

Metody głębokiego uczenia, projekt nr 2

Klasyfikacja obrazów przy użyciu konwolucyjnych sieci neuronowych

Tomasz Klonecki

Tymoteusz Makowski

Olaf Skrabacz

16 kwietnia 2019

Wykorzystanie gotowych architektur sieci neuronowych

Dla każdej gotowej architektury pokażemy jak zbiegają błędy i accuracy. Wykorzystamy sieci które są już wytrenowane jak również będziemy trenować je od zera.

W niektórych przypadkach wykresy mogą być niekompletne, spowodowane jest to niezapisaniem przez nas modeli i brakiem czasu na kolejne testowanie. Jednak wyniki zbiorcze przedstawione są na końcu tej części raportu.

Poniżej tabelka zawierająca przybliżone liczby parametrów potrzebnych do nauczania w danej architekturze. Warto porównać te liczby ze skutecznością sieci i zobaczyć że nie zawsze ilość znaczy jakość.

Rok powstania	Architektura	Ilość parametrów do nauczania
2012	AlexNet	60 milionów
2014	VGG16	138 milionów
2014	GoogleNet	4 miliony
2015	ResNet152	12 milionów
2016	DenseNet121	5 milionów

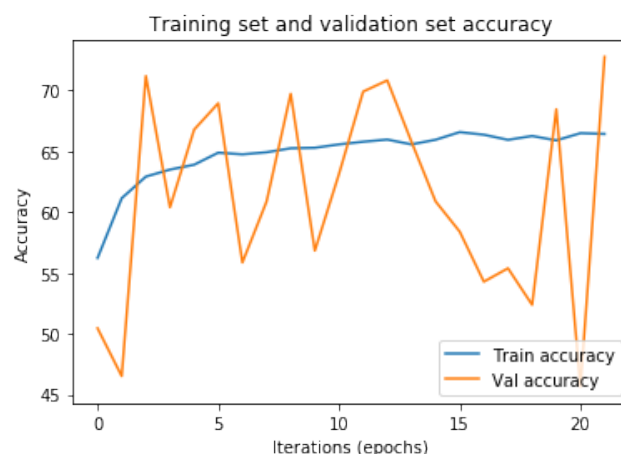
AlexNet

Tą część zaczniemy od sieci która powstała w 2012, a stworzył ją **Alex Krizhevsky**. W architekturze możemy zauważyć pewne elementy występujące w sieciach do dzisiaj, ale jednak w 2012 były nowością:

- wykorzystanie ReLU
- wykorzystanie metody Dropout do “wyłączania” losowych neuronów aby uniknąć overfittingu

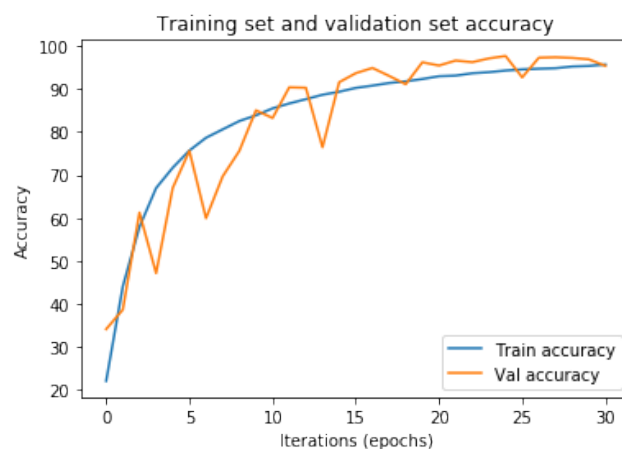
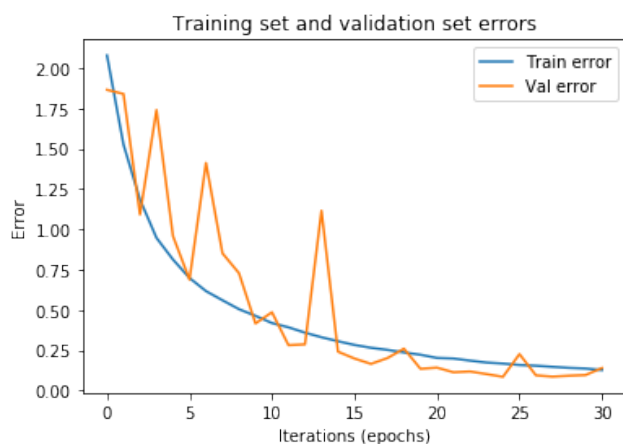
AlexNet zawiera w sumie **5 warstw konwolucyjnych**, opowiedno z liczbą filtrów (64, 192, 384, 256, 256) o rozmiarach (11, 5, 3, 3, 3). Każda warstwa konwolucyjna jest zakończona aktywacją **ReLU**, a dodatkowo po 1, 2 i 5 warstwie występuje **MaxPooling** zmniejszający rozmiar wstępnej macierzy ok. 2 razy. Na samym końcu, po linearyzacji, występują 3 warstwy liniowe, pomiędzy którymi występuje **Dropout** z poziomem 0.5. Dosyć ciekawym rozwiązaniem jest wykorzystanie Dropoutu dopiero w końcowych warstwach

