniować, czy nam się udało czy nie. Uczenie maszynowe:

 Wystarczy określić cel i podać przykłady rozwiązań.

 Musimy sami stwierdzić czy nam się udało.

- Zwykle szukamy rozwiązania poprawnego lub najlepszego.
- Szukamy przybliżenia rozwiązania.

Przykłady

- Samojeżdżące samochody.
- Systemy rekomendacyjne (Netflix, Youtube etc.)
- Przewidywanie cen nieruchomości.
- Diagnozowanie raka.
- Przewidywanie pogody.
- Projektowanie leków.
- Granie w gry (atari, go).
- Rozpoznawanie mowy.
- Przewidywanie zachowań klientów.
- Deblurring.
- High Frequency Trading
- Generowanie zdjęć śmiesznych kotów.
- I inne.



machine learning

deep learning

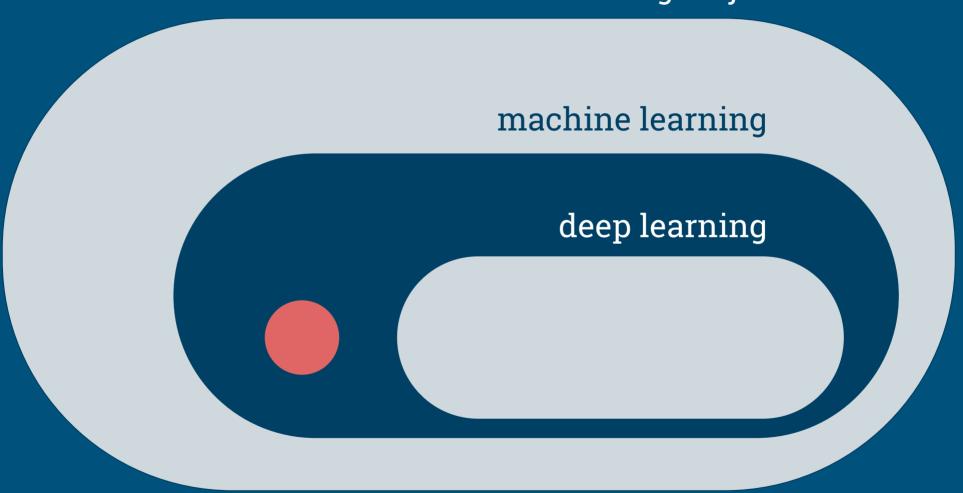
sztuczna inteligencja

machine learning

deep learning

też skuteczne

sztuczna inteligencja



Supervised learning



Mamy:

Zbiór próbek

(X,Y)

Chcemy:

