Głębokie sieci neuronowe

Głębokie sieci neuronowe - Plan

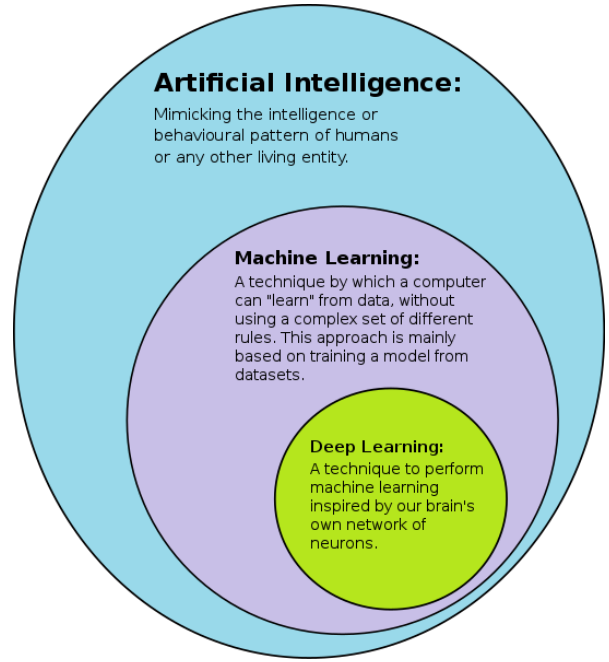
1. Głębokie MLP (DNN)
2. Sieci splotowe (CNN)
3. Sieci rekurencyjne (RNN) i uczenie sekwencji
4. Autoenkodery (AE), Deep belief network (DBN)
5. Generative Adversarial Networks (GAN)

Literatura

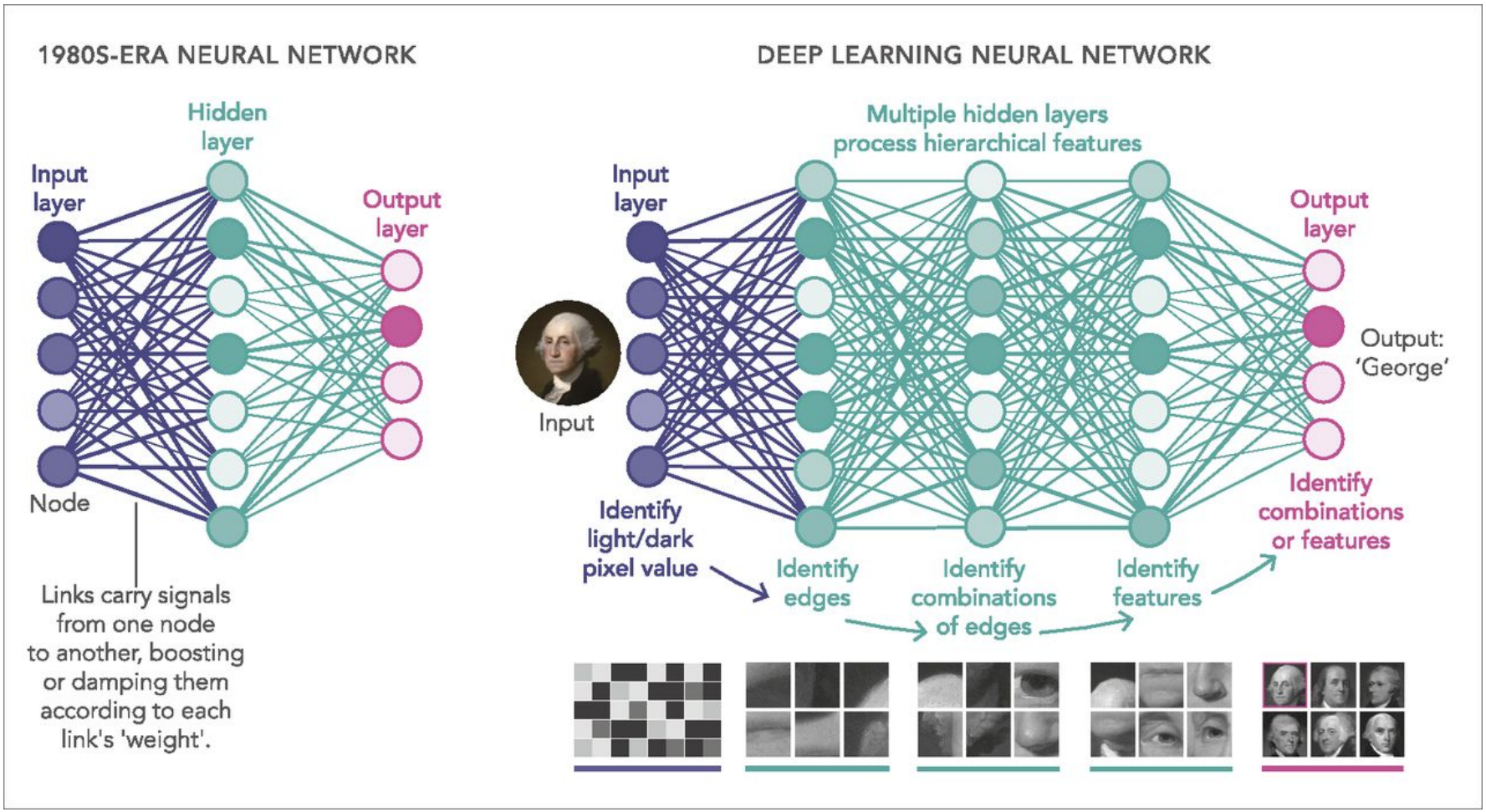
- Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016, `http://www.deeplearningbook.org`
- Michael Nielsen, *Neural Networks and Deep Learning*, `http://neuralnetworksanddeeplearning.com/`
- Aston Zhang, Zachary C. Lipton, Mu Li, Alexander J. Smola, *Dive into Deep Learning*, `https://d2l.ai/`
- Julien Vitay, *Neurocomputing*, `https://julien-vitay.net/lecturenotes-neurocomputing/`
- Denny Britz, *Deep Learning Glossary*, `http://www.wildml.com/deep-learning-glossary/`

Głębokie uczenie to metody uczenia maszynowego

- zbudowane z **wielu warstw realizujących nieliniowe transformacje**
- tworzą **model hierarchiczny** warstwy odwzorowują kolejne poziomy abstrakcji, najniższe warstwy tworzą reprezentuję najprostszych cech z (surowego) sygnału wejściowego, wyższe warstwy - generują bardziej ogólne koncepty bazując na relacjach z poprzednich warstw.
- automatycznie uczą się reprezentacji (wykrywają cechy)
- **Transfer learning** - wykorzystanie wiedzy zdobytej przy rozwiązywania innego (podobnego) problemu, np. „przeszczep” wag wybranych warstw sieci



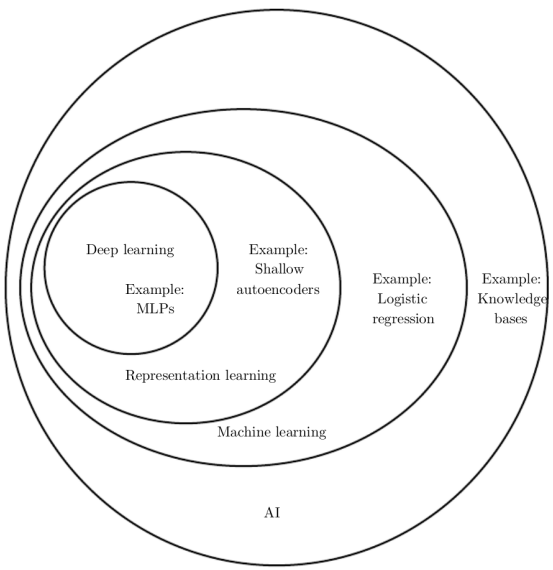
Hierarchia reprezentacji



Rys: ☞ What are the limits of deep learning? by Mitchell Waldrop

Representation learning

Metody uczące się reprezentacji
metody uczenia maszynowego posiadające mechanizmy automatycznego tworzenia takiej reprezentacji danych (ekstrakcji cech), która istotnie poprawia zdolność algorytmów w rozwiązywaniu poszczególnych zadań.



Gooffellow, 2016 [1]

Głębokie vs. płytkie uczenie

Krótka (nieformalna) definicja: głębokie uczenie, gdy model ma więcej niż 2 nieliniowości w najkrótszej ścieżce prowadzącej od wejścia do wyjścia

Płytkie modele

- do 2 warstw (nieliniowych transformacji), np. regresja logistyczna, SVM, MLP z jedną warstwą ukrytą
- wymagają odpowiednio przygotowanych cech

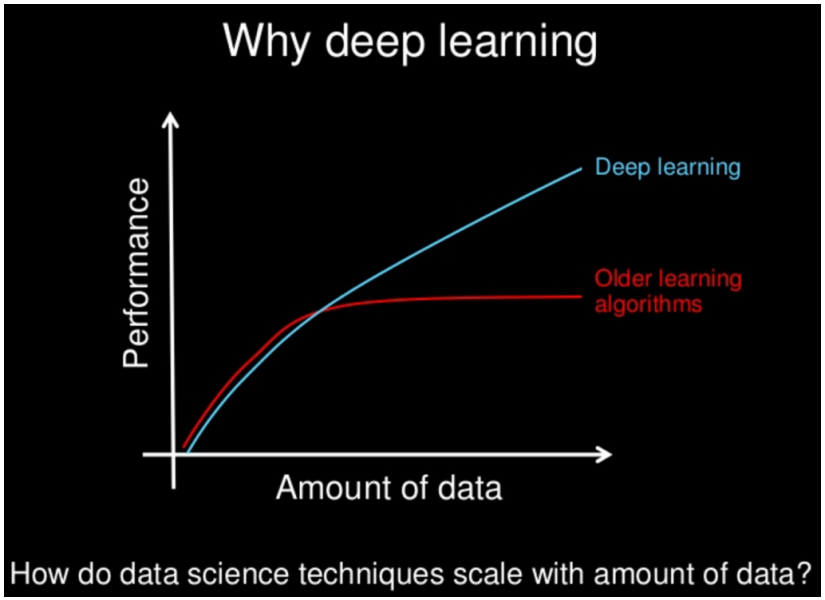
Głębokie modele

- więcej niż 2 warstwy przetwarzania, np. wielowarstwowe MLP, sieci rekurencyjne RNN, sieci splotowe CNN
- model hierarchiczny, wiele transformacji od wejścia do wyjścia
- każda „warstwa" tworzy reprezentację danych na innym poziomie abstrakcji
- możliwość pracy na „surowych" danych $\rightarrow$ modele end-to-end

Po co nurkować w głąb?

- **Uniwersalny aproksymator:** sieć MLP z jedną warstwą ukrytą jest w stanie aproksymować dowolną funkcję z dowolną dokładnością
- Deep learning nie taki prosty, problemy nie tylko z treningiem ale z interpretacją działania modeli
- Po co więc tworzyć głębsze sieci?
- „Płytkie" modele wymagają o wiele (wykładniczo) więcej neuronów
- „Płytkie" a szerokie modele łatwiej się przetrenowują, znalezienie rozwiązania złożonego jest trudniejsze niz w modelach głębszych
- Złożone problemy wymagają złożonych modeli

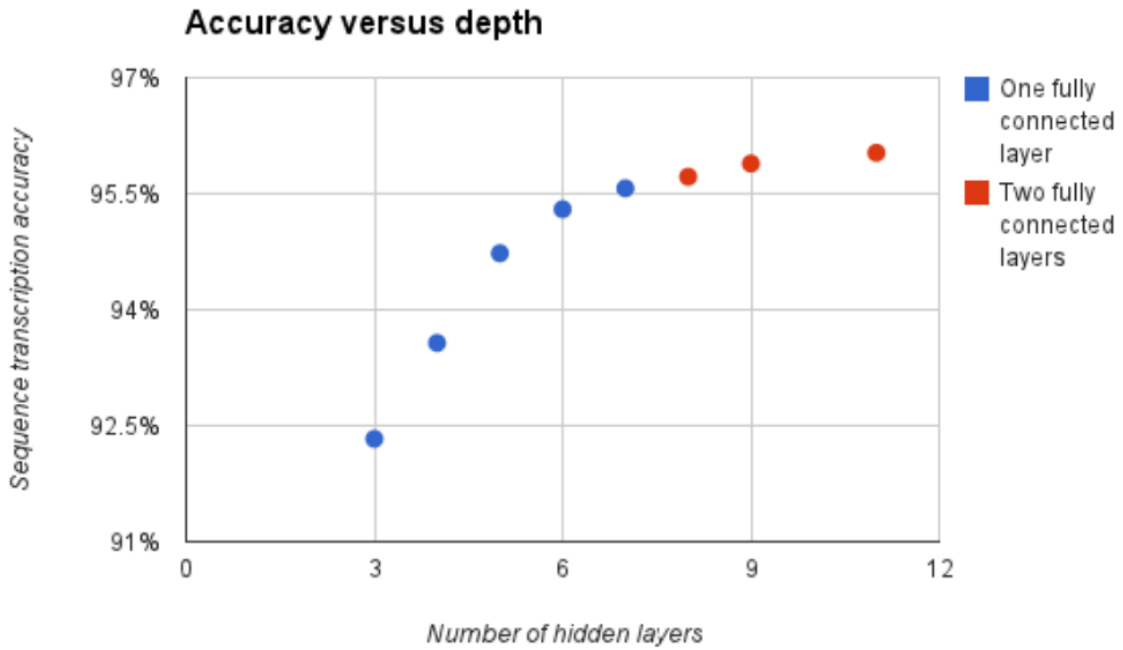
Skalowalność wyników



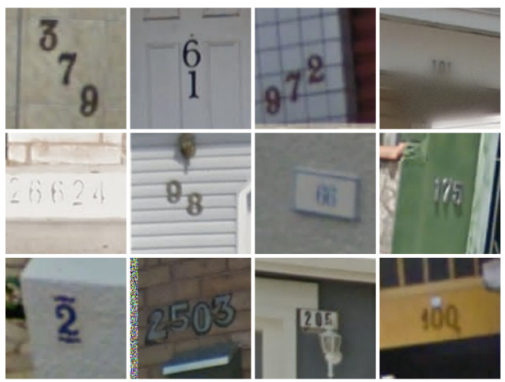
- duża dostępna ilość danych (z etykietami) - Big Data, sieci głębokie wymagają dużej liczby danych
- duża dostępna moc obliczeniowa (GPU, TPU), głębokie uczenie wiąże się z wykonywaniem wielu operacji mnożenia macierzy
- nowe metody pozwalające optymalizować głębokie modele

Rys: ☞ Why should you care about deep learning? Andrew Ng

Głębokość a poprawność klasyfikacji



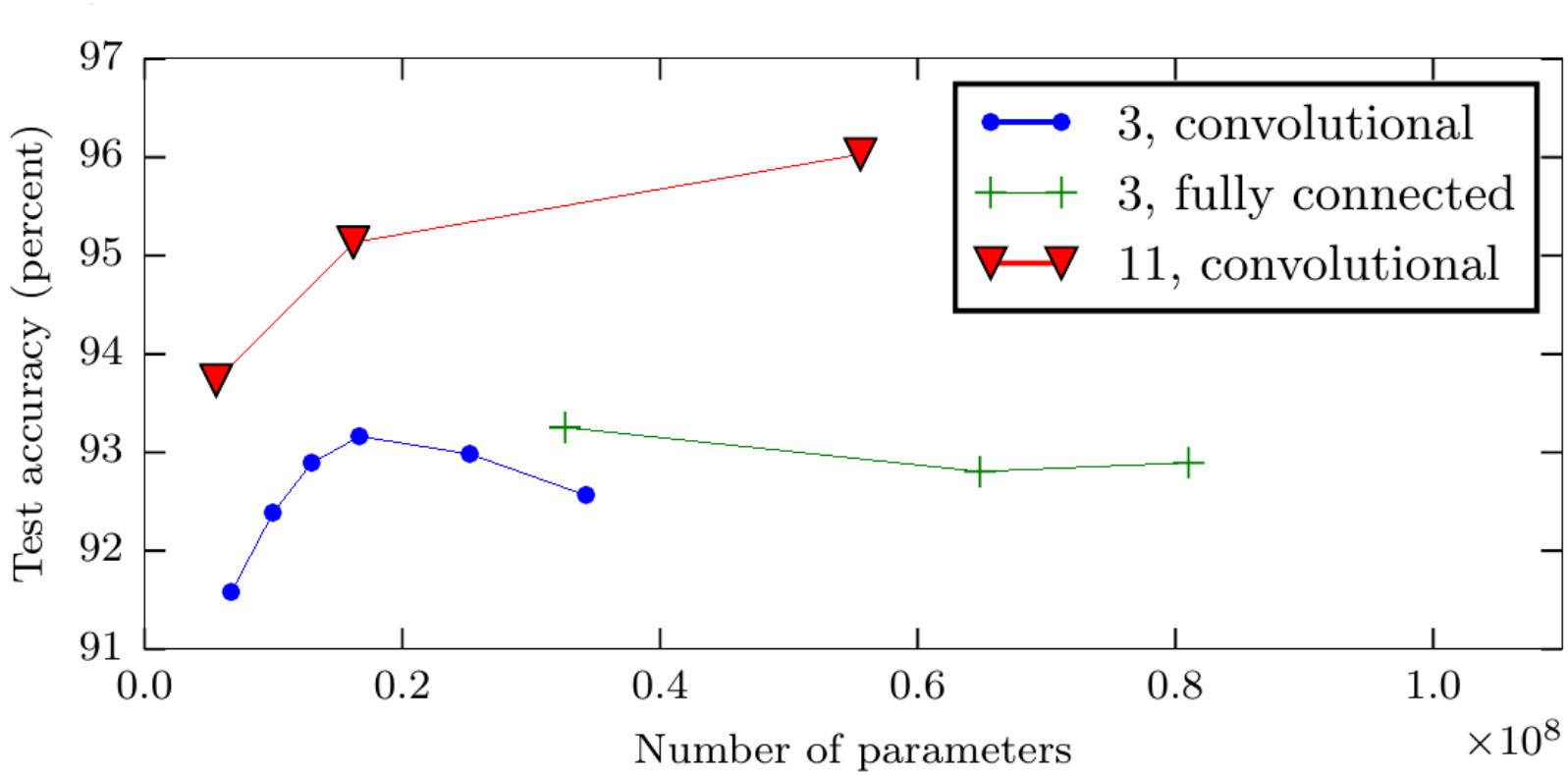
Street View House Numbers dataset (SVHN)
200k numerów domów



Głębokość niezbędna do zbudowania odpowiedniej reprezentacji i osiągnięcia lepszej poprawności

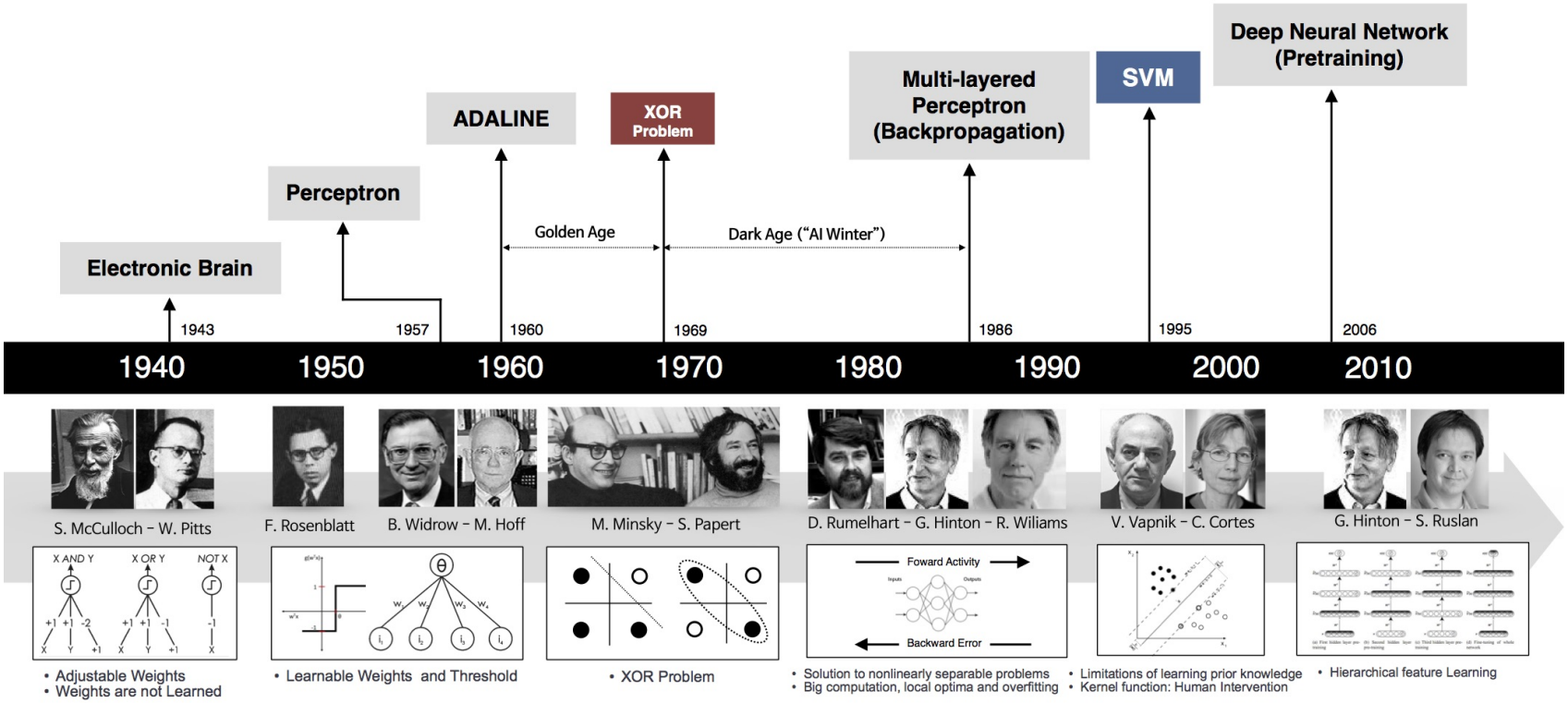
Goodfellow, et al. (2014) Multi-digit Number Recognition from Street ViewImagery using Deep Convolutional Neural Networks

Głębokość ma znaczenie



Zwiększanie liczby parametrów płytkich modeli nie wystarczy do osiągnięcia poprawności modeli głebokich
Głębokość może mieć większe znaczenie od liczby parametrów modelu

Goodfellow, et al. (2014) Multi-digit Number Recognition from Street ViewImagery using Deep Convolutional Neural Networks

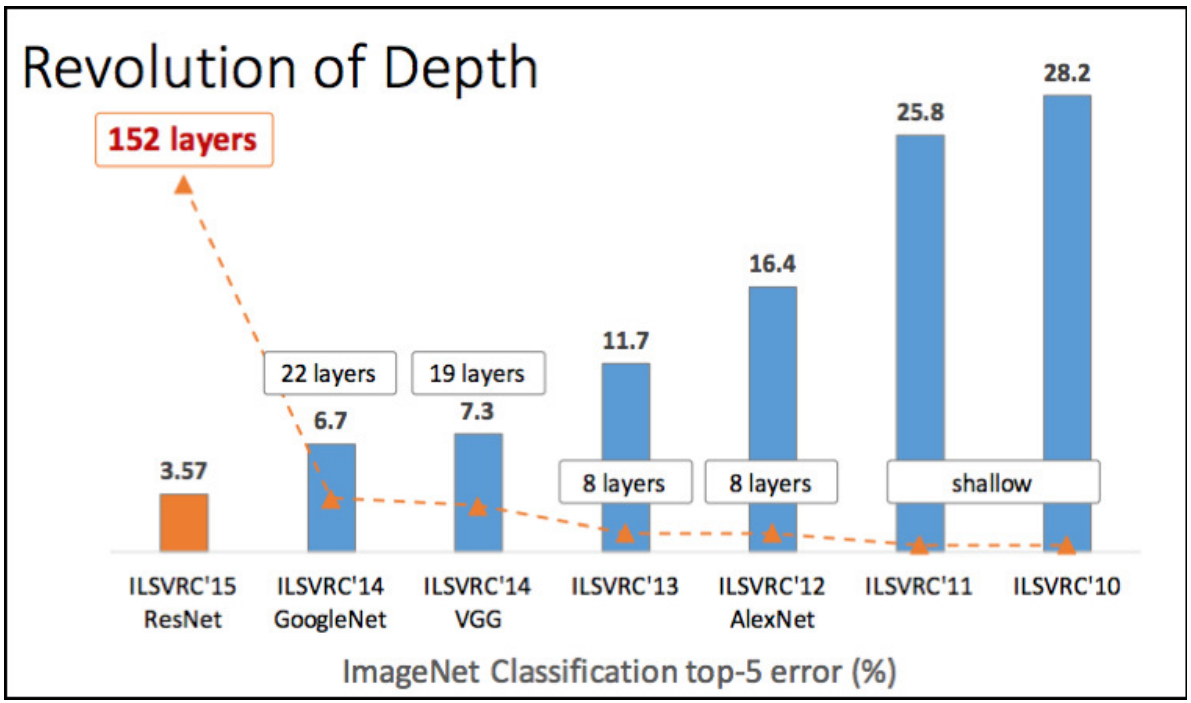


Geoffrey E. Hinton, et.al. „A fast learning algorithm for deep belief nets", 2006
R. Salakhutdinov, G. Hinton „Deep boltzmann machines", 2009

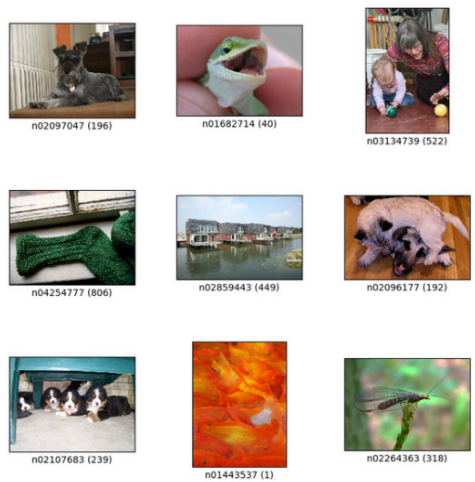
https://beamandrew.github.io/deeplearning/2017/02/23/deep_learning_101_part1.html

State of art results

☞ ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)



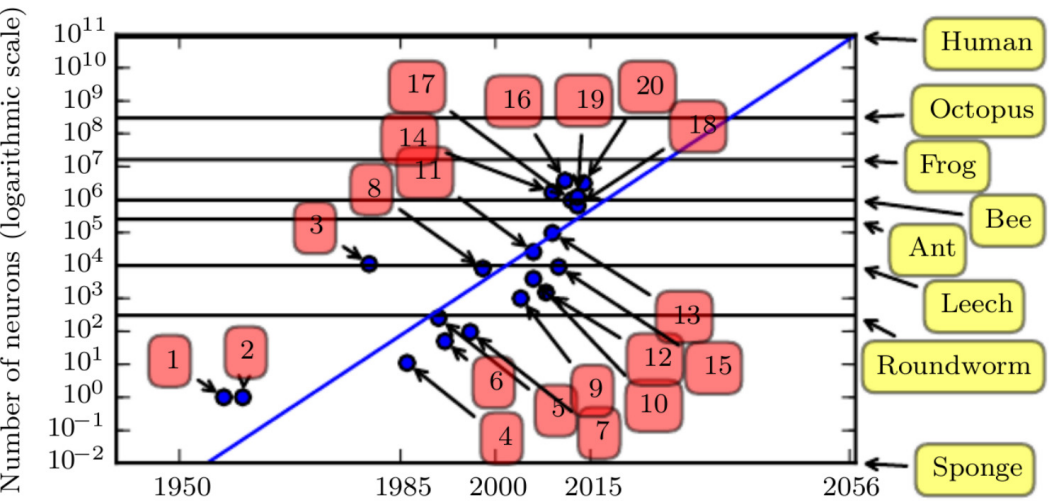
Dane ImageNet 2012: klasyfikacja obrazów, trening 1.26 M zdjęć, 1000 kategorii, poziom człowieka 5%



- klasyfikacja obrazów ☞ Are we there yet?
- rozpoznawanie mowy ☞ WER are we?
- ☞ Browse State-of-the-Art

Rys: ☞ The revolution of deepth, Armando Vieira

Ilość neuronów w modelach neuronowych



1. Perceptron (Rosenblatt, 1958, 1962)
2. Adaptive linear element (Widrow and Hoff, 1960)
3. Neocognitron (Fukushima, 1980)
4. Early back-propagation network (Rumelhart *et al.*, 1986b)
5. Recurrent neural network for speech recognition (Robinson and Fallside, 199
6. Multilayer perceptron for speech recognition (Bengio *et al.*, 1991)
7. Mean field sigmoid belief network (Saul *et al.*, 1996)
8. LeNet-5 (LeCun *et al.*, 1998b)
9. Echo state network (Jaeger and Haas, 2004)
10. Deep belief network (Hinton *et al.*, 2006)
11. GPU-accelerated convolutional network (Chellapilla *et al.*, 2006)
12. Deep Boltzmann machine (Salakhutdinov and Hinton, 2009a)
13. GPU-accelerated deep belief network (Raina *et al.*, 2009)
14. Unsupervised convolutional network (Jarrett *et al.*, 2009)
15. GPU-accelerated multilayer perceptron (Ciresan *et al.*, 2010)
16. OMP-1 network (Coates and Ng, 2011)
17. Distributed autoencoder (Le *et al.*, 2012)
18. Multi-GPU convolutional network (Krizhevsky *et al.*, 2012)
19. COTS HPC unsupervised convolutional network (Coates *et al.*, 2013)
20. GoogLeNet (Szegedy *et al.*, 2014a)

Liczba neuronów podwaja się co 2.5 roku

Rys: Gooffellow, 2016 [1]

Wszędzie AI

- rozpoznawanie obiektów (twarzy, emocji), etykietowanie i lokalizacja obiektów, segmentacja obrazów
- automatyczne tłumaczenie, analiza tekstu, mowy,
- modele języka, chatboty (ChatGPT, BERT)
- przewidywanie wyników wyborów, trzęsień ziemi, sekwencjonowanie białek (AlphaFold)
- sterowanie robotami, samochodami, gry komputerowe (AlphaGo, AlphaStar)
- kompresja sygnałów, rekonstrukcja obrazów, odszumianie sygnałów, kolorowanie czarno-białych filmów, zwiększanie rozdzielczości ...
- generowanie i synteza sygnałów: muzyki, obrazów (Modjourney, DALL-E2), tekstu, pisma ręcznego, mowy, kodu komputerowego, ...
- AI tworzące AI (Google AutoML), AI rozmawiające z AI (Google Duplex)
- ☞ 30 amazing applications of deep learning
- ☞ Browse State-of-the-Art

DNN

Głębokie MLP

MLP przypomnienie

Typy neuronów

- liniowe, sigmoidalne, tanh
- funkcje sigmoidalne nasycają się, co utrudnia optymalizację
- ReLU, Maxout

Optymalizacja metodami spadku gradientu lub innymi:

- wsteczna propagacja
- SGD, trening z momentem, RPROP
- metody 2 rzędu: Newtona, Levenberg-Marquarda, gradientów sprzężonych
  wymagają obliczenia Hessianu lub Jakobianu
- Adam, AdaGrad, moment Nesterova

Metody regularyzacji:

- L_1, L_2, wczesne zatrzymanie
- dropout, batch normalization, gradient clipping, data augmentation, ...

Funkcje kosztu - przypomnienie

Błąd średniokwadratowy (MSE)

$$E = \frac{1}{N} \sum (f(\mathbf{x}) - y)^2$$

- problemy aproksymacji (wyjścia ciągłe)
- liniowe neurony wyjściowe

Entropia krzyżowa, Cross-Entropy (CE)

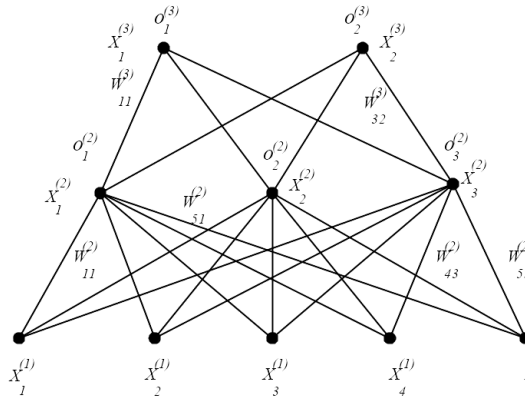
$$E = -\sum y \log f(\mathbf{x})$$

- klasyfikacja (wyjścia binarne)
- softmax lub sigmoidalne neurony wyjściowe

Wsteczna propagacja błędu

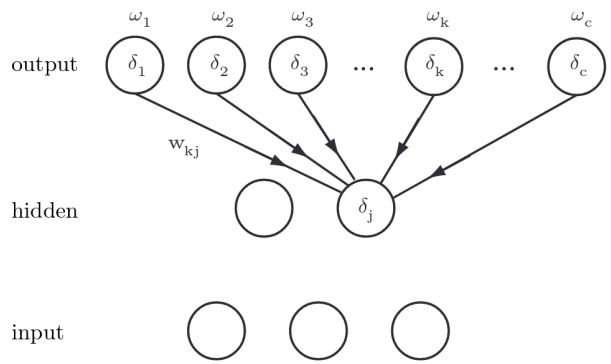
1. Zainicjuj wagi $w_{ij}^{(k)}$ małymi losowymi wartościami
2. Dopóki nie spłoniony warunek stopu wykonuj
   - propagacja sygnału od wejścia do wyjścia

$$o_i^{(K)} = \sigma\left(\sum_j w_{ji}^{(K)} o_j^{(K-1)}\right)$$



   - propagacja sygnału błędu od warstwy wyjściowej do wejściowej

$$\delta_i^{(K)} = \sum_j \delta_j^{(K+1)} w_{ij}^{(K)}$$



   - aktualizuj wagi

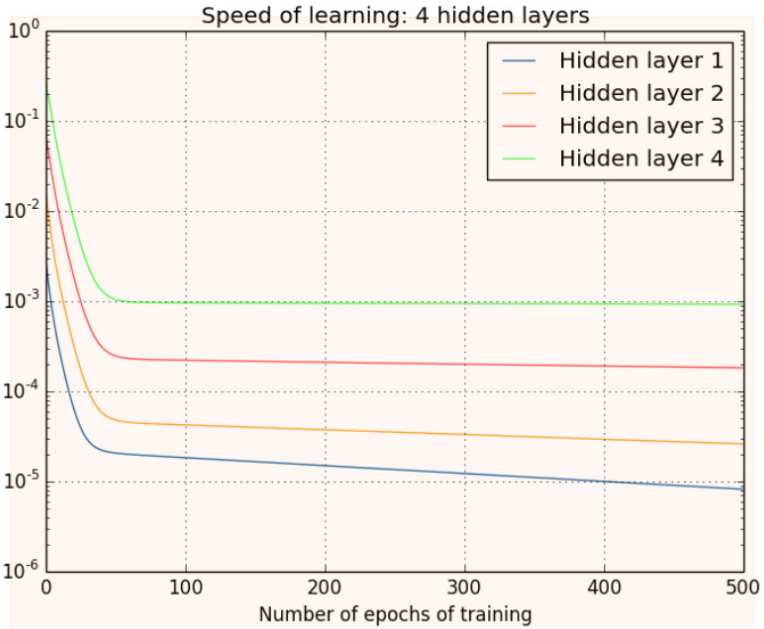
$$\Delta w_{ij}^{(K)} = \eta \delta_j^{(K)} o_i^{(K-1)}$$

Problemy związane z uczeniem (głębokich) sieci

- **zanikający gradient** - błąd propagowany od warstwy wyjściowej zanika przy niższych warstwach
- funkcje ograniczone (sigmoidalna, tangens hiperboliczny) „nasycają się" i posiadają niezerowy gradient tyko w wąskim przedziale aktywacji bliskim 0
- **przeuczenie** - większa liczba parametrów sprzyja przetrenowaniu, wymagane są techniki regularyzacyjne
- większa ilość parametrów + duże dane $\rightarrow$ długi czas uczenia i duże wymagania dotyczące pamięci

Zanikający gradient

Przykład:
MNIST data, MLP 784x30x30x30x30x10, regularyzacja $||\mathbf{w}||^2$



Szybkość uczenia $||\delta||$ drastycznie maleje w głębszych warstwach

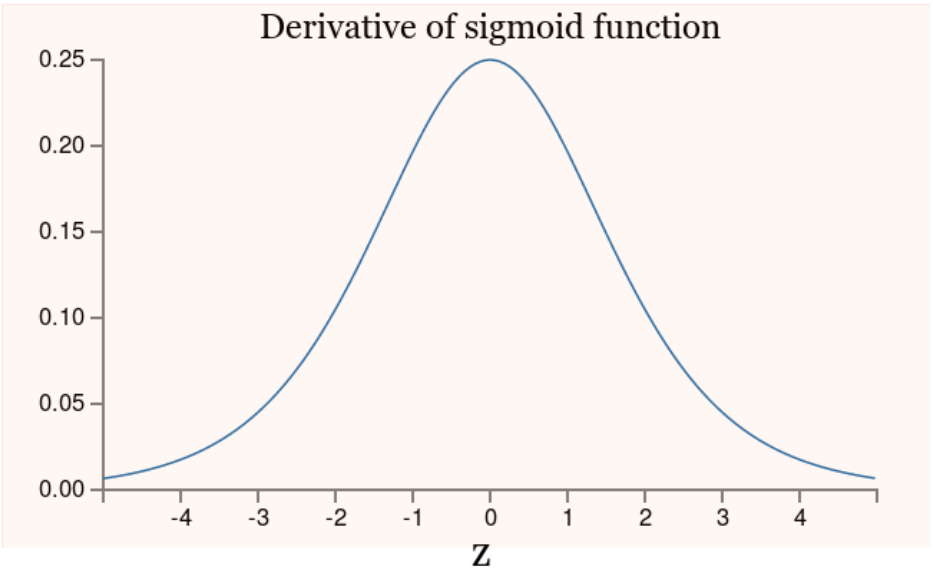
Nielsen, 2016 [2]

Znikający gradient

Przykład: sieć 1 x 1 x 1 x 1

$$\frac{\partial C}{\partial b_1} = \sigma'(z_1) \times w_2 \times \sigma'(z_2) \times w_3 \times \sigma'(z_3) \times w_4 \times \sigma'(z_4) \times \frac{\partial C}{\partial a_4}$$

gdy $|w_j| < 1$ wówczas $|w_j \sigma'(z_j)| < \frac{1}{4}$



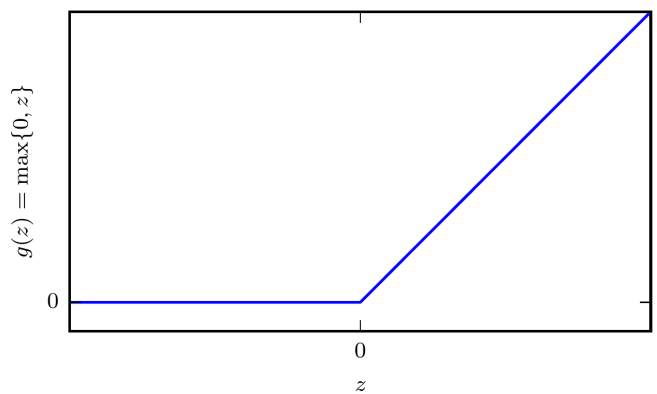
Nielsen, 2016 [2]

Problem niestabilnego gradientu

- gradient w niższych warstwach zależy od wartości wag, aktywacji i gradientów w warstwach wyższych
- **eksplodujący gradient**
  gdy $w_i >> 1$ oraz $z_i \approx 0$ wówczas $\left|w_i \sigma'(z_i)\right| > 1$, może to owocować bardzo dużymi gradientami w początkowych warstwach
- znikający i eksplodujący gradient to przypadki szczególne **problemu niestabilnego gradientu** -> wartości gradientów w poszczególnych warstwach mogą znacznie się różnić, warstwy uczą się z różnym tempem

Rectified linear unit (ReLU)

$$g(z) = \max(0, z), \qquad g'(z) = \begin{cases} 1 & \text{dla} \quad z > 0 \\ 0 & \text{dla} \quad z < 0 \end{cases}$$



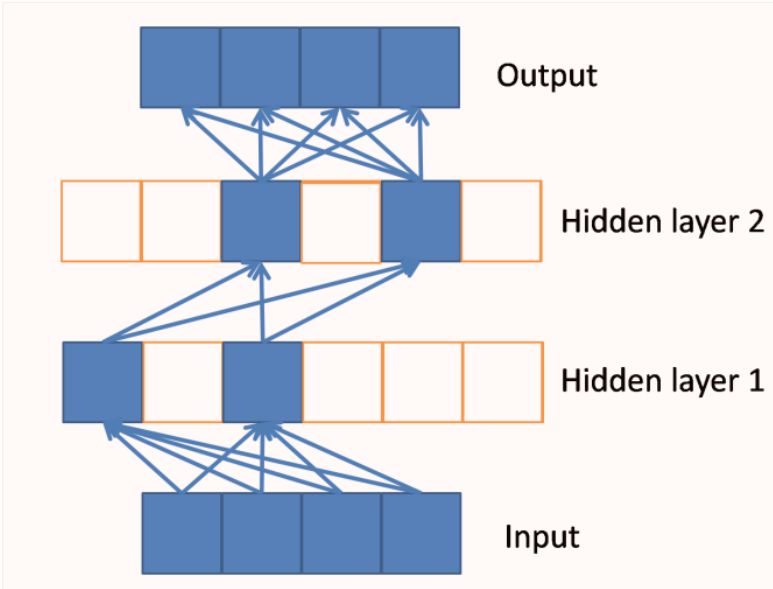
X. Glorot, A. Bordes and Y. Bengio (2011). Deep sparse rectifier neural networks

Korzyści ReLU

- gradient nie znika, gdy jednostka jest aktywna, ograniczenie problemu znikającego gradientu
- fragmentami liniowa, skuteczniejsza optymalizacja metodami gradientowymi
- efektywna obliczeniowo: mnożenie, dodawanie, warunek
- głębokie sieci ReLU nie wymagają pre-treningu (Galrot, 2011)
- rzadka reprezentacja (*sparse representation*), tylko część jednostek jest aktywna w czasie przetwarzania sygnału

X. Glorot, A. Bordes and Y. Bengio (2011). Deep sparse rectifier neural networks

Sparse representaion



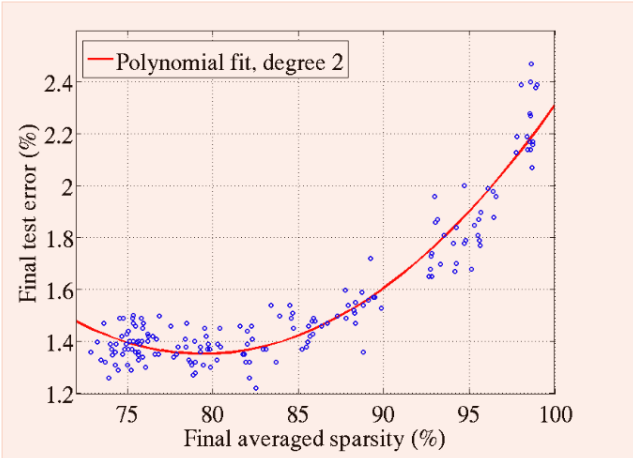


Figure 3: **Influence of final sparsity on accuracy.** 200 randomly initialized deep rectifier networks were trained on MNIST with various L_1 penalties (from 0 to 0.01) to obtain different sparsity levels. Results show that enforcing sparsity of the activation does not hurt final performance until around 85% of true zeros.

Rzadka reprezentacja dodaje nadmiarowość do modelu, zmiana wywołana przez sygnał wejściowy wprowadza zmiany tylko w podzbiorze neuronów

ReLU networks results

Sieci z jednostkami ReLU uzyskują dobre wynik bez konieczności stosowania pre-treningu, czyli metody ustalenia początkowych wartości wag w procesie wstępnego treningu (zazwyczaj nienadzorowanego)

Neuron	MNIST	CIFAR10	NISTP	NORB
***With* unsupervised pre-training**				
Rectifier	**1.20%**	**49.96%**	**32.86%**	**16.46%**
Tanh	**1.16%**	**50.79%**	35.89%	17.66%
Softplus	**1.17%**	**49.52%**	**33.27%**	19.19%
***Without* unsupervised pre-training**				
Rectifier	**1.43%**	**50.86%**	**32.64%**	**16.40%**
Tanh	1.57%	52.62%	36.46%	19.29%
Softplus	1.77%	53.20%	35.48%	17.68%

Garlot, Deep Sparse Rectifier Neural Networks, 2011

Problemy ReLU

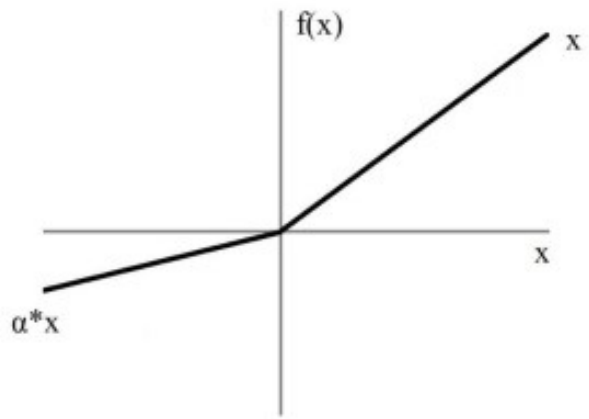
- nie jest różniczkowalne dla $z = 0$
- nie jest symetryczna i wycentrowana w 0
- nieograniczona, może powodować nieograniczony wzrost wartości aktywacji
- **problem umierających ReLU** - gdy neurony osiągają stan permanentnego braku aktywacji $g(z) = 0$ i ich wagi nie są modyfikowane w trakcie uczenia
- druga pochodna równa 0, nie można stosować metod gradientowych 2 rzędu

Uogólnienia ReLU

- **Absolute ReLU** (Jarret, 2009), $g(z) = |z|$ skuteczna w szczególnych zastosowaniach dla obrazów z symetrią
- **Leaky ReLU** (Maas, 2013), wprowadza małą ($\alpha = 0.01$) wartość aktywacji dla $z < 0$

$$g(z) = \begin{cases} z & \text{dla} \quad z > 0 \\ \alpha z & \text{dla} \quad z < 0 \end{cases}$$

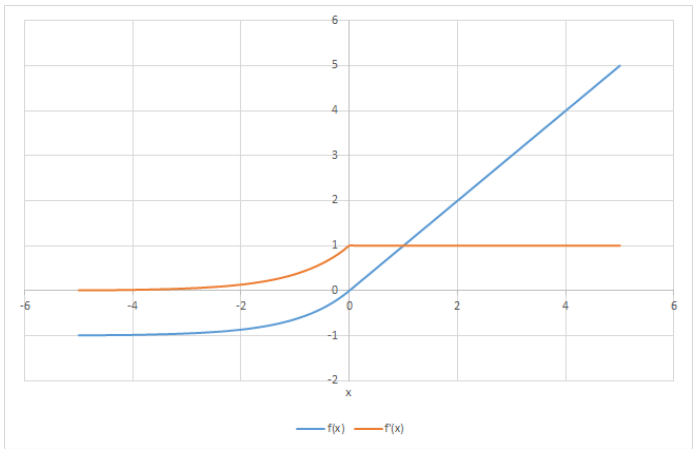
- **Parametric ReLU** odmiana Leaky ReLU, gdzie α podlega optymalizacji w trakcie uczenia



Modyfikacje ReLU

- **Noisy ReLU** dodaje niewielki szum z rozkładu normalnego
- **Exponential linear unit (ELU)** (Clevert, 2015), średnia aktywacja bliższa 0, szybsza zbieżność w stosunku do ReLU

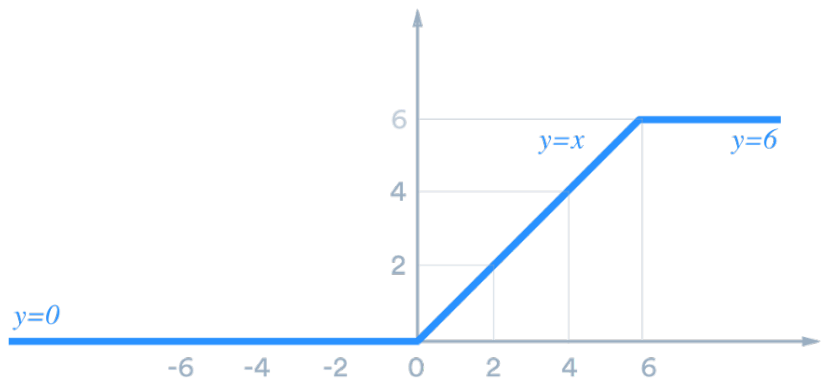
$$g(z) = \begin{cases} z & \text{dla} \quad z > 0 \\ \alpha(e^z - 1) & \text{dla} \quad z < 0 \end{cases} \qquad g'(z) = \begin{cases} 1 & z > 0 \\ \alpha e^z, & z < 0 \end{cases}$$



Rys: ☞ ELU as a Neural Networks Activation Function by Sefik

ReLU6

$$g(z) = \begin{cases} 6 & \text{dla} \quad z > 6 \\ z & \text{dla} \quad 0 < z < 6 \\ 0 & \text{dla} \quad z < 0 \end{cases}$$

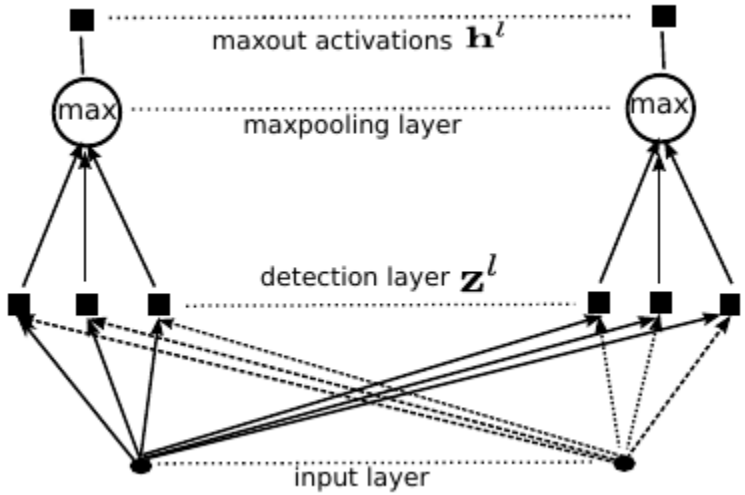


Górne ograniczenie przyspiesza tworzenie rzadkiej reprezentacji, dobre wyniki na CIFAR-10 (Krizhevsky)

Rys: ☞ A Practical Guide to ReLU by Danqing Liu

Maxout

$$g_i(\mathbf{z}) = \max_{j \in G_i} z_j$$



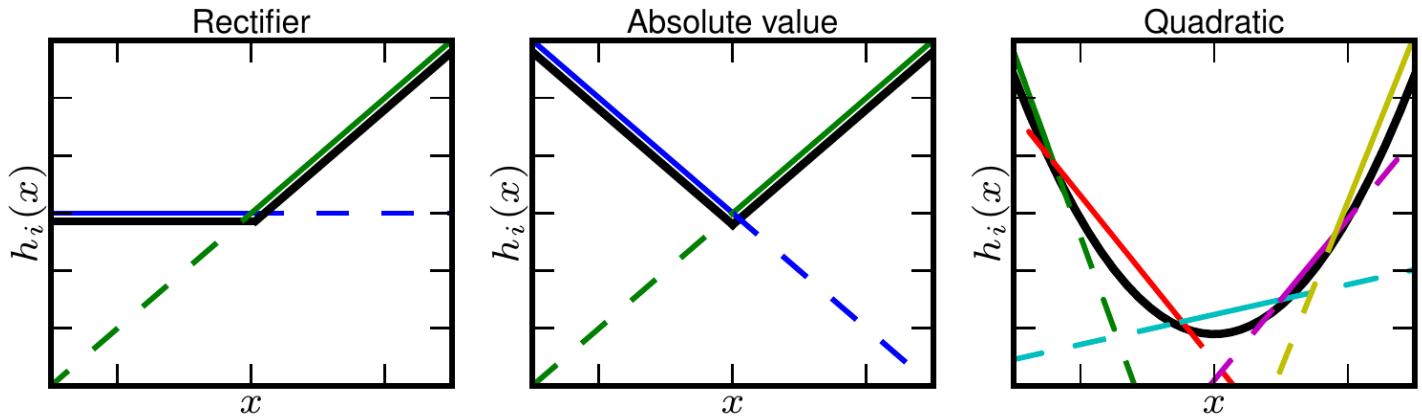
Zwraca wyjście najaktywniejszego neuronu z grupy k neuronów w warstwie, gdzie G_i to zbiór indeksów i-tej grupy

$$g'(z_j) = \begin{cases} 1 & \text{dla} \quad j = \arg\max_i z_i \\ 0 & \text{dla} \quad j \neq \arg\max_i z_i \end{cases}$$

Rys:Pawel Swietojanski, Investigation of maxout networks for speech recognition.
Goodfellow, et al, (2013). "Maxout Networks". JMLR WCP. 28 (3): 1319–1327.

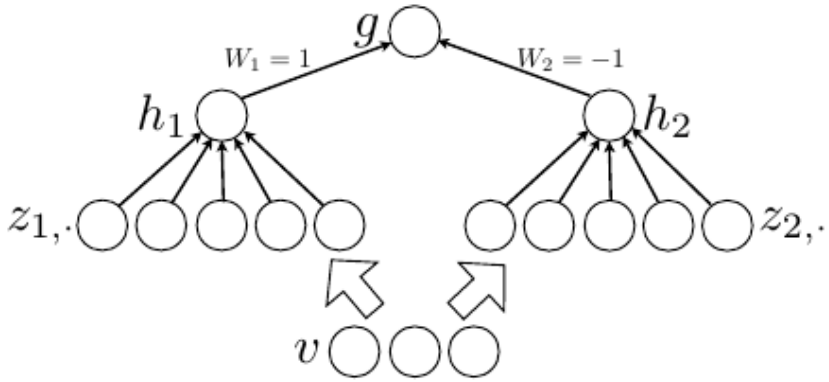
Maxout

- realizuje funkcję wypukła fragmentami liniowa złożoną z k fragmentów, kształt funkcji jest adaptowany w treningu



- ReLU i PReLU to szczególne przypadki Maxout
- fragmentami liniowa
- utrata rzadkiej reprezentacji aktywacji (większość neuronów ma niezerowe wyjścia). Jednak gradient przybiera rzadką reprezentację, sygnał błędu propagowany tylko przez jednostkę zwycięską.

Sieć Maxout



- złożenie funkcji wypukłych pozwala modelować dowolną funkcję ciągłą
- sieć z neuronami maxout jest uniwersalnym aproksymatorem
- aktywacja zależy od grypy wag, więc wprowadza do modelu redundancję, która pozwala niwelować fenomen „katastrofalnego zapominania