Implementacja Sieci Neuronowej w Pythonie

Maciej Kołodziejczyk

Akademia Górniczo-Hutnicza

 $24~\mathrm{maja}~2020$



Co to są sieci neuronowe?

Sieci neuronowe to systemy komputerowe z połączonymi węzłami, które działają podobnie jak neurony w ludzkim mózgu. Korzystając z algorytmów, mogą rozpoznawać ukryte wzorce i korelacje w surowych danych, grupować je i klasyfikować, a wraz z upływem czasu stale się uczyć i ulepszać.



Neurony w mózgu inspiracją dla systemu obliczeniowego

Pierwotnym celem podejścia opartego na sieci neuronowej było stworzenie systemu obliczeniowego, który mógłby rozwiazać problemy takie jak ludzki mózg. Jednak z biegiem czasu badacze przestawili się na wykorzystanie sieci neuronowych do spełnienia określonych zadań, co doprowadziło do odchyleń od podejścia ściśle biologicznego.



Dlaczego sieci neuronowe są ważne?

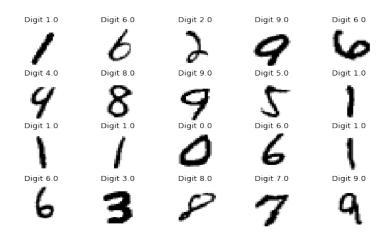
- Rozpoznawanie i przetwarzanie mowy.
- Logistyka i transport.
- Przetwarzanie obrazu. Wyszukiwanie wzorca w zdjęciach: twarzy, zwierząt, przedmiotów.
- Prognozowanie obciążenia sieci elektrycznej, zapotrzebowania na energię.
- ► Identyfikacja substancji chemicznych.

- Automatyczne systemy sterowania.
- Diagnostyka medyczna i chorobowa.
- Prognozy finansowe: ceny aukcji, waluty, obligacje, kontrakty, upadłości.
- Wykrywanie oszustw w bankowości.
- Kontrola jakości produkcji.

Typy sieci neuronowych

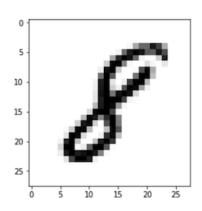
- ► Convolutional neural networks (CNNs)
- ► Recurrent neural networks (RNNs)
- ▶ Feedforward neural networks
- ► Autoencoder neural networks

Konkretny problem dla sieci neuronowej

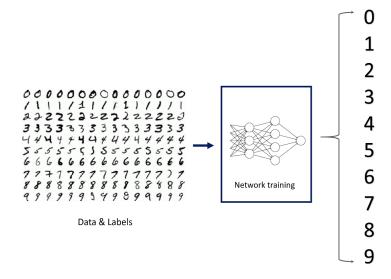


Dlaczego rozpoznawanie odręcznie pisanych cyfr jest trywialne dla ludzi, a dla maszyn nie ?

Nieodkryty wciaż geniusz ludzkiego mózgu nie ma z tym żadnych kłopotów Jak rozbić duży problem na mniejsze problemy? Czy nie dało by się szukać charakterystycznych kształtów dla poszczególnych cyfr, następnie przez odpowiednie warunki ustalić proces decyzyjny?



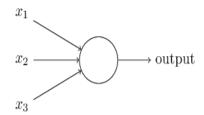
Jak sieci neuronowe rozwiązują problemy?



Perceptron - model decyzji

$$output = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + x_3 \cdot w_3 + b \tag{1}$$

- Lubie się bawić $[x_1 = 1]$
- powinnienem sie uczyć $[x_2 = 1]$
- Pogoda ma wpływ na zabawe $[x_3 = 0]$

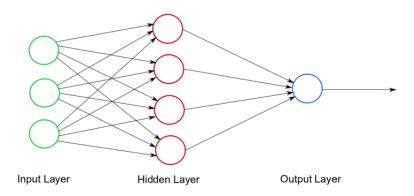


Wagi (jak poszczególnie wejścia mają znaczenie):

 $[w_1 = 10; w_2 = -15; w_3 = 20]$

Nie mamy wpływu na wejście neutronu, ale za pomocą wag i stałej b możemy zmieniać decyzję czyli to co wyrzuci neutron.

Schemat sieci neuronowej



Cechy neutronu:

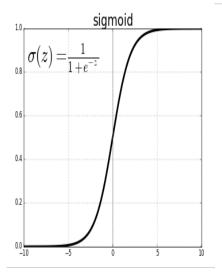
- ▶ wejścia neutronu z zakresu od 0 do 1
- dla każdego wejścia wagi (podlegają zmianom)
- ▶ wartość stała b

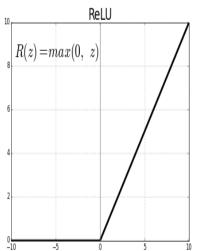
Jak obliczamy wyjście neutronu?

$$y = \sigma \cdot (w \cdot x + b) \tag{2}$$

Wyjscie neutronu ynazywamy aktywacją neutronu σ jest funkcją aktywacyjną o nazwie sygmoid

Funkcje aktywacyjne - sygmoid, ReLu



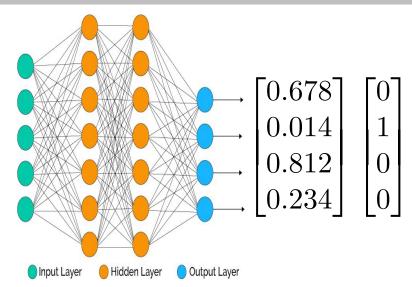


Gładki kształt σ zapewnia, że małe zmiany Δw_j w wagach i Δb stałej b spowodują niewielką zmianę $\Delta output$ na wyjściu neuronu. Powałując się na formuły rachunku różniczkowego mamy wzór który gwarantuje, że $\Delta output$ jest dobrze przybliżone przez:

$$\Delta output = \sum_{j} \frac{\partial output}{\partial w_{j}} \Delta w_{j} + \frac{\partial output}{\partial b} \Delta b$$
 (3)

Wniosek płynący z równania (1) $\Delta output$ jest liniową funkcją zmian Δw_i wag i zmian Δb stałej b.