Program który na bazie X przewidzi Y

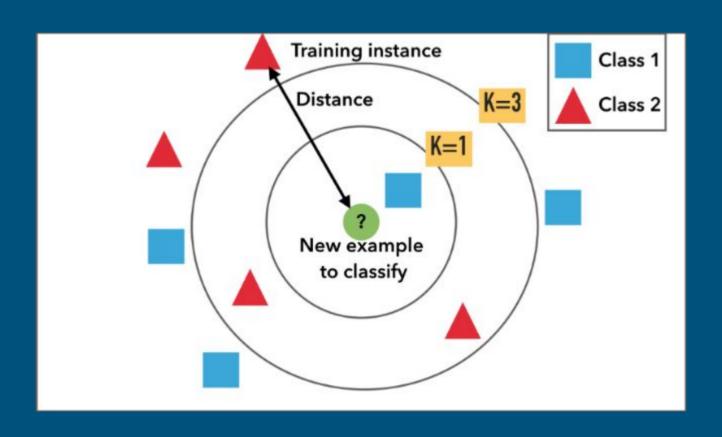
Przykłady

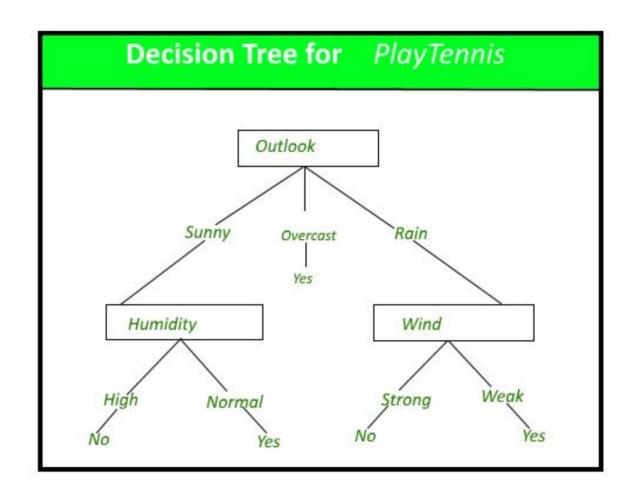
X	Y
Informacje o mieszkaniu: rozmiar, dzielnica, rynek wtórny/pierwotny, rok budowy itp.	Za ile sprzedane?
Zdjęcia (kotów i psów)	Na zdjęciu jest kot czy pies?
Zdjęcie mammograficzne.	Czy jest rak piersi?
Historia kursu akcji do teraz.	Kurs akcji za minutę?
Obraz z kamerki na samochodzie.	O ile stopni przechylić kierownicę, aby utrzymać pas?
Dane o kliencie (wiek, zawód, zarobki, historia transakcji itp.)	Czy kupi, gdy do niego zadzwonimy?
Nagranie mowy.	Transkrypcja na tekst.

Konfundujące słowo: model

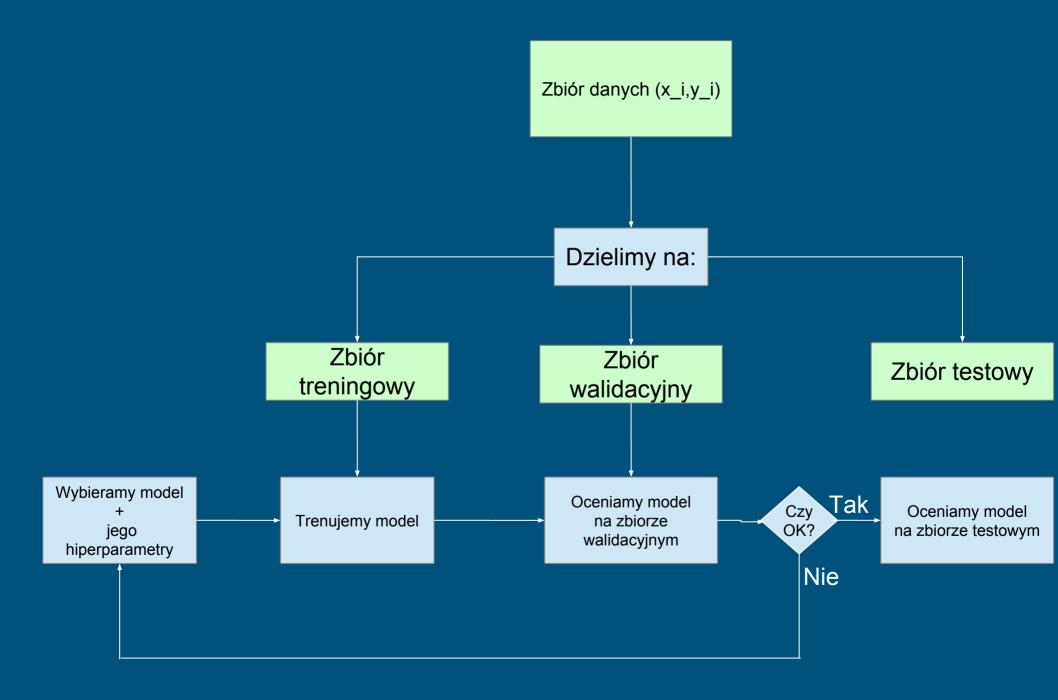
- Model to co bierze X i wypluwa y (funkcja mapująca x na y).
- Model pewien zbiór funkcji mapujących x na y (zbiór modeli w rozumieniu definicji 1).
- Model pewien parametryzowalny zbiór funkcji mapujących x na y (zbiór modeli w rozumieniu definicji 1).
- Model pewien zbiór funkcji mapujących x na y (zbiór modeli w rozumieniu definicji 1) wraz z algorytmem wyboru najlepszego z nich (z punktu wyboru naszych danych).
- Model pewien parametryzowalny zbiór funkcji mapujących x na y (zbiór modeli w rozumieniu definicji 1) wraz z parametryzowalnym algorytmem wyboru najlepszego z nich (z punktu wyboru naszych danych).

