Klasyfikacja gatunku muzycznego na podstawie właściwości utworu

Dominika Bocheńczyk, Dorota Meszka, Jolanta Śliwa 8 kwietnia 2022

1 Cel obliczeń

Utworzenie prostej sieci neuronowej rozpoznającej gatunek muzyczny podanego utworu na podstawie jego cech.

2 Dane

Dane użyte w projekcie pochodzą ze zbioru GTZAN biblioteki tensorflow. Zbiór ten składa się z 1000 ścieżek audio o długości 30 sekund. Każde 100 ścieżek należy do jednego z 10 gatunków muzycznych:

- blues
- muzyka klasyczna
- country
- disco
- hip hop
- jazz
- metal
- pop
- reggae
- rock

Każda ścieżka jest 16-bitowym plikiem audio 22050Hz Mono w formacie .wav. Dla każdego utworu wygenerowano jego reprezentację MFCC.

MFCC(Mel-frequency cepstral coefficients) reprezentują aspekty takie jak barwa, brzmienie oraz kompozycja w taki sposób, aby mogły później zostać odczytane przez komputer jako wektor wartości liczbowych. Reprezentacja przybliża sposób w jaki ludzki układ słuchowy odbiera dźwięki.

3 Oprogramowanie

Do wykonania zadania został użyty język Python z bibliotekami Tensorflow (w tym Keras), Scikit-learn, NumPy oraz pakiet Librosa.

4 Topologia sieci

Jednokierunkowa sieć neuronowa składa się z warstwy wejściowej, wyjściowej zawierającej 10 neuronów - tylu ile gatunków muzycznych rozróżniamy, oraz trzech warstw ukrytych, złożonych z odpowiednio 512, 256 i 64 neuronów. Dla każdej z warstw ukrytych zostosowana została funkcja aktywacji ReLu (Rectified Linear Activation Function), a dla wyściowej funkcja Softmax.

Dzięki zastosowaniu ReLu zmniejszamy prawdopodobieństwo pojawienia się problemu znikającego gradientu, a ponieważ Softmax zmienia uzyskany wektor liczb na wektor prawdopodobieństw (normalizuje wynik, w taki sposób, że całkowita suma kolejnych wartości wektora wynosi 1) jest odpowiednia do zadania klasyfikacji - każda pozycja obrazuje prawdopodobieństwo przynależności utworu do danego gatunku muzycznego.

5 Symulacja

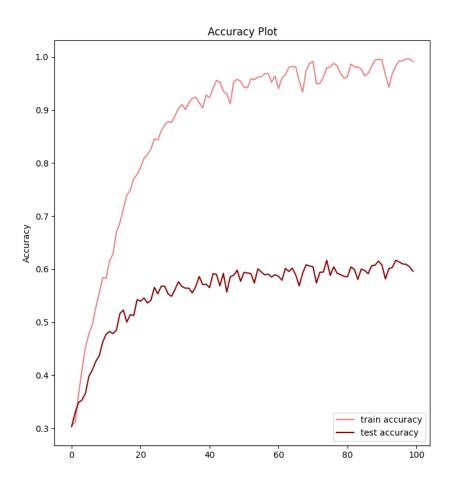
5.1 Parametry

Zbiór danych został podzielony na parametry i oczekiwane wyniki dla zbioru uczącego i zbioru testowego. Rozmiar zbioru testowego został ustawiony na 30% a rozmiar zbioru treningowego stanowi pozostałe 70% danych. Trenowanie sieci neuronowej trwało 100 i 200 epok. Podczas trenowania sieci wykorzystano optymalizator Adam, który charakteryzuje się tym, że nie przeprowadza optymalizacji funkcji dla wszystkich danych treningowych tylko dla kolejnych partii (batch) danych.

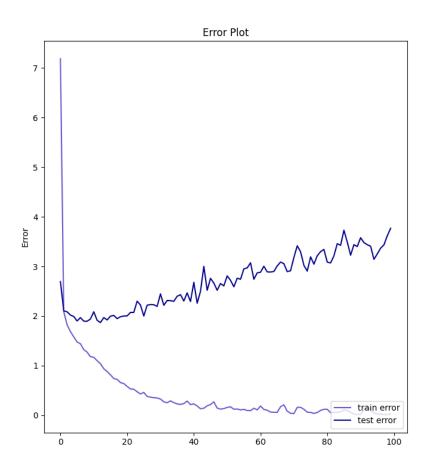
5.2 Wyniki

Przy pierwszej próbie pomimo bardzo wysokiego poziomu trafności dla zestawu testowego - 97% prawidłowość w rozpoznawaniu zestawu testującego jest znacznie mniejsza - 54%.

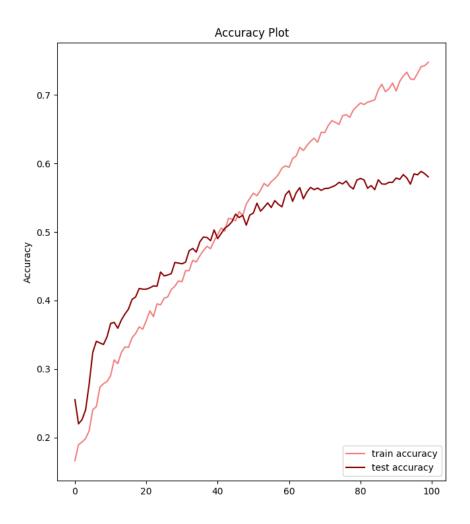
W drugiej próbie, po dokonaniu modyfikacji, mimo obniżenia wyników zbioru treningowego do 88%, rezultaty dla zbioru testowego wzrosły do 62%.



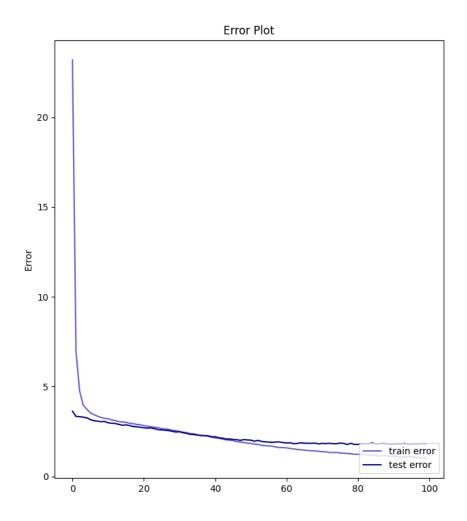
Rysunek 1: Wykres uczenia dla 100 epok bez dodatkowych optymalizacji



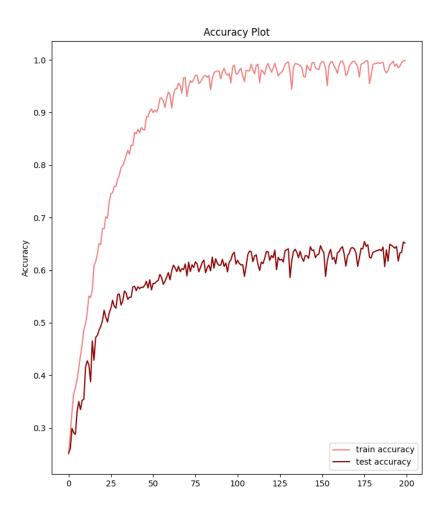
Rysunek 2: Wykres straty dla 100 epok bez dodatkowych optymalizacji



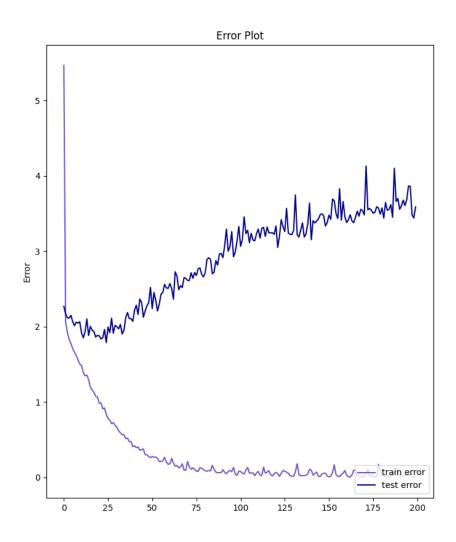
Rysunek 3: Wykres uczenia dla 100 epok z dodatkowymi optymalizacjami



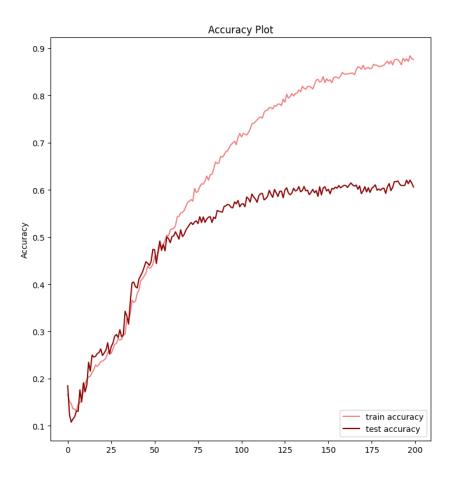
Rysunek 4: Wykres straty dla 100 epok z dodatkowymi optymalizacjami



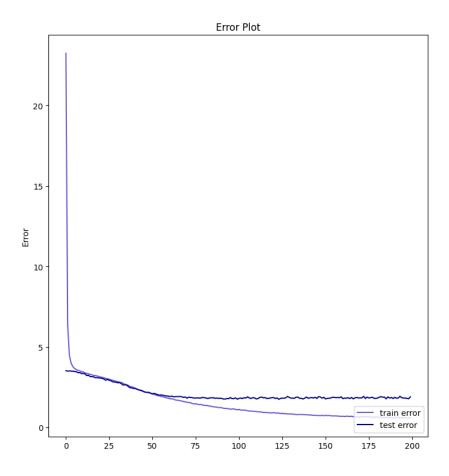
Rysunek 5: Wykres uczenia dla 200 epok bez dodatkowych optymalizacji



Rysunek 6: Wykres straty dla 200 epok bez dodatkowych optymalizacji



Rysunek 7: Wykres uczenia dla 200 epok z dodatkowymi optymalizacjami



Rysunek 8: Wykres straty dla 200 epok z dodatkowymi optymalizacjami

6 Wnioski

Wynik otrzymany w pierwszej próbie jest spowodowany zjawiskiem przeuczenia sieci. Sieć zbytnio dopasowała się do zestawu treningowego w przeciwieństwie do testowego. Podczas drugiej próby dokonano modyfikacji, aby przeciwdziałać powyższemu zjawisku.

Pierwszą z nich było zastosowanie metody "dropout" polegającej na odrzuceniu losowo pewnej części neuronów w trakcie treningu. Po drugie, dodano regulator - element interfejsu API biblioteki Keras, służącego do regularyzacji wag, który umożliwia dodanie "kary" za wielkość wagi do funkcji utraty, w naszym przypadku została użyta kategoria l2 - suma kwadratów wag.