Politechnika Warszawska

WYDZIAŁ ELEKTRYCZNY

Instytut Sterowania i Elektroniki Przemysłowej

Praca dyplomowa inżynierska

na kierunku Informatyka Stosowana

w specjalności

Porównanie wydajności wybranych języków programowania w realizacji sieci neuronowych do przetwarzaniu obrazów

Piotr Heinzelman
numer albumu 146703

promotor
dr inż. Witold Czajewski

WARSZAWA 2024

Porównanie wydajności wybranych języków programowania w realizacji sieci neuronowych do przetwarzaniu obrazów

Streszczenie

Idea jest taka, by sprawdzić jak w różnych językach progrmowania wygląda jakieś kompleksowe zastosowanie sieci neuronowych do przetwarzania obrazów. Dwa najpopularniejsze języki to C++ i Python, potem jest Matlab. Dość powszechne jest też uruchamianie kodu Pythona w Colabie. Chodzi o zrobienie dokładnie kilku takich samych aplikacji w kilku językach i porównanie ich pod różnymi kątami. Przykładowe aplikacje to: klasyfikacja obrazów, rozpoznawanie obiektów na obrazach, śledzenie obiektów, segmentacja obiektów, modyfikacja obrazów czy ich fragmentów.

Jeśli taki zakres projektu Panom odpowiada, to proszę dać znać, a założę dedykowany projektowi kanał na Teamsach, gdzie będziemy się dalej komunikować.

Słowa kluczowe: A, B, C

Comparison of the performance of selected programming languages in the implementation of neural networks for image processing

Abstract

This is abstract. This one is a little too short as it should occupy the whole page.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Quisque ullamcorper placerat ipsum. Cras nibh. Morbi vel justo vitae lacus tincidunt ultrices. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. In hac habitasse platea dictumst. Integer tempus convallis augue. Etiam facilisis. Nunc elementum fermentum wisi. Aenean placerat. Ut imperdiet, enim sed gravida sollicitudin, felis odio placerat quam, ac pulvinar elit purus eget enim. Nunc vitae tortor. Proin tempus nibh sit amet nisl. Vivamus quis tortor vitae risus porta vehicula.

Keywords: X, Y, Z

Spis treści

Rozdział 1

Wstęp

Dobór algorytmu do zadania jest bardzo ważny, zdecydowanie ważniejszy niż dobór języka - jednak nie będzie on głównym tematem tej pracy. Tu zakładamy użycie tych samych algorytmów i porównujemy wydajności implementacji algorytmu w różnych "językach". Teoretycznie wyniki powinny być zbliżone przy założeniu, że programy doskonale wykorzystują możliwości sprzętu. Celem pracy jest porównanie, które języki ogólnego przeznaczenia liczą szybciej, które lepiej wykorzystują dodatkową infrastrukturę taką jak *wątki*, *procesy*, *hyperThreading*, czy rdzenie *CUDA* na kartach graficznych. Jeśli gdzieś zaobserwujemy różnice - to będą one wynikały zastosowania innych języków, które w odmienny sposób zapisują i odczytują liczby, kolejkują zadania czy optymalizują wygenerowany kod. Jednak zanim przejdziemy do porównania, przyjrzymy się modelom matematycznym, a z ich pomocą zbudujemy prosty model obiektowy. Następnie przetestujemy model obiektowy, prześledzimy przetwarzanie na najniższych poziomach, aż do pojedynczych operacji. Te działania pomogą nam przygotować zadania numeryczne, do rozwiązania których użyjemy maszyn cyfrowych.

```
1
2
3  4. Realizacje obliczen Klasyfikowanie pisma odrecznego MLP z
       wykorzystaniem danych MNIST
4  a) Matlab
5  b) Python -numpy, -sklearn
6  c) Python -tensorflow
7  d) wlasna implementacja w Java
8
9  Cel podstawowy: porownanie wydajnosci realizacji w zaleznosci od Jezyka.
10 Cele dodatkowe: potwierdzenie poprawnosci wlasnej implementacji przez
       porownanie wynikow,
11
12
13 5) realizacja Klasyfikowanie pisma odrecznego sieci glebokie CNN
       realizacja sieci z wykorzytsniem bibliotek.
14 a) Matlab
15 b) Python tensorflow.keras
```

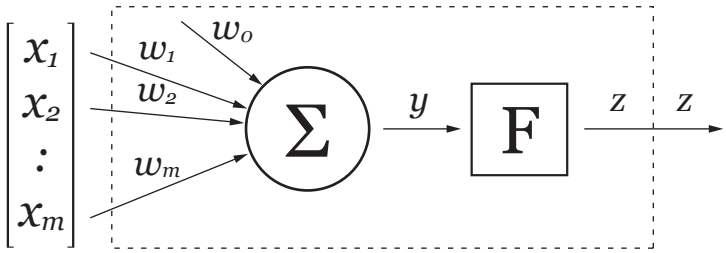
```
c) wlasna implementacja Java lub C++ libtorch

Cel podstawowy: porownanie wydajnosci implementacji. Zbadanie wydajnosci
    uczenia sieci.
Cele dodatkowe: potwierdzenie poprawnosci wlasnej implementacji w Java
   lub C++


6) Rozpoznawanie twarzy sieci glebokie CNN
a) Matlab
b) Python tensorflow.keras
c) wlasna implementacja Java lub C++ libtorch

Cel podstawowy: porownanie wydajnosci implementacji.


7) Klasyfikacji obrazow z wykorzystaniem sieci glebokiej CNN
a) Matlab
b) Python tensorflow.keras
c) C++ libtorch

Cel podstawowy: porownanie wydajnosci implementacji i wydajnosci procesu
    uczenia nadzorowanego.

8) detekcja i segmentacji obiektow sieci glebokiej CNN
b) Python tensorflow.keras
c) C++ libtorch

Cel podstawowy: porownanie wydajnosci implementacji.
```

Rozdział 2

Teoria

2.1 Model klasyczny - podejście matematyczne

Model neuronu [1], rys. 1 można rozpatrywać jako przetwornik sygnałów ciągłych, bardziej zbliżonych do logiki rozmytej (fuzzy logic) niż boolowskiej. Sygnały wejściowe i wyjściowe przyjmują wartości z określonych zakresów, co implikuje działania na wartościach zmiennoprzecinkowych kodowanych najczęściej w standardzie IEEE 754 i odpowiadających im typom *float* lub *double*. Na wejście neuronu podawana jest pewna liczba m sygnałów wejściowych x_1 ... x_m, natomiast na wyjściu pojawia się tylko jeden sygnał wyjściowy z. Odpowiedź neuronu to jedna wartość, a odpowiedź warstwy to zbiór wartości (wektor). Odpowiedź warstwy typu „softmax" jest wprost wektorem rozkładów prawdopodobieństwa przynależności do klas.



Rysunek 1. Model sztucznego neuronu [1]

Samo przetwarzanie polega na wyznaczeniu sumy ważonej sygnałów wejściowych, a następnie na wyliczeniu wartości funkcji aktywacji:

$$y = \sum_{i=1}^{m} x_i * w_i - \theta, z = F(y) \tag{1}$$

gdzie: x_i - i-ty sygnał wejściowy, w_i - i-ta waga w neuronie, θ - energia aktywacji, F - funkcja aktywacji, z - wielkość sygnały wyjściowego neuronu.

Przy podstawieniu: $z_0 = 1$ oraz $w_0 = -\theta$ wzór przyjmuje wygodniejszą postać:

$$y = \sum_{i=0}^{m} x_i * w_i \tag{2}$$

Neurony zorganizowane są w warstwy w taki sposób, by te należące do jednej warstwy miały dostęp do tego samego wektora wejściowego X. Sygnał wyjściowy każdego neuronu to pojedyncza wartość z_j, zaś na sygnał wyjściowy warstwy składają się sygnały wszystkich neuronów należących do tej warstwy i tworzą wektor Z. Liczbę neuronów w warstwie oznaczamy n, zatem liczba wymiarów wektora Z to także n.

$$Z = \begin{bmatrix} z_1, \\ z_2, \\ : \\ z_n \end{bmatrix}$$

W najprostszych układach neurony z jednej warstwy nie komunikują się między sobą.
W zapisie wektorowym mamy:

$$X = \begin{bmatrix} x_0 = 1, \\ x_1 ... \\ : \\ x_m ... \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} W_1 & W_2 & W_3 \\ \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_m \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_m \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_m \end{bmatrix} \end{bmatrix}$$

$$z_1 = F(W_1 . * X)$$

$$Z = F(W^T * X)$$

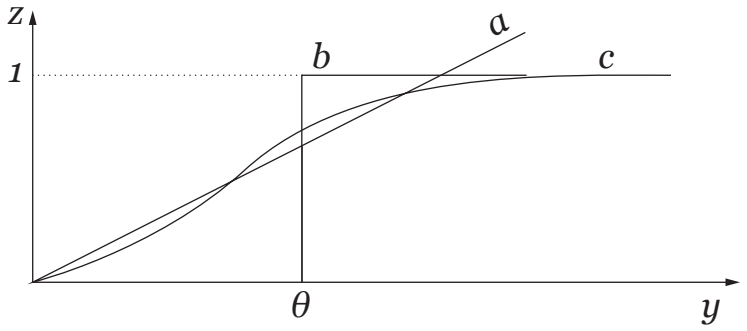
Rozpisujemy mnożenie macierzy przez macierz $W^T * X$ jak poniżej:

$$\begin{bmatrix} w_{10} \ , \ w_{11} \ , \ w_{1m} \\ w_{20} \ , \ w_{21} \ , \ w_{2m} \\ w_{n0} \ , \ w_{n1} \ , \ w_{nm} \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ x_m \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} x_0 * w_{10} + x_1 * w_{11} + x_m * w_{1m} \\ x_0 * w_{20} + x_1 * w_{21} + x_m * w_{2m} \\ x_0 * w_{n0} + x_1 * w_{n1} + x_m * w_{nm} \end{bmatrix} \quad = \quad \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_m \end{bmatrix}$$

w którym X jest wektorem wejściowym, x_i jest i-tym sygnałem wejściowym, w_i jest i-tą wagą, w_{ji} jest i-tą wagą j-tego neuronu, W_j oznacza zapis wag jako wektor, zaś W oznacza macierz wag.