Proste Modele: KNN

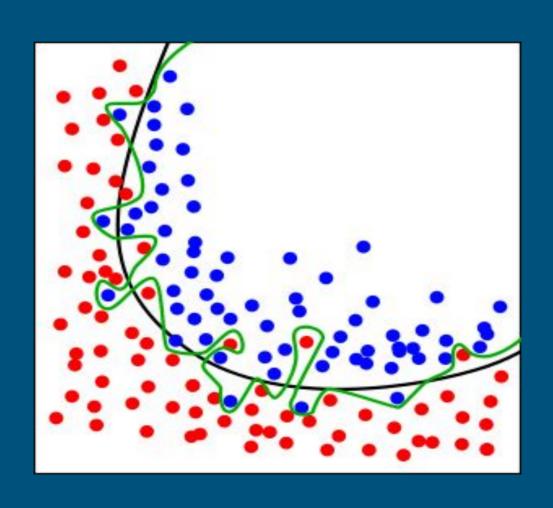




Jak to robimy – czyli o metodologii i modelach



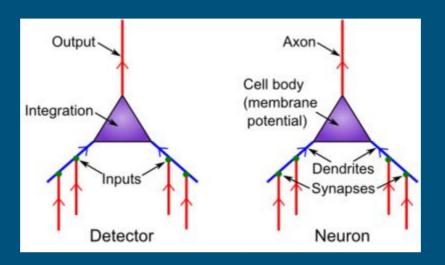
Overfitting



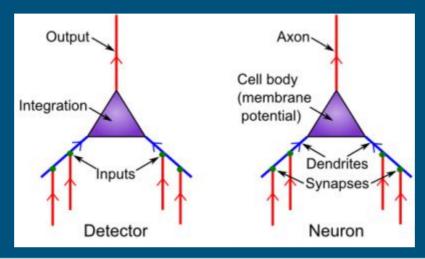


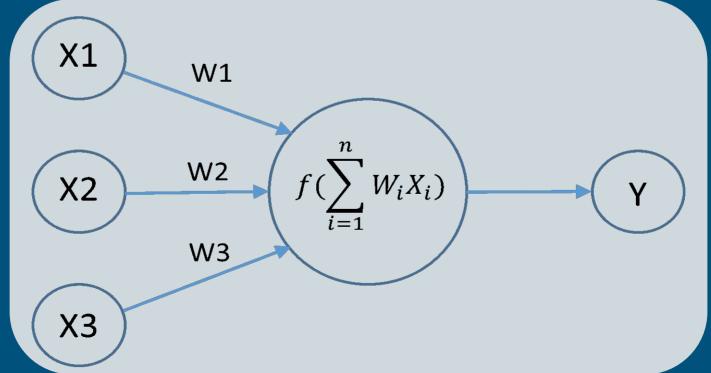
machine learning deep learning

Neuron

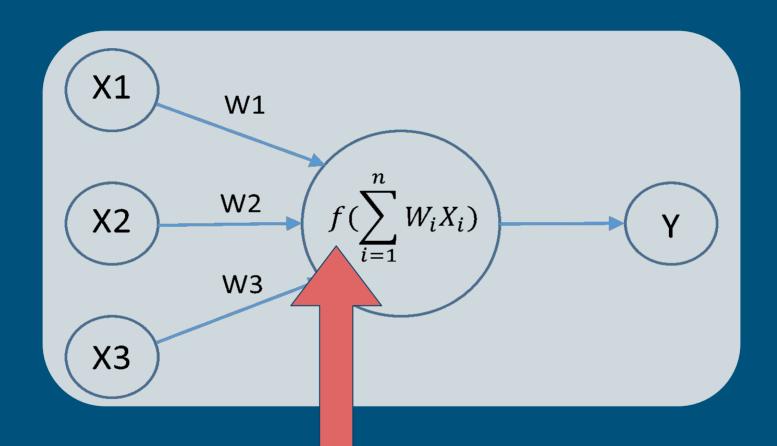


Neuron





Neuron

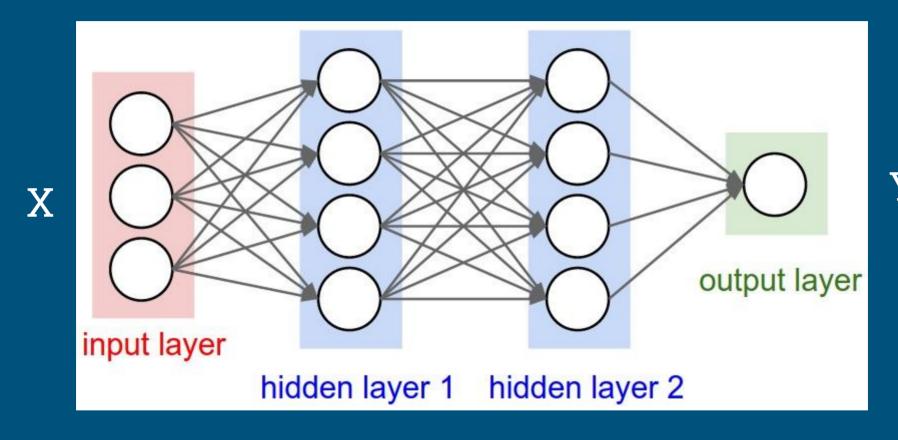


Funkcja aktywacji

Funkcja aktywacji

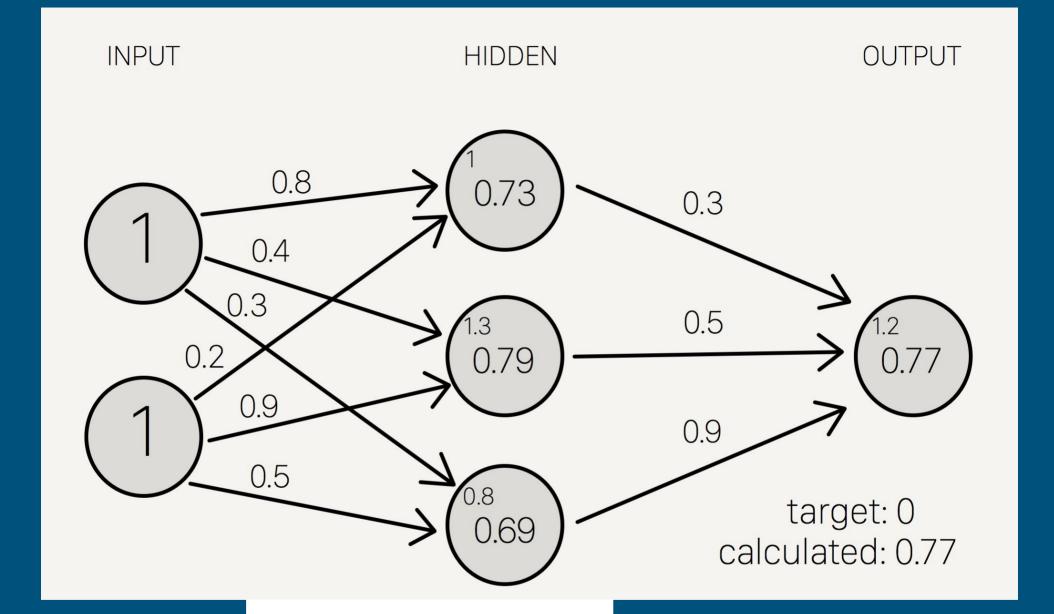
Identity	f(x) = x
Binary step	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \ge 0 \end{cases}$
Logistic (a.k.a Soft step)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
TanH	$f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$
ArcTan	$f(x) = \tan^{-1}(x)$
Rectified Linear Unit (ReLU)	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \ge 0 \end{cases}$
Parameteric Rectified Linear Unit (PReLU) ^[2]	$f(x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \ge 0 \end{cases}$

Sieć neuronowa



$$\hat{y}_i = f(W_1 \cdot f(W_2 \cdot f(W_3 \cdot x_i)))$$

Y



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

Proces uczenia

CEL:

Znaleźć takie wagi, aby sieć dobrze przewidywała Y na podstawie X.

