# CNN
# Convolutional Neural Networks
# Sieci splotowe

# CNN

**Convolutional Neural Networks (CNN, ConvNet)** wariant MLP inspirowany biologicznie, gdzie mnożenie macierzy wag i sygnału wejściowego zastąpione jest operacją splotu

Zdolne do generalizacji sygnału posiadającego relacje przestrzenne

- 1D sygnały czasowe
- 2D obrazy
- 3D fMRI, video, obrazy RGB
- sygnały wielokanałowe

Potrafią być odporne na przestrzenne transformacje sygnału (skalowanie, obrót, przesunięcie)

# Splot 1D

- **Splot** (*convolution*) funkcji $x(t)$ oraz $w(t)$

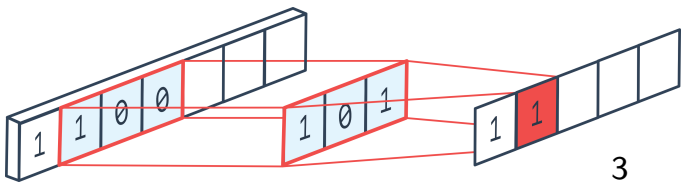
$$(x \star w)(t) = \int x(\tau) w(t - \tau) d\tau$$

- **Korelacja wzajemna** (*cross correlation*)

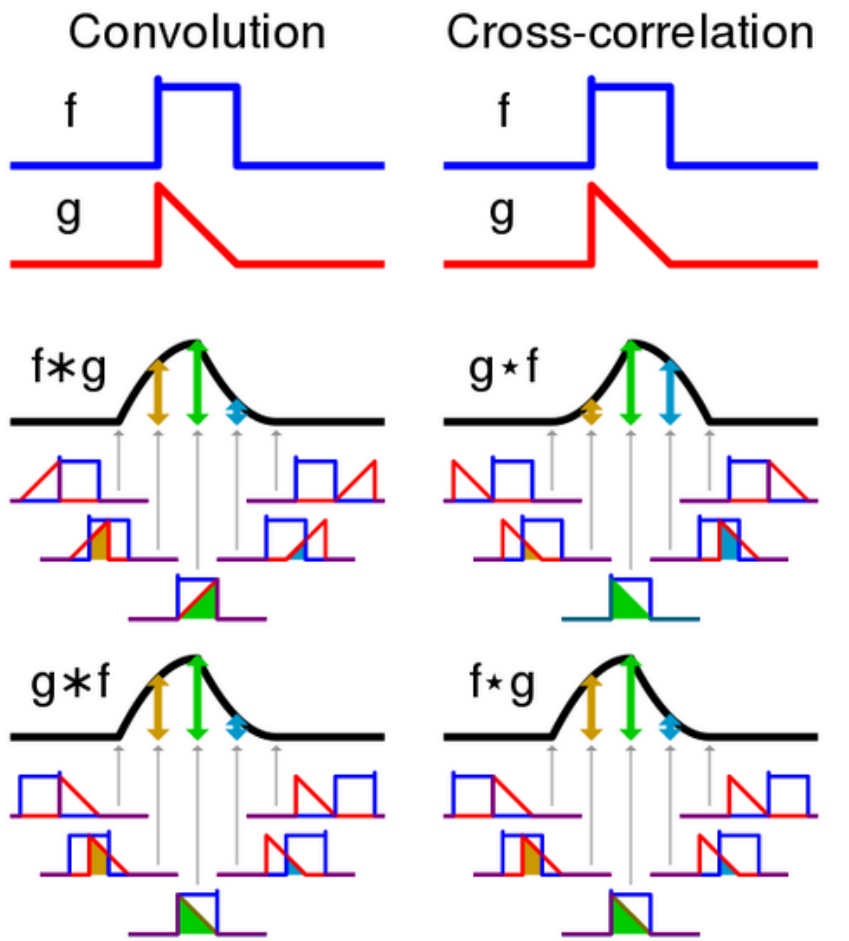
$$(x \star w)(t) = \int x(\tau + t) w(\tau) d\tau$$

- wynikiem jest funkcja, np. uśredniona wartość $x$ względem wszystkich wartości $w$ jeśli $w$ spełnia wymagania gęstości prawdopodobieństwa
- W sieciach splotowych CNN:
  $x$ - sygnał wejściowy
  $w$ - kernel (filtr), wagi połączeń neuronu, niezerowe tylko w ograniczonym obszarze (pole recepcyjne)
- wartości wyjściowe tworzą **mapę cech** (*feature map*)

$$s(i) = \sum_m x(m + i) w(m)$$

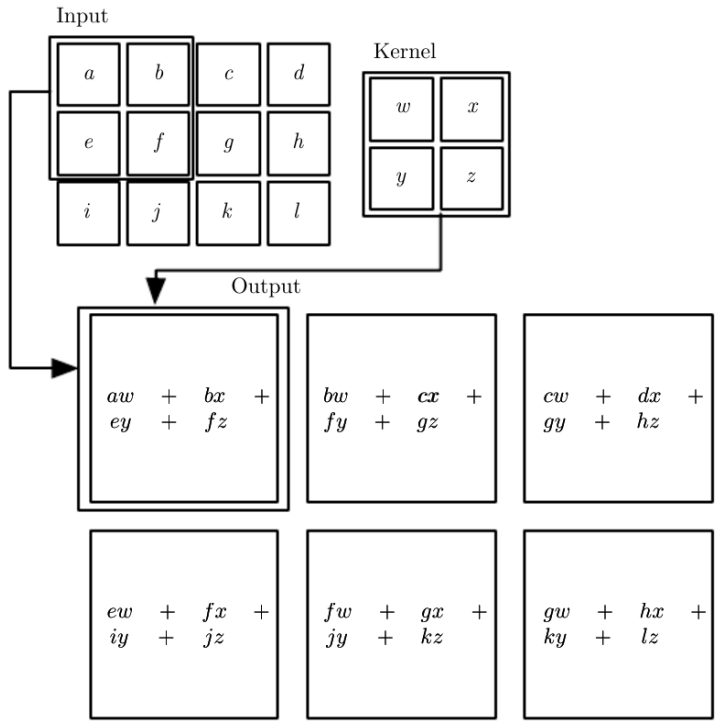


# Splor i korelacja wzajemna



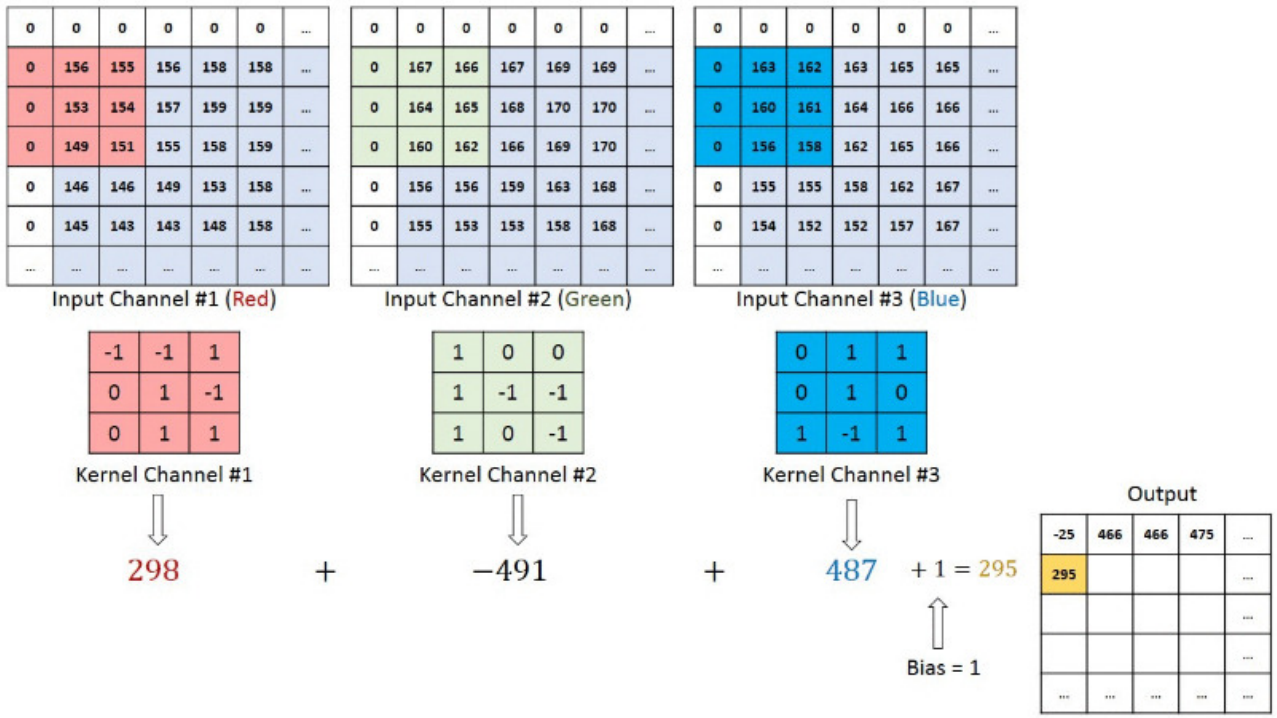

*https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-correlation*

# Splot 2D - wejście 1 kanał



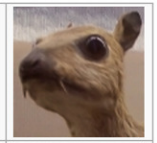
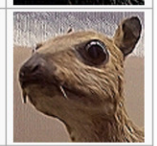
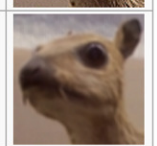
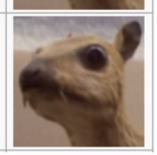

$$s(i,j) = \sum_l \sum_m w(l,m) \cdot x(i+l, j+m)$$

# Splot 2D - wejście 3 kanały (RGB)



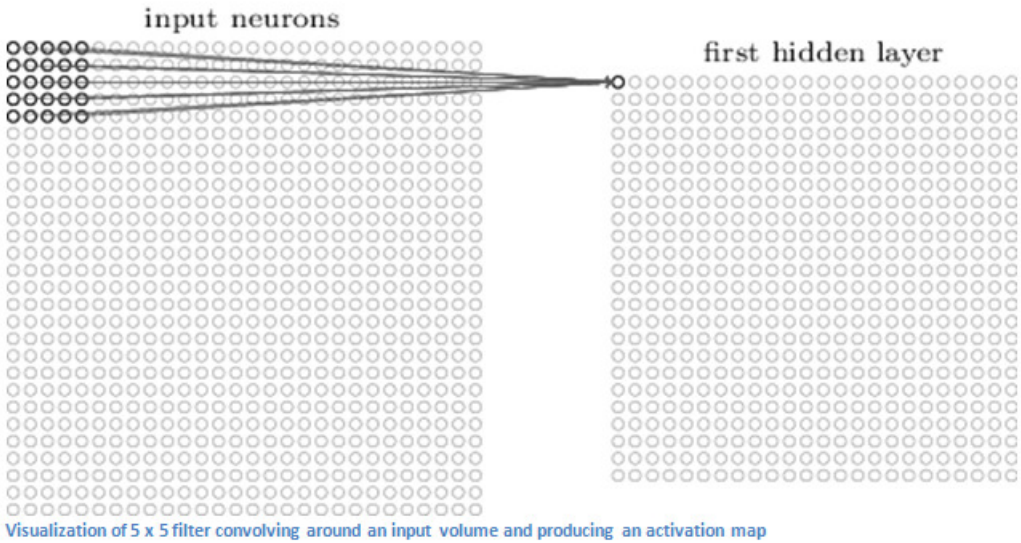

$$s(i,j,k) = \sum_m \sum_n \sum_k w(m,n,k) \cdot x(i+m, j+n, k)$$

# Filtry graficzne 2D - przykłady

| Operation | Filter | Convolved Image |
|---|---|---|
| **Identity** | $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ |  |
| **Edge detection** | $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ |  |
| | $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ |  |
| | $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$ |  |
| **Sharpen** | $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$ |  |
| **Box blur** (normalized) | $\frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ |  |
| **Gaussian blur** (approximation) | $\frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ |  |

*https://ujjwalkarn.me/2016/08/11/intuitive-explanation-convnets/*

# Pola recepcyjne i mapy cech



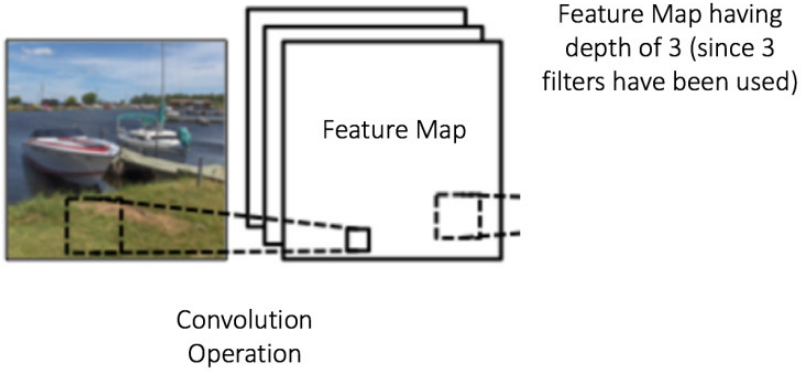
Visualization of 5 x 5 filter convolving around an input volume and producing an activation map

- **Pole recepcyjne** - obszar „widziany” przez neuron (rozmiar filtra)
- wyjście neuronu: splot sygnału i liniowego filtra, ewentualny wyraz wolny (bias) i nieliniowa funkcja wyjściowa (ReLU, tanh), generują **mapę cech** (*feature map)*

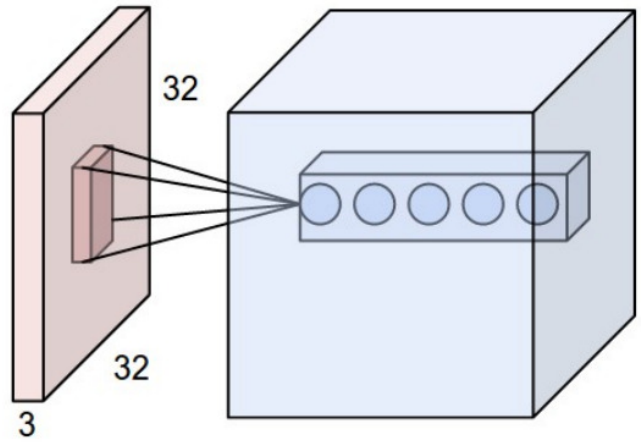
$$s(i,j) = \sigma\left(b + \sum_m \sum_n \sum_k w(m,n,k) \cdot x(i+m, j+n, k)\right)$$

# Pola recepcyjne i mapy cech

- $N$ neuronów (filtrów) tworzy $N$ map (objętość, tensor $n$ wymiarowy)




$$\mathbf{h}_k = W_k * \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_k$$

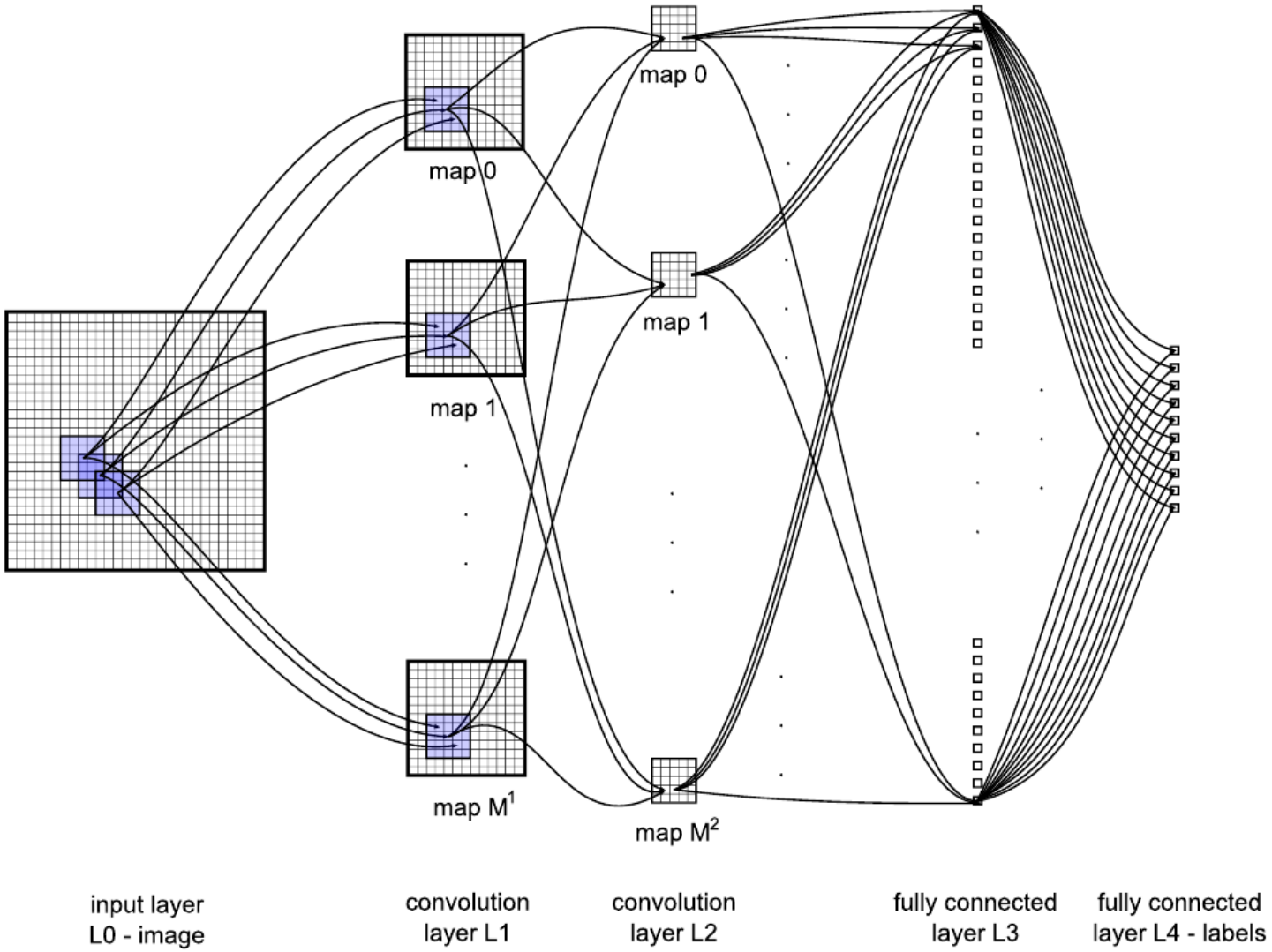



- Przy przetwarzaniu obrazów sygnał wejściowy $x$ to tensor 3D: szerokość, wysokość, kanał (RGB). Dla filtra I