Symbol .* oznacza mnożenie Hadamarda czyli mnożenie pierwszego elementu z pierwszym, drugiego z drugim itd. Zapis X^T oznacza transpozycję macierzy lub wektora. Zapis $W^T * X$ oznacza mnożenie macierzowe X^T przez W. **Aby wyliczyć odpowiedz jednej warstwy musimy wykonać $m * n$ mnożeń i $(m-1) * n$ dodawań oraz musimy wyliczyć n razy wartości funkcji $F(y_j)$.**

2.1.1 Funkcje aktywacji



Rysunek 2. Funkcje aktywacji

Sygnał y przetwarzany przez blok aktywacji F może być opisany różnymi funkcjami.

- Może być to np. prosta funkcja liniowa (a):

$$z = ky, \text{gdzie } k \text{ jest zadanym stałym współczynnikiem.} \tag{3}$$

- ReLU - funkcja liniowa, która w części dodatniej ma współczynnik k=1, oraz współczynnik k=0 w części ujemnej:

$$z = F(y) = y^+ = max(0, y) = z\begin{cases} x \text{ jeśli } y > 0, \\ 0 \text{ jeśli } y \leq 0, \end{cases} \tag{4}$$

- Funkcja skokowa Heaviside'a, skok jednostkowy (b):

$$y = H(z) = \mathbb{1}(z) = \begin{cases} 1 \text{ jeśli } y > \theta, \\ 0 \text{ jeśli } y \leq \theta, \end{cases} \tag{5}$$

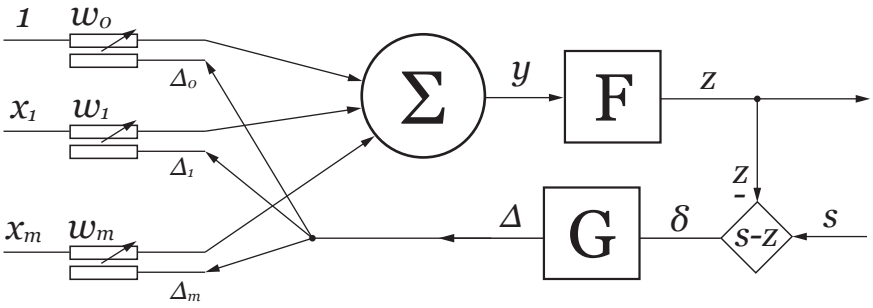
- Funkcja bipolarna:

$$y = sgn(z) = \begin{cases} 1 \text{ jeśli } y > \theta, \\ -1 \text{ jeśli } y \leq \theta, \end{cases} \tag{6}$$

- Funkcja logistyczna (sigmodalna) (c):

$$z = \frac{1}{1 + exp(-\beta y)}, \text{ dla } \beta\text{=1 pochodna: } \frac{\partial z}{\partial y} = z(1 - z) \tag{7}$$

2.1.2 Proces uczenia



Rysunek 3. Proces uczenia elementu perceptronowego

Proces uczenia pojedynczego neuronu polega na:

- obliczeniu wartości sygnału wyjściowego y;
- obliczeniu wartości sygnału wyjściowego $z = F(y)$;
- porównaniu wektora wyjściowego z z wartością oczekiwaną s oraz obliczenie różnicy $\delta = s - z$;
- zależnie od metody uczenia wyznaczenia wartości $\Delta = G(\delta)$;
- wyznaczenie wielkości poprawek dla poszczególnych wag Δ_i;
- aktualizacja wagi: $w(k+1) = w(k) + \Delta w(k)$.

Możemy to opisać wzorem:

$$w(k+1) = w(k) + G(s - z) \tag{8}$$

gdzie: $w(k+1)$ jest wartością uaktualnioną, $w(k)$ wartością przed aktualizacją. Funkcja $G(\delta)$ jest funkcją, na podstawie której obliczamy wielkości poprawek.

2.1.3 Algorytm propagacji wstecznej

W algorytmie propagacji wstecznej [1], [4], wysyłamy do warstwy wejściowej próbkę danych X, wyjście warstwy łączy się z wejściem następnej, a wynik przetwarzania warstwy poprzedniej jest wysyłany do warstwy następnej i tak aż do wyjścia. Wynik odczytany z warstwy wyjściowej porównujemy z oczekiwaną wartością wyjściową. Różnica tych wartości stanowi błąd δ. Wartość błędu jest przesyłana w kierunku odwrotnym, czyli od warstwy wyjściowej aż do wejściowej i na podstawie wielkości błędu korygowane są wielkości wag neuronów w kolejnych warstwach.

Aby proces był optymalny, zakładamy pewną funkcję straty „Loss" „$\mathbb{L}$" której parametrami są wagi warstw, wektory wejściowe i powiązane z nimi oczekiwane wartości wyjściowe. Wartość tej funkcji określa wielkość błędu odpowiedzi sieci dla pojedynczego sygnału wejściowego X. Chcemy znaleźć

takie wagi warstw, dla których suma błędów dla wszystkich próbek w serii (zwanej epoką) będzie jak najmniejsza. Zapiszemy

$$Loss(S, Z) = Loss(S, F(Y)) = Loss(S, F(x_1 * w_1, x_2 * w_2 ... x_m * w_m))$$

$$\sum_{n=1}^{N} \mathbb{L}(S, F(y)) = \sum_{n=1}^{N} \mathbb{L}(s1_1, ..., s_m, F(x_1 * w_1, ..., x_m * w_m)) \tag{9}$$

gdzie $\mathbb{L}$ jest funkcją straty, F jest funkcją aktywacji, a X jest wektorem wejściowym, S oczekiwaną odpowiedzią, zaś n liczbą próbek X.

Z analizy matematycznej wiemy, że w miejscach, w których występuje extremum funkcji, jej pierwsze pochodne się zerują. Dla funkcji wielu zmiennych metoda obliczania punktów zerowania pochodnych jest niepraktyczna, wygodniejsza jest iteracyjna metoda *spadku gradientowego*, w której korygujemy wagi o pewien krok w kierunku największego spadku funkcji $\mathbb{L}$. W tym przypadku korekty wyniosą:

$$w_{ji} = w_{ji} + \eta * \frac{\partial}{\partial w_j} \mathbb{L} \tag{10}$$

Jeśli przyjmiemy miarę $\mathbb{L}$ jako miarę błędu kwadratowego $\mathbb{L} = (s - z)^2 = (s - F(y))^2$
wówczas:

$$\frac{\partial}{\partial w_j} \mathbb{L} = \frac{\partial}{\partial F} \mathbb{L} * \frac{\partial}{\partial y_i} F * \frac{\partial}{\partial w_i} y$$

po podstawieniu:

$$\frac{\partial}{\partial w_j} \mathbb{L} = 2(s - F(y)) * \frac{\partial}{\partial y_i} F * \frac{\partial}{\partial w_i} y$$

oraz założywszy: $F(y) = z$, $\frac{\partial}{\partial y} F(y) = 1$ a także: $z = (w_1 * x_1 + \cdots + w_m * x_m)$ oraz $\frac{\partial}{\partial w_i} z = x_i$

$$w_{ji} = w_{ji} + \eta * 2(s - F(y)) * \frac{\partial}{\partial y} F$$

ostatecznie uzyskamy:

$$w_{ji} = w_{ji} + \eta(s - z) * 1 * x_i \tag{11}$$

gdzie η jest współczynnikiem uczenia, j numerem neuronu, zj odpowiedzią neuronu j, i numerem zmiennej x, zaś m numerem warstwy.

Nazwa	Funkcja $F(y)$	Pochodna d/dyF	Zmiana wagi Δw_i $w_i = w_i + \eta * \Delta * x^T$
dla funkcji straty	$L = \sum((s-z)^2)$	pochodna:	$\frac{\partial}{\partial z}L = 2(s-z)$
Funkcja logistyczna (sigmodalna)	$z = \frac{1}{1+exp(-y)}$	$z(1-z)$	$\Delta = (s-z) * z(1-z)$ $\Delta = W^{L+1^T}\Delta^{L+1} * z(1-z)$
funkcja liniowa	$z = ky$	k	$(s-z) * 1 * x_i$
dla funkcji straty: entropia krzyżowa Z(z,1-z)	$L(S-Z) =$ $= -\sum_{n=1}^{2} S_i * lnZ_i$ $-(sln.z + \dots$ $\dots (1-s)ln(1-z))$	pochodna:	$\frac{\partial}{\partial z}L = \frac{(s-z)}{z(1-z)}$
Funkcja logistyczna (sigmodalna)	$z = \frac{1}{1+exp(-y)}$	$z(1-z)$	$\Delta = (s-z)$
dla f. SOFTMAX $s_k = exp(y_k - y_{max})/$ $\sum_{j=1}^{K} exp(y_j - y_{max})$	wejście S, wyjście Z $S = [s1, s2..]$ $y = [y_1, y_2, \dots]$	$\frac{\partial}{\partial y_i}s_k = s_k * (\delta_{ki} - s_i)$ $\delta_{ki} = (k == i)?1 : 0$ $L = -lns_l : K_l = [1, 0 \dots]^T$ $\frac{\partial}{\partial y_i}L = y_i - k_i$	$\Delta = (y_i - k_i)$
ReLU	nieciągła	0,-,1	ustalony krok, $(s-z) * x_i$
Skoku jednostkowego	nieciągła	0,-,0	ustalony krok, $(s-z) * x_i$
Funkcja bipolarna	nieciągła	0,-,0	ustalony krok, $(s-z) * x_i$

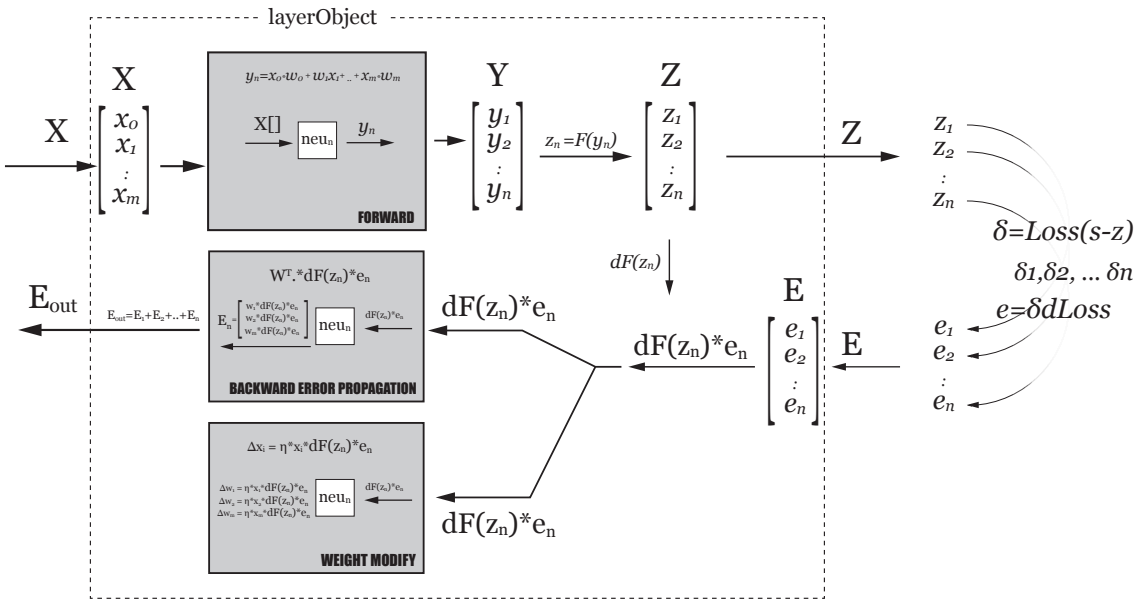
Tablica 1. Zestawienie funkcje aktywacji, pochodnych oraz zmian wag w zależności od funkcji straty [5]

Rozdział 3

Model obiektowy

Proces przetwarzania możemy opisać i analizować jako współpracę obiektów dwu klas: neuronu (*Neuron*) i warstwy (*Layer*). Ujęcie obiektowe umożliwia ściślejszą hermetyzację, ułatwia realizację współbieżności przetwarzania. Realizacja w tym modelu umożliwia wykorzystanie wzorców projektowych w tym: *dziedziczenia*, *interfejsu* czy *obserwatora*.