Proces uczenia

- 1. Dzielimy dane na batche,
- 2. Każdy batch przepuszczamy przez sieć (forward pass),
- 3. Obliczamy wartość funkcji straty J,
- 4. Obliczamy gradienty J po wagach (propagacja wsteczna, backpropagation),
- 5. Zmieniamy wartości wag.

Proces uczenia

Potrzebujemy:

- funkcji straty miara, jak dobrze radzi sobie nasza sieć
- optimizera metoda zmiany wag w sieci

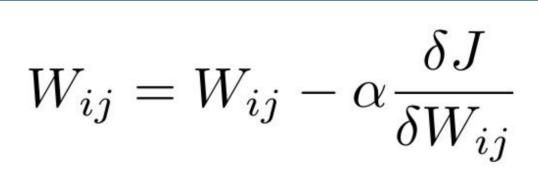
Funkcja straty Loss function

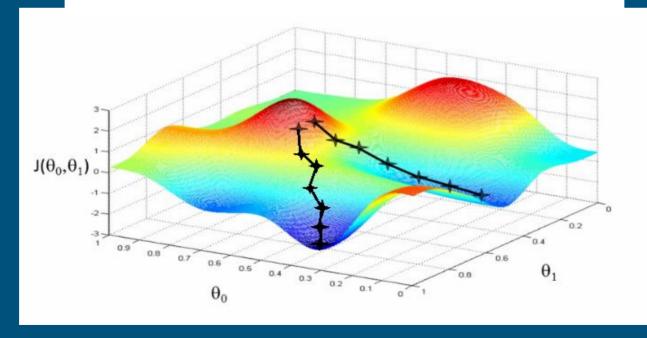
Musimy mierzyć jak dobrze radzi sobie sieć. Np. tak:

$$J(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})$$

$$\hat{y_i} = f(W_1 \cdot f(W_2 \cdot f(W_3 \cdot x_i)))$$

Stochastic gradient descent

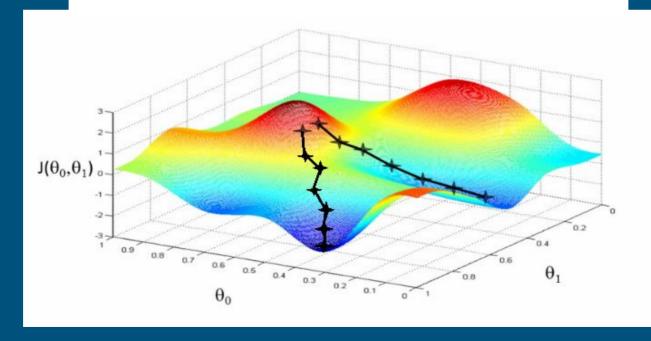




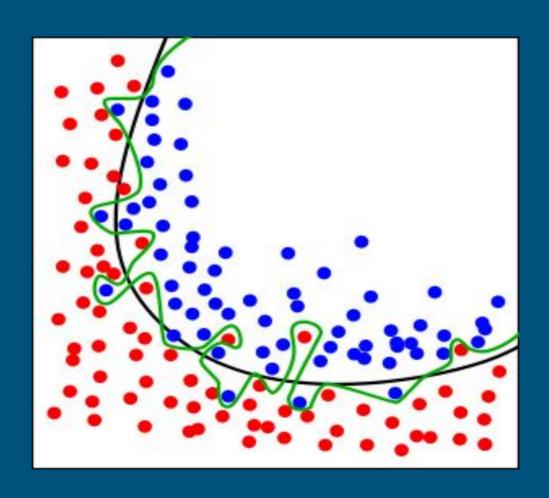
Stochastic gradient descent

Learning rate

$$W_{ij} = W_{ij} - \alpha \frac{\delta J}{\delta W_{ij}}$$

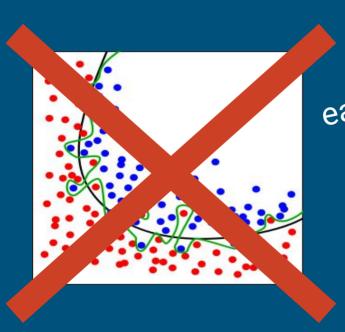


Overfitting



pamiętacie jeszcze, prawda?