Wektor danych wejsciowych, wektor wyjsć obliczony przez sieć, wektor prawidłowych wyników



Funkcja kosztu. Cost function (Mean Squared Error)

Potrzebujemy algorytmu, który pozwala znaleźć wagi w i stałe b, w taki sposób, aby wektor wyjściowy był zbliżony do y(x) dla wszystkich danych wejściowych x. Definiujemy funkcję kosztu:

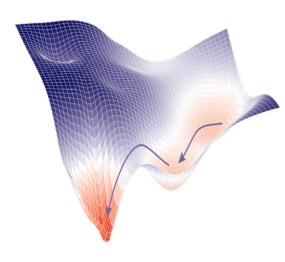
$$C(w,b) = \frac{1}{2n} \sum_{x} \|y(x) - a\|^2$$
 (4)

w i b to macierze wag i stałych, n to liczba danych wejściowych, a to wektor wyjściowy sieci. Sumujemy po wszystkich danych wejściowych.

- ► C(w, b) > 0
- $ightharpoonup C(w,b) \approx 0 \text{ kiedy } y(x) \approx a$
- ightharpoonup algorytm, ktory znajdzie w i b, dla których $C(w,b)\approx 0$

Gradient Descent

Wyobraźmy sobie piłkę. Ustalmy, że rysunek obok jest w 3D. Piłkę kładziemy w losowym miejscu. Piłka zaczyna się toczyć w kierunku najstromiej opadającego zbocza. Ostatecznie znalazła się w minimum funkcji.



Gradient funkcji C(w, b) zależnej od wielu zmiennych, oznaczamy przez ∇C to wektor, który wskazuje kierunek, w którym funkcja C(w, b) rośnie najszybciej:

$$\nabla C = \left[\frac{\partial C}{\partial w}, \frac{\partial C}{\partial b}\right] \tag{5}$$

Innymi słowy: Gradient ∇C mówi jak zmieniać wszystkie wagi w i stałe b, tak aby optymalnie szybko zmnieniała się wartość funkcji kosztu C(w,b).

Gradient Descent - update rule

- ightharpoonup Obliczamy gradient ∇C dla pojedyńczej jednostki treningowej.
- ▶ Następnie updatujemy wagi i stałe według wzoru:

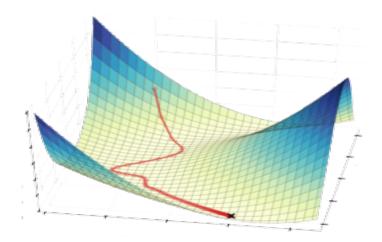
$$w \to w' = w - \eta \nabla C \tag{6}$$

$$b \to b' = b - \eta \nabla C \tag{7}$$

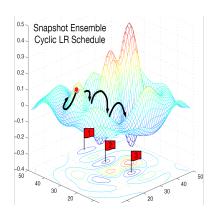
Postępujemy tak dalej dla kolejnych pojedyńczych danych wejściowych.

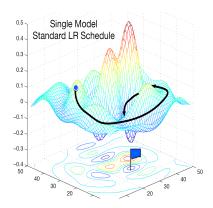
Gradient Descent

Jeśli będziemy to robić w kółko, będziemy obniżać kosztC(w,b), dopóki nie osiągniemy globalnego minimum.



Stochastic gradient descent



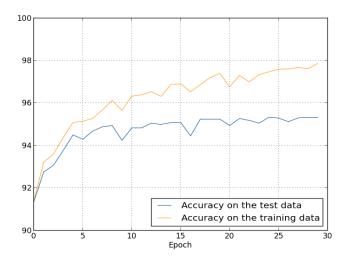


Backpropagation

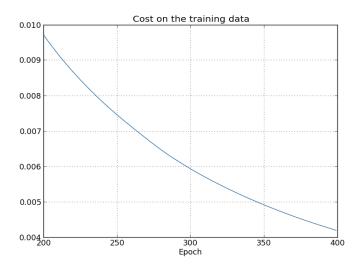
Backpropagation to algorytm, który służy do wyznaczenia gradientu funkcji kosztu. Po wyznaczeniu gradientu dla zestawu danych treningowych lub niektórych danych wejściowych (SGD), dostajemy macierz liczb, które mówią o tym jakich zmian musimy dokonać w wagach i stałych.

$$\begin{split} \delta^L &= \nabla_a C \odot \sigma'(z^L) \\ \delta^l &= ((w^{l+1})^T \delta^{l+1}) \odot \sigma'(z^l) \\ \frac{\partial C}{\partial b^l_j} &= \delta^l_j \\ \frac{\partial C}{\partial w^l_{ik}} &= a^{l-1}_k \delta^l_j \end{split}$$

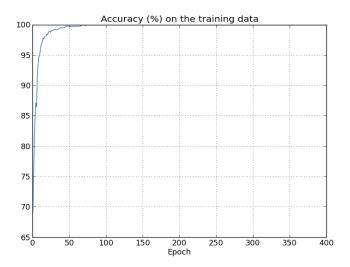
Wykresy



Wykresy



Wykresy



Źródła

- https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/
 neural-networks.html
- https://pl.wikipedia.org
- http://neuralnetworksanddeeplearning.com/
- https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk&t=772s