3.1 Obiekt klasy Layer

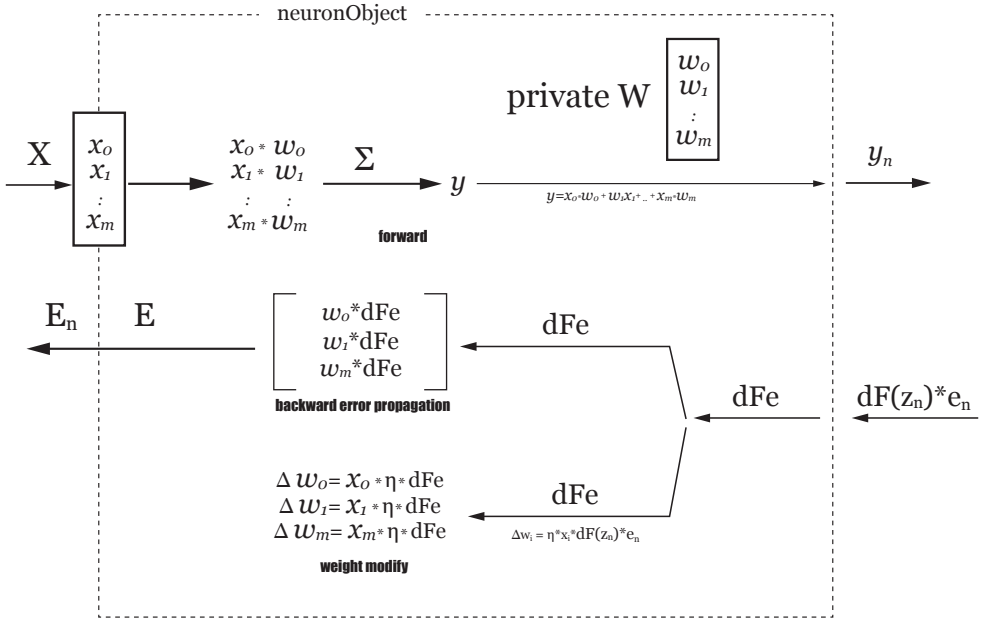


Rysunek 4. Przepływu sygnałów w obiekcie Layer

Każdy obiekt Layer ma własną kolekcję obiektów klasy Neuron. Dysponuje też polami danych np. X, które są zbiorami wartości. I tak pole danych X jest zbiorem wartości $x_0, x_1, ...x_m$. pole danych Y

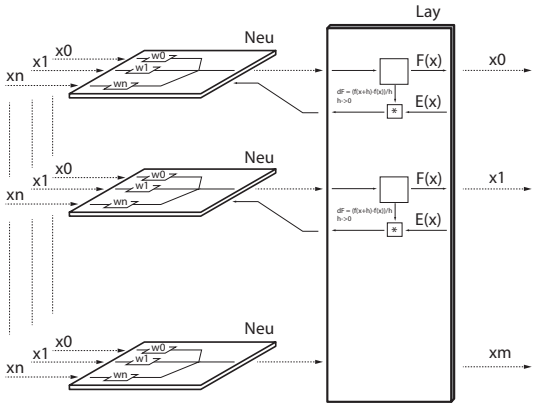
jest zbiorem wartości $y_0, y_1, ...y_m$. Z matematycznego punktu widzenia, można powiedzieć że wektor X jest wektorem zmiennych niezależnych X = [$x_0, x_1, ...x_m$], skoro tak, to i **pochodne składników tych wektorów będą niezależne względem siebie**. Z informatycznego punktu widzenia pole X jest zbiorem wartości $x_0, x_1, ...x_m$, które może być realizowane przez takie struktury danych jak *zbiór*, *lista*, *tablica* czy *wektor*. Zależnie od języka programowania pewne struktury będą wygodniejsze do wykorzystania od innych. Struktura *tablica* jest najprostsza, kolejne wartości są indeksowane liczbą całkowitą, a sama tablica po utworzeniu nie może zmieniać swojego rozmiaru.

Obiekty klasy Layer wywołuje dla wszystkich neuronów ze swojej kolekcji żądania wykonania obliczeń. Obiekty klasy Neuron mają dostęp do obiektu rodzica, a dzięki temu mają także dostęp do niektórych pól danych obiektu Layer. Neurony nie mają jednak bezpośrednich połączeń między sobą.



Rysunek 5. Przepływu sygnałów w obiekcie Neuron

Obiekty klasy Neuron są bardzo proste i lekkie, realizują kilka operacji matematycznych wywoływanych na żądanie warstwy rodzica. Do obliczeń używają wewnętrznych zmiennych wag zorganizowanych w tablicę $W = [w_0, w_1, ...w_m]$, oraz dostarczonych przez rodzica zmiennych skalarnych oznaczanych małymi lierami np. η, lub tablic skalarów oznaczanych dla rozróżnienia wielkimi literami np. pole X.



Rysunek 6. współpraca klas Neuron / Layer

3.2 Propagacja sygnału pomiędzy obiektami

Pojedynczy neuron odczytuje wartości wektora wejściowego - tablicy X o określonym rozmiarze m, przekazanego przez rodzica. Oblicza iloczyn odpowiednich wag i wartości, a następnie sumuje uzyskane iloczyny. Obliczoną **wartość skalarną zmiennoprzecinkową** - zwraca jako wynik operacji.

```
1    public float forward( float[] X ) {
2        float sum=0;
3        for ( int m=0; m<W.length; m++ ) {
4            yi= X[m]*W[m];
5            sum = sum + yi;
6        }
7        return sum;
8    }
```

obiekt Layer dla otrzymanych wartości $y_1, y_2, ...y_n$ oblicza wielkość funkcji aktywacji $z_i = f(y_i)$. Metoda wyliczająca wielkość funkcji aktywacji zależnie do rodzaju warstwy:

```
1    private float F ( float y ){
2        float z;
3        switch (this.lType) {
4            case sigmod: { return ( 1/(1 + Math.exp( -y ))); }
5            case linear:
6                default: { z=y; break; }
7        }
8        return z;
9    }
```

Wielkości te zebrane w tablicę tworzą wartość wyjściową Z. Przy okazji obliczamy także wartość pochodnych funkcji F w punktach y_i i zapisujemy w tablicy dFofZ).

```
1    public void forward(){
2        for ( int n=0; n<neurons.length; n++ ) {
3            Y[n] = neurons[n].forward( X );
4            Z[n] = F ( Y[n] );
5            dFofZ[n] = dF( Z[n] );
6        }
7    }
```

Zestawienie pochodnych funkcji straty $Loss$ oraz funkcji aktywacji $dF(y)$ zależnie od rodzajów warstw 1.

```
1    private float dF (float z ){
2        float df;
3        switch (lType) {
4            case sigmod: { df = z*(1-z); break; }
5            case linear:
6            default: { df=1; break; }
7        }
8        return df;
9    }
```

Pierwsze programy napisane przy użyciu modelu wykonują poprawnie przykładowe zadania z [5].

Rozdział 4

Przetwarzanie numeryczne

Z punktu widzenia matematyków różnica pomiędzy 1.0000000000000001 a 1.0 jest spora, ponieważ pomiędzy tymi wartościami mamy nieskończenie wiele liczb, natomiast przy obliczeniach, których dokonujemy używając maszyn cyfrowych musimy zważyć, czy zwiększać dokładność zwiększając ilość bitów zajmowanych przez liczby, jednocześnie zmniejszać szybkość operacji, czy wykorzystać mniej dokładne reprezentacje zyskując na szybkości pewnych operacji.

4.1 Kodowanie

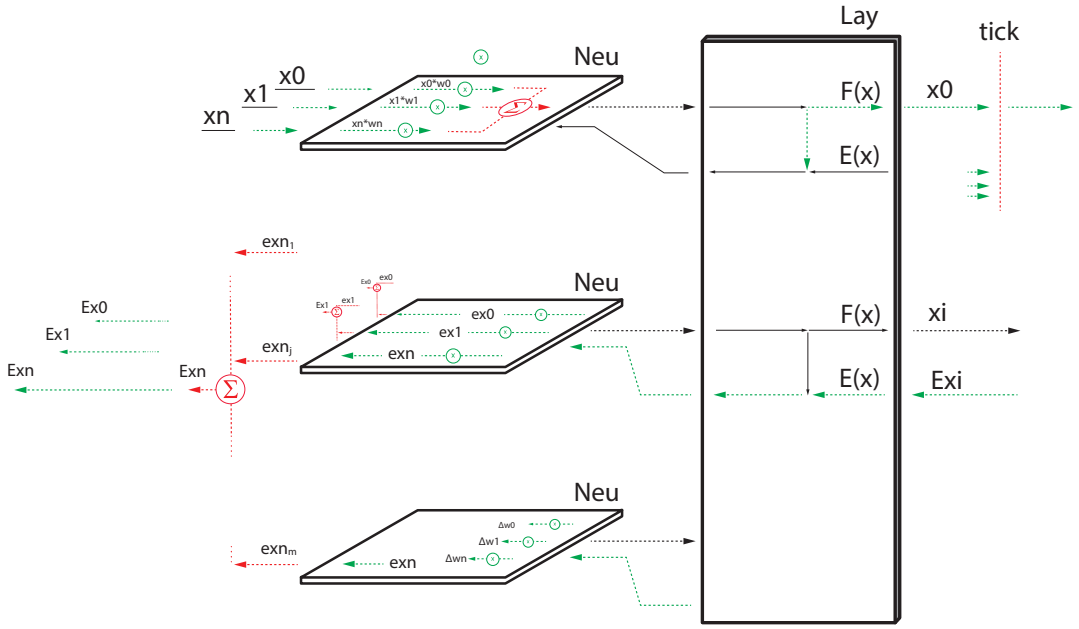
Najczęściej używaną reprezentacją liczb rzeczywistych jest opisana przez normę IEEE 754. Norma ta definiuje zapis liczby w 32, 64 liczb 128 bitach. W językach programowania dostępne jako klasy *Float*, *Double*.