Overfitting co robić, jak zwalczać?



regularyzacja dropout early stopping early stopping więcej danych więcej danych



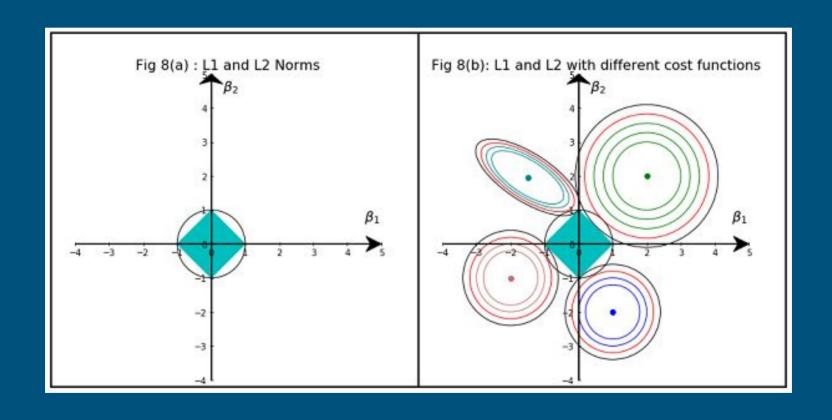
Regularyzacja

- karajmy sieć za zbyt duże wagi
- dodając coś do funkcji straty

• L1:
$$J(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})^2 + \alpha \sum_{i=1}^{k} |W_i|$$

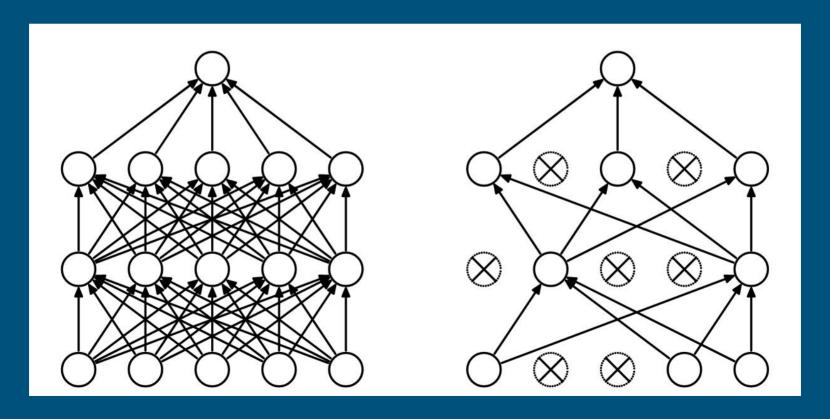
• L2:
$$J(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})^2 + \alpha \sum_{i=1}^{k} W_i^2$$

Regularyzacja



Dropout

 podczas treningu zerujemy losowe wagi z danym prawdopodobieństwem



Pytania?

Źródła

https://www.geeksforgeeks.org/decision-tree/

https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6

https://grey.colorado.edu/mediawiki/sites/CompCogNeuro/images/thumb/5/53/fig_neuron_as_detect.png/400px-fig_neuron_as_detect.png

https://s3-ap-south-1.amazonaws.com/av-blog-media/wp-content/uploads/2017/03/06100746/grad.png

http://www.conowego.pl/uploads/pics/Miniaturka 01.jpg

http://jmlr.org/papers/volume15/srivastava14a.old/srivastava14a.pdf

https://i.stack.imgur.com/gzrsx.png

https://towardsdatascience.com/regularization-in-machine-learning-connecting-the-dots-c6e03 0bfaddd

https://i.stack.imgur.com/19Cmk.gif

https://www.codeproject.com/KB/recipes/879043/GradientDescent.jpg

https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/1/19/Overfitting.svg/300px

-Overfitting.svg.png

https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/6/60/ArtificialNeuronModel_english.png/600px-ArtificialNeuronModel_english.png

https://medium.com/@adi.bronshtein/a-quick-introduction-to-k-nearest-neighbors-algorithm -62214cea29c7