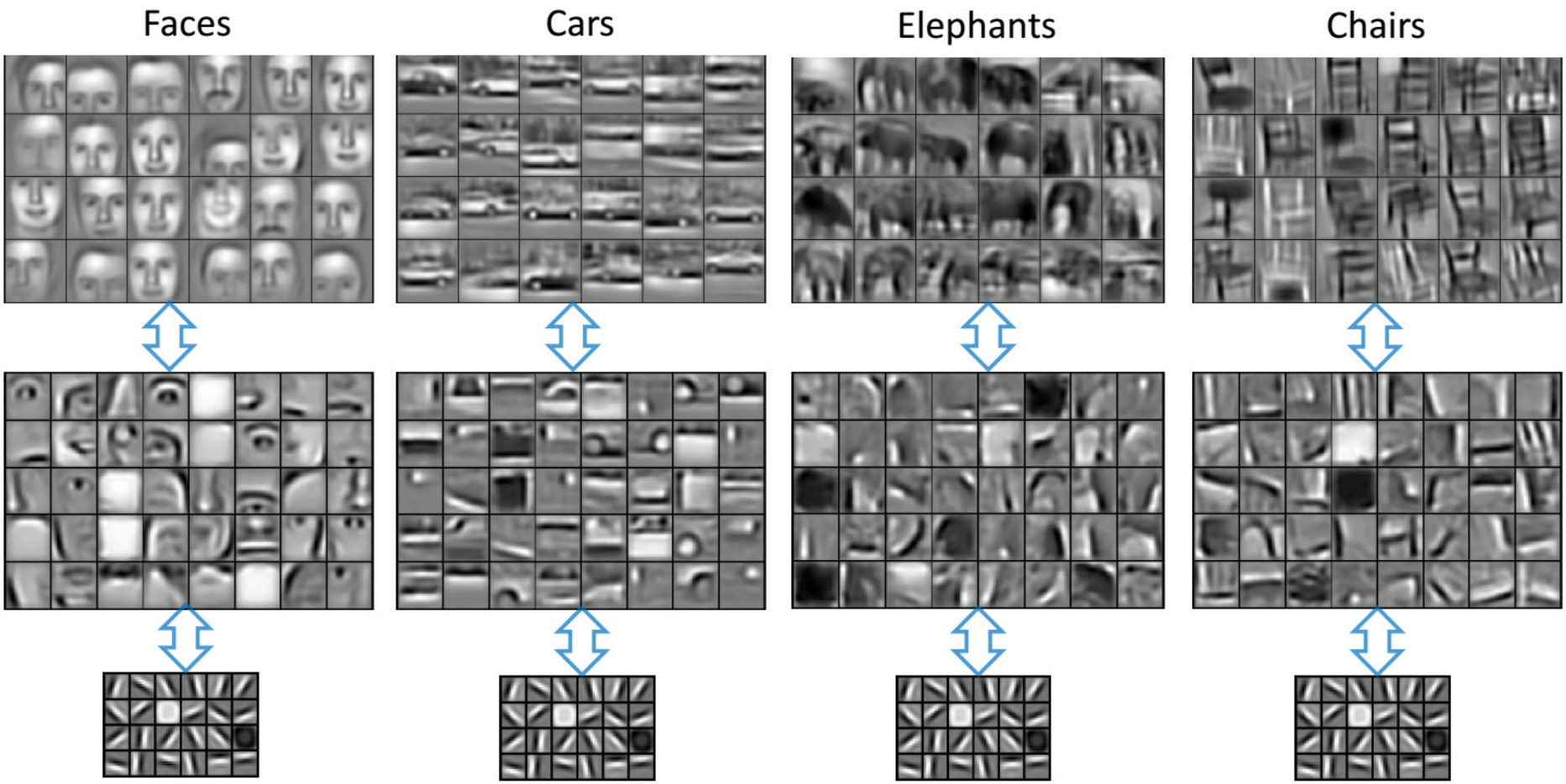
$$s(i,j,l) = \sum_{mnk} x(i+m, j+n, k) w(m,n,k,l)$$

- tensor wyjściowy warstwy zawierającej $N$ filtrów $(M_x, M_y, N)$, gdzie $M_x$, $M_y$ - rozmiary mapy wyjściowej
- w praktyce $x$ rozszerzony do 4D o wymiar związany z rozmiarem mini-batcha

# Typowa architektura CNN



# Przykłady filtrów




*Gooffellow, 2016 [?]*

# Rozmiar mapy cech

- Warstwa zawierająca $N$ neuronów (filtrów) tworzy $N$ map (objętość, tensor $n$ wymiarowy)
- Rozmiar mapy wyjściowej $(M_x^n, M_y^n)$ w warstwie $n$:

$$M_x^n = \frac{M_x^{n-1} - K_x^n + 2P_x^n}{S_x^n} + 1 \qquad M_y^n = \frac{M_y^{n-1} - K_y^n + 2P_y^n}{S_y^n} + 1$$

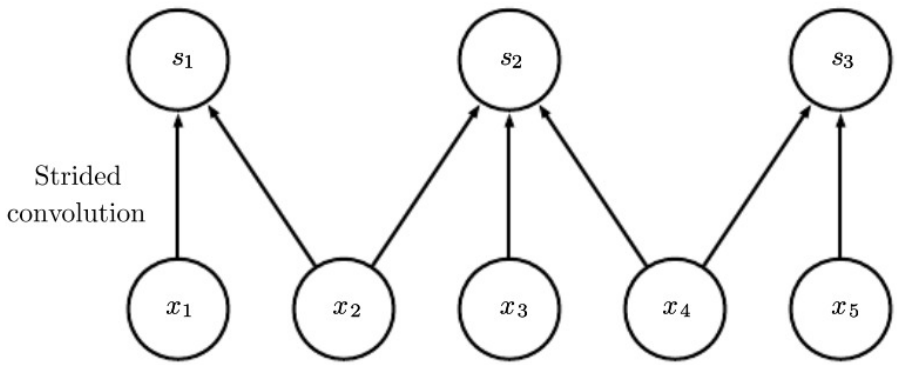
$K_x, K_y$ rozmiar filtra (szerokość i wysokość)
$S_x, S_y$ przesunięcie (*stride*) w każdym z wymiarów,
splot 2D

$$s(i,j,k) = \sum_{lmn} x(l, j \times S_x + m, k \times S_y + n) w(i,l,m,n)$$

$P_x, P_y$ wielkość rozszerzenia brzegu (*zero padding*),

# Stride - krok przesunięcia

Przykład w 1D: S=2, K=3, P=1

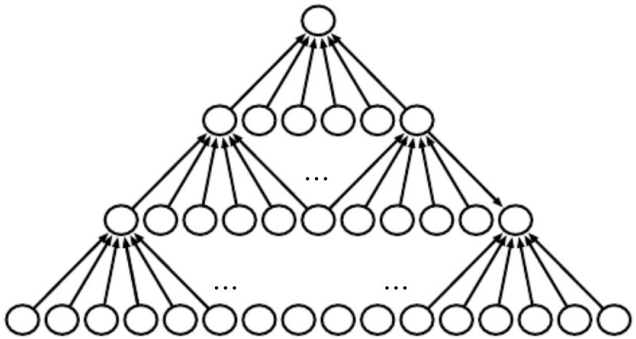



$$M^n = \frac{M^{n-1} - 3 + 2}{2} + 1$$

- redukcja wymiaru - zmniejszenie wymogów obliczeniowych i pamięciowych
- zmniejszenie rozdzielczości sygnału
- kosztem mniej dokładnej reprezentacji

# Zero padding

**valid zero padding**, brak rozszerzenia na brzegach ($P = 0$)



$$M^n = \frac{M^{n-1} - K^n}{S^n} + 1$$

- rozmiar map maleje w kolejnych warstwach
- ogranicza to możliwość budowania głębokich sieci i wymuszAn Interactive Node-Link Visualization of Convolutional Neural Networks by Adam W. Harley.a stosowanie małych filtrów
- sygnał wejściowy na brzegach ma mniejszy wpływ na sygnał wyjściowy

# Zero padding

**same zero padding**, brzegi wypełnione dodatkowymi wartościami (zerami) aby zapewniać odtworzenie wymiaru sygnału wejściowego $P = \lfloor \frac{K}{2} \rfloor, S = 1$

- pozwala budować bardzo głębokie sieci o dowolnych wielkościach filtrów $M_i^n = \lceil \frac{M_i^{n-1}}{S_i} \rceil$
- sygnał wejściowy na brzegach ma mniejszy wpływ na sygnał wyjściowy (na brzegach 0)

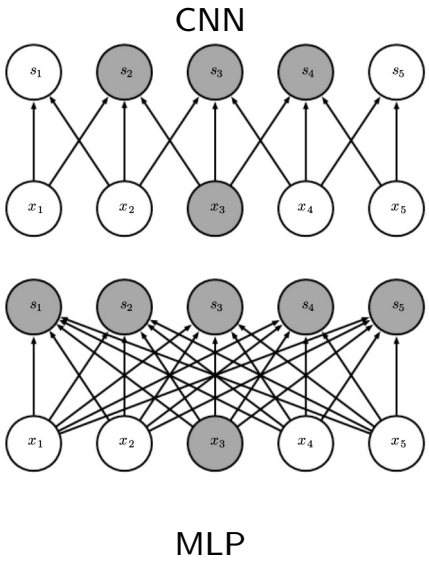
# Właściwości CNN

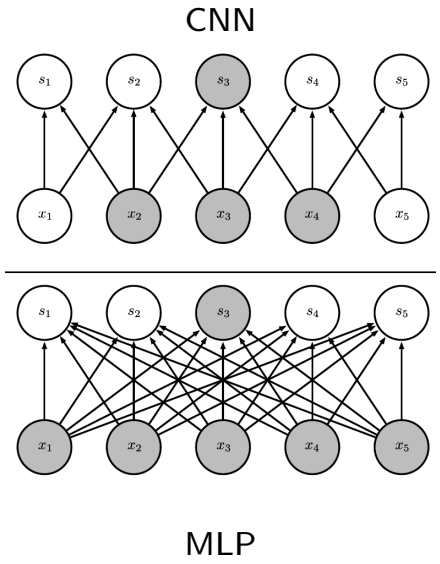
- **rzadka reprezentacja** - rozmiar filtra jest dużo mniejszy od rozmiaru sygnału wejściowego, pojedyncze wejście oddziałuje tylko na grupę neuronów
- **współdzielenie parametrów** - warstwa splotowa może być widziana jako w pełni połączona warstwa ze współdzielonymi wagami (dużo mniejsza liczba parametrów w stosunku do MLP)
- **równoważność względem przesunięcia** sygnału - ta sama cecha znajdująca się w różnych miejscach obrazu będzie aktywowała ten sam filtr
- możliwość użycia sygnału wejściowego o zmiennym rozmiarze - większy obraz wejściowy wygeneruje większe mapy, w przypadku MLP zwiększenie rozmiaru wektora wejściowego wymaga rozbudowy architektury

# Rzadka reprezentacja

pojedyncze wejście aktywuje tylko grupę neuronów w małym obszarze

wyjście neuronu zależne od małego obszaru sygnału wejściowego



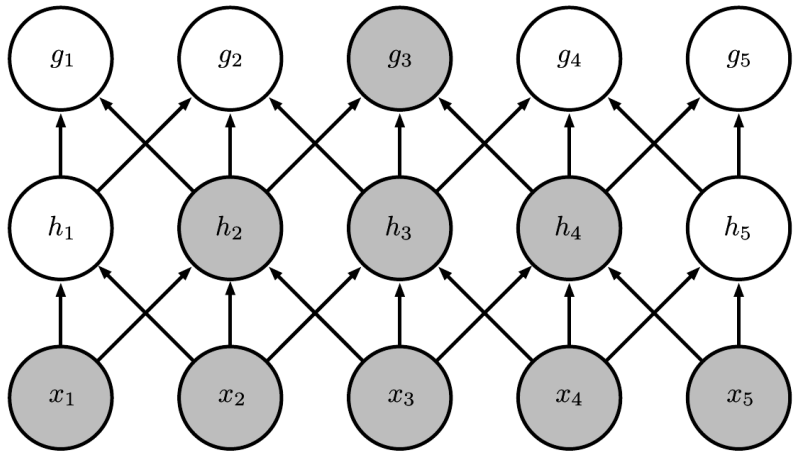

MLP: mnożenie macierzy $O(m \times n)$ parametrów

CNN: warstwa splotowa $O(k \times n)$, gdzie $k \ll m$

*Źródło grafiki: Gooffellow, 2016 [?]*

# Efektywne pole recepcyjne

- **Efektywne pole recepcyjne** - obszar sygnału wejściowego pokryty przez neurony w wyższych warstwach, rośnie z głębokością

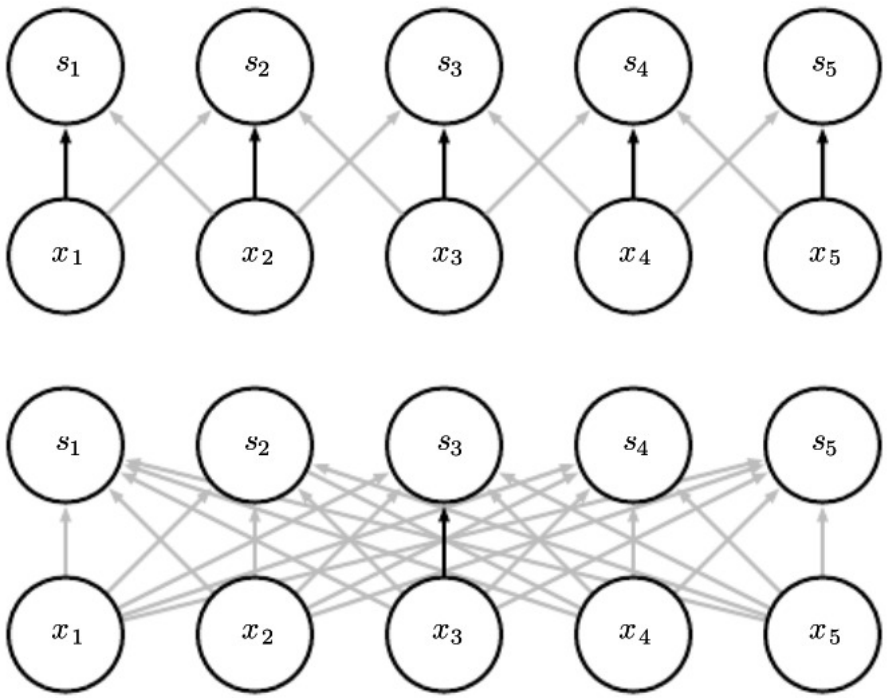



- stride, pooling i dilation (rozrzedzony splot) dodatkowo zwiększają efektywne pole recepcyjne
- pomimo rzadkich połączeń sieć jest w stanie w ten sposób modelować złożone (odległe) zależności

# Współdzielenie wag

- ta sama waga jest używana przy przetwarzaniu każdego punktu wejściowego
- pojedynczy filtr pozwala wykryć tę samą cechę w różnych położeniach obrazu wejściowego (*equivariance to translation*)

CNN

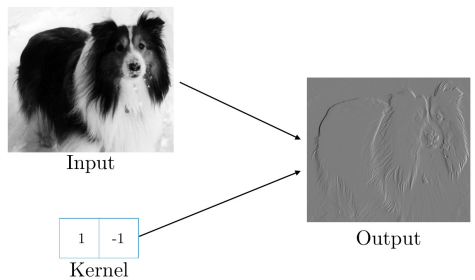



*Źródło grafiki: Gooffellow, 2016 [?]*

MLP

# Rzadkie połączenia i współdzielenie wag

Przykład: wykrywanie pionowych krawędzi obrazu $n \times n$




- MLP: mnożenie pełnej macierzy $n^2 \times n^2 = n^4$ wag, $n^2 \times (n^2 + 1)$ operacji
- CNN: splot filtrem 1x2 (2 wagi) wymaga $n^2 \times 3$ operacji (2 mnożenia i dodawanie)
- warstwa splotowa istotnie wydajniejsza w mapowaniu powtarzających się relacji w małych, lokalnych rejonach sygnału wejściowego