- Matlab: przypisanie a=1.0000000000000001 // a=1;
- Python: print (.00060000000000000001) // 0.0006.
- Java: $0.1 + 0.2 = 0.30000000000000004$.

Do zastosowań specjalnych możemy użyć specjalnych formatów zapisu np. BigDecimal w Java o większej dokładności (większej liczbie cyfr znaczących), lecz o dużo dłuższym czasie operacji.
Float - 0.002 [sek.] / BigDecimal 0.042 [sek.]

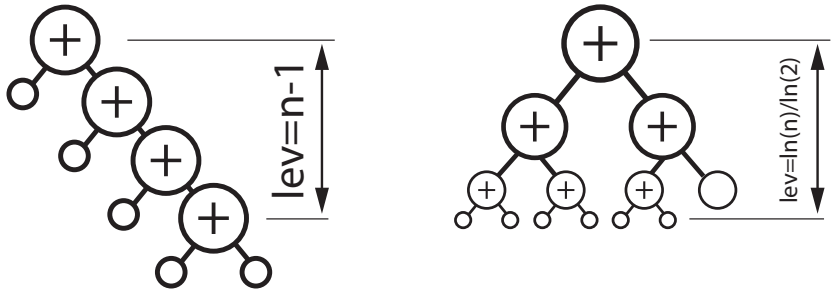
4.2 operacje równoległe

operacje niezależne - na rysunku oznaczone kolorem zielonym - takie jak mnożenie wag przez wartości wejściowe możemy wykonywać równolegle, wykorzystując osobne wątki, procesy, rdzenie. Operacje sumowania nie są operacjami niezależnymi.



Rysunek 7. operacje niezależne i operacje wymagające synchronizacji

Sumowanie a+b+c+d realizowana jest analogiczne do zdegenerowanego drzewa binarnego czyli (((a+b)+c)+d)... nie jest operacją równoległą. Przy dużej ilości składników możemy spróbować zastosować zwykłe drzewo binarne nie zdegenerowane, a operacja dodawania może stanie się częściowo równoległa ((a+b) + (c+d) ...). Maszyny cyfrowe obecnie nie są wyposażone w sumatory wielokanałowe pozwalające dodawać więcej niż 2 liczby jednocześnie. Najprostsza realizacja fizyczna takiego sumatora jest możliwa do realizacji w układach FPGA, można także zastosować nawiasy.



Rysunek 8. drzewo zdegenerowane i niezdegenerowane

4.3 Dodawanie równoległe

różnice w szybkości dodawania: (C++)

$$b = a1 + a2 + a3 + a4 + ... + a1024;$$

czas wykonania: **0.247875 [sek.]**

$$b = ((..((a1 + a2) + (a3 + a4)) + ((a5 + a6)...$$

czas wykonania: **0.09568 [sek.]**

Ponad dwukrotne zwiększenie szybkości przez dodanie nawiasów. przy 32 składnikach mamy 16 + 8 + 4 + 2 + 1 dodawań, jednak pierwsze 16 może być wykonane równolegle, kolejna 8 także jest od siebie niezależna, podobnie 4 i 2. Czyli dla 32 elementów mamy 31 dodawań w 5 poziomach. Dla 1024 składników mamy 1023 dodawania, 512+256+128...+1 w 10 poziomach. Podsumowując 1023 dodawania możemy wykonać w czasie takim jak 10 dodawań korzystając z osobnych 512 rdzeni CUDA zakładając że dostęp do pamięci będzie niezależny. Korzystając ze zwykłego CPU poszczególne rdzenie będą czekały się w kolejce po odczyt wartości składników oraz w drugiej kolejce do zapisu wyników w pamięci. Jeśli kod będzie "optymalizowany" np. przez procesor i zmieni się kolejność niektórych działań, wynik sumowania może być nieprawidłowy.

4.4 Wątki

Rozdzielenie przetwarzania w ramach procesu na wątki umożliwia równoległe przetwarzanie danych i jest wspierane przez nowoczesne procesory. Proces będzie miał do dyspozycji kilka niezależnych jednostek liczących ALU, więc niezależne operacje będą wykonywane w tym samym czasie. A zatem pojedyncze mnożenie zajmie tyle czasu co kilka mnożeń na kilku rdzeniach.

4.5 HyperWątki HT

Technologia wprowadzone przez Inter HyperThread(R) tworzy dwie kolejki rozkazów dla jednego rdzenia, co dla systemu operacyjnego wygląda na dwa niezależne rdzenie. W rezultacie w czasie gdy jedna kolejka wykorzystuje jednostkę liczącą, w drugiej kolejce może być bez przeszkód wykonana instrukcja odczytania lub zapisu danych do pamięci - a te instrukcje zajmują nawet kilkanaście cykli zegara. W tej sytuacji mamy zwiększone wykorzystanie potencjału pojedynczego rdzenia.

4.6 Pamięć operacyjna

Ponieważ dostęp do *magistrali pamięci* jest synchroniczny, to nawet jeśli samo przetwarzanie przez ALU będzie równoległe, to odczyt i zapis w pamięci będzie miał charakter zbliżony do synchronicznego. Nawet przy dwu niezależnych kanałach po 128 bitów w każdym (DDR5).

4.7 Rdzenie CUDA

Procesory ogólnego przeznaczenia, mimo wielu wysiłków, nie są w stanie zapewnić w pełni równoległego przetwarzania. Równoległe przetwarzanie mogą zapewnić np. procesory graficzne, w których znajduje się wiele jednostek obliczeniowych, ale przede wszystkim dostęp do pamięci jest rzeczywiście równoległy. Procesory graficzne projektowane były do obliczeń translacji punktów w przestrzeni, a operacje te sprowadzały się do mnożenia macierzy współrzędnych znormalizowanych punktu przez macierz translacji:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & x \\ 0 & 1 & 0 & y \\ 0 & 0 & 1 & z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, O_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c & -s & 0 \\ 0 & s & c & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/d & 0 \end{bmatrix}$$

a po rozpisaniu mamy:

$$\begin{gathered} X - x * m[0][0] + y * m[1][0] + z * m[2][0] + w * m[3][0] \\ Y - x * m[0][1] + y * m[1][1] + z * m[2][1] + w * m[3][1] \\ Z - x * m[0][2] + y * m[1][2] + z * m[2][2] + w * m[3][2] \\ W - x * m[0][3] + y * m[1][3] + z * m[2][3] + w * m[3][3] \end{gathered}$$

i są to te same obliczenia, które wykonujemy wielokrotnie podczas pracy z matematycznymi modelami sieci neuronowych:

$$y - x_0 * w_0 + x_1 * w_1 + x_2 * w_2 ... + x_2 * w_2;$$

a jeśli będą one wykonane przez osobne rdzenie CUDA, a wyniki będą zapisane w pamięci VRam o dostępnie równoległym - wtedy wiele takich operacji zajmie dokładnie tyle samo czasu co pojedyncza operacja. Idealnie byłoby gdyby cała praca odbywała się w VRAM i na rdzeniach CUDA bez konieczności przesyłania danych w każdym cyklu do pamięci operacyjnej RAM. Jeśli zbiór danych w całości znajdowałby się w VRAM, to przejście sygnałów przez jedną warstwę sieci trwałoby tyle co jedna operacja, a propagacja przez sieć trwałaby tyle razy dłużej ile warstw mamy w sieci. Powrót sygnału w postaci wielkości błędu podobnie zajmowałby mniej więcej tyle czasu. (O ile operacje mnożenia możemy wykonać równolegle to operacje wielokrotnego dodawania już nie do końca). Równoległe zmiany kilku wag również byłyby dokonywane w takim czasie jak zmiana pojedynczej wagi.
Wprowadzanie na rynek gier sieciowych wymagających do zabawy coraz wydajniejszych kart graficznych oraz pojawienie się wirtualnych walut typu Bitcoin wydobywanych - obliczanych właśnie przy użyciu takiego sprzętu zwiększyła zapotrzebowanie na coraz wydajniejsze jednostki mimo sporych kosztów jak dla użytkownika indywidualnego.
Dostępność cenowa coraz wydajniejszych jednostek, które przyspieszają obliczenia nawet o kilka rzędów wielkości, spowodowała, że budowanie prawdziwie używalnych modeli stało się możliwe. A temat *„sztucznej inteligencji"* znany wcześniej jedynie garstce naukowców, stał się nagle tematem bardzo popularnym.

4.8 Matlab

Dodatek Parallel computing w Matlab umożliwia wykonywanie obliczeń równolegle, w osobnych wątkach, procesach a także z wykorzystaniem kart graficznych (obecnie tylko NVidia). Dodatki Optimalization Toolbox i Optimalization Computing Toolbox optymalizują tworzony kod zwiększając jego wydajność. Dodatek Deep Learning Toolbox dostarcza gotowych metod do obliczeń sieci neuronowych.
w Matlab karty graficzne (NVidia) są widoczne nawet bez instalowania w systemie dedykowanych sterowników. Katry AMD nie są widoczne.