Pretrained AlexNet



Class	Train	Test
airplane	78.22%	78.24%
automobile	93.78%	93.70%
bird	68.04%	67.38%
cat	6.34%	6.76%
deer	64.78%	65.50%
dog	95.96%	95.80%
frog	84.30%	84.28%
horse	74.66%	74.52%
ship	90.42%	90.26%
truck	71.12%	70.96%

AlexNet from the beginning



Class	Train	Test
airplane	96.94%	96.92%
automobile	97.16%	97.34%
bird	98.30%	98.20%
cat	97.12%	97.36%
deer	92.68%	92.68%
dog	92.78%	92.16%
frog	95.68%	95.68%
horse	92.94%	92.82%
ship	96.04%	96.06%
truck	94.42%	94.50%

VGG

Powstała w 2014 na uniwersytecie w Oxfordzie, podstawowa różnica między poprzednikami to **wykorzystanie dużej ilości filtrów małego rozmiaru**. Np. zamiast korzystać z 3 filtrów o rozmiarze 512x512, wykorzystywano 512 filtrów o rozmiarze 3x3, co daje bardzo podobny rezultat. Z powodu ogromnej ilości filtrów w aż **16 warstwach konwolucyjnych** sieć wymaga ogromnej mocy obliczeniowej. Do przykładowego konkursu w którym sieć zdobyła pierwsze miejsce w 2014, była trenowana ok 2-3 tygodni na 4 najnowszych kartach graficznych.

Pretrained VGG16



Class	Train	Test
airplane	21.72%	21.74%
automobile	64.20%	63.68%
bird	58.52%	58.80%
cat	34.84%	34.52%
deer	63.46%	63.16%
dog	70.38%	70.46%
frog	43.38%	44.46%
horse	72.04%	72.40%
ship	79.88%	80.20%
truck	73.64%	73.80%

VGG16 from the beginning



Class	Train	Test
airplane	98.62%	98.62%
automobile	98.88%	98.82%
bird	95.40%	95.26%
cat	97.02%	96.88%
deer	98.80%	98.70%
dog	89.98%	90.24%
frog	95.18%	95.20%
horse	90.44%	90.24%
ship	98.34%	98.16%
truck	97.68%	98.06%

GoogleNet

Po sukcesie sieci **VGG** zaczęto zastanawiać się co zrobić, aby zachować skuteczność sieci, ale zmniejszyć ilość parametrów potrzebnych do wyuczenia. Christian Szegedy z Google wpadł na 2 pomysły: - Wykorzystanie metody typu **Bottleneck** (w połączeniu z równoległym uczeniem) (**Inception Layer**) - Zrezygnowanie z całkowicie połączonych warstw i zastąpienie ich inną metodą pozwalającą przekształcić mapy aktywacji na klasyfikacje **AvgPooling**

Metoda **Inception** polega na rozdzieleniu warstwy na kilka mniejszych uczonych w tym samym czasie, dodatkowo każda z mniejszych warstw ma inne rozmiary filtrów, a nawet typów warstw. Na sam koniec warstwy są składane w jeden output. Sama metoda **Inception** nie zmniejsza jednak liczby parametrów do nauczania.