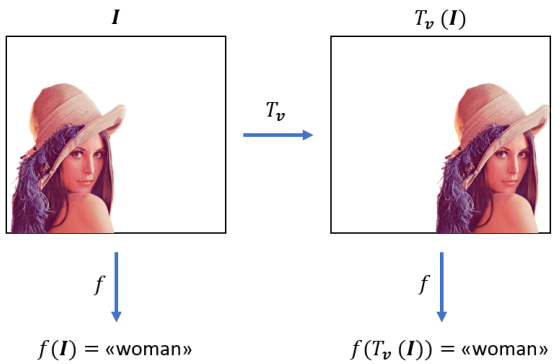
*Źródło grafiki: Gooffellow, 2016 [?]*

# Równoważność przy przesunięciu

Przesunięcie sygnału wejściowego powoduje identyczne przesunięcie sygnału na mapie cech.

$$T_{\mathbf{v}}(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + \mathbf{v}$$

Aktywowane są te same filtry wykrywające obiekt




Równoważność translacji jest pożądaną własnością w rozpoznawaniu obrazów, gdzie lokalne cechy (np. krawędzie) mogą wystąpić w każdym miejscu na obrazie
W przypadku sieci MLP przesunięcie sygnału wejściowego powoduje zmianę aktywacji wszystkich

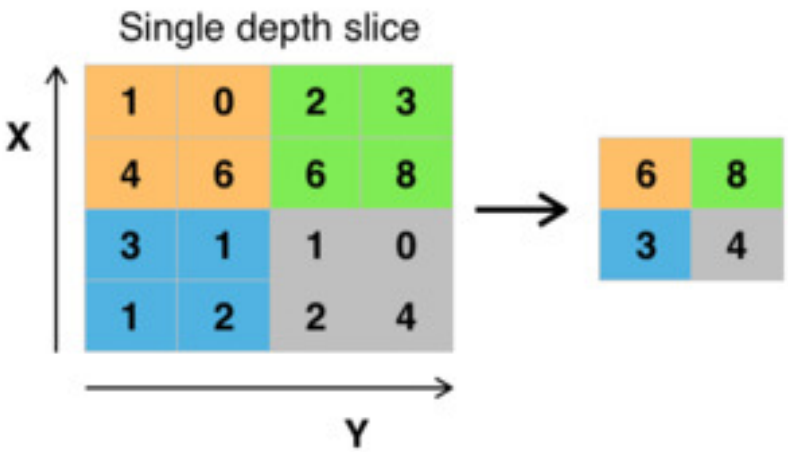
Rys. https://www.baeldung.com/cs/translation-invariance-equivariance

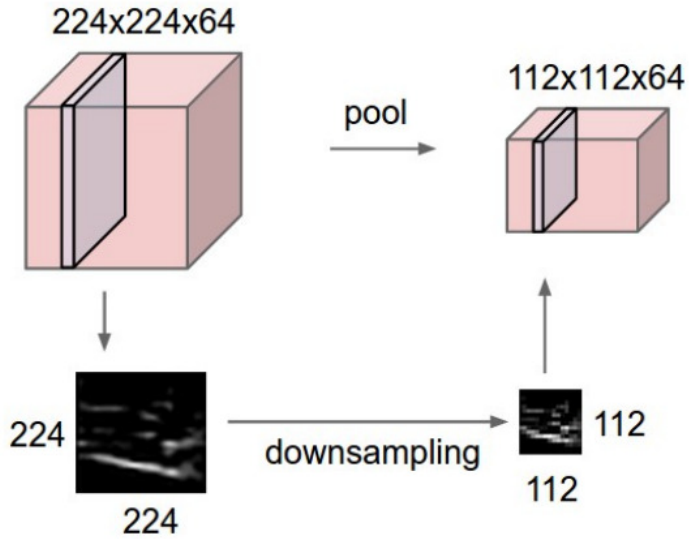
# Równoważność przy przesunięciu

- współdzielenie wag dla całego wejścia nie zawsze jest pożądane, można zastosować różne filtry w różnych obszarach obrazu, np. rozpoznawanie twarzy ze zdjęć paszportowych, które posiadają charakterystyczne cechy występujące wyłącznie w określonych rejonach sygnału wejściowego
- Sieci CNN splot **n**ie są niezmiennicze względem zmiany **s**kali, obrotu oraz przekształceń afinicznych obrazu. Taką własność osiąga się poprzez rozszerzenie zbioru treningowego o przypadki zdeformowane (szum, skalowanie, obrót, zmiana kontrastu, etc..)

# Pooling

- typowy blok realizujący warstwę splotową CNN:
  - liniowa aktywacja (splot)
  - detekcja (nieliniowość np. ReLU)
  - redukcja (pooling) - „uogólnienie" wartości sąsiadujących wyjść
- **Max pooling** - maksimum z pewnego podobszaru

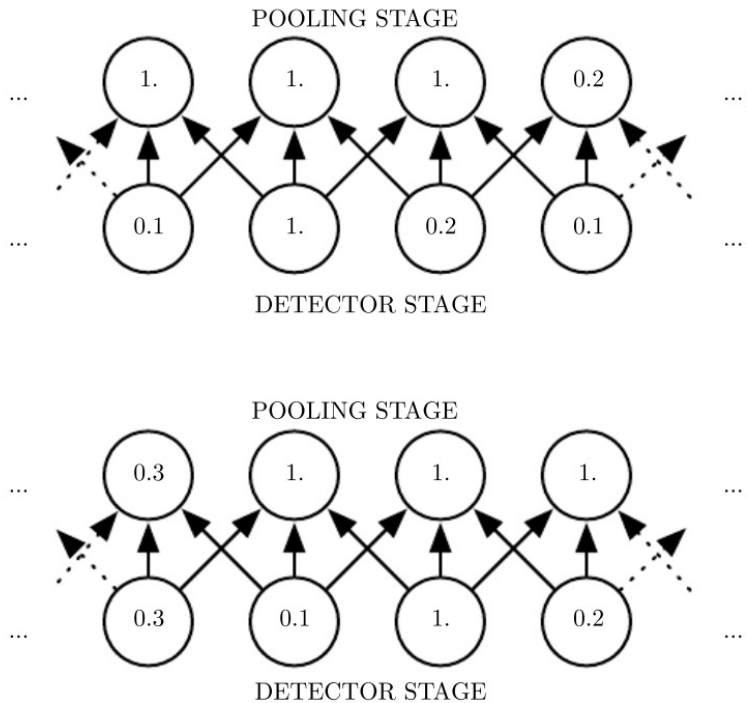



- redukcja wymiarowości - przesunięcie $S$ filtra typowo równe jego wielkości $K$ (maksimum z rozłącznych obszarów)
- inne podejścia: *avg. pooling* (średnia z sąsiedztwa), *norm pooling* (norma z sąsiadujących wyjść), ważona średnia od centrum, niektóre architektury rezygnują z tej warstwy

# Pooling względem obrazu wejściowego

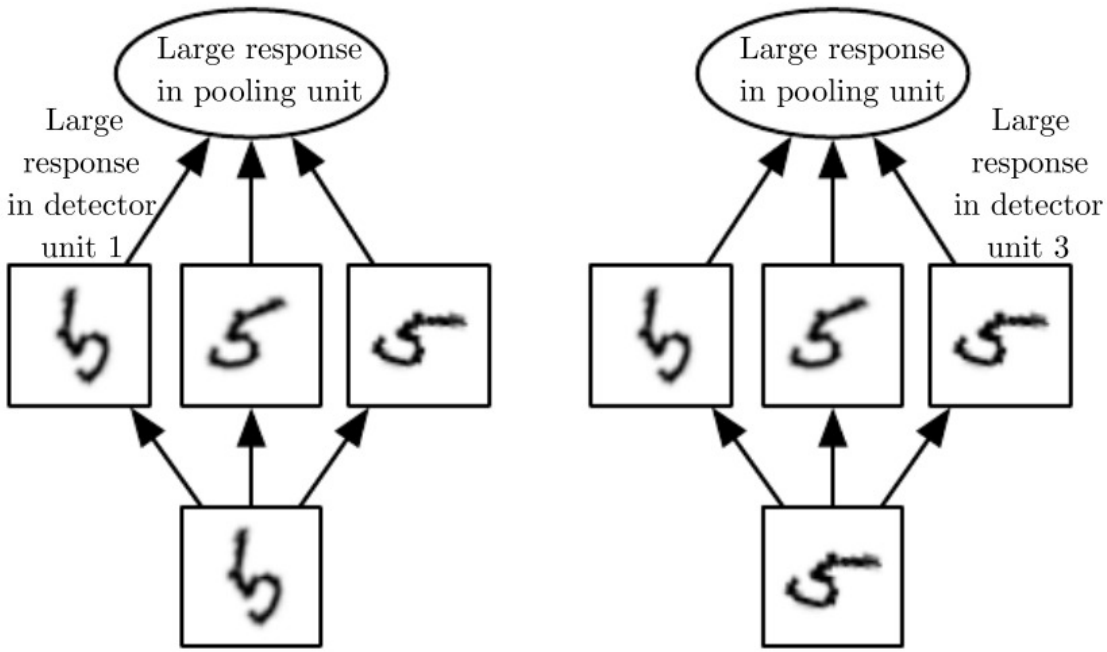
*Pooling* zapewnia niezmienniczość względem drobnego przesunięcia obrazu wejściowego




*Źródło grafiki: Gooffellow, 2016 [?]*

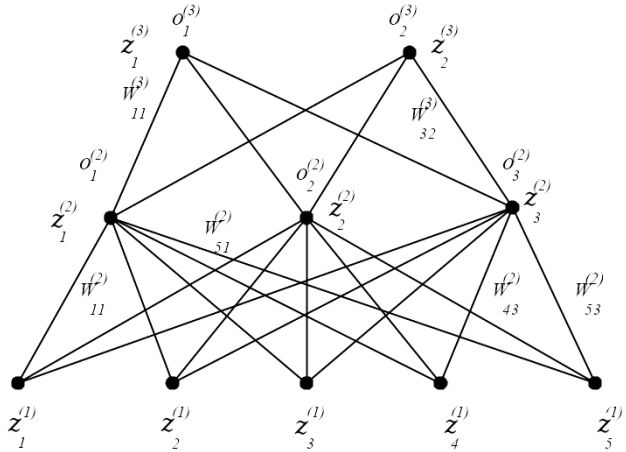
# Pooling względem map cech

Redukcja względem wyjść różnych splotów umożliwia wprowadzenie do modelu niezmienniczości względem pewnych transformacji sygnału wejściowego (np. obrotu)




*Źródło grafiki: Gooffellow, 2016 [?]*

# MLP - oznaczenia



$M$ - liczba warstw ($M = 3$)

$w_{ij}^{(l)}$ - waga łącząca element $i$ należący do warstwy $l-1$ oraz element $j$ z warstwy $l$

$z_j^{(l)}$ - aktywacja neuronu $j$ w warstwie $l$

$$z_j^{(l)} = \sum_i w_{ij}^{(l)} o_i^{(l-1)}$$

$o_j^{(l)}$ - sygnał wychodzący z elementu $j$ należącego do warstwy $l$

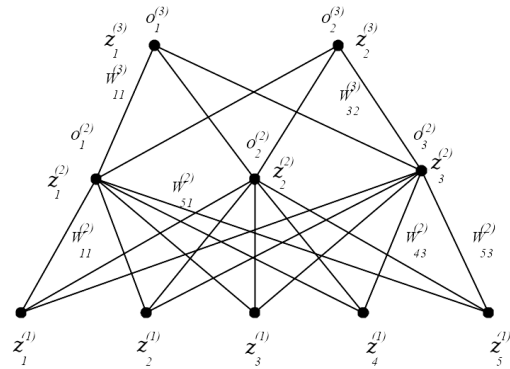
$$o_j^{(l)} = \sigma(z_j^{(l)}) = \sigma\left(\sum_i w_{ij}^{(l)} o_i^{(l-1)}\right)$$

$f_i(\mathbf{x}) = o_i^{(M)}$ funkcja realizowana przez MLP ($i$-te wyjście)

# Algorytm wstecznej propagacji dla sieci MLP

Sygnał propagowany od wejścia do wyjścia

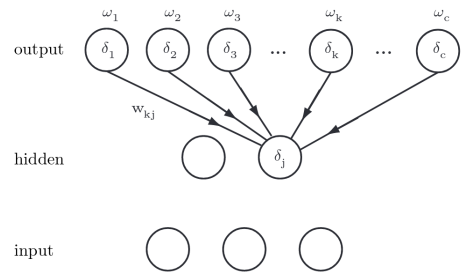
$$o_i^h = f(z_i^h) \qquad z_i = \sum_j w_{ji}^h o_j^{h-1} + b_i^h$$



Sygnał błędu neuronów $\delta_i^k$ propagowany od warstwy wyjściowej do wejścia

$$\delta_i^{out} = \frac{\partial E}{\partial z_i^h} = f'(z_i^{out})(y_i - f(z_i^{out}))$$

$$\delta_i^h = \frac{\partial E}{\partial z_i^h} = f'(z_i^h) \sum_j \delta_j^{h+1} w_{ij}^{h+1}$$




Aktualizacja wag w kierunku spadku gradientu

$$\Delta w_{ij}^h = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^h} = \eta \delta_j^h o_i^{h-1}$$

# Wsteczna propagacja błędu w sieciach CNN

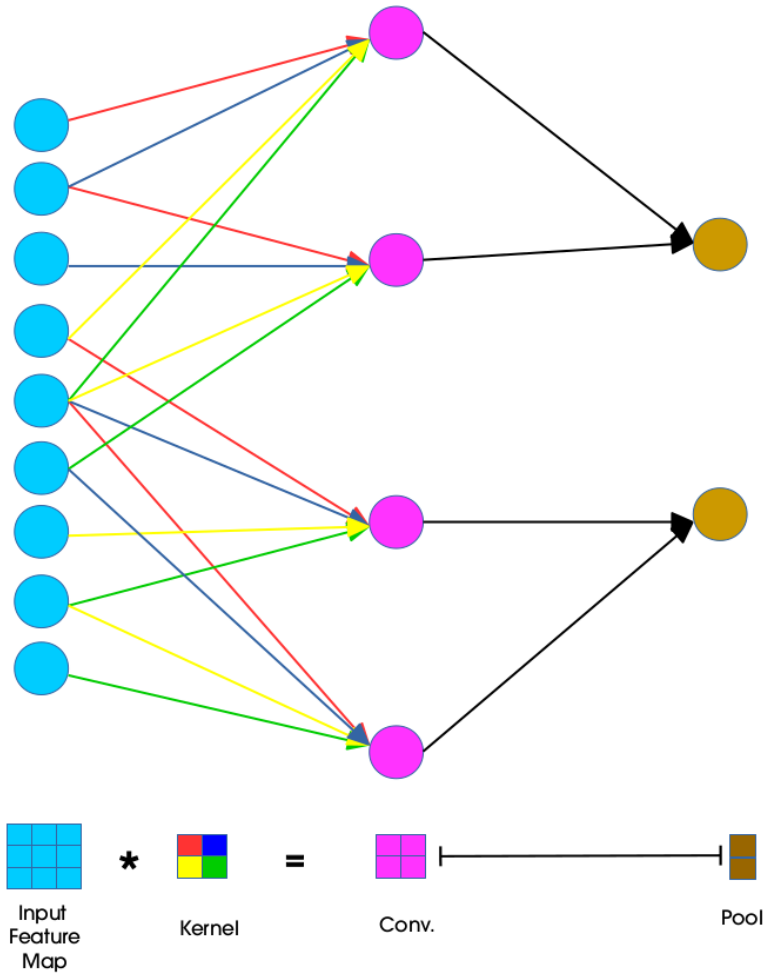
Sygnał propagowany od wejścia do wyjścia (dla jednego kanału $H \times W$ i filtra $k_1 \times k_2$)

$$o_{ij}^h = f(z_{ij}^h)$$

$$z_{ij} = \sum_{m=0}^{k_1-1} \sum_{n=0}^{k_2-1} w_{mn}^h o_{i+m,j+n}^{h-1} + b^h$$

onz. $*$ operacja splotu

$$o_{ij}^h = f\left( (\mathbf{w}^h * \mathbf{o}^{h-1})_{ij} + b^h \right)$$




*Źródło*
*https://www.jefkine.com/general/2016/09/05/backpropagation-in-convolutional-neural-networks/*

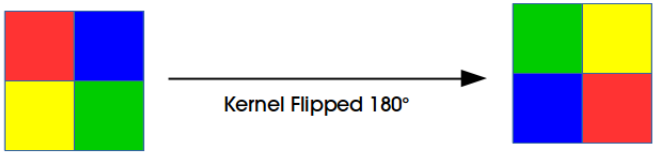
# Wsteczna propagacja błędu w sieciach CNN

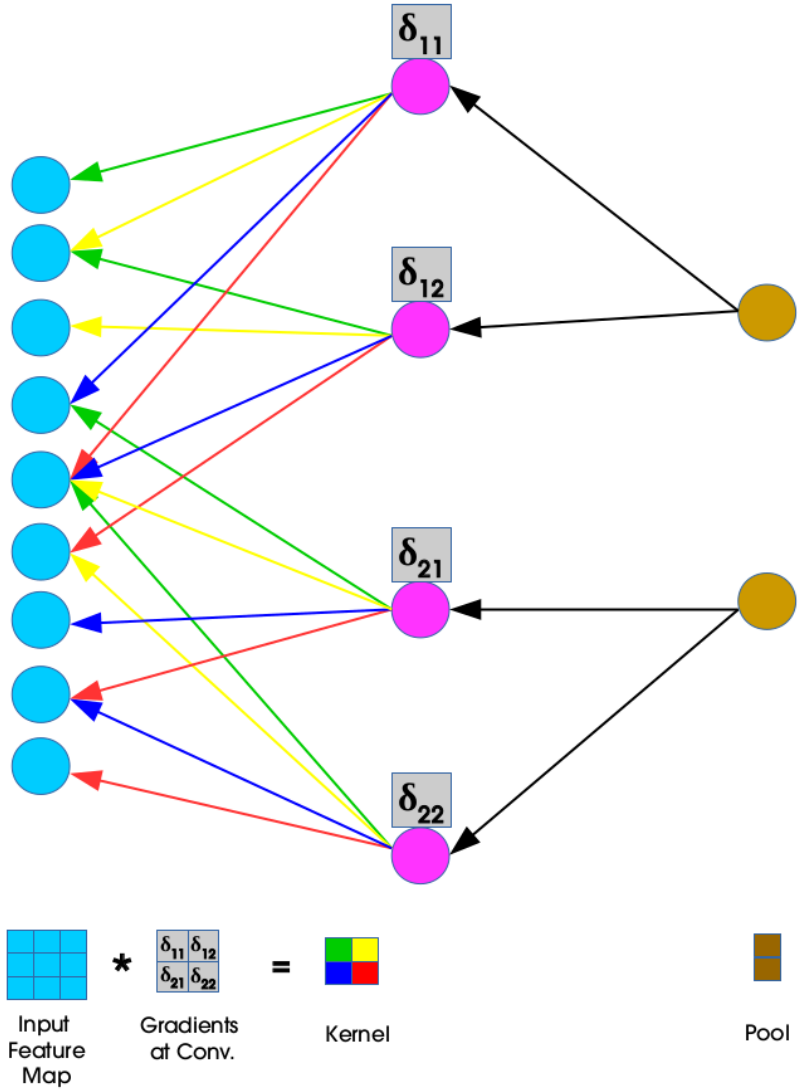
Sygnał błędu neuronów $\delta_i^k$ od warstwy wyjściowej do wejścia

$$\delta_{ij}^h = \frac{\partial E}{\partial z_{ij}^h} =$$

$$= f'(z_{ij}^h) \sum_{m=0}^{k_1-1} \sum_{n=0}^{k_2-1} \delta_{i-m,j-n}^{h+1} w_{mn}^{h+1}$$

$$= f'(z_{ij}^h) \left( \delta^{h+1} * rot_{180^o}(\mathbf{w}^{h+1}) \right)_{ij}$$




*Źródło*
*https://www.jefkine.com/general/2016/09/05/backpropagation-in-convolutional-neural-networks/*

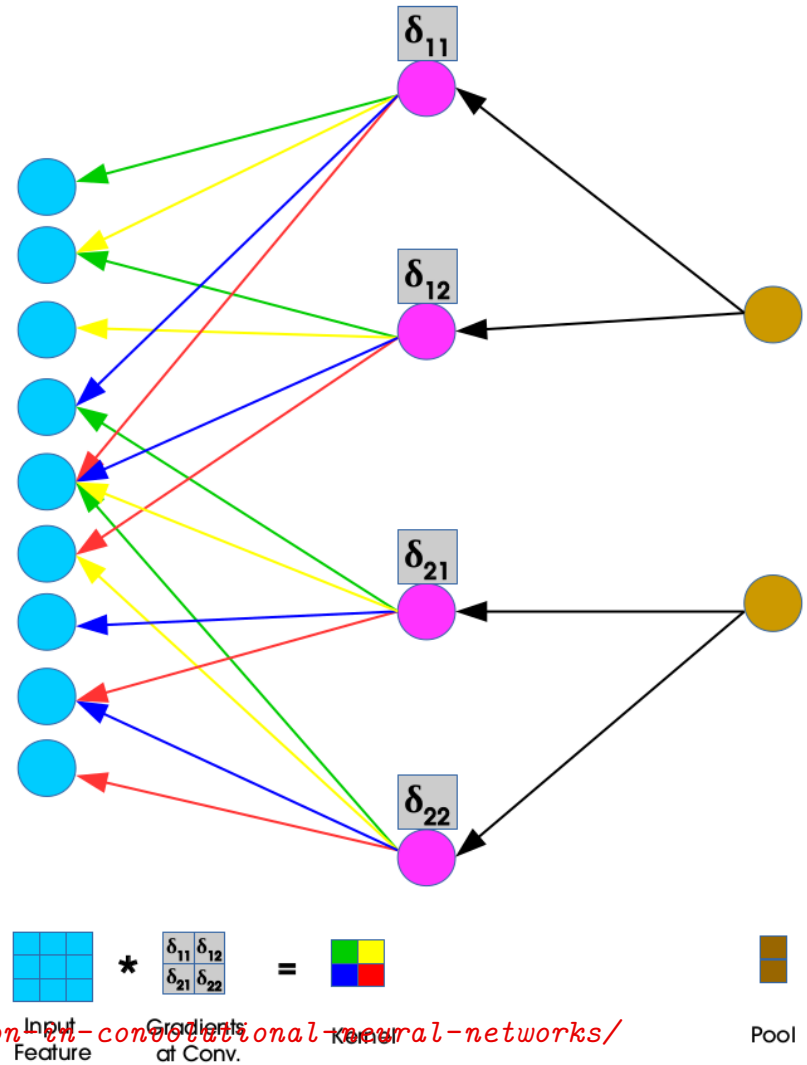
# Wsteczna propagacja błędu w sieciach CNN

Splot mapy wejściowej o wymiarze $H \times W$ i filtra o wymiarze $k_1 \times k_2$ tworzy mapę wyjściową o wymiarze $Hk1+1 \times Wk2+1$.
Aktualizacja wag w kierunku spadku gradientu:

$$\Delta w_{ij}^h = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^h} =$$

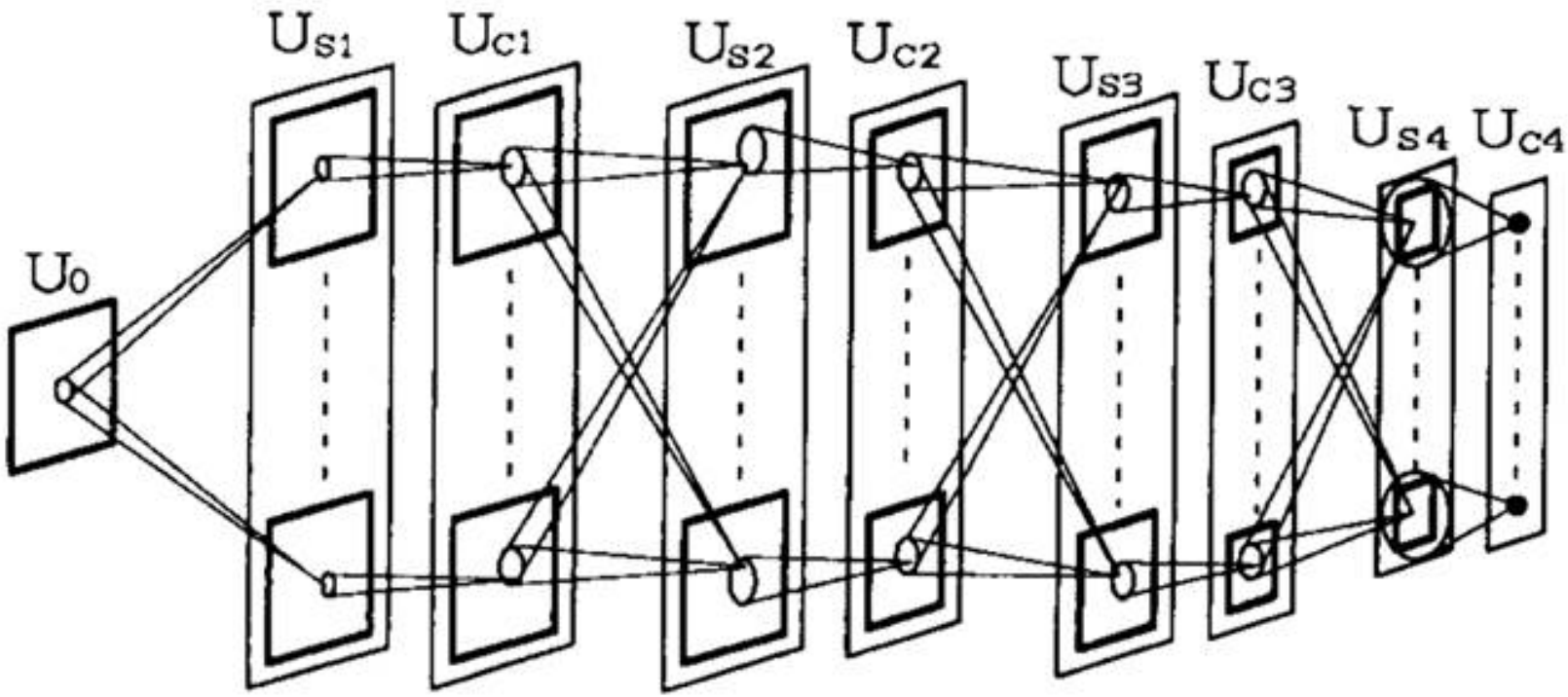
$$= \eta \sum_{m=0}^{H-k_1} \sum_{n=0}^{W-k_2} \delta_{mn}^h o_{m+i,n+j}^{h-1} =$$

$$= \eta (\delta^h * \mathbf{o}^{h-1})_{ij}$$




*Źródło*
*https://www.jefkine.com/general/2016/09/05/backpropagation-in-convolutional-neural-networks/*

# Neocognitron (Fukushima, 1980)




- pierwsza sieć CNN do rozpoznawania ręcznie pisanych cyfr
- architektura inspirowana biologicznie ludzkim układem przetwarzania obrazu w mózgu
- uczenie nienadzorowane (bez wstecznej propagacji błędu)

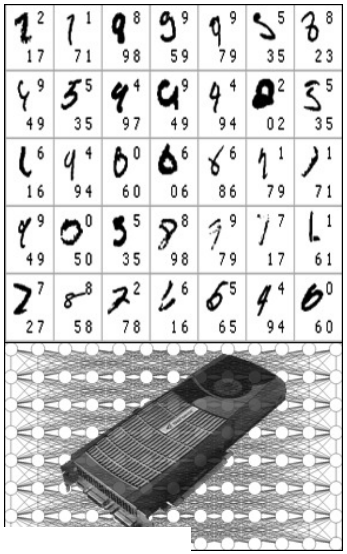
# LeNet5 (LeCun 1998)

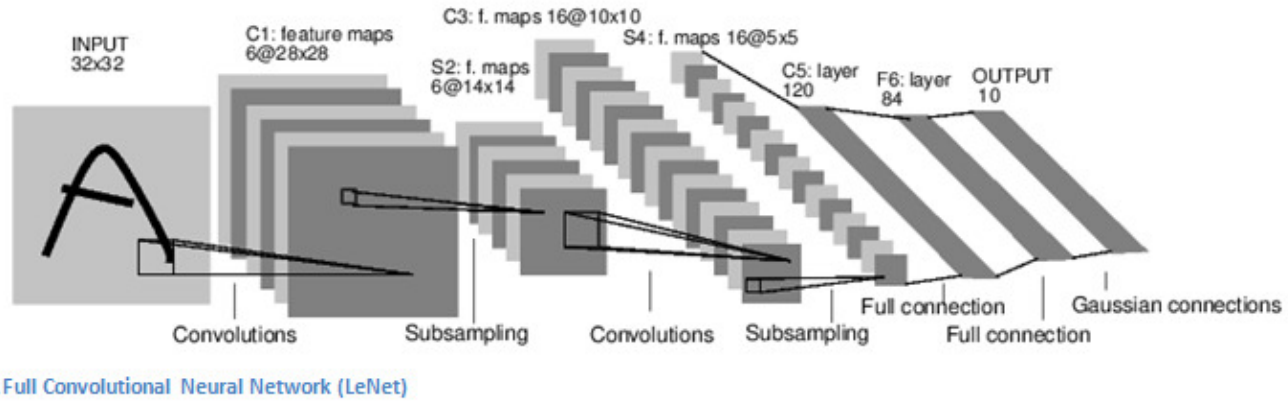
klasyfikacja cyfr pisanych ręcznie
(odczytywanie czeków)

☞ MNIST

trening: 60k cyfr, 250 osób,

test: 10k cyfr



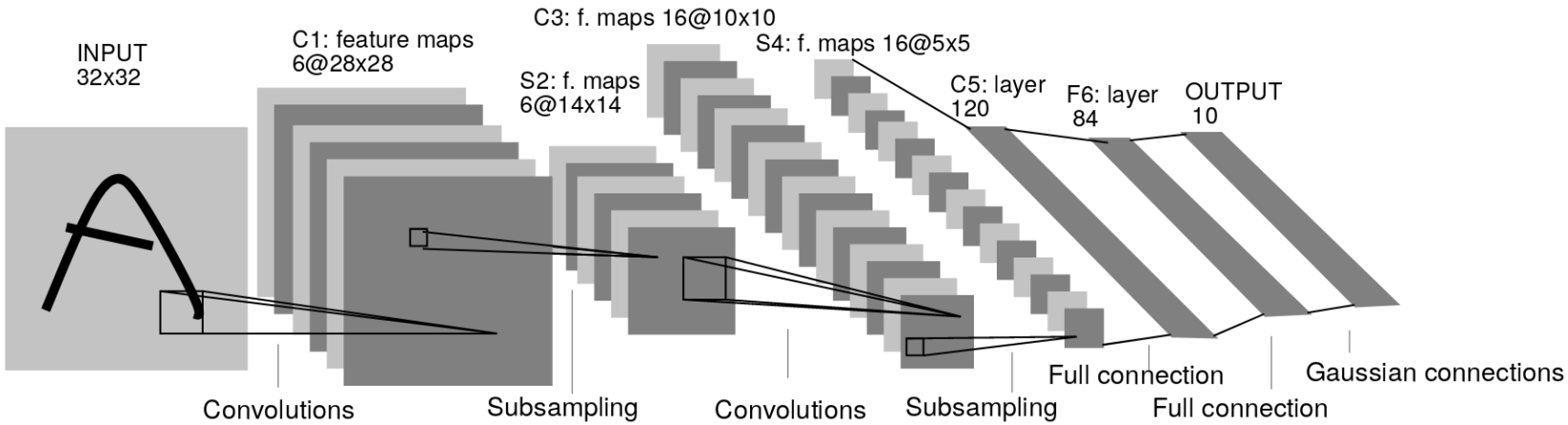



A Full Convolutional Neural Network (LeNet)

☞ LeNet-5, convolutional neural networks

*Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, november 1998*

# LeNet-5




| Layer | kernels | size | output | connections | parameters |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | | | 1x32x32 | | |
| C1 | 6 | 5x5 | 6x28x28 | 122304 | 156 |
| S2 | | 2x2 | 6x14x14 | 5880 | 12 |
| C3 | 16 | 5x5 | 16x10x10 | 151600 | 1516 |
| S4 | | 2x2 | 16x5x5 | 2000 | 32 |
| C5 | 120 | 5x5 | 120x1x1 | 48120 | 48120 |
| F6 | 84 | | 84x1x1 | 10164 | 10164 |
| Output | 10 | | 10x1x1 | | |

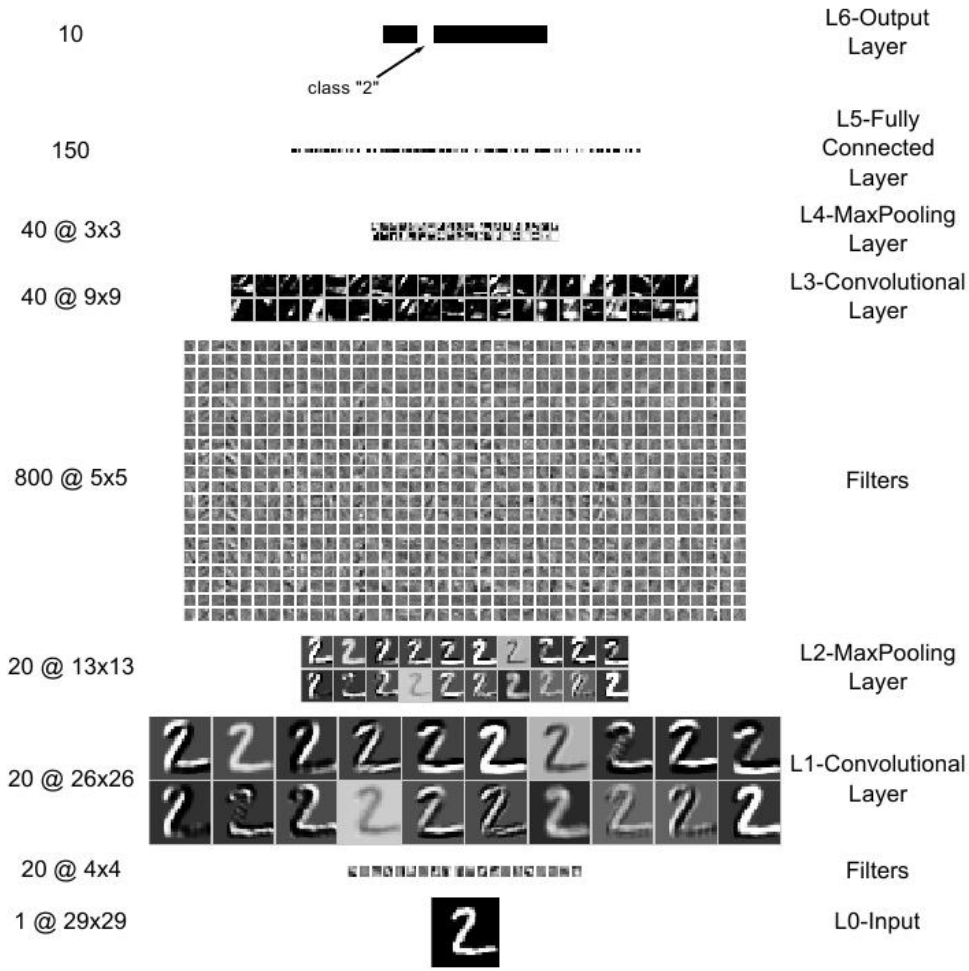
# LeNet-5 połaczenia S2-C3

Mapy C3 połączone wyłącznie z wybranymi mapami z S2

| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | X | | | | X | X | X | | | X | X | X | X | | X | X |
| 1 | X | X | | | | X | X | X | | | X | X | X | X | | X |
| 2 | X | X | X | | | | X | X | X | | | X | | X | X | X |
| 3 | | X | X | X | | | X | X | X | X | | | X | | X | X |
| 4 | | | X | X | X | | | X | X | X | X | | X | X | | X |
| 5 | | | | X | X | X | | | X | X | X | X | | X | X | X |

- redukcja liczby połączeń
- przełamanie symetrii sieci - różne sygnały wejściowe pozwalają uzyskać różnorodne (być może komplementarne) zestawy detektorów cech

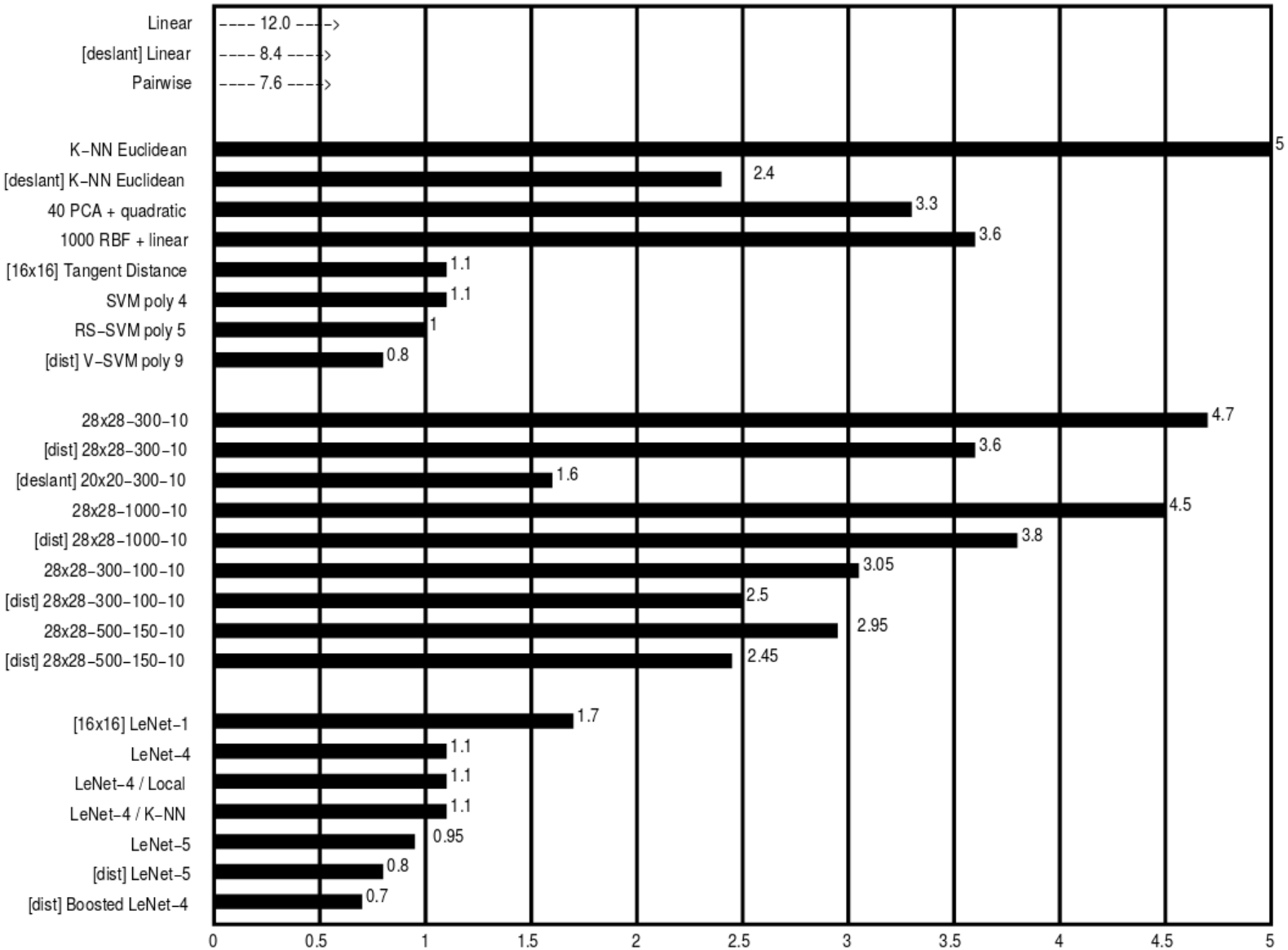
# Przykład wizualizacji aktywacji sieci



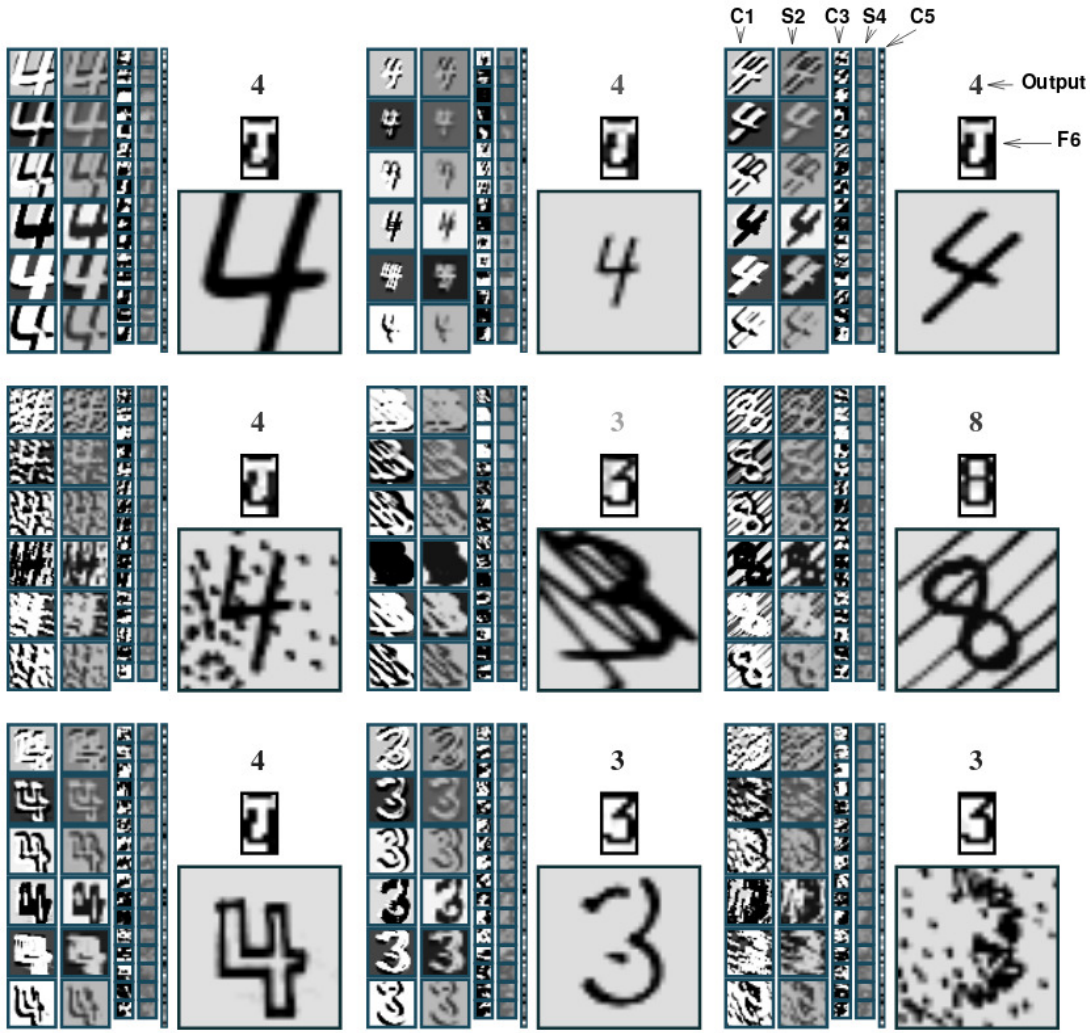

☞ Wizualizacja sieci splotowej

# LeNet-5 błędy klasyfikacji

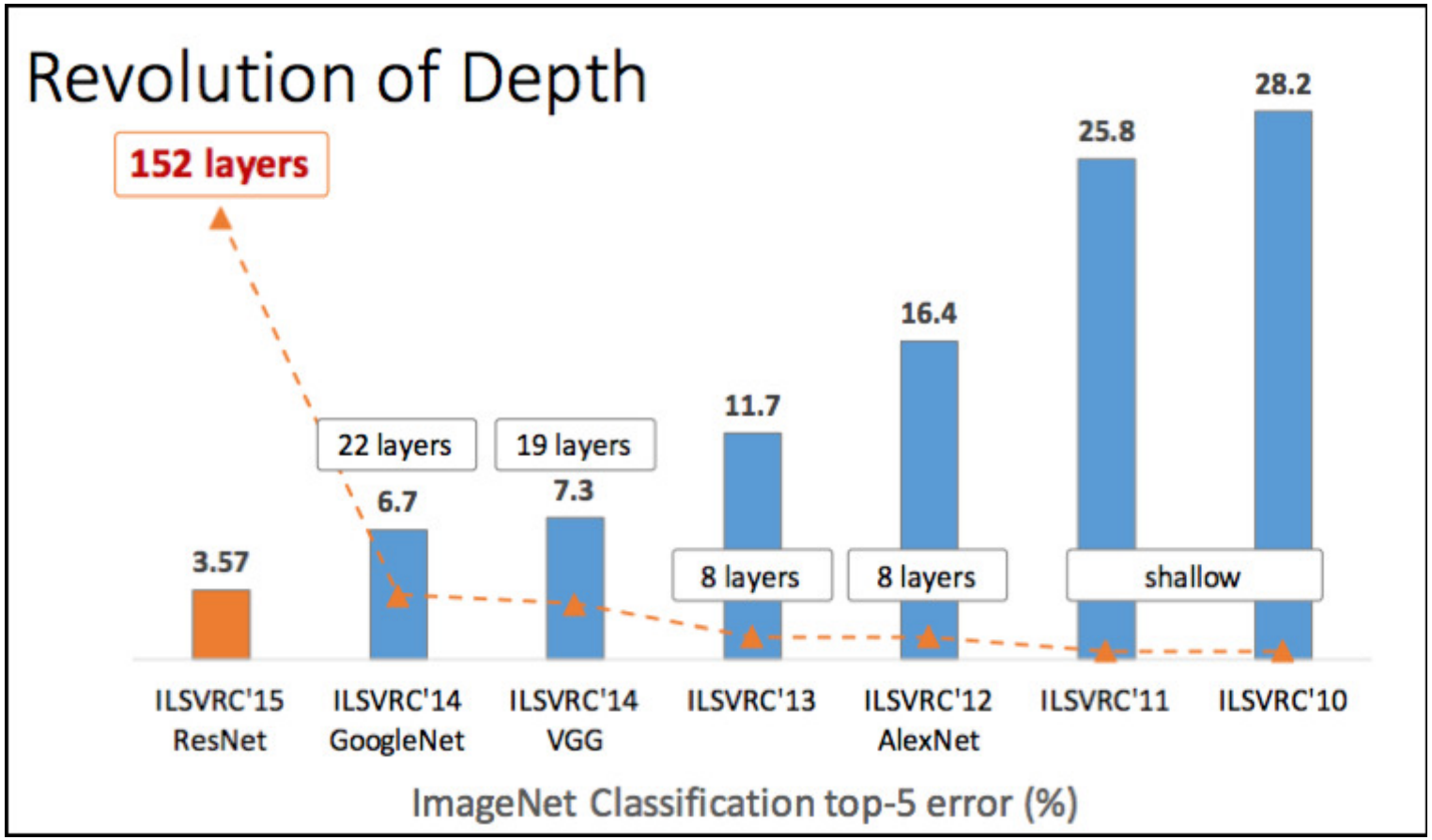
# LeNet-5 porównanie z innymi metodami



# LeNet-5 odporność na szum, zniekształcenia i nietypowe przypadki



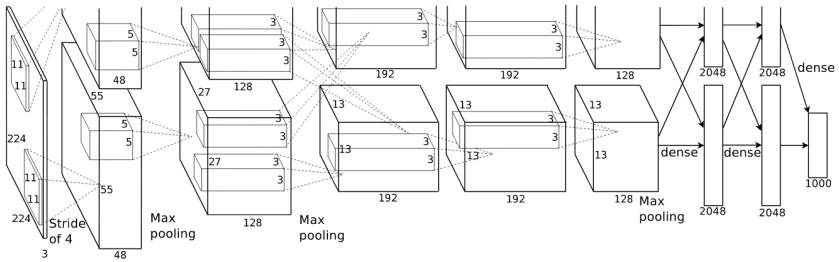
# ImageNet




- ☞ CNNs Architectures used on ImageNet

# AlexNet (A. Krizhevsky, 2012)

- Zwycięzca ☞ImageNet w 2012, błąd klasyfikacji 15.3% (poprawa z 26% )
- 1.2M obrazów, 1000 klas

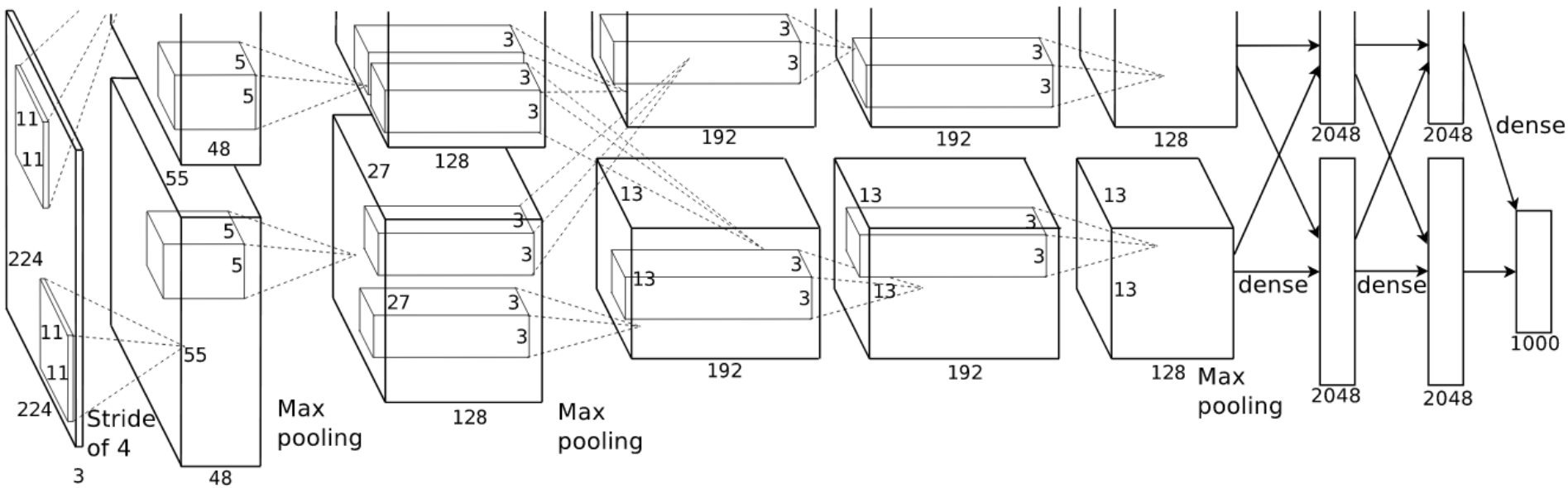




- architektura wzorowana LeNet5 ale głębsza (8 warstw) i więcej filtrów na warstwę, filtry 11x11, 5x5, 3x3
- sekwencje warstw splotowych z jednostkami ReLU
- regularyzacja: dropout, L2, rozszerzanie danych, normalizacja wyjść wybranych warstw
- SGD z momentem, 20 epok, 6 dni treningu (2x NVIDIA GTX 580 3GB GPUs), 60M parametrów

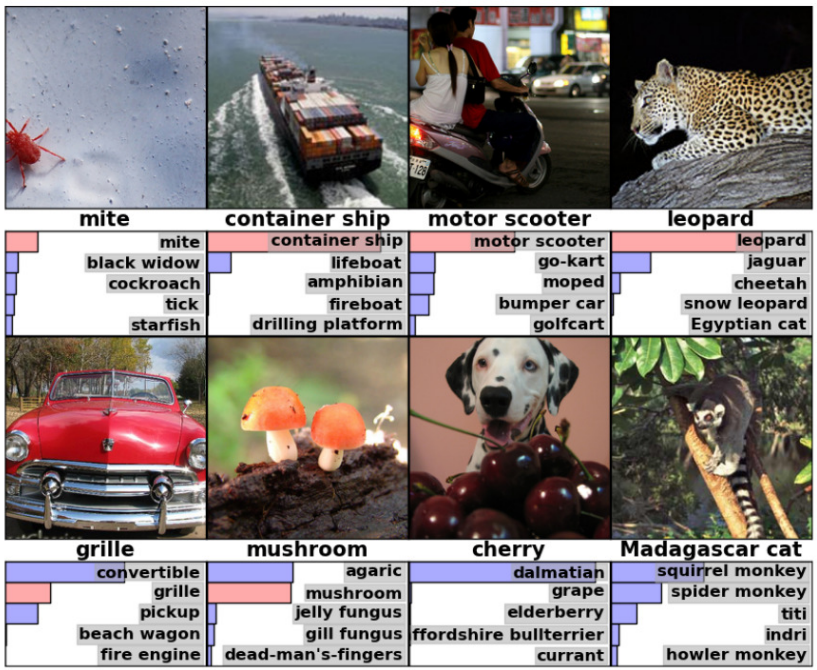
*A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, 2012*

# AlexNet

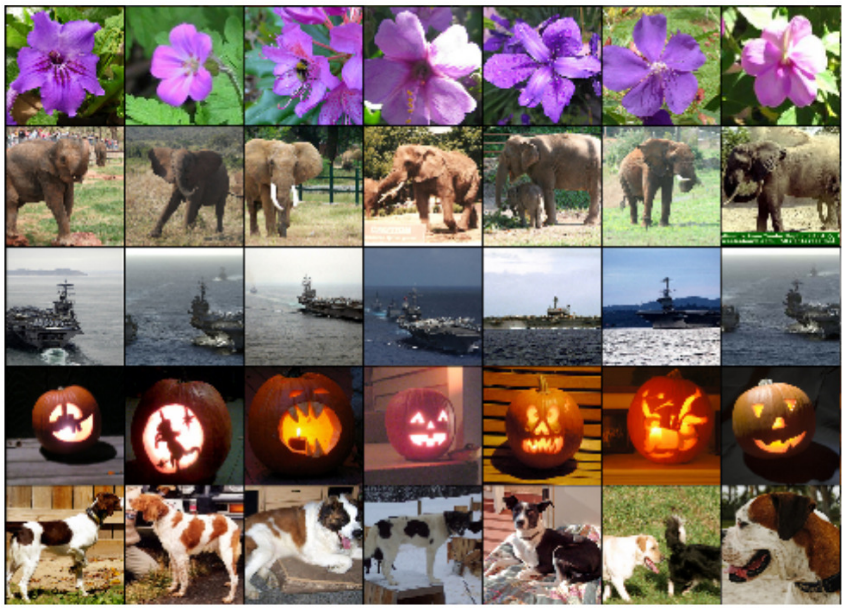
| Layer | kernels | size | stride | output |
|---|---|---|---|---|
| Input | | | | 224x224x3 |
| C1 + LRN | 96 | 11x11 | 4x4 | |
| MaxPooling | | 3x3 | 2x2 | 55x55x96 |
| C2 + LRN | 256 | 5x5 | | |
| MaxPooling | | 3x3 | 2x2 | 27x27x256 |
| C3 | 384 | 3x3 | | 13x13x384 |
| C4 | 384 | 3x3 | | 13x13x384 |
| C5 | 256 | 3x3 | | |
| MaxPooling | | 3x3 | 2x2 | 13x13x256 |
| F6 + dropout($p = 0.5$) | 4096 | | | |
| F7 + dropout($p = 0.5$) | 4096 | | | |
| Output softmax | 1000 | | | |



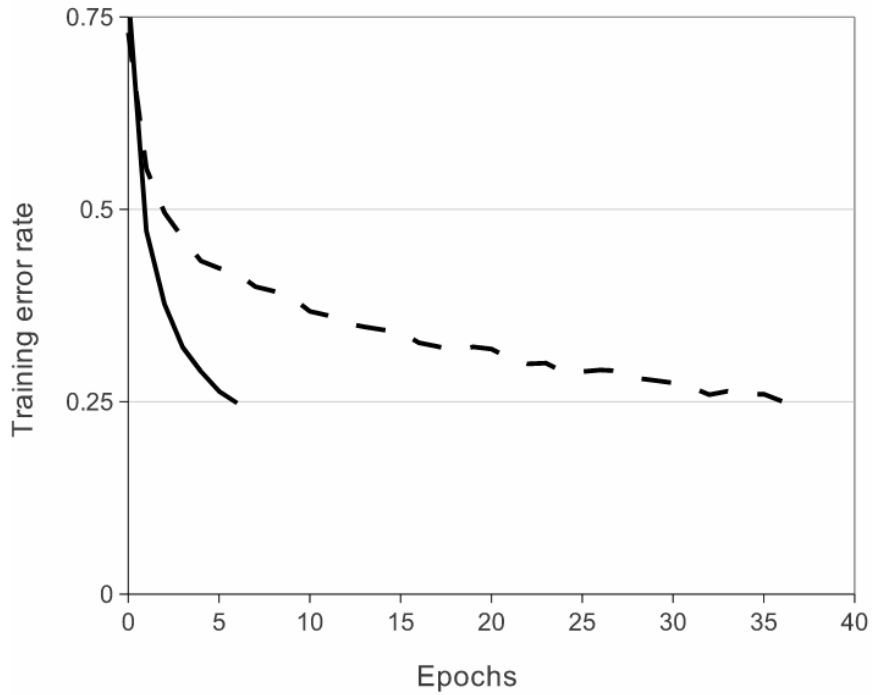
# AlexNet




5 najsilniejszych odpowiedzi



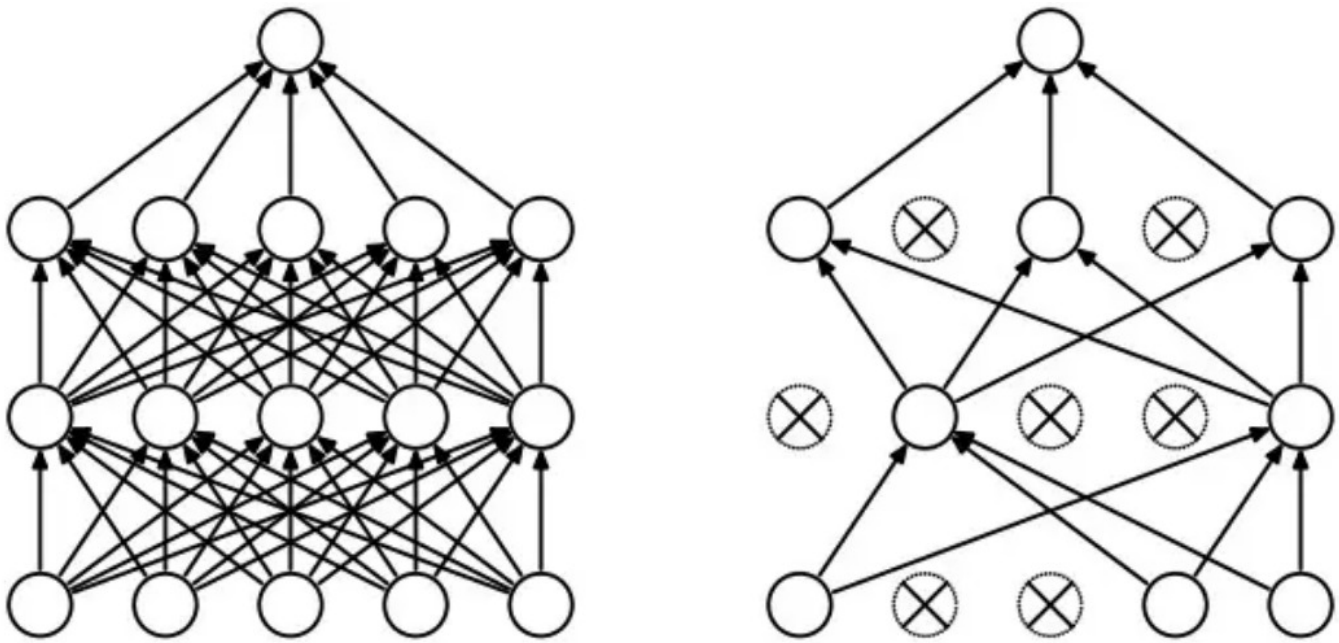
obraz wejściowy i 6 najbliższych wzorców względem odległości Euklidesowej wektora pobudzeń ostatniej warstwy ukrytej




- Porównanie szybkości zbieżności 4 warstwowej sieci splotowej z jednostkami ReLU i tanh na danych ImageNet
- Zastosowanie ReLU do kilkukrotnego przyspieszenia zbieżności
- Inicjalizacja: wagi z rozkładu Gaussa $N(0, 0.01)$, obciążenia (bias) $b = 1$, stąd większość ReLU aktywnych na początku treningu

# Dropout

Dropout (Srivastava et al., 2014) dla każdego wzorca treningowego z prawdopodobieństwem $p$ „wyrzuca” jednostki (zeruje ich aktywacje), odrzucone jednostki nie biorą udziału w treningu



(a) Standard Neural Net

(b) After applying dropout.

*Rys: ☞ ResNet, AlexNet, VGGNet, Inception: Understanding various architectures of Convolutional Networks by Koustubh Sinhal*

# Dropout

- Silnie zapobiega przeuczeniu
- Używany wyłącznie w czasie treningu. Podczas predykcji (*inference*) dropout jest wyłączany, czyli $p = 1$
- Każdy krok uczenia odbywa się ze zmienioną losowo architekturą sieci, uczenie przebiega innymi ścieżkami grafu połączeń (ale w CNN wagi są współdzielone)
- Dla $n$ jednostek mamy $2^n$ możliwych architektur, trening w mini-batchu uśrednia gradient względem różnych, wylosowanych sieci
- Przeciwdziała powstawaniu złożonych relacji pomiędzy wieloma neuronami, stąd pojedynczy neuron jest zmuszony wykrywać bardziej wartościowe cechy, niezależne od wpływu innych neuronów
- Wolniejsza zbieżność, np. AlexNet 2 x wolniej)

# Local response normalization

Normalizacja wartości $a^i_{x,y}$ pikseli w pozycji $x, y$ i kanału (mapy cech) $i$ wejściowych do warstwy splotowej

$$b^i_{x,y} = a^i_{x,y} \Big/ \left( k + \alpha \sum_{j=\max(0,i-n/2)}^{\min(N-1,i+n/2)} \left(a^j_{x,y}\right)^2 \right)^{\beta}$$

- $k = 2, n = 5, \alpha = 10^{-4}, \beta = 0.75$ dobrane heurystycznie ze zbioru walidacyjnego
- realizuje normalizację jasności dla $n$ sąsiadujących kolejnych map cech
- w AlexNet poprawa o 1.4% (top 1) oraz 1.2% (top 5)

# Dodatkowa regularyzacja

Sztuczne rozszerzenie zbioru danych (*Data augmentation*)

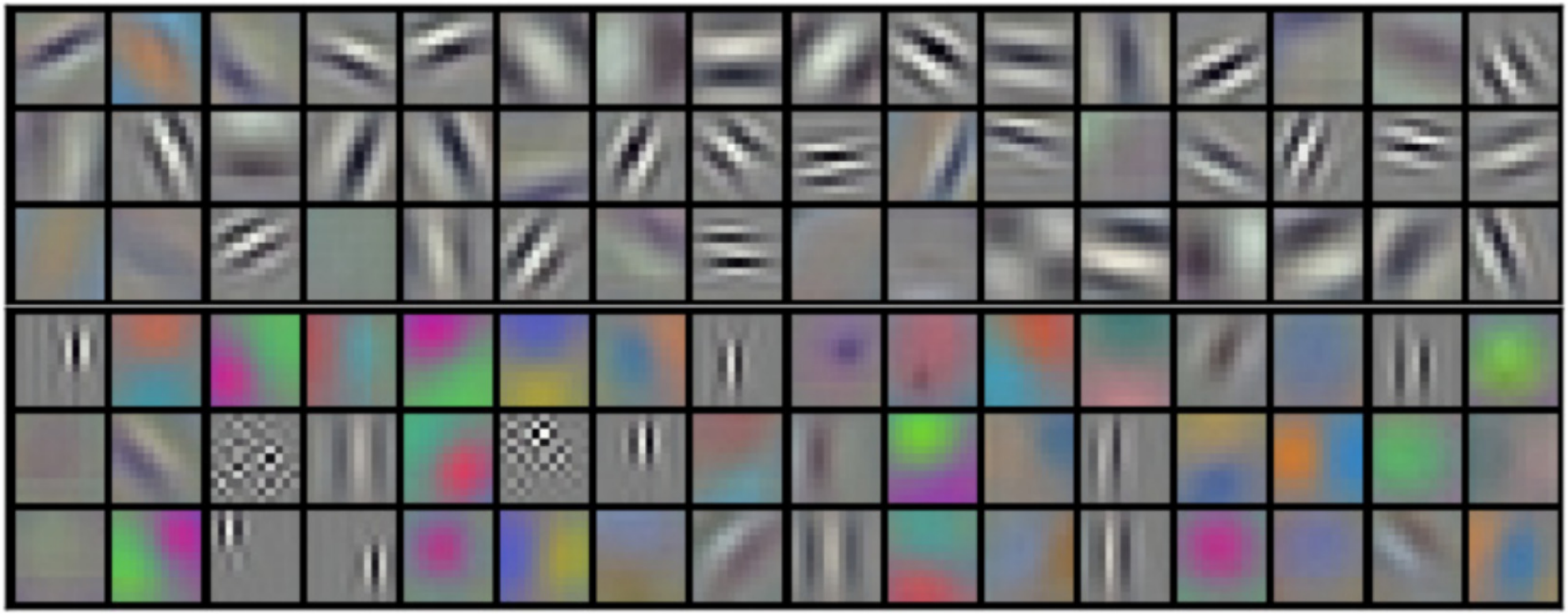
- przesunięcie i odbicia: losowanie obrazków 224x224 z 256x256, zwiększenie zbioru 2048 razy niezbędne do uniknięcia przeuczenia przy tak dużej sieci
- losowa modyfikacja intensywności kanałów RGB
- poprawa ponad 1% (top 1, top 5)

MaxPooling z nakrywaniem

- kernel 3x3, stride 2x2
- poprawa 0.4% (top 1) i 0.3% (top 5) względem próbkowania bez nakrywania (kernel 2x2)
- obserwacja: AlexNet rzadziej ulegał przeuczeniu

Zastosowanie 2 rdzeni GPU pozwoliło na szkolenie sieci o większej liczbie filtrów co zaowocowało poprawą 1.7% (top-1) oraz 1.2% (top-5) w porównaniu z mniejszą sieci na 1 rdzeniu

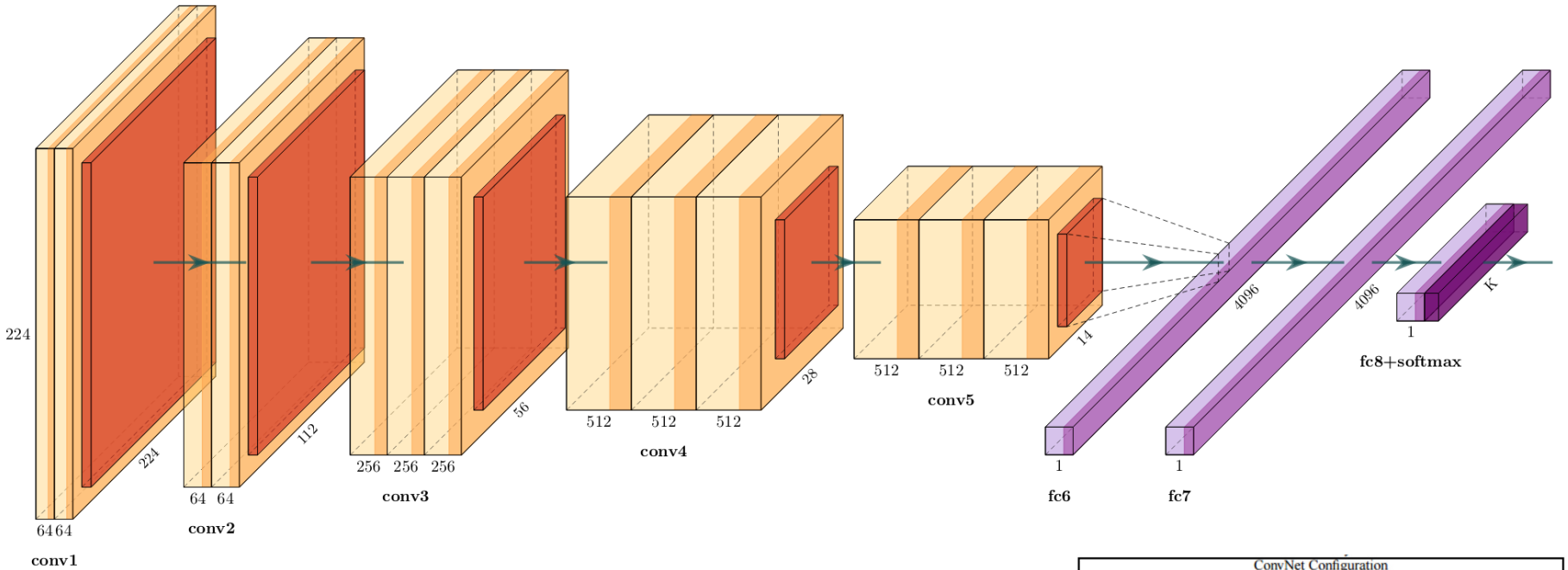
# Filtry w pierwszej warstwie



96 filtrów pierwszej warstwy splotowej, osobne kolumny warstw splotowych uczą się wykrywania innego typu relacji, obserwowane przy każdym treningu

# VGGNet (Simonyan and Zisserman, 2014)

## Visual Geometry Group, University of Oxford




| ConvNet Configuration | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| A | A-LRN | B | C | D | E |
| 11 weight layers | 11 weight layers | 13 weight layers | 16 weight layers | 16 weight layers | 19 weight layers |
| input (224 × 224 RGB image) | | | | | |
| conv3-64 | conv3-64 **LRN** | conv3-64 **conv3-64** | conv3-64 conv3-64 | conv3-64 conv3-64 | conv3-64 conv3-64 |
| maxpool | | | | | |
| conv3-128 | conv3-128 | conv3-128 **conv3-128** | conv3-128 conv3-128 | conv3-128 conv3-128 | conv3-128 conv3-128 |
| maxpool | | | | | |
| conv3-256 conv3-256 | conv3-256 conv3-256 | conv3-256 conv3-256 | conv3-256 conv3-256 **conv1-256** | conv3-256 conv3-256 **conv3-256** | conv3-256 conv3-256 conv3-256 **conv3-256** |
| maxpool | | | | | |
| conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 **conv1-512** | conv3-512 conv3-512 **conv3-512** | conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512** |
| maxpool | | | | | |
| conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 | conv3-512 conv3-512 **conv1-512** | conv3-512 conv3-512 **conv3-512** | conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512** |
| maxpool | | | | | |
| FC-4096 | | | | | |
| FC-4096 | | | | | |
| FC-1000 | | | | | |
| soft-max | | | | | |

- bloki warstw splotowych + max pooling
- wielkość map zmniejszana o połowę po każdym bloku
- ilość filtrów zwiększana dwukrotnie po każdym bloku
- małe filtry ($3 \times 3$), gęsty splot (stride=1)

# VGGNet

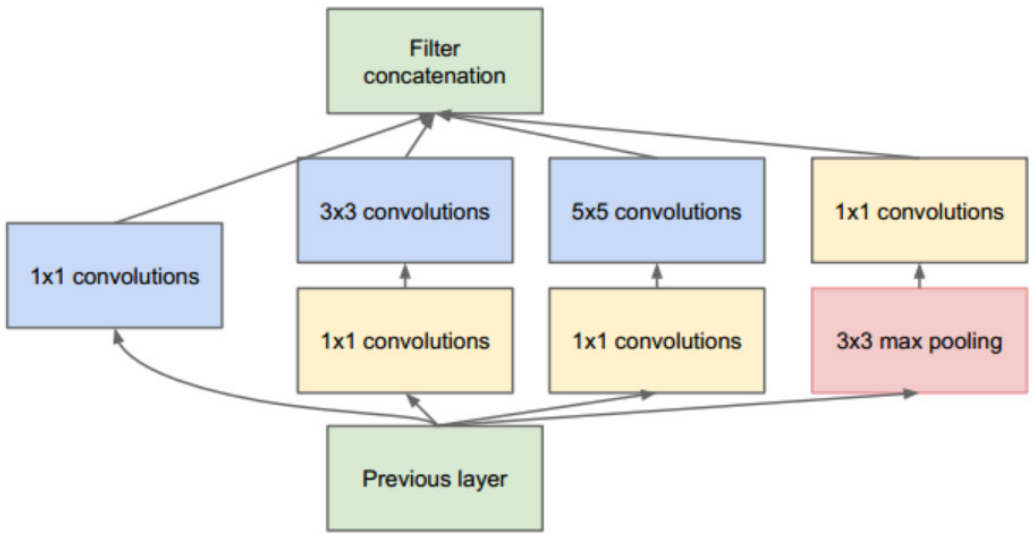
- zamiast dużych filtrów (w AlexNet 11x11, 7x7, 5x5) VGG stosuje we wszystkich warstwach filtry 3x3 zwiększając ich efektywne pola recepcyjne sekwencjami warstw splotowych
- małe filtry 3x3 zdolne do wykrycia bardziej subtelnych relacji w obrazach
- zwiększenie głębokości pozwala trenować bardziej złożone cechy
- stride=1, brak utraty informacji, gęsta konwolucja
- kilka architektur o różnej głębokości od 11 do 19 warstw (VGG16, VGG19)
- 138M parametrów
- trening 2-3 tygodnie (4x GPU), duże wymagania pamięciowe i obliczeniowe

*K. Simonyan, A. Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv technical report, 2014*

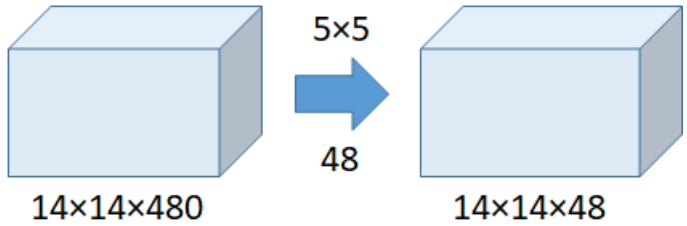
# GoogLeNet/Inception

Sieć złożona z wielu bloków incepcyjnych (*inception module*) skonstruowanych wg. zasad:

- rozmiar filtru odwrotnie proporcjonalny do liczby filtrów, np. 128 filtrów 3x3 i 32 filtry 5x5
- równoległe przetwarzanie w kilku warstwach splotowych o zróżnicowanej wielkości filtrów 1x1, 3x3, 5x5 - detektory cech w różnej skali
- duże filtry poprzedzone splotem 1x1 w celu redukcji liczby parametrów. Splot 1x1 redukuje liczbę kanałów do 1.

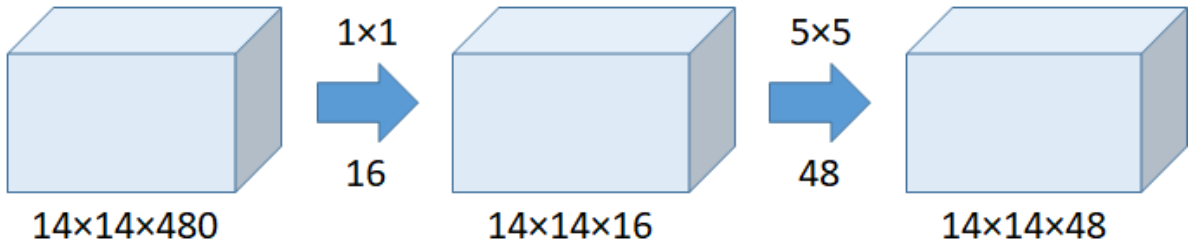


# Redukcja złożoności splotem 1x1




ilość parametrów $5 \times 5 \times 48 \times 480 = 576K$

ilość operacji $(14 \times 14 \times 48) \times (5 \times 5 \times 480) = 112.9\text{M}$




ilość parametrów $1 \times 1 \times 16 \times 480 + 5 \times 5 \times 48 \times 16 = 26.88K$

ilość operacji

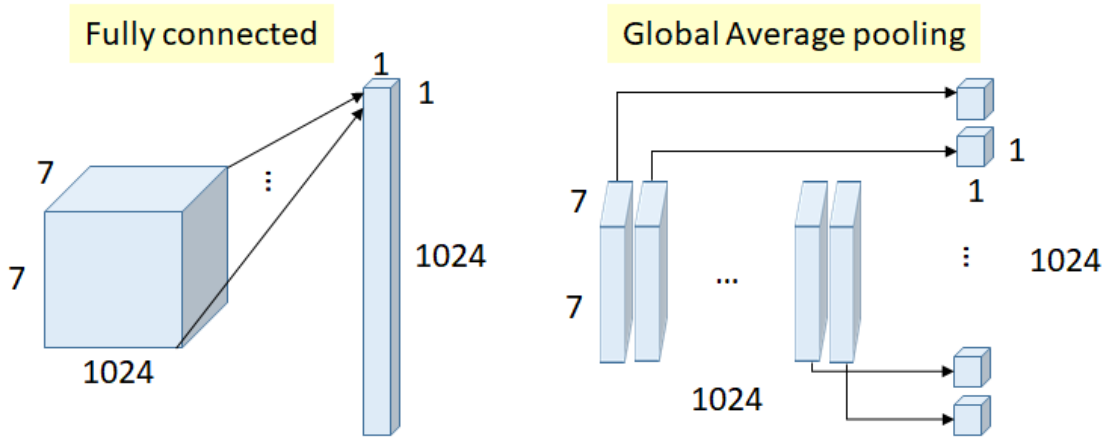
$(14 \times 14 \times 16) \times (1 \times 1 \times 480) + (14 \times 14 \times 48) \times (5 \times 5 \times 16) =$

$1.5\text{M} + 3.8\text{M} = 5.3\text{M}$

*Rys: ☞ Review: GoogLeNet (Inception v1)— Winner of ILSVRC 2014 (Image Classification) by Sik-Ho Tsang*

# Global average pooling

Globalne uśrednienie względem kanałów (global average pooling) zamiast pełnej połączonej warstwy za ostatnią warstwą splotową

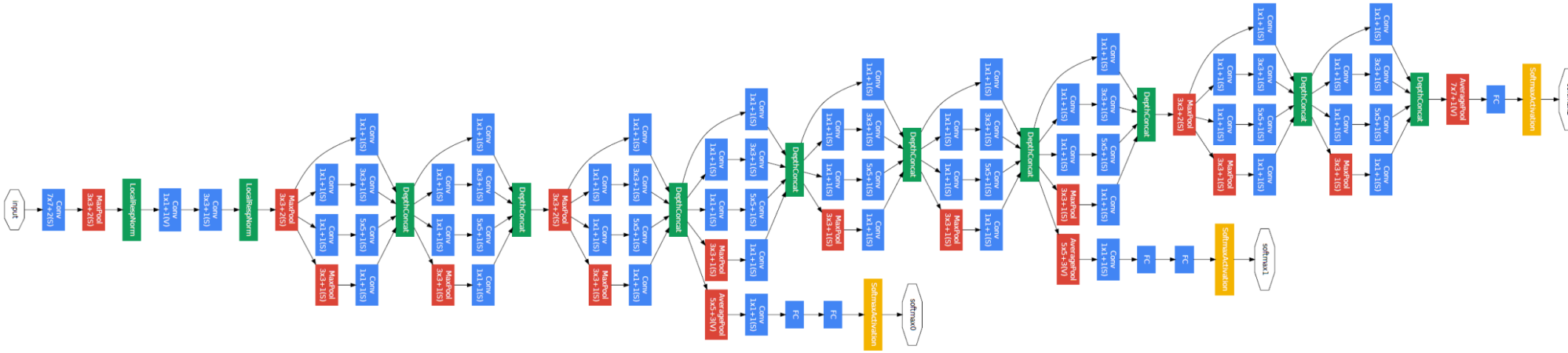



$7 \times 7 \times 1024 \times 1024 = 51.3\text{M}$

- Warstwy w pełni połączone zawierają najwięcej parametrów (w AlexNet 90% parametrów) w sieci
- global average pooling: 0 wag, uśrednienie wartości dla poszczególnych kanałów
- w GoogleNet uśrednianie poprawiło wynik top-1 o 0.6%

*Rys: ☞ Review: GoogLeNet (Inception v1)— Winner of ILSVRC 2014 (Image Classification) by Sik-Ho Tsang*

# GoogLeNet/Inception



- 22 warstwy
- warstwy przewężające (bottleneck) dodatkowo redukują złożoność sieci
- kilka wyjść softmax na różnych poziomach sieci, stabilizują trening i przyśpieszają zbieżność, zapobiegają zanikaniu gradientu
  funkcja kosztu $J(\theta) = \mathbb{E}_D[-\mathbf{t} \log \mathbf{y}_1 - \mathbf{t} \log \mathbf{y}_2 - \mathbf{t} \log \mathbf{y}_3]$
- poprawność 93.3% top-5 na ImageNet, dużo szybszy w treningu od VGG
- kolejne iteracje: Inception v2, v3, InceptionResNet, Xception

# ResNet (Residual Neural Network, Kaiming He et. al 2015)

Bloki ze skrótami (residual module)

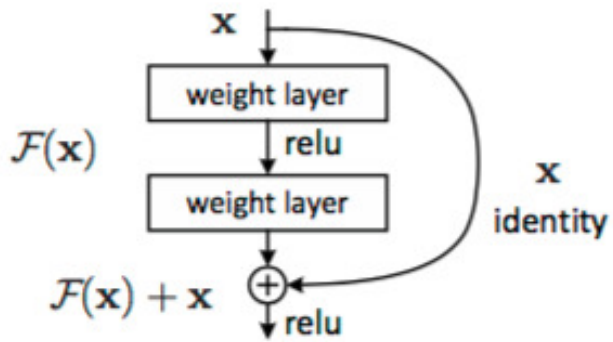
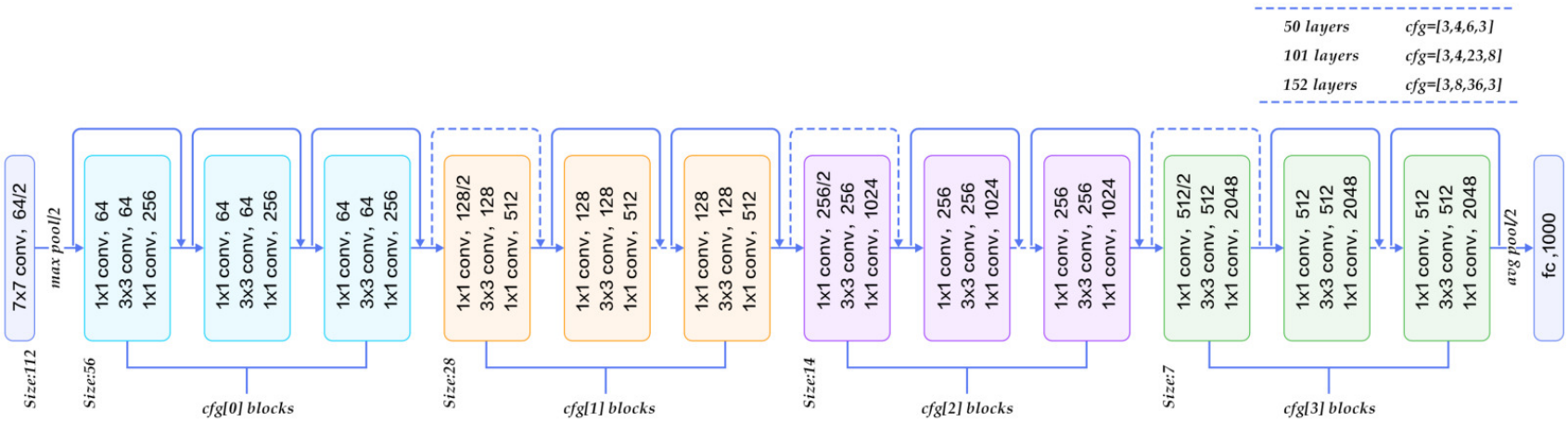



Figure 2. Residual learning: a building block.

- „skróty" łączą wejścia bloku z wyjściem poprzez odwzorowanie jednostkowe
- przejścia „skrótowe" pomagają uczyć bardzo głębokie sieci (152 warstwy)
- zapobiegają zanikaniu gradientu (sygnał może być propagowany skrótami)

# ResNet




- wiele bloków zawierających sploty 1x1, 3x3, 1x1
- regularyzacja: batch normalization

# Batch normalization

Batch normalization (Ioffe, 2015) normalizuje wejścia $x_i^{(k)}$ warstwy względem wartości średniej $\mu^{(k)}$ i wariancji $\sigma^{(k)}$ wzdłuż wymiaru $k$ dla paczki danych w danej iteracji

$$y_i^{(k)} = \gamma^{(k)} \hat{x}_i^{(k)} + \beta^{(k)}$$

gdzie $\gamma$ i $\beta$ podlegają adaptacji w czasie treningu (uczenie normalizacji).
Czynnik normalizujący każde wejście

$$\hat{x}_i^{(k)} = \frac{x_i^{(k)} - \mu_B^{(k)}}{\sqrt{\sigma_B^{(k)^2} + \epsilon}}$$

średnia i odchylenie dla minipakietu o rozmiarze $m$

$$\mu_B = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i, \qquad \sigma_B^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (x_i - \mu_B)^2$$

*Ioffe, Sergey; Szegedy, Christian (2015). "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift".*

# Batch normalization

- przyśpiesza zbieżność, poprawia stabilność treningu oraz polepsza generalizację
- rozwiązuje problem przesunięcia kowariancji - gdy zmienia się wyjście warstwy poprzedniej wówczas warstwa następna musi dopasować się do nowego rozkładu danych
- można stosować większe kroki uczenia bez obawy znikającego lub eksplodującego gradientu
- większa odporność na wpływ różnorakiej specjalizacji i metod treningu
- wygładza powierzchnię błędu ( Santurkar, 2018)

# Batch normalization w ResNet

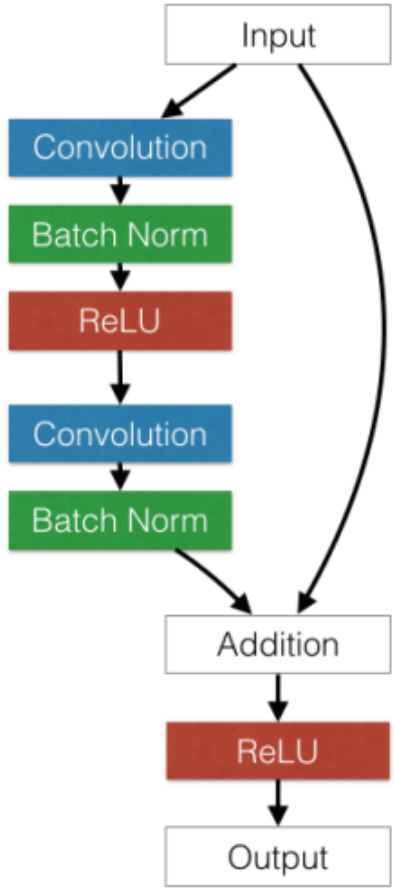
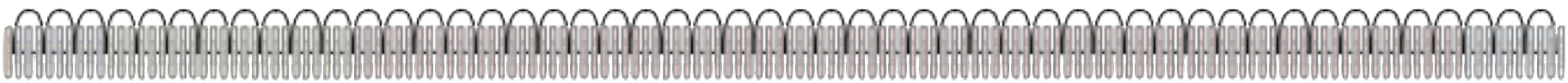



Figure 1. A RestNet basic block

# HighNets: Highway networks

Sieci rezydualne, które starają się balansować wpływ głównej ścieżki (primary pathway) oraz ścieżki skrótowej (skip pathway)

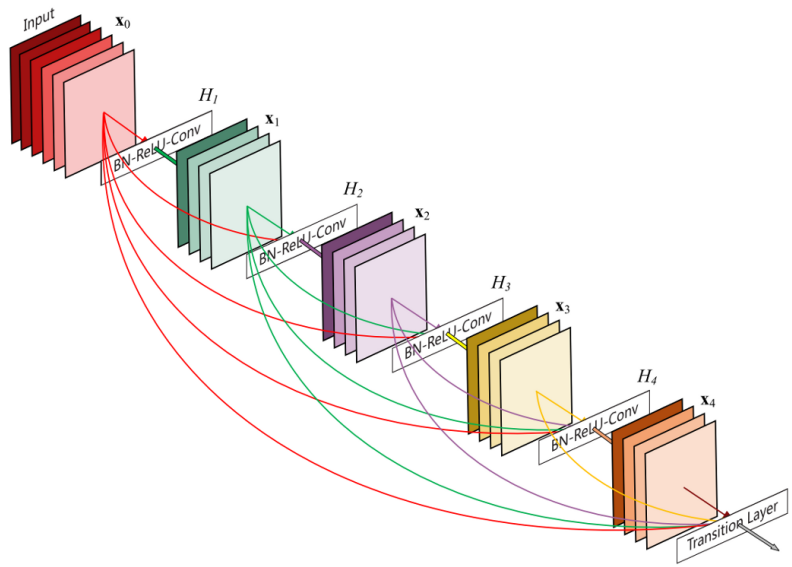
$$\mathbf{h}_n = T_{W'} f_W(h_{n-1}) + (\mathbf{1} - T_{W'}) h_{n-1}$$



- nawet do 1000 warstw
- wyniki state-of-the-art na MNIST i CIFAR 2015

# DenseNets: Dense networks

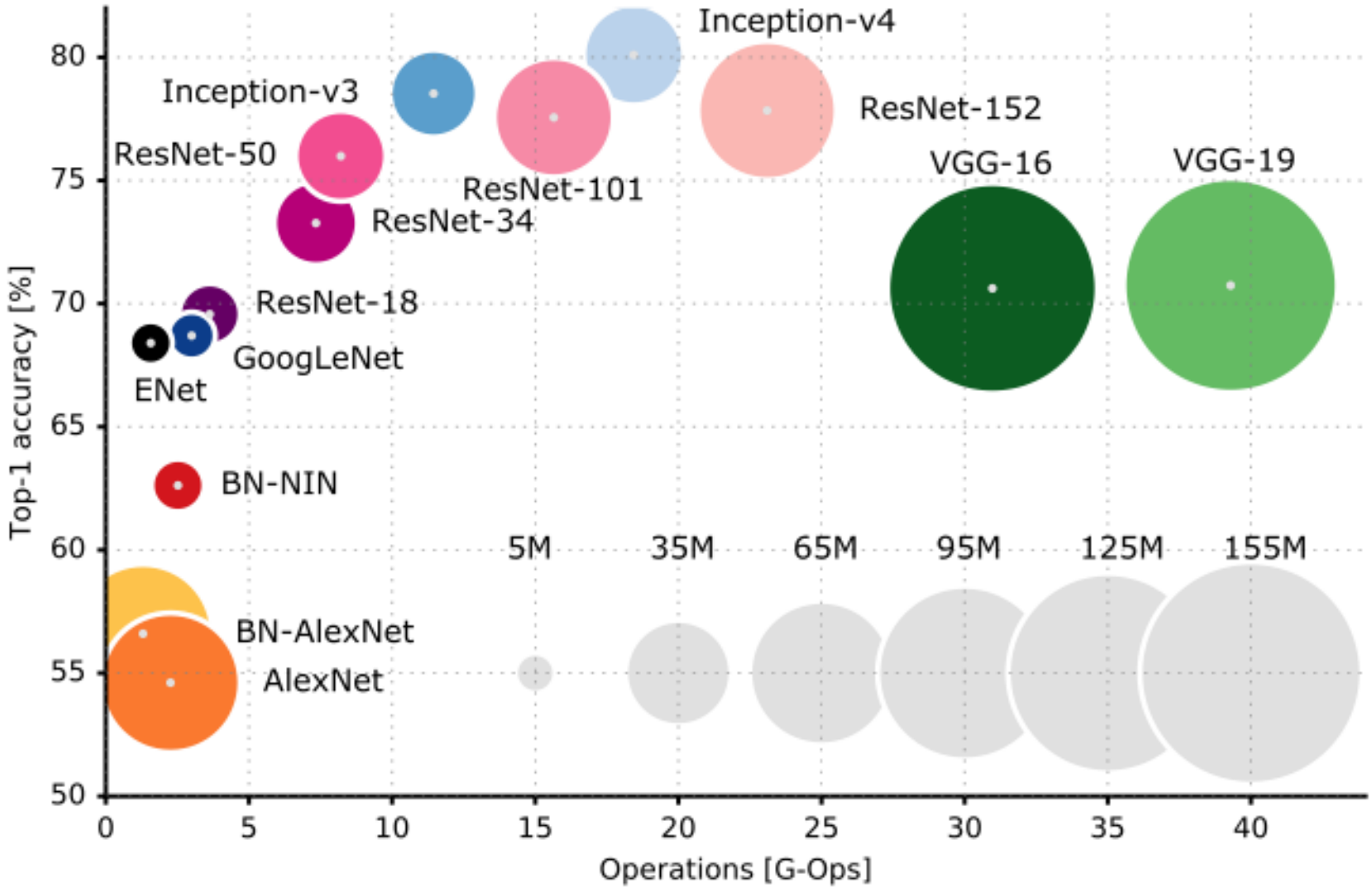
Sieci rezydualne, które posiadają połączenia skrótowe między wszystkimi blokami warstw sieci (do 5-ciu bloków)




- do 100 warstw
- wyniki state-of-the-art na wielu danych benchmarkowych 2018

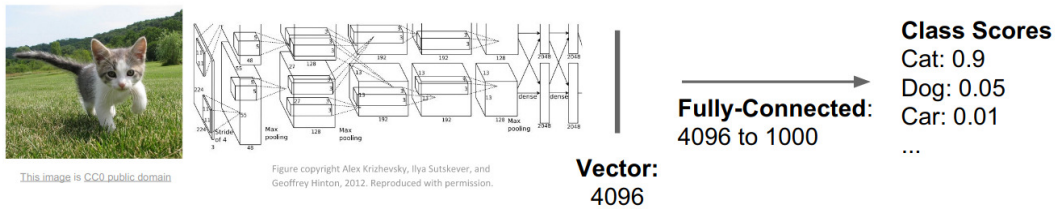
# Porównanie popularnych sieci CNN

Poprawność klasyfikacji (top-1) zbioru ImagaNet, liczba parametrów (zużycie RAM), szybkość działania (flops)

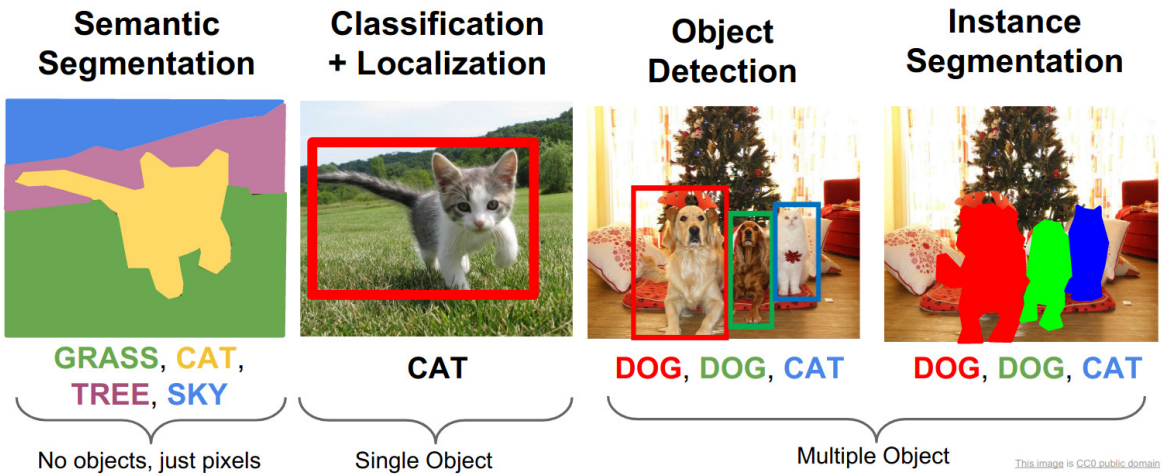


# Analiza obrazów

- klasyfikacja (rozpoznawanie) obiektów



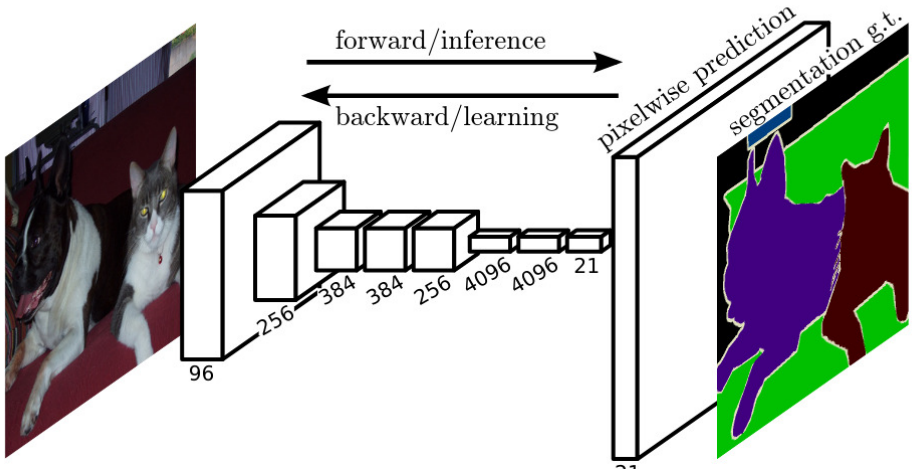

- detekcja i lokalizacja obiektów
- semantyczna segmentacja



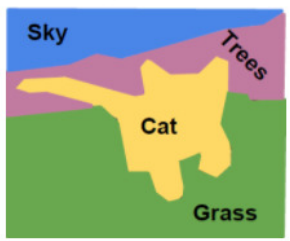

*Rys: Fei-Fei Li, et.al., "Detection and Segmentation", lecture*

# Fully Convolutional Network (FCN)

Segmentacja semantyczna - predykcja obiektów na poziomie pikseli. Wyjście sieci jest rozmiaru WxHxK, gdzie WxH - rozmiar obrazu wejściowego, K - ilość obiektów do segmentacji (tło, kot, pies, itd...)




Input Image

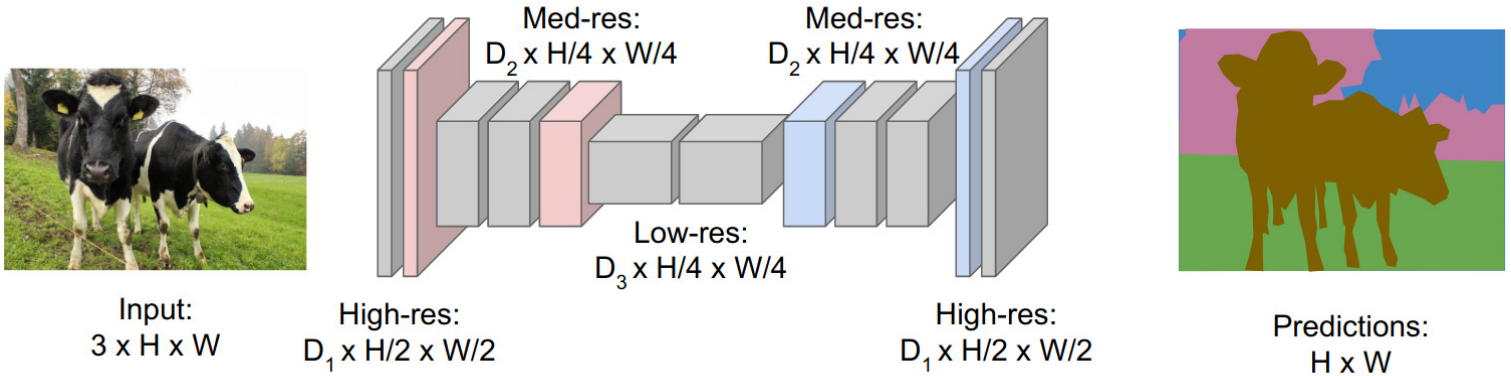



Expected Output (Source – Ref. 3)

Backbone network (kręgosłup) - wykorzystanie sieci do klasyfikacji obrazów (AlexNet, Googlenet, ResNet, VGG) jako część składowa FCN. Kręgosłup może być wstępnie wytrenowany na innym problemie analizy obrazów (np. ImageNet).

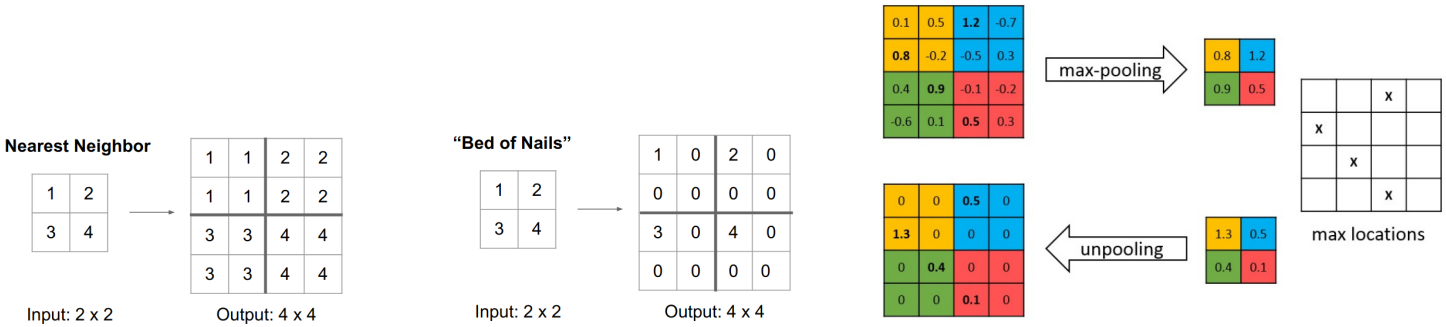
# FCN: Downsampling and upsampling

- głębokie przetwarzanie obrazu o dużej rozdzielczości bardzo kosztowne
- FCN używa upsamplingu do odtworzenia oryginalnego rozmiaru obrazu



# Unpooling i dekonwolucja

- unpooling




- deconvolution (transpozycja splotu)