4.9 Python

Metody do obliczeń sieci neuronowych w języka Python dostarczone są w bibliotekach scikit-learn i TensorFlow2 a dostarczają one gotowych metod przydatnych w obliczeniach sieci neuronowych. Wykorzystują one możliwości równoległego przetwarzania, które oferuje sprzęt na którym uruchamiany jest kod.
Instalacja i konfiguracja środowiska Python do współpracy z NVidia (RTX4070) jest skomplikowana.
https://www.geeksforgeeks.org/matplotlib-tutorial/ matlabplotlib

4.10 Notes

Layer - dostarcza X[]
Layer - wylicza uX = u * X[] | jednoczesnie Neuron[] wylicza y = X*W

L -> X_0
$L->uX_0|N[](readW)->Y_0$
$L->X_1|...$
$L->uX_1|N[](readW)->Y_1$
$L->Z_0 = F(Y_0)$
$L->dZ_0 = Z_0 * (1 - Z * 0)|dZ_0 = 1/ * (dF(Z_0) * /$
$L->dZ_{0X} = dZ_0 * X[]$
$N[] < -W+ = dZ_{0X} * W$
$N[]->En_0 = dZ_{0X} * W//(X * u * dFe)$
$L->E_0 = E0_0 + E1_0 + ...En_0$

..
$L : -obliczeniew1miejscuu * X//u - skalar, X[] - wektor$
$N : -obliczeniesekwencyjne - Y0 = W * X0, Y1 = W * X1, Y2 * X2...synchronaE0//y0 - skalar, W - wektor$
$L : -synchronaX0//X0 - wektor$
$L : -obliczniesekwencyjneZ0 = f(Y0), dZ0 = Z0 * .(1 - Z0), //Z0, Y0dZ0 - wektor$
$L : -synchronaE0$
$N : -obliczenierownolegledfe = dZ0[n] * E0[n], W+ = uX_0 * .W, Eout = dfe * W; //dfe, dZ0[n], E0[n] - skalar, uX, W - wektor$

Rozdział 5

Jednowymiarowa regresja liniowa

5.1 Wprowadzenie

Przykłady obliczeń Python i Matlab zostały zaczerpnięte z [3]. **Pełen kod dostępny na github:** https://github.com/piotrHeinzelman/inz/tree/main/MixedProj/01.polyfit w przypadku Matlab i Python korzystam z dostępnych funkcji, w przypadku Java obliczam wg. wzoru 28. Obliczenia różnymi metodami dają zbliżone wyniki, więc zakładam że moje implementacje są poprawne.

W pracy tam gdzie możliwe staram się wykorzystać dostarczone funkcje liczące. I tak dla Matlab i dla Python wykorzystałem zaimplementowaną funkcję "polyfit". W kodzie Java musiałem sam zaimplementować funkcję liczącą dla porównania wydajności. W programach nie porównuję czasu ładowania i przygotowania danych ponieważ chcę wykonywać obliczenia dla tych samych wartości czytanych z tych samych plików, natomiast nie jest moim celem optymalizacja wczytywania danych z pliku.

5.2 Prowadzenie badania

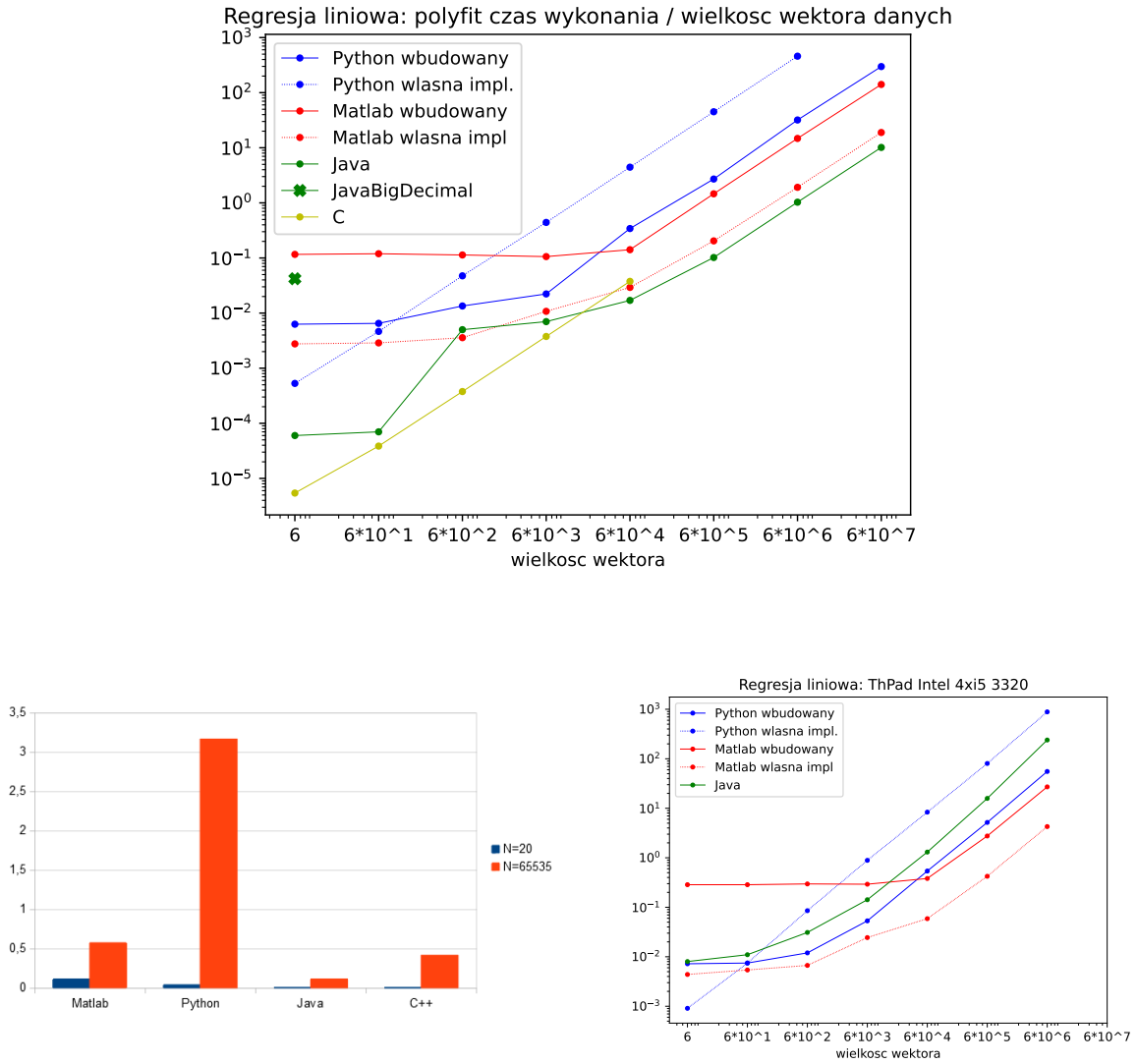
Programy w kolejnych językach uruchamiam poniższym kodem:

```
./matRun >> output.txt
./pyRun  >> output.txt
./javaRun >> output.txt

//matRun
echo "--- Matlab app start: ---"
/usr/local/MATLAB/R2024a/bin/matlab  -nodisplay -nosplash -nodesktop -batch 'run matlab.m'

//pyRun
echo "--- Python app start: --- "
python main.py

// javaRun
javac Main.java
echo "--- Java app start: ---"
java Main
```

5.3 Kod realizujący obliczenia

```
//                  --- MATLAB ---

    a = polyfit(x,y,1);

//                  --- Python ---

    a = np.polyfit(x,y,1)

//                  ---  Java ---

     for (int i = 0; i < x.length; i++) {
            xsr += x[i];
            ysr += y[i];
        }
        xsr = xsr / x.length;
        ysr = ysr / y.length;

        for (int i = 0; i < x.length; i++) {
            sumTop += ((x[i] - xsr) * (y[i] - ysr));
            sumBottom += ((x[i] - xsr) * (x[i] - xsr));
        }
        w1 = sumTop / sumBottom;
        w0 = ysr - w1 * xsr;

//               --- C++ ---

      for ( int i=0; i<len; i++ ){
         xsr +=  X[i];
         ysr +=  Y[i];
      }
   xsr=xsr / len; ysr=ysr / len;
   double sumTop=0.0;
   double sumBottom=0.0;

      for ( int i=0;i<len;i++ ){ //  xtmp = X[i]-sr ! ;
       sumTop   += ((X[i]-xsr)*(Y[i]-ysr));
      sumBottom += ((X[i]-xsr)*(X[i]-xsr));
      }
      w1 = sumTop / sumBottom;
      w0 = ysr -(w1 * xsr) ;

.
```

5.4 Uzyskane wyniki



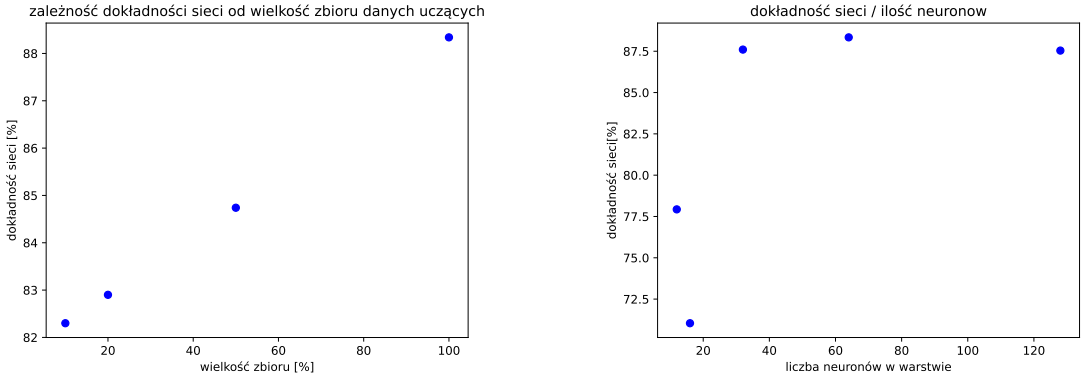
Rysunek 9. Porównanie czasów obliczania regresji liniowej

Rozdział 6

Klasyfikowanie pisma odręcznego MLP

6.1 Wstęp

Porównuję dokładność sieci rodzaju MLP w zależności od ilości danych - podczas uczenia sieci wycinkiem danych uczących, dokładność sieci wzrasta do granicznej 88,34% przy wykorzystaniu pełnego zestawy danych uczących. Zmiana ilości neuronów w dwu warstwach również wpływa na dokładność sieci i jest największa przy 64 neuronach. Zwiększenie lub zmniejszenie liczby neuronów zmniejsza dokładność sieci. Długość procesu uczenia wynosiła 5000 epok. Szacowanie przeprowadzałem w języku Matlab. Metodę uczenia wybrałem metodę największego spadku, ponieważ przy wyborze metody LM miałem za mało pamięci dla takiej konfiguracji sieci. (wymagane 21Gb)

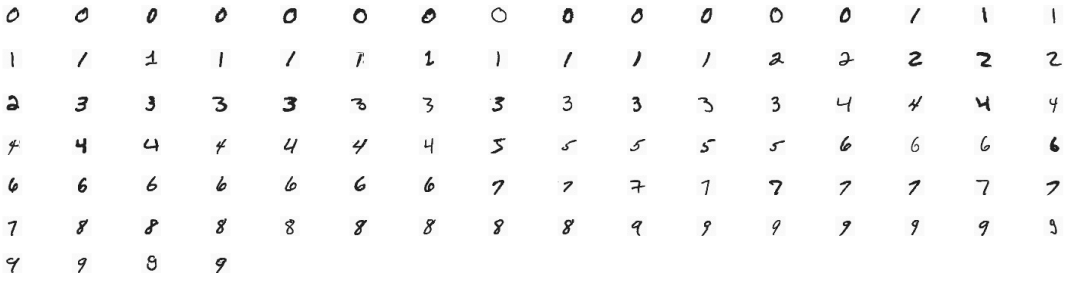


Rysunek 10. Szacowanie parametrów sieci

Porównanie czasów wykonania uczenia 64 neuronów w 2 warstwach i 5000 epok dla różnych języków. Dla Matlab wyniki uzyskane w systemie operacyjnym Windows 10 oraz Arch Linux w trybie tekstowym, dodatkowo wyniki przy obliczeniach domyślnych proponowanych przez program, w porównaniu z wymuszeniem obliczeń tylko na GPU. Dość zaskakująca jest różnica w szybkości obliczeń na GPU w zależności od platformy. Odpowiednio w systemie Windows 10 obliczenia trwają 419-425 sek., Linux Arch wykona te obliczenia w czasie 205-211 sek.

6.2 Dane treningowe

Dane treningowe i testowe - zestaw pisanych ręcznie cyfr - pochodzą z zasobów MNIST (yann.lecun.com). w kodzie Java dodałem zestaw metod umożliwiający m.in. podejrzenie wektorów treningowych jako obrazy, zapisanie wag warstwy jako obraz, i inne.



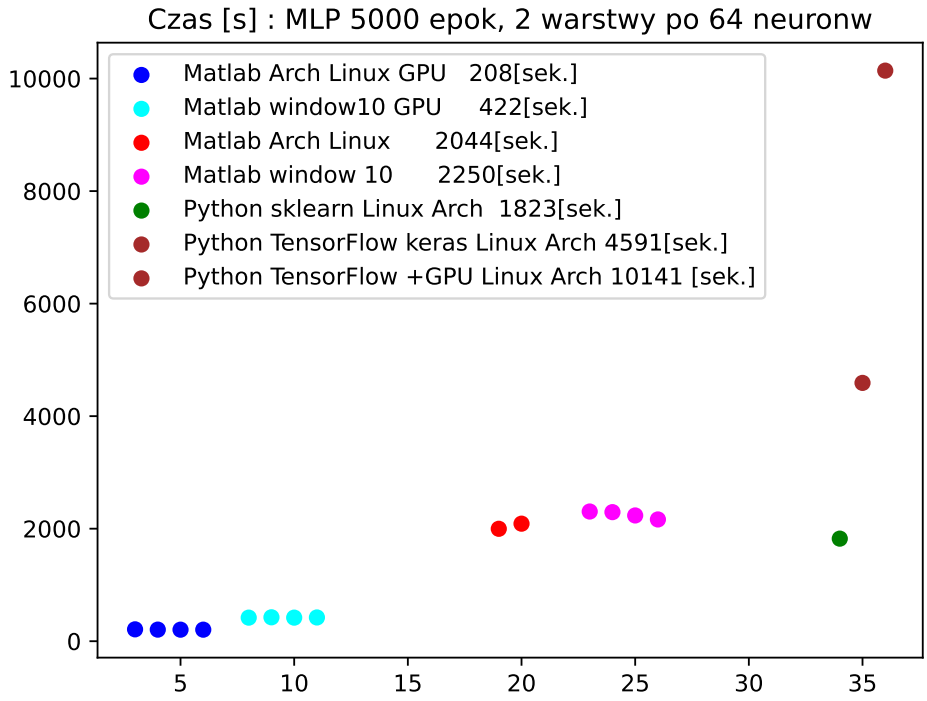
Rysunek 11. podgląd próbki wektorów uczących

poniżej kod ładujący dane, oraz metody narzędziowe:

```
1
2  public  void prepareData( int percent ){
3     trainYfile =  loadBin( "../data/" + "t10k-images-idx3-ubyte", 8, percent*600 ); //offset=8, size=percent*600  // OK
4     testYfile =  loadBin( "../data/" + "t10k-labels-idx1-ubyte",  8, percent*100 ); // offset=8, size=percent*100 // OK
5
6     trainY = new float[percent*600][];
7     testY  = new float[percent*100][];
8     //train Y
9     for (int i=0;i<percent*600;i++){
10       trainY[i] = new float[]{ 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f, 0.0f };
11       trainY[i][ trainYfile[i] ]=1.0f;
12    }
13
14    byte[] trainXfile = loadBin(path + trainXname, 16, percent * 784 * 600);// offset=16 size=percent*784*600
15       trainX=new float[percent*600][784];
16          for (int i=0;i<percent*100;i++) {
17             int off=i*784;
18             for (int j=0;j<784;j++){
19                trainX[i][j]=Byte.toUnsignedInt( trainXfile[off+j] )/16;
20
21          }}} catch (IOException e) { throw new RuntimeException(e); }
22    }
23
24
25     public static byte[] loadBin( String filename, int offset, int len ) throws IOException {
26         byte[] bytesBuf = new byte[ len ];
27         File f = new File( filename );
28         FileInputStream fis = new FileInputStream( filename );
29         fis.skip(offset);
30         fis.read( bytesBuf, 0, len );
31         return bytesBuf;
32     }
33
34     public static float[] vectorSubstSsubZ( float[] s, float[] z ){
35         float[] out = new float[ z.length];
36         for ( int i=0;i<z.length; i++ ){
37             out[i] = ( s[i] - z[i] );
38         }
39         return out;
40     }
41
42     public static float meanSquareError( float[] s, float[]z ){
43         float out = 0.0f;
44         for ( int i=0;i<z.length; i++ ){
45             float delta = s[i] - z[i];
46             out+=delta*delta;
47         }
48         return out;
49     }
```

```
50
51      public static BufferedImage arrayOfFloatToImage( float[] data , int xScale ){
52          int width = data.length/xScale;
53          int height = 510;
54          float min = data[0];
55          float max = data[0];
56          for ( int i=1;i< data.length;i++ ){
57              if ( data[i]<min ) { min=data[i]; }
58              if ( data[i]>max ) { max=data[i]; }
59          }
60          float delta=( max-min )/(height-10);
61          BufferedImage image = new BufferedImage( width , height , TYPE_INT_RGB );
62
63          int pointColor = (255*255*240)+(255*244)+244;
64          for ( int i=0;i<width;i++ ){
65              int val=(int) (( data[xScale*i]-min )/delta ) ;
66              image.setRGB( i, 5+val , pointColor );
67          }
68          return image;
69      }
70
71      public static void saveImg( BufferedImage image, String nameSuffix ){
72          File file = new File("image"+nameSuffix+".png");
73          try {
74              ImageIO.write(image , "png", file );
75          } catch (IOException e) {
76              throw new RuntimeException(e);
77          }
78      }
79  }
```

6.3 Uzyskane wyniki



6.4 Kod realizujący obliczenia w Matlab

```
1
2     net = feedforwardnet([ 64, 64 ],'traingd');
3     net.trainParam.epochs = 5000;
4     net.trainParam.goal   = 0.03;
5     net.input.processFcns = {'mapminmax'};
6
7     gxtrain = gpuArray( xtrain );
8     gytrain = gpuArray( ytrain );
9
10    ST = datetime('now');
11
12    gpu=true;
13    if ( gpu )
14        %GPU
15        net = configure(net,xtrain,ytrain);
16        net = train(net, gxtrain, gytrain,'useParallel','yes','useGPU','
    yes');
17    else
18        %No GPU
19        net = train( net, xtrain, ytrain );
20    end
21
22    ED = datetime('now');
23
24    z = net( xtest );
25    flatZ = aryOfVectorToAryOfInt( z );
26    flatZtest = aryOfVectorToAryOfInt( ytest );
27    accuracy = accuracyCheck(flatZ, flatZtest);
28
29    D = duration( ED-ST );
30
31    fprintf('# MLP: 2x64Neu * 5000 cycles:\n' );
32    fprintf( '# accuracy: a:%f\n\n' , accuracy );
33    fprintf ('m[]=%f\n' , seconds(D)  );
```