Metoda **Bottleneck** polega na zmniejszeniu ilości parametrów w danych warstwach. Jest to rozszerzenie metody **Network in Network**, polegającej na wykorzystaniu konwolucji o rozmiarze 1×1 do zredukowania liczby filtrów w mapie (obrazku) na których chcemy wykonać kolejną konwolucję. Dodatkowo metoda **Network in Network** pozwala na wykorzystanie nieliniowej aproksymacji przy detekcji kształtów. Podstawowa konwolucja zakłada, że ukryte pojęcia są liniowo rozdzielalne. Ale linia prosta może nie zawsze pasować. Dlatego wykorzystanie tej metody jest dosyć popularne w dzisiejszych architekturach.

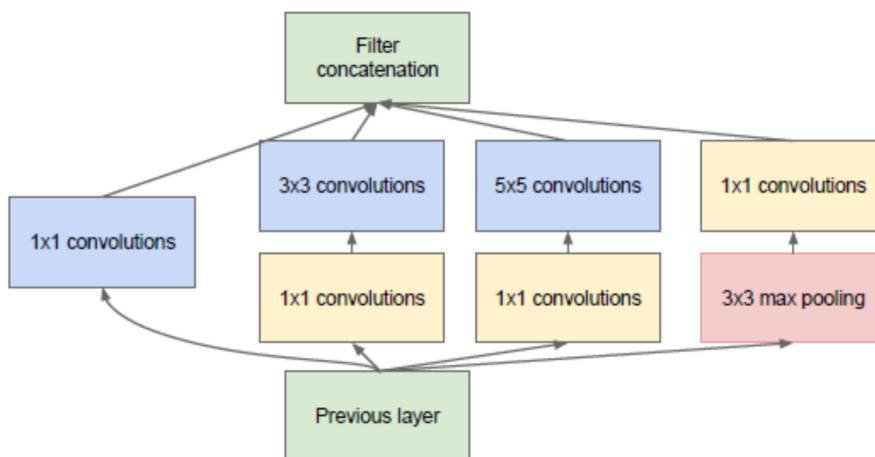
Przykład: Wyobraźmy sobie że do warstwy konwolucyjnej wchodzi dane o głębokości 256 map aktywacji i tyle samo warstw chcemy uzyskać na wyjściu po przetworzeniu ich filrami konwolucyjnymi o wymiarze 3×3 . Wychodzi na to, że musielibyśmy wykonać $256 * 256 * 3 * 3 \sim 590k$ operacji. Teraz zamiast od razu wykonywać operację konwolucji 3×3 , wykonajmy zmniejszenie ilości wejściowych warstw o np. 4 razy, czyli do liczby 64 warstw: - Zmniejszenie ilości warstw (konwolucja 1×1): $256 * 64 * 1 * 1 \sim 16k$ - Prawidłowa warstwa (konwolucja 3×3): $64 * 64 * 3 * 3 \sim 36k$ - Zwiększenie ilości warstw (konwolucja 1×1): $64 * 256 * 1 * 1 \sim 16k$

Co w sumie daje nam ok. $70k$ operacji do wykonania. To prawie 10 razy mniej niż mielibyśmy wcześniej.

