# Rozpoznawanie obrazów - lab 5 & 6 - <u>Sieci</u> neuronowe .

### 1. Wstęp

Celem ćwiczenia było wykorzystanie sieci neuronowej do stworzenia klasyfikatora odzieży działającego na zbiorze danych "fashion-MNIST" zestawionych przez firmę Zalando. Do w pełni działającego rozwiązania – oprócz kodu dostarczonego przez prowadzącego laboratoria – należało zaimplementować m.in. algorytm wstecznej propagacji błędu (*backprop.m*) , algorytm tworzący i uczący sieć (*ann\_training.m*) oraz pliki związane z funkcją aktywacji (*actf.m* , *actdf.m*).

Tak przygotowane rozwiązanie porównano z wynikami referencyjnymi zawartymi w instrukcji do laboratorium.

### 2. Opis metody uczenia

Jak wspomniano w poprzednim paragrafie metoda uczenia oparta jest na algorytmie wstecznej propagacji błędu zaimplementowanej w pliku *backprop.m.* W pierwszej kolejności do wektora "pożądanego wyjścia" wpisywane są wartości odpowiadające rzeczywistym etykietom próbek. Następnie dane wejściowe zbioru testowego są propagowane przez sieć neuronową (która początkowo posiada losowe wagi neuronów). Otrzymane wyniki na wyjściu sieci służą do obliczenia błędu całkowitego oraz błędu delta warstw ukrytej oraz wejściowej.

Procedura ta doprowadziła do stworzenia tzw. rozwiązania referencyjnego, której jakość klasyfikacji była zbliżona do danych zawartych w instrukcji:

	Zbiór uczący fashion-MNIST			Zbiór testowy fashion-MNIST		
	OK.	Błąd	Odrzucenie	OK.	Błąd	Odrzucenie
Jakość klasyfikacji	90.38%	9.62%	0.00%	87.42%	12.58%	0.00%

<sup>1.</sup> Tabela przedstawiająca jakość klasyfikacji rozwiązania referencyjnego - sieć neuronowa z jedną warstwą ukrytą (100 neuronów), uczona iteracyjnie. Nauczona przy stałej uczenia = 0.001 oraz liczbie epoch = 50.

## 3. Usprawnienie uczenia i jakości klasyfikacji sieci neuronowej.

Otrzymane rezultaty z rozwiązania referencyjnego nie były dość satysfakcjonujące w związku z tym, podjęto próbę zmiany parametrów uczenia tj. *learning\_rate* oraz *liczba epoch*. Chociaż wyniki klasyfikacji poprawiły się ( o kilka %), nie była to poprawa jakiej oczekiwano by od ostatecznego rozwiązania. W obrębie rozwiązania referencyjnego ustalono, że najlepsze wyniki osiągnięto dla paramentów przedstawionych poniżej:

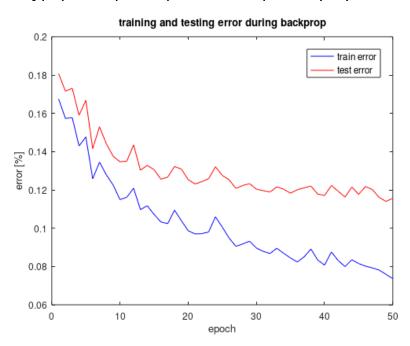
noHiddenNeurons = 150; noEpochs = 50; learningRate = 0.001;

Wykorzystano również zabieg "layer dropout" - funkcję losowo wyłączającą zadaną liczbę neuronów z zadanym prawdopodobieństwem. Celowe "przeszkadzanie" sieci neuronowej ma na celu wyeliminowanie nadmiernego jej dopasowania do danych uczących. Implementacja tego algorytmu zawarto w pliku crdrpout.m.

Poniżej przedstawiono wyniki klasyfikacji dla tak nauczonej sieci:

х	Zbiór uczący	Zbiór testowy
ОК	92,6%	88,4%
NOK	7,3%	11,6%

Proces uczenia się poprzez epoch-i przedstawia poniższy wykres:



### 4. Dodatkowe usprawnienia

Jako dodatkowe usprawnienie w konstrukcji sieci neuronowej wykorzystano kilka wskazówek opisanych w artykule "Efficient BackProp" tj. **shuffling**, oraz **normalizację danych**, które umieszczono w pliku **ReadSets.m**. Zmieniono również postać funkcji aktywacji na **funkcje sigma**.

```
M = rows(tvec);
index_new = randperm(M);
tvec = tvec(index_new,:);
tlab = tlab(index_new,:);

mean_val = mean(tvec);
std_val = std(tvec);
std_val(std_val==0) = 1;
tvec = bsxfun(@minus, tvec, mean_val);
tvec = bsxfun(@rdivide, tvec, std_val);
tstv = bsxfun(@minus, tstv, mean_val);
tstv = bsxfun(@rdivide, tstv, std_val);
```

Poniżej przedstawiono rezultaty klasyfikacji po opisanych usprawnieniach:

x	Zbiór uczący	Zbiór testowy
ОК	97,8%	88,9%
NOK	2,2%	11,1%

#### Macierz błędów:

Wyniki zawarte w tabeli pokazują, że podjęte działania rzeczywiście znacząco poprawiły jakość klasyfikacji skutkując +7% poprawą na zbiorze uczącym i 2% na testowym (względem rozwiązania referencyjnego).