6.5 Własna implementacja w Java

Do napisania programu użyłem własnego, opisanego we wcześniejszych rozdziałach modelu obiektowego sieci neuronowych. Sieć ta pracuje dużo wolniej niż rozwiązanie w matlab, uczenie sieci zajmuje aż 14400 sek. Najważniejszym celem napisania tego programu było sprawdzenie czy sieć oparta na modelu obiektowym działa, i czy osiągnie podobny poziom dokładności jak gotowe rozwiązanie z Matlab. Okazuje się, że podobnie jak sieć w Matlab, ta napisana w Java osiąga dokładność około 87%; Kod celowo nie jest optymalizowany pod kątem wydajności - chodziło mi o łatwość czytania i zrozumienia modelu, a także potwierdzenie że sieć oparta na tym modelu uczy się podobnie jak gotowe rozwiązanie z Matlab. W kodzie umieściłem metody dzięki którym mogłem sprawdzić czy dane wczytują się prawidłowo. Poniżej zamieszczam kod rozwiązania:

```
// main.java
private float[][] testX; private float[][] testY; private float[][] trainX; private float[][] trainY;

private Layer layer1; private Layer layer2; private Layer layer3;

private Tools tools = new Tools();
int numOfEpoch=500;
float[] CSBin_data=new float[numOfEpoch];

public void prepare() {
    tools.prepareData( 100 );
    testX = tools.getTestX();
    testY = tools.getTestY();
    trainX = tools.getTrainX();
    trainY = tools.getTrainY();

    layer1=new Layer( LType.sigmod , 64 ,784 ); layer1.setName("Layer1"); // n neurons
    layer2=new Layer( LType.sigmod , 64 ,64 ); layer2.setName("Layer2"); // n neurons
    layer3=new Layer( LType.softmaxMultiClass , 10 ,64 ); layer3.setName("Layer3"); // n neurons
    layer1.rnd();  layer2.rnd();  layer3.rnd();
}

public void run() {

float Loss = 0.0f;
for (int epoch = 0; epoch < numOfEpoch; epoch++) {
    for ( int index = 0; index < trainX.length; index++ ) {
        layer1.setX( trainX[ index ] );
        layer1.nForward();
        layer2.setX( layer1.getZ() );
        layer2.nForward();
        layer3.setX( layer2.getZ() );
        layer3.nForward();

        float[] S_Z = tools.vectorSubstSsubZ( trainY[ ind_ex ], layer3.getZ() );
        layer3.nBackward( S_Z );
        layer2.nBackward( layer3.getEout() );
        layer1.nBackward( layer2.getEout() );
    }
}
        // check accuracy
int len = testX.length;
int accuracy = 0;
for (int i = 0; i < len; i++) {
    layer1.setX( testX[i] );
    layer1.nForward();
    layer2.setX( layer1.getZ() );
    layer2.nForward();
    layer3.setX( layer2.getZ() );
    layer3.nForward();

    int netClassId = tools.getIndexMaxFloat( layer3.getZ() );
    int fileClassId = tools.getIndexMaxFloat( testY[i] );
    if (fileClassId == netClassId) { accuracy++; }
    }
System.out.println(100.0f * accuracy / len + "%");
}}
```

```
// neuron.java
public class Layer {
    private String name;
    private  LType lType;
    private  Neuron[] neurons;
    private  float X[];
    private  float Y[];
    private  float Z[];
    private  float dFofZ[];
    private  float Eout[]; // S-Z for last

    public Layer( LType lType, int n, int m ) {// n - number of neurons & output size Y[n], Z[n]
        this.lType=lType;                      // m - number of inputs  = input  size X[m]
        this.neurons = new Neuron[n];
        for (int i=0; i<n; i++){
            this.neurons[i]=new Neuron(m, this);
        }
        X = new float[m];
        Y = new float[n];
        Z = new float[n];
        dFofZ = new float[n];
        Eout = new float[m];
    }

    public void setWmn( int n, int m, float wji ){ neurons[n].setWm( m, wji ); }

    public void rnd(){
        Random random=new Random();
        for ( Neuron neu : neurons ) {
            for ( int m=0; m<X.length; m++ ) {
                neu.setWm( m , (float)( -1.0f+2.0f*random.nextFloat() )  );
            }
        }
    }

    public float[] nForward() {
        switch (lType) {
            case sigmod:
            case sigmod_CrossEntropy_Binary:{
                for (int n = 0; n < neurons.length; n++) {
                    Y[n] = neurons[n].Forward(X);
                    Z[n] = F(Y[n]);
                    dFofZ[n] = dF(Z[n]);
                }
                for (int m=0;m<Eout.length;m++){ Eout[m]=0; }
                return Z;
            }
            case softmaxMultiClass: {
                int len = neurons.length;
                float sum = 0.0f;
                float max = Y[0] = neurons[0].Forward(X);
                for (int i=1;i<len;i++){
                    dFofZ[i] = 1;
                    Y[i]=neurons[i].Forward(X);
                    if (Y[i]>max) { max=Y[i]; }
                }
                for (int i = 0; i < len; i++) {
                    Y[i] = (float) Math.exp( Y[i]-max );
                    sum += Y[i];
                }
                for (int i = 0; i < len; i++) {
                    Z[i] = Y[i] / sum;
                }
                return Z;
            }
            default: { return Z; }
        }
    }

    public void nBackward( float[] Ein ){ // S-Z or Ein
        for ( int i=0;i<neurons.length;i++ ){ Eout[i]=0.0f; }
        for ( int n=0; n< neurons.length; n++ ){
            neurons[n].Backward( Ein[n] * dFofZ[n] );
        }
    }


```

```
80      private float F ( float y ){
81          float z;
82          switch (this.lType) {
83              case sigmod:
84              case sigmod_CrossEntropy_Binary:
85                  { z = (float) (1.0f/(1.0f + Math.exp( -y ))); break; }
86              case linear:
87                  default: { z=y; break; }
88          }
89          return z;
90      }
91
92      private float dF ( float z ){
93          float df;
94          switch (lType) {
95              case sigmod:
96                  { df = z*(1-z); break; }
97              case linear:
98              case sigmod_CrossEntropy_Binary:
99              default: { df=1; break; }
100         }
101         return df;
102     }
103
104     // getters / setters
105     public void setX( float[] _x ) {
106         for ( int m=0; m<X.length; m++ ){
107             this.X[m] = _x[m];
108         }
109     }
110     public float[] getZ() { return Z; }
111     public float[] getX() { return X; }
112     public float[] getEout() { return Eout; }
113 }
```

```
1  // neuron.java
2  public class Neuron {
3      private float bias=0;
4      private final float[] W;
5      private final Layer parent;
6      private final static float mu=0.001f;
7
8      public void setBias( float b ) { this.bias=b; }
9      public float getBias(){ return bias; }
10
11     public Neuron( int m, Layer parent ) {
12         this.parent=parent;
13         this.W = new float[m];
14     }
15
16     public void setWm( int m, float wji ){
17         W[m] = wji;
18     }
19
20     public float Forward( float[] X ) {
21         float res=bias;
22         for ( int m=0; m<W.length; m++ ) {
23             res+= X[m]*W[m];
24         }
25         return res;
26     }
27
28     public void Backward( float en_x_dFIznI ) {
29         float[] X = parent.getX();
30         for ( int m=0; m<W.length; m++ ) {
31             parent.getEout()[m] += ( W[m] * en_x_dFIznI );
32             W[m] += mu * en_x_dFIznI * X[m];
33         }
34     }
35 }
```

6.6 Pyton -sklearn

```
import numpy as np
import time
import struct
import sklearn.neural_network as snn

def readFileX ( fileName , offset, percent, multi ):
    file=open( fileName, 'rb' )
    file.read( offset )
    data=np.fromfile( fileName, np.uint8, percent*100*784*multi, '',
   offset )
    data=data.reshape(percent*100*multi, 784)
    data=1-(data/128)
    file.close()
    return data

def readFileY ( fileName , offset, percent, multi ):
    file=open( fileName, 'rb' )
    file.read( offset )
    len=percent*100*multi
    data=np.fromfile( fileName, np.uint8, len, '', offset )
    out=[]
    for i in range ( len ):
        tmp=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]
        tmp[ data[i]] = 1
        out.append( tmp )
    file.close()
    return out

percent=100
trainX = readFileX ('data/train-images-idx3-ubyte', 16, percent ,6 )
trainY = readFileY ('data/train-labels-idx1-ubyte', 8, percent, 6 )
testX = readFileX ('data/t10k-images-idx3-ubyte', 16, percent, 1  )
testY = readFileY ('data/t10k-labels-idx1-ubyte', 8, percent, 1 )

net = snn.MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(64,64), random_state=1,
   activation='logistic', solver='sgd' )
net.fit( trainX, trainY )

start=time.time()
for i in range(10):
    for epo in range (500):
        net.partial_fit( trainX, trainY )
print("Time: ", time.time()-start, score: ",net.score(testX, testY))
```

6.7 Pyton -tensorflow

```
1 ?
```

Rozdział 7

Sieci głębokie

Rozdział 8

Sieci głębokie

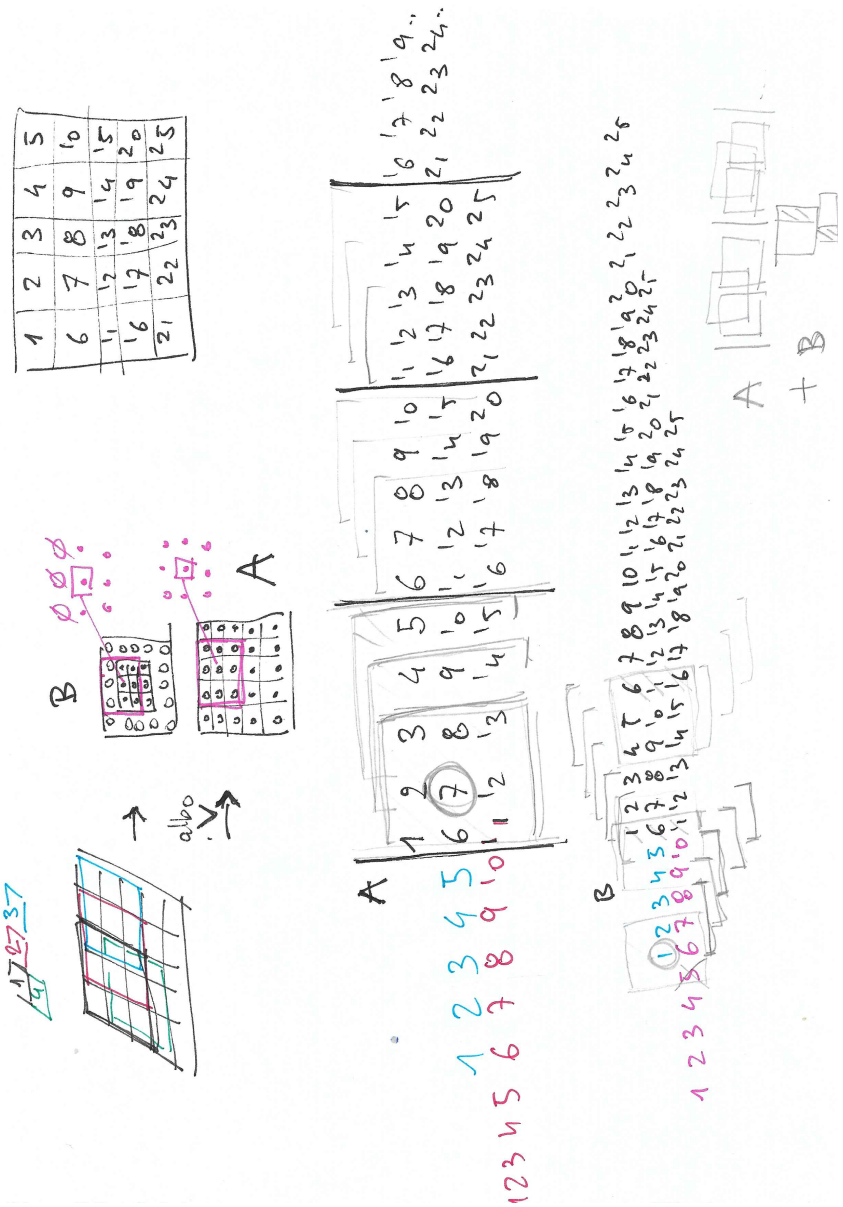
Za protoplastę sieci głębokich można uznać zdefiniowany na początku lat dziewięćdziesiątych wielowarstwowy **neocognitron** Fukushimy, Prawdziwy rozwój tych sieci zawdzięczamy jednak profesorowi LeCun, który zdefiniował podstawową strukturę i algorytm uczący specjalizowanej **sieci konwolucyjnej** *Convolutional Neural Network* skracanej tradycyjnie do CNN [3].

8.1 CNN

```
https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/74760-image-
    classification-using-cnn-with-multi-input-cnn?s_tid=
    srchtitle_support_results_1_CNN
```

8.2 Python TensFlow

// derative of convolution https://www.physicsforums.com/threads/ how-do-you-derive-the-derivative-of-a-convolution.403002/ https://dsp.stackexchange.com/questions/46746/ how-to-evaluate-derivative-of-convolution-integral https://en.wikipedia.org/wiki/Convolution


A
B
albo
A + B

Rozdział 9

Podsumowanie

- Teoria: wiemy jak ma działać, ale jednak nie działa.
- Praktyka: działa, ale nie wiemy – dlaczego?
- Łączymy teorię z praktyką: nic nie działa i nie wiemy, dlaczego.

Więcej informacji na temat LaTeXa:

- <https://www.overleaf.com/learn> – przystępny tutorial na stronie Overleaf,
- <https://www.latex-project.org/> – strona domowa projektu,
- <https://www.tug.org/begin.html> – dobry zbiór odnośników do innych materiałów.

Powodzenia!

Bibliografia

[1] Józef Korbicz Andrzej Obuchowicz, D. U., *Sztuczne sieci neuronowe: podstawy i zastosowania*. Akademicka Oficyna wydawnicza PLJ, 1994, ISBN: 83-7101-197-0.

[2] R., W., *Metody programowania nieliniowego*. Warszawa: WNT, 1986.

[3] Stanisław Osowski, R. S., *Matematyczne modele uczenia maszynowego w językach MATLAB i PYTHON*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2023, ISBN: 978-83-8156-597-4.

[4] Stuart Russell, P. N., *Artificial Intelligence: A Modern Aproach, 4th Edition*, Grażyński, T. A., red. Pearson Education, Inc., Polish language by Helion S.A. 2023, 2023, ISBN: 978-83-283-7773-8.

[5] Włodzimierz Kasprzak, prof. dr hab. inż., „Metody sztucznej inteligencji (2024L), MSI-C6.pdf," materiał dydaktyczny.

Spis rysunków

Spis tablic

Spis załączników

Załącznik 1

Uogólniona reguła delty

Rozważmy sieć jednowarstwową z elementami przetwarzającymi o nieliniowej, lecz niemalejącej i różniczkowalnej funkcji aktywacji F wówczas zmianę wag przy prezentacji μ-tego wzorca można opisać równaniem:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \xi}{\partial w_{ji}} = -\eta \frac{\partial \xi}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} = -\eta \frac{\partial \xi}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}}, \tag{12}$$

przy czym:

$$\frac{\partial \xi}{\partial z_j} = (s - z_j), \text{ z def. } ((\frac{1}{2}(x-y)^2)' = (x-y), \tag{13}$$

$$\frac{\partial z_j}{\partial y_j} = F'(y_j), \tag{14}$$

$$\frac{\partial y_j}{\partial w_{ji}} = x_i; \tag{15}$$

stąd ostatecznie wzór przyjmuje postać:

$$\Delta w_{ji} = \eta F'(y)(S - z_j)x_i = \eta F'(y)(S - F(y))x_i = \eta F'(y)(s_1, s_2 \dots s_m - F(x_1 * w_1, x_2 * w_2 \dots))x_i \tag{16}$$

oraz dla warstwy ukrytej:

$$\Delta w_{ji} = \eta F'(y_j) \sum_{i=1}^{n_{m+1}} F'(y_j)(s^{m+1} - z_j^{m+1}) w_{ji} \tag{17}$$

Załącznik 2

Algorytm propagacji wstecznej

Algorytm ten [1], podaje on przepis na zmianę wag w_{ij} dowolnych połączeń elementów przetwarzających rozmieszczonych w sąsiednich warstwach sieci jednokierunkowej. Jest on oparty na minimalizacji sumy kwadratów błędów uczenia z wykorzystaniem optymalizacyjnej metody największego spadku [2]. Dzięki zastosowaniu specyficznego sposobu propagowania błędów uczenia sieci powstałych na wyjściu, tzn. przesyłania ich do warstwy wyjściowej od wejściowej, algorytm propagacji wstecznej stał się jednym z najskuteczniejszych algorytmów uczenia sieci. Rozważamy sieć jednowarstwową o liniowych elementach przetwarzających. Załóżmy, że mamy P-elementowy zbiór wzorców. Przy prezentacji μ-tego wzorca możemy zdefiniować błąd:

$$\delta_j^\mu = s_j^\mu - z_j^\mu = s^\mu - y_j^\mu = s^\mu - \sum_{i=0}^{m} w_{ij} x_i^\mu, \tag{18}$$

gdzie s_j^μ, y_j^μ oznaczają odpowiednio oczekiwane i aktualne wartości wyjścia j-tego elementu oraz ważoną sumę wejść wyznaczoną w jego sumatorze przy prezentacji μ-tego wzorca. x_i^μ i-ta składowa μ-tego wektora wejściowego, w_{ji} - oznacza wagę połączenia pomiędzy j-tym elementem warstwy wyjściowej a i-tym elementem warstwy wejściowej. m-liczba wejść.
Jako miarę błędu sieci ξ wprowadzimy sumę po wszystkich wzorcach błędów powstałych przy prezentacji każdego z nich:

$$\xi = \sum_{\mu=0}^{P} \xi_\mu = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^{P} \sum_{j=1}^{n} (s^\mu - y^\mu)^2, \tag{19}$$

gdzie

$$\xi_\mu = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n} (s^\mu - y^\mu)^2, \tag{20}$$

Problem uczenia sieci to zagadnienie minimalizacji funkcji błędu ξ. Jedną z najprostszych metod minimalizacji jest gradientowa metoda największego spadku [2]. Jest to metoda iteracyjna, która poszukuje kolejnego lepszego punktu w kierunku przeciwnym do gradientu funkcji celu w danym punkcie. Stosując powyższą metodę do uczenia sieci, zmiana Δw_{ji} wagi połączenia winna spełniać relację:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \xi}{\partial w_{ji}} = -\eta \sum_{\mu=1}^{P} \frac{\partial \xi_\mu}{\partial w_{ji}} = -\eta \sum_{\mu=1}^{P} \frac{\partial \xi_\mu}{\partial z_j^\mu} \frac{\partial z_j^\mu}{\partial w_{ji}} \tag{21}$$

gdzie η oznacza współczynnik proporcjonalności. W przypadku elementów liniowych mamy:

$$\frac{\partial \xi_\mu}{\partial z_j^\mu} = -(s_j^\mu - z_j^\mu) = -\delta_j^\mu, \tag{22}$$

$$\frac{\partial z_j^\mu}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial y_j^\mu}{\partial w_{ji}} = x_i^\mu \tag{23}$$

stąd otrzymujemy:

$$\Delta w_{ji} = \eta \sum_{\mu=1}^{P} \delta_j^\mu x_j^\mu \tag{24}$$

ostatecznie pełną regułę zapiszemy:

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \Delta w_{ji}, \tag{25}$$

Konsekwentna realizacja metody największego spadku wymaga dokonywania zmian wag dopiero po zaprezentowaniu sieci pełnego zbioru wzorców. W praktyce stosuje się jednak zmiany wag po każdej prezentacji wzorca zgodnie ze wzorem:

$$\Delta^\mu w_{ji} = -\eta \frac{\partial \xi_\mu}{\partial w_{ji}} = \eta \delta_j^\mu x_i^\mu, \tag{26}$$

Załącznik 3

Jednowymiarowa regresja liniowa

[4] Funkcja liniowa jednej zmiennej to funkcja w postaci $y = w_1x + w_0$; współczynniki w_0 i w_1 możemy traktować jak wagi, i możemy je traktować łącznie jako wektor $\mathbf{W} =< w_0, w_1 >$ a samo przekształcenie można utożsamić z iloczynem skalarnym $y = \mathbf{W} * < 1, x >$. Zadanie dopasowania najlepszej hipotezy hw wiążącej te dwie wielkości nosi nazwę regresji liniowej. Matematycznie dopasowanie to sprowadza się do znalezienia wektora W minimalizującego funkcję straty, zgodnie z teorią Gaussa jako miarę tej straty przyjmuje się sumę miar dla wszystkich przykładów:

$$Loss(h_w) = \sum_{j=1}^{N} L_2(y_j, hw(x_j)) = \sum_{j=1}^{N} L_2(y_j - hw(x_j))^2 = \sum_{j=1}^{N} L_2(y_j - (w_1x + w_0))^2,$$

Naszym celem jest znalezienie optymalnego wektora W

$$\mathbf{W} = \text{argmin } Loss(h_w)$$

Gdy funkcja ciągła osiąga minimum w danym punkcie, pierwsze pochodne cząstkowe po argumentach tej funkcji zerują się w tym punkcie; w kontekście regresji liniowej nasza funkcja $Loss(h_w)$ jest funkcją dwu zmiennych: w_0 i w_1, których wartości w punkcie minimum określone są przez układ równań:

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial w_0} \sum_{(} y_j - (w_1x + w_0))^2 = 0, \\ \frac{\partial}{\partial w_1} \sum (y_j - (w_1x + w_0))^2 = 0, \end{cases}$$

Rozwiązaniem takiego układu są wartości:

$$w_1 = \frac{N(\sum x_j y_j) - (\sum x_j)(\sum y_j)}{N(x_j^2) - (\sum x_j)^2}, w_0 = \frac{\sum y_j - w_1(\sum x_j)}{N}, \tag{27}$$

Dla dużych N[4] musimy użyć następującej, równoważnej postaci rzeczonych wzorów:

$$w_1 = \frac{\sum(x_j - \overline{x})(y_j - \overline{y})}{\sum(x_j - \overline{x})^2}, w_0 = \overline{y} - w_1\overline{x}, \tag{28}$$

gdzie $\overline{x}$ i $\overline{y}$ są średnimi arytmetycznymi:

$$\overline{x} = \frac{\sum x_j}{N}, \overline{y} = \frac{\sum y_j}{N}, \tag{29}$$