Raport końcowy

Sieć CNN do klasyfikacji obrazów znaków

Piotr Heinzelman Wydział Elektryczny

1. Opis struktury i głównych funkcji

Teacher - klasa naczyciela

Do pracy potrzebuje źródła danych (klasy FileReader), która dostarcza dwuwymiarowy wektor - czyli tablicę wartości pikseli obrazu. Przy czym pierwsza wartość (X[0][0]) jest numerem klasy. Klasa FileReader po uruchomieniu konstruktora wczytuje dane, a następnie buduje wewnętrzną tablicę obrazów do wykorzystania. W momencie gdy Teacher otrzyma obraz, jego indeks jest usuwany z dostępnych obrazów, dzięki temu nauczone wzory nie powtarzają sie w epoce.

Teacher wczytuje wektor uczący wołając metodę: fileReader.getNextTrainX();

W aplikacji, (a także podczas testów) wykorzystywane są statyczne metody narzędziowe takich klas jak:

- Tools dostarczających m.in. metod wyświetlających zawartości wektorów i tablic w konsoli;
- Mat dostarczająych metod związanych z arytmetyką macieżową, czyli m.in. mnożeniem przez skalar (skalowaniem) mnożeniem przez macierzy, dodawaniem, obliczaniem wyznaczników i innymi;

Klasa **Teacher** tworzy i konfiguruje potrzebne do pracy warstwy sieci po wywołaniu metody **prepare(filters)**; jako parametr przekazujemy liczbę filtrów w warstwie splotowej. Metoda ta powoduje m.in. wylosowanie nowych wag dla wszystkich warstw sieci (wych które te wagi mają). Wagi te będą modyfikowane w procesie uczenia, a będą wykorzystywane w procesie wyliczania wartości wektora wyjściowego. Wyliczony wektor jest wykorzystywany w procesie uczenia, oraz w procesie pracy aplikacji polegającej na rozpoznawaniu znaków.

W aplikacji używana jest jedna warstwa splotowa zawierająca 8 filtrów o wymiarach 3x3. Wastswa splotowa po wysłaniu jako parametru wektora wejściowego X o wymiarach 28x28 pikseli czyli obrazu wylicza w procesie splatania 8 "obrazów", czy tablic wartości wynikowych.

tablice te podawane są kolejnej warstwie Pool - która wylicza maksymalne wartości pól 2x2 pokseli i zwraca jako "piksel" wyjściowy zmniejszając wymiar danych z 8x26x26 pixeli do 8x13x13 pikseli. (zakładając że podaliśmy jako liczbę filtrów liczbę 8).

Kolejna warstwa (Softmax)

- dokonuje spłaszczenia bloku danych do postaci jednowymiarowego wektora
- blok wejściowy o wymiarach 8 x 13 x 13 liczb wymnaża przez swoją wewnątrzną warstwę wag W o wymiarach ([8x13x13] na [10]) oraz i dodaje do wyniku wartości Bias. Otrzymujemy do kolejnej operacji wektor A o wymiarach [10].
- przeliczenia wektora A na wektor rozkładu prawdopodobieństwa P

Po przeliczeniu wektora A wg. wzoru na P rozkład prawdopodobieństwa otrzymujemy wektor wyjściowy, który opisuje prawdopodobieństwo przynależności obrazu do kolejnych klas.

Proces uczenia

Jeśli "nauczyciel" wie do jakiej klasy faktycznie należał obraz, to może policzyć "Błąd" tej operacji. A jeśli tak, to może te informacje w postaci wektora różnicy wartości oczekiwanych i wartości otrzymanych i przekazać wyjściowej. W warstwie wyjściowej zajdzie proces korygowania Wag, a także wyliczenia "błędu" jaki wnoisła warstwa bezpośrednio poprzedzająca. Warstwa poprzedzająca także otrzyma informacje liczbową w postaci wektora o swoim udziale. Na tej podstawie skoryguje swoje wagi, o ile je posiada. Warstwą korygującą wagi będzie warstwa splotowa, która skoryguje - albo inaczej dostroi swoje filtry tak - by w przyszłości dokładniej reagowały na pokazany obraz. Taki proces - wstecznego przekazywania wielkości błędu to proces nauczania.

Po każdym cyklu (epoce) nauczania wypisywany na konsoli jest podsumowyjący komunikat:

```
filters: 8, average accuracy: - 0.823% filters: 8, average accuracy: - 0.881% filters: 8, average accuracy: - 0.8884% filters: 8, average accuracy: - 0.8958% filters: 8, average accuracy: - 0.9052% filters: 8, average accuracy: - 0.9178%
```

zestawienie wyników dla różnych ilości masek przy ekspozycji 1000 obrazów dla 5 epok. 5 x 1000 images in ep.

```
filters: 4, average accuracy: - 0.8156%
filters: 4, average accuracy: - 0.8796%
filters: 4, average accuracy:- 0.8884%
filters: 4, average accuracy: - 0.905%
filters: 4, average accuracy: - 0.8988%
filters: 5, average accuracy: - 0.8222%
filters: 5, average accuracy: - 0.8774%
filters: 5, average accuracy: - 0.9036%
filters: 5, average accuracy: - 0.8968%
filters: 5, average accuracy: - 0.9162%
filters: 6, average accuracy: - 0.8066%
filters: 6, average accuracy: - 0.8852%
filters: 6, average accuracy: - 0.8924%
filters: 6, average accuracy:- 0.9016%
filters: 6, average accuracy: - 0.9154%
filters: 7, average accuracy: - 0.8304%
filters: 7, average accuracy: - 0.8928%
filters: 7, average accuracy: - 0.9076%
filters: 7, average accuracy:- 0.9046%
filters: 7, average accuracy: - 0.9162%
filters: 8, average accuracy: - 0.8126%
filters: 8, average accuracy:- 0.891%
filters: 8, average accuracy: - 0.896%
filters: 8, average accuracy: - 0.9016%
filters: 8, average accuracy:- 0.9098%
```

Testowanie i użycie

Natomiast jeśli nauczyciel nie wie, lub chce przsetestować sieć do jakiej klasy należy obraz i chciałby taką informację uzyskać od sieci - to jest to proces zwykłego wykorzystania sieci - "w przód", i nawet nie ma podstaw by korygować stan sieci.

Wyliczanie wektora wyjściowego używamy zarówno jako krok wstępny przed procesem uczenia, a także w czasie testu stanu nauczenia sieci.

proces przekazywania (propagacji) danych "do wyjścia":

- 1) Obraz -----> Conv
- 2) Conv splot -> Pool
- 3) Poll max -> Softmax
- 4) Softmax flat -> Softmax
- 5) Softmax *W +bias -> Softmax
- 6) Softmax rozkład -> wektor wyjściowy Z

Funkcja klady **Teacher**, **test()** wylicza odpowiedz sieci na pokazany obraz, czyli prawdopodobieństwa przynależności obrazu do wszystkich klas. Suma wszystkich prawdopodobieństw wynosi 1. po sprawdzeniu sekwencji obrazów w losowej kolejności klasa testowa pokazuje błąd międzyklasowy błąd klasyfikacji, oraz ilość bezwzgledną źle przyporządkowanych obrazów.

Wynik działania cykli uczenie i testowania dla obrazów z bazy MNIST (do projektu załączyłem pliki z bazy MNIST - nieco jednak przykrojone z uwagi na ich objętość i ograniczenie wielkości)

Dodatkowe baza obrazów
autor: Kamil Heinzelman

0	0	\mathcal{O}	\mathcal{O}	0	0		
1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3
9	9	9	9	9	4	9	4
5	5	5	5	5	5	5	5
6	6	6	6	6	6	6	6
7	7	7	7	\mathcal{Z}	7	7	7
P	8	8	8	8	8	8	8
9	9	9	9	9	O	9	9

każdy cykl uczenia kończy się wygenerowaniem raportu z podsumowaniem błędu międzyklasowego, aplikacja jest skonfigurowana na pokazanie 1000 obrazów w cyklu testu.

** TEST ** errors 124																					
incorrect c	lass ->	[0]	I	[1]	I	[2]	I	[3]	I	[4]		[5]	I	[6]	I	[7]	I	[8]	I	[9]	
True class	(0)		1		1				-		1		Ι	1	1		1		-	1	1
True class	(1)					2			- 1					1		1					
True class	(2)	3								1				2		1		2		1	
True class	(3)	1		1		8						3		1		4				5	
True class	(4)			2		2										1				6	
True class	(5)	1		3		2		1		3				2				3		5	
True class	(6)	3										1				1		1			
True class	(7)	1		1		4				3										8	
True class	(8)	2		3		8		2				1								3	
True class	(9)	1		2		1				4				1		3					-

Uruchomienie i konfiguracja aplikacji

Aplikacja wymaga zainstalowania środowiska Java w wersji min. 19 https://jdk.java.net/19/

Uruchomienie następuje po wydaniu komendy java – jar CNN. jar

pliki z danymi powinny być umieszczone w tym samym folderze, oraz mieć przypisane odpowiednie nazwy tj:
testImages
testLabel
trainImage
trainLabel

wynik działania:

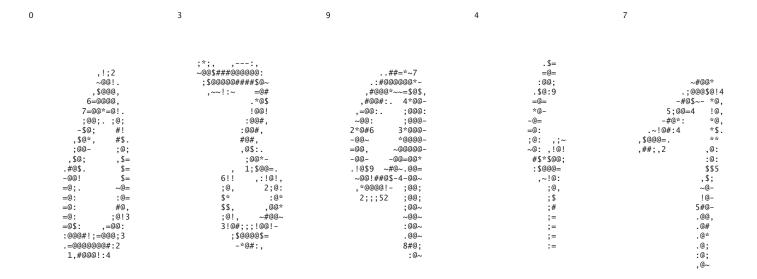
```
G:\SieciNeuronoweProj\Projekt\-CNN->C:\opt\jdk-19\bin\
java -jar CNN.jar
filters: 8, average accuracy:- 0.8154%
**********
** TEST ** errors 135
incorrect class -> [0] | [1] | [2] | [3] | [4] | [5] | [6] | [7] | [8] |
True class
            (0)
                                   1
True class
                                                                                       1
            (1)
True class
            (2)
                            1
                                                                                       3
                                                         1 | 2 | . |
                   3 | . | 4 |
. | . | . |
6 | . | 3 |
True class
            (3)
                                                                               3
                                                                                       2
True class
            (4)
                                                                4
                                                                                      13
            (5)
                                                                           | 12
True class
                   . | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 2 | 1 |
True class
            (6)
True class
            (7)
                                                                                      17
True class
            (8)
          (9)
True class
                   1 |
filters: 8, average accuracy:- 0.882%
```

ILSI	611013	174																				
incorrect	class	-> [(0]	I	[1]	I	[2]	I	[3]	I	[4]	I	[5]	I	[6]	I	[7]	I	[8]	I	[9]	
True class	(0)			1											1						1	-
True class	(1)						2								1		1					
True class	(2)	3	3								1				2		1		2		1	
True class	(3)	-	1		1		8						3		1		4				5	
True class	(4)				2		2										1				6	
True class	(5)	-	1		3		2		1		3				2				3		5	
True class	(6)	3	3										1				1		1			
True class	(7)	-	1		1		4				3										8	
True class	(8)	2	2		3		8		2				1								3	
True class	(9)		1		2		1				4				1		3					
filters: 8,	average	accui	racy	/:-	0.89	6%																

. . .

Uwaga: w plikach Obrazów pierwszych 6 bitów jest pomijanych, w plikach klas pomijanych jest pierwszych 8 bitów. Pliki odpowiadają strukturze plików bazy MNIST i sa plikami binarnymi odczytywanymi jako wartości od 0-255 na piksel.

podgląd klas pliku (przy wykorzystaniu klasy użytkowej Tools):



Podsumowanie:

Przy niewielkich próbkach w epoce widać dokładnie jak sieć uczy się obrazów, wpierwszych cyklach jej trafność bardzo szybko wzrasta od 15-20% do 70-80%. Póżniej proces spowalnia i zbliża się do 90% i oscyluje wokół granicy 90%.

```
filters: 4, average accuracy:- 0.8156% filters: 4, average accuracy:- 0.8796% filters: 4, average accuracy:- 0.8884% filters: 4, average accuracy:- 0.905% filters: 4, average accuracy:- 0.8988%
```

Sieci neuronowe typu z warstwami splotowymi oraz z wyjściową warstwą softmax bardzo dobrze radzą sobie z problemami rozpoznawania i klasyfikacji obrazów. warstwy splotowe ułatwiają wyszukiwanie wzorców nawet jeśli sa one przesunięte lub nawet obrócone.

Zaprojektowana sieć dobrze radzi sobie z klasyfikowaniem obrazów do 10 podanych klas.

Działa bardzo szybko - zwłaszcza jeśli ma do dyspozycji jakąś kartę graficzną. nawet stosunkowo prosta karta Radeon RX 6600 przyspiesza w sposób zauważalny obliczenia, albo może inaczej, jej brak powoduje zauważalne spowolnienie pracy aplikacji. Mimo że język Java nie jest specjalnie szybki, i nie ma wielu specjalizowanych bibliotek przyspieszających operacje arytmetyczne, aplikacja daje sobie świetnie radę.

Próbowałem dla porównania wykorzystać klasyczną sieć MLP do rozwiązania tego zadania, przy wektorze wejściowym o rozmiarze 784 uczenie sieby było bardzo czasochłonne. Sieć MLP często wypłaszczała wszystkie wagi, i przestawała się "uczyć". Możliwe, że wprowadzenie momentum poprawiłoby nieco sytuację, ale różnica pomiędzy MLP a CNN jest kolosalna. Oczywiście, nie należy lekceważyć sieci MLP, jednak do tak postawionego zadania CNN będzie po prostu dużo lepsza.