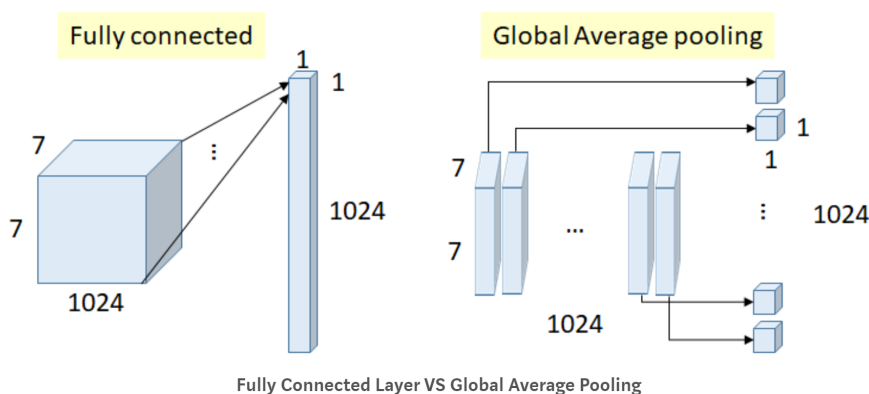
Powodem sukcesu jest to, że wejściowe mapy aktywacji są skorelowane, a zatem można pozbyć się redundancji w danych. Następnie po nałożeniu odpowiedniego filtra, mapy aktywacji można ponownie rozwinąć w sensowną kombinację dla następnej warstwy.

Dzięki temu wykonanie metody iniepcji będzie o wiele mniej kosztowne obliczeniowo.

Na obrazku poniżej widzimy przykładowy segment z sieci GoogleNet.

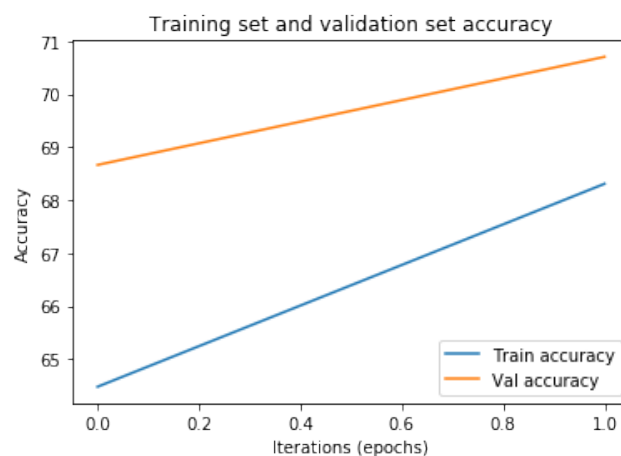
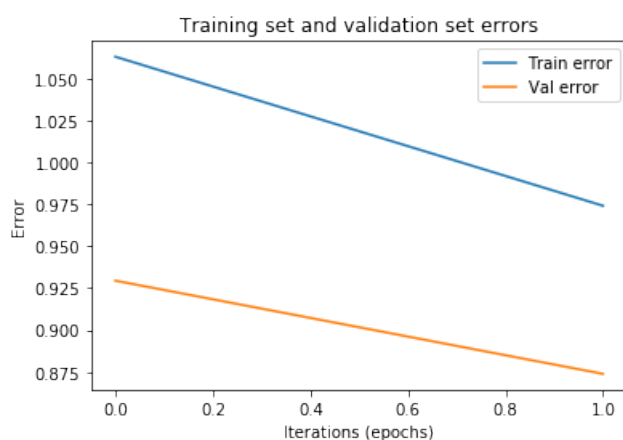


Metoda **Global Average Pooling** pozwala na zmniejszenie ilości parametrów w ostatniej warstwie sieci, kiedy zamieniamy mapy aktywacji na 1 wymiarową warstwę (*fully connected layer*). Dzięki zmniejszeniu liczby parametrów zmniejszamy szansę na overfitting, jak również zmniejszamy wymagania obliczeniowe. Na obrazku poniżej schemat działania **Global Average Poolingu**:



Niestety w aktualnej wersji Pytorch'a nie ma zaimplementowanej oryginalnej sieci GoogleNet, więc posłużymy się jej ulepszoną wersją czyli **Inception_v3**.

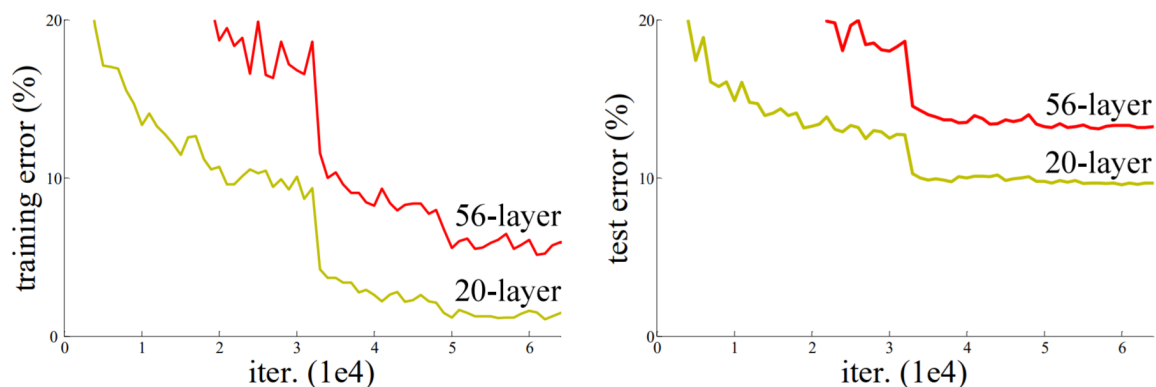
Pretrained Inception_v3 (GoogleNet)



Class	Train	Test
airplane	78.70%	78.74%
automobile	96.16%	96.56%
bird	60.06%	59.72%
cat	47.62%	47.92%
deer	50.78%	51.32%
dog	83.74%	83.90%
frog	90.70%	91.02%
horse	48.48%	48.06%
ship	73.78%	73.76%
truck	75.80%	76.04%

ResNet

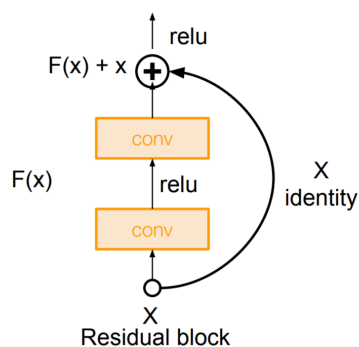
Jeżeli osiągneliśmy już wysoką skuteczność i mniejszą złożoność obliczeniową jak w przypadku GoogleNet, to czemu nie stworzyć podobnej architektury tylko że z odpowiednio większą liczbą warstw? Otóż okazuje się, że nie rozwiązuje to problemu. W pewnym momencie sieć przestaje polepszać swoje wyniki.



Na powyższym obrazku widać, że na przykładowym zbiorze danych sieć o 56 warstwach dostarcza gorsze wyniki, niż ta o warstwach 20. Teoretycznie mogłoby być to spowodowane overfittingiem głębszej sieci, ale wtedy chociaż błąd zbioru treningowego powinien spaść poniżej poziomu sieci dla 20 warstw.

Okazuje się że problemem jest **zanikający gradient**. W końcu im głębszą mamy sieć tym więcej obliczeń wstecz musimy wykonać aby dokonać nauczania parametrów podczas algorytmu propagacji wstecznej. Jeżeli sieć jest bardzo głęboka i pomnożymy wiele elementów, które są mniejsze niż 1, wynik końcowy będzie bardzo mały. Gdy zbliżamy się do początkowych warstw w głębokiej architekturze, gradient ma już bardzo niską wartość, w niektórych przypadkach jest nawet zerowy, co oznacza, że w ogóle nie aktualizujemy wcześniejszych parametrów.

Jak sobie z tym poradzić? Na to pytanie odpowiedź znalazło kilka osób z firmy Microsoft. Architektura sieci **ResNet** polega na złożeniu widocznych poniżej blozków:



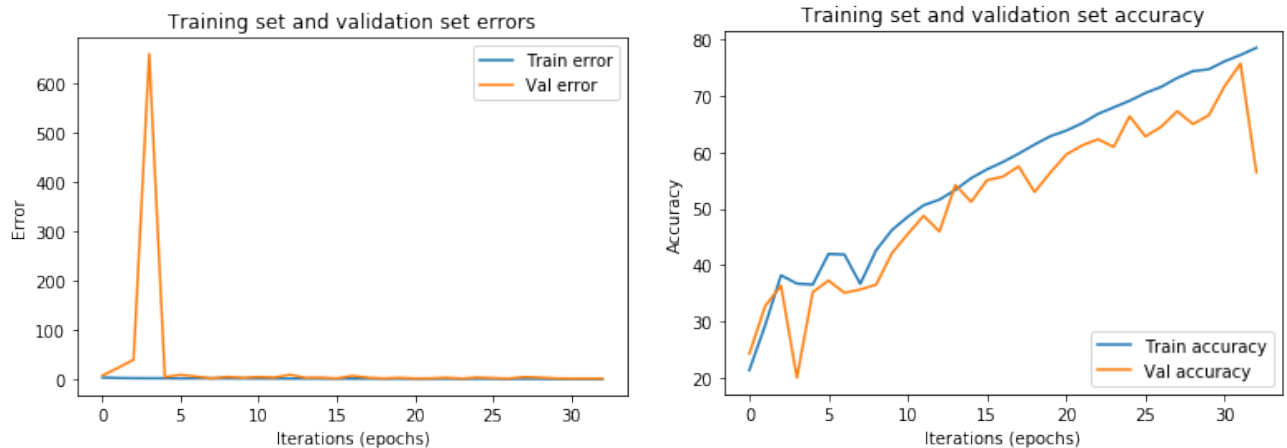
Dzięki dodaniu do wyniku macierzy jednostkowej, gradient zostaje zachowany i nie ma możliwości aby zbliżył się do 0. Dzięki temu rozwiązaniu nawet w przypadku bardzo głębokiej sieci, wagi są aktualizowane w początkowych warstwach na podstawie zachowanego gradientu.

Pretrained ResNet



Class	Train	Test
airplane	63.32%	62.74%
automobile	5.04%	5.10%
bird	39.74%	39.48%
cat	77.42%	77.46%
deer	50.74%	50.88%
dog	6.50%	6.88%
frog	48.16%	47.60%
horse	62.32%	61.66%
ship	60.14%	59.34%
truck	76.22%	75.42%

ResNet from the beginning

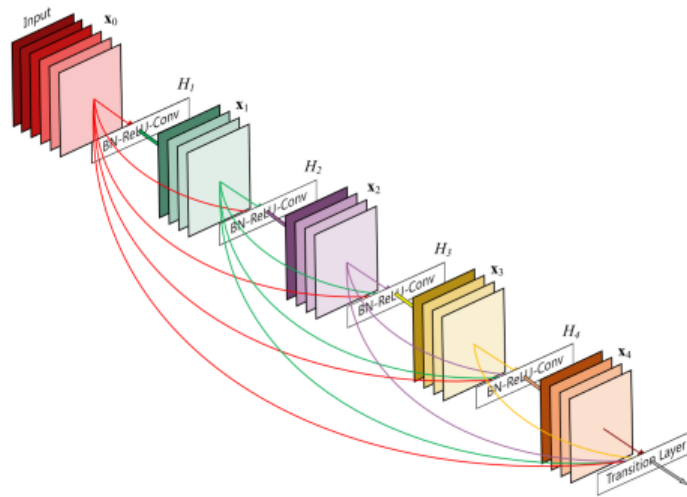


Class	Train	Test
airplane	92.08%	92.20%
automobile	63.42%	63.82%
bird	55.04%	54.70%
cat	39.32%	38.72%
deer	17.48%	16.66%
dog	59.12%	58.92%
frog	52.98%	53.26%
horse	51.84%	52.16%
ship	54.40%	54.62%
truck	79.46%	79.48%

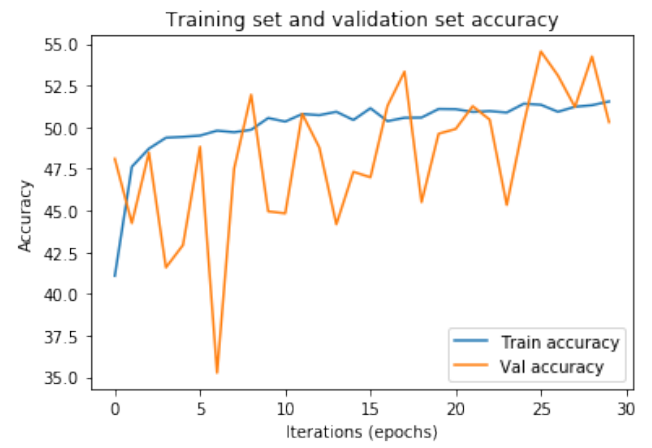
DenseNet

Najnowsza architektura w tym zestawieniu pochodzi z Facebook AI Research (FAIR) i zdobyła najlepszą pracę na najbardziej prestiżowej konferencji poświęconej wizji komputerowej w 2017 roku. Podobnie jak wcześniej GoogLeNet i ResNet, DenseNet wprowadził nowy blok zwany **Dense Block**.

Dense Block posuwają koncepcję ResNet o krok dalej i do aktualnej warstwy podłączają wszystkie poprzednie! Aby warstwy były ze sobą kompatybilne, stosujemy różne operacje znane z poprzednich architektur. Zaletą tego podejścia jest to że wykorzystujemy parametry po kilka razy i eliminujemy problem znikającego gradientu.



Pretrained DenseNet



Class	Train	Test
airplane	41.36%	42.02%
automobile	66.20%	66.76%
bird	0.96%	0.76%
cat	10.84%	9.96%
deer	34.10%	33.88%
dog	67.42%	67.80%
frog	87.18%	87.00%
horse	59.88%	59.44%
ship	75.92%	75.78%
truck	60.26%	59.68%

DenseNet from the beginning



Class	Train	Test
airplane	94.28%	94.18%
automobile	94.12%	94.44%
bird	88.80%	88.26%
cat	81.50%	81.54%
deer	71.64%	71.42%
dog	88.38%	88.52%
frog	88.30%	88.18%
horse	94.06%	93.82%
ship	94.00%	94.50%
truck	78.54%	78.18%

Wnioski:

Testowanie różnych gotowych sieci, które na przestrzeni lat wygrywały konkursy na klasyfikację zdjęć ImageNet daje oczekiwane rezultaty. Im architektura jest nowsza i bardziej zaawansowana - daje lepsze rezultaty. Poniżej wklejamy tabelkę z wynikami accuracy dla poszczególnych sieci.

Rok powstania	Sieć	Liczba parametrów do nauczenia	Accuracy na zbiorze walidacyjnym po 30 epokach	
			Pretrained model	Training whole network
2012	AlexNet	60 milionów	60%	85%
2014	VGG16	138 milionów	50%	94%
2014	GoogleNet	4 miliony	70%	92%
2015	ResNet152	12 milionów	45%	75%
2016	DenseNet121	5 milionów	55%	95%

Oprócz tego kilka obserwacji, które warto zanotować na przyszłość:

- Wymiar i rodzaj danych wejściowych może mieć duże znaczenie dla skuteczności modeli w których korzystamy z już wyuczonych wag.

- ResNet prawdopodobnie wymaga nauki na większej liczbie epok, spowodowane to jest głębokością tej architektury
- Najlepsze wyniki daje DenseNet, ponieważ jest to najbardziej zaawansowana architektura.