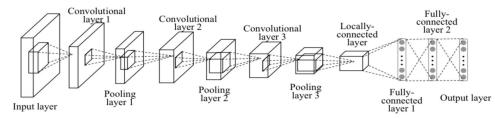
Eksperyment 1. Własna Architektura I

Architektura Sieci:



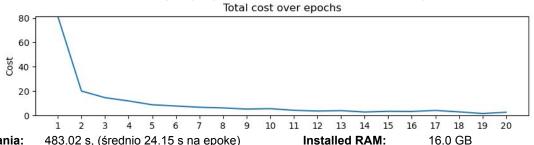
funkcja celu (Cross Entropy) - mierzy wydajność modelu klasyfikacyjnego. Strata entropijna rośnie, gdy przewidywane prawdopodobieństwo odbiega od rzeczywistej etykiety.

optymalizator (Adam) - jest on wariantem SGD, w którym utrzymujemy wskaźnik uczenia na parametr i aktualizujemy go na podstawie średniej i wariancji poprzednich gradientów tego parametru

kryterium stopu nauki (liczba epok) - po każdej epoce sprawdzana jest skuteczność modelu, jeśli jest ona większa niż wcześniejsza maksymalna osiągnięta skuteczność, jest ona zapisywana i ostatecznie używana jeśli nie znajdę lepszej **batch size (128)** - rozmiar próbek danych wpływa na szybkość treningu (im większy rozmiar próbek tym szybsza nauka) oraz na jakość generalizacji (za duży rozmiar próbek może prowadzić do pogorszenia generalizacji)

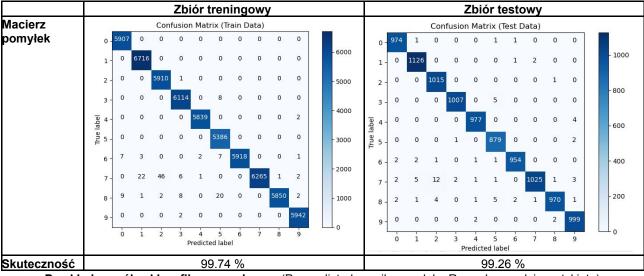
keep probability (1.0) - bezpośrednio wpływa na dropout rate, oznacza to, że każde połączenie między warstwami bedzie używane z prawdopodobieństwem *keep probability* podczas treningu

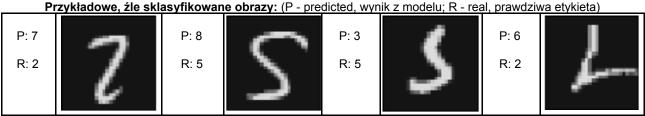
training epochs (20) - ilość epok ma bezpośredni wpływ na to jak dobrze dopasowany będzie model do zbioru danych learning rate (0.001) - szybkość uczenia się definiuje Ilość zmian w modelu na każdym etapie treningu, kontroluje, jak szybko lub powoli model sieci neuronowej uczy się problemu, ma wpływ na dokładność wyników



Czas trwania:483.02 s, (średnio 24.15 s na epokę)Installed RAProcesor:Intel(R) Core(TM) i5-2500K CPU @ 3.30GHzGPU:System type:64-bit Windows 10 Pro, x64-based processor

GPU: GeForce GTX 1070

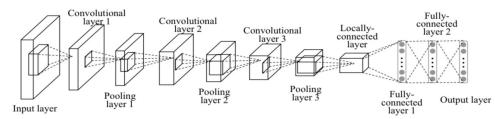




autor: Krzysztof Krzeszewski

Eksperyment 2. Własna Architektura II

Architektura Sieci:



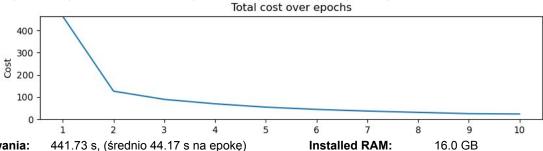
funkcja celu (Cross Entropy) - mierzy wydajność modelu klasyfikacyjnego. Strata entropijna rośnie, gdy przewidywane prawdopodobieństwo odbiega od rzeczywistej etykiety.

optymalizator (Adam) - jest on wariantem SGD, w którym utrzymujemy wskaźnik uczenia na parametr i aktualizujemy go na podstawie średniej i wariancji poprzednich gradientów tego parametru

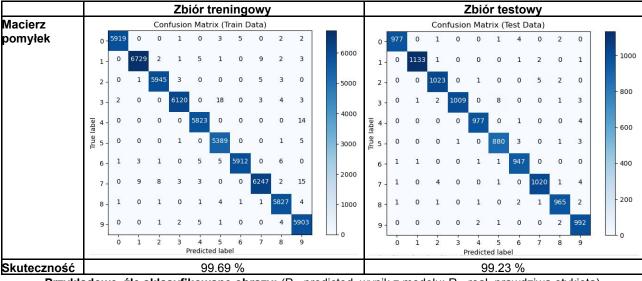
kryterium stopu nauki (liczba epok) - po każdej epoce sprawdzana jest skuteczność modelu, jeśli jest ona większa niż wcześniejsza maksymalna osiągnięta skuteczność, jest ona zapisywana i ostatecznie używana jeśli nie znajdę lepszej **batch size (32)** - rozmiar próbek danych wpływa na szybkość treningu oraz na jakość generalizacji, w tym eksperymencie rozmiar próbek został zmniejszony, co znacznie zwiększyło czas treningu modelu

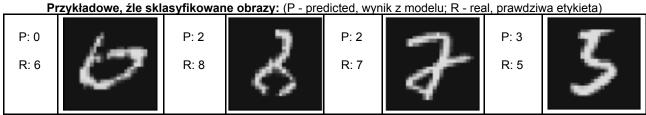
keep probability (1.0) - bezpośrednio wpływa na dropout rate, oznacza to, że każde połączenie między warstwami będzie używane z prawdopodobieństwem *keep probability* podczas treningu

training epochs (10) - ilość epok ma bezpośredni wpływ na to jak dobrze dopasowany będzie model do zbioru danych, ilość epok została zmniejszona do 10 w celu zbalansowania czasu eksperymentu przy mniejszym rozmiarze próbek learning rate (0.0001) - szybkość uczenia się definiuje Ilość zmian w modelu na każdym etapie treningu, zmniejszona wartość w tym eksperymencie, pozwala na wyszkolenie systemu przy zwiększonej ilości próbek



Czas trwania:441.73 s, (średnio 44.17 s na epokę)Installed RAM:16.0 GBProcesor:Intel(R) Core(TM) i5-2500K CPU @ 3.30GHzGPU:GeForce GTX 1070System type:64-bit Windows 10 Pro, x64-based processor



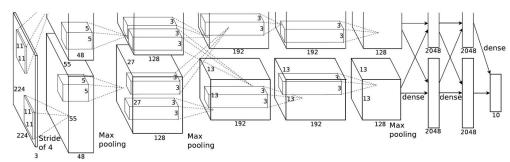


autor: Krzysztof Krzeszewski

Eksperyment 3. Architektura AlexNet I

Architektura Sieci:

AlexNet model zmodyfikowany by miał 10 class jako output



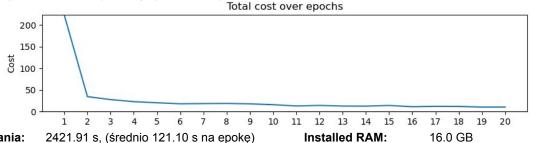
funkcja celu (Cross Entropy) - mierzy wydajność modelu klasyfikacyjnego. Strata entropijna rośnie, gdy przewidywane prawdopodobieństwo odbiega od rzeczywistej etykiety.

optymalizator (Adam) - jest on wariantem SGD, w którym utrzymujemy wskaźnik uczenia na parametr i aktualizujemy go na podstawie średniej i wariancji poprzednich gradientów tego parametru

kryterium stopu nauki (liczba epok) - po każdej epoce sprawdzana jest skuteczność modelu, jeśli jest ona większa niż wcześniejsza maksymalna osiągnięta skuteczność, jest ona zapisywana i ostatecznie używana jeśli nie znajdę lepszej **batch size (128)** - rozmiar próbek danych wpływa na szybkość treningu oraz na jakość generalizacji

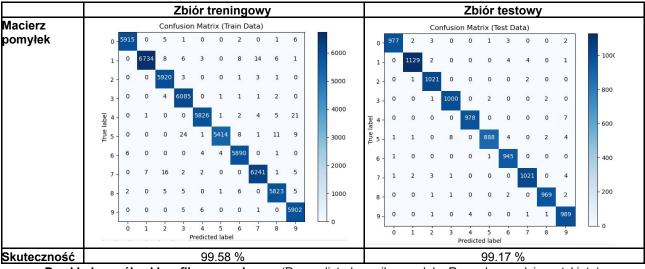
training epochs (20) - ilość epok ma bezpośredni wpływ na to jak dobrze dopasowany będzie model do zbioru danych learning rate (0.001) - szybkość uczenia się definiuje Ilość zmian w modelu na każdym etapie treningu, kontroluje, jak szybko lub powoli model sieci neuronowej uczy się problemu, ma wpływ na dokładność wyników

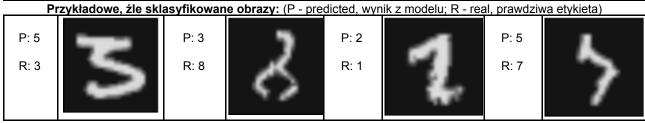
input size (224x224) - AlexNet akceptuje obrazy rozmiaru 224x224, program powiększa oryginalne obrazy, i analiza zwiększonej ilości pikseli wpływa negatywnie na szybkość uczenia



Czas trwania:2421.91 s, (średnio 121.10 s na epokę)Installed RAM:16.0 GBProcesor:Intel(R) Core(TM) i5-2500K CPU @ 3.30GHzGPU:GeForce GTX 1070

System type: 64-bit Windows 10 Pro, x64-based processor



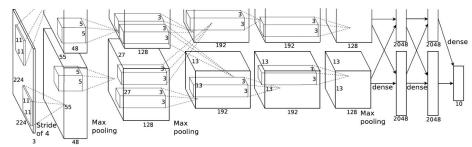


autor: Krzysztof Krzeszewski

Eksperyment 4. Architektura AlexNet II

Architektura Sieci:

AlexNet model zmodyfikowany by miał 10 class jako output



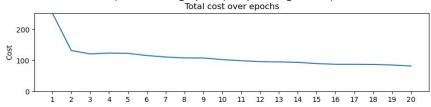
funkcja celu (Cross Entropy) - mierzy wydajność modelu klasyfikacyjnego. Strata entropijna rośnie, gdy przewidywane prawdopodobieństwo odbiega od rzeczywistej etykiety.

optymalizator (Adam) - jest on wariantem SGD, w którym utrzymujemy wskaźnik uczenia na parametr i aktualizujemy go na podstawie średniej i wariancji poprzednich gradientów tego parametru

kryterium stopu nauki (liczba epok) - po każdej epoce sprawdzana jest skuteczność modelu, jeśli jest ona większa niż wcześniejsza maksymalna osiągnięta skuteczność, jest ona zapisywana i ostatecznie używana jeśli nie znajdę lepszej **batch size (128)** - rozmiar próbek danych wpływa na szybkość treningu oraz na jakość generalizacji

training epochs (20) - ilość epok ma bezpośredni wpływ na to jak dobrze dopasowany będzie model do zbioru danych input size (224x224) - AlexNet akceptuje obrazy rozmiaru 224x224, program powiększa oryginalne obrazy, i analiza zwiększonej ilości pikseli wpływa negatywnie na szybkość uczenia

frozen layers (features, avgpool) - celem eksperymentu było trening, gdy część sieci jest wyłączona z nauki, znacznie zmniejsza szybkość treningu oraz ma negatywny wpływ na ostateczną skuteczność modelu (jest to skomplikowany model i wyłączenie z nauki aż tylu elementów nie miało znacznego wpływu na skuteczność), zamrożone zostały elementy features (Conv2d -> ReLU -> MaxPool2d -> Conv2d -> ReLU -> Conv2d -> ReLU -> Conv2d -> ReLU -> MaxPool2d) oraz average pool (AdaptiveAvgPool2d)



Czas trwania: 1886.44 s, (średnio 94.32 s na epokę) Installed RAM: 16.0 GB

Procesor: Intel(R) Core(TM) i5-2500K CPU @ 3.30GHz GPU: GeForce GTX 1070

System type: 64-bit Windows 10 Pro, x64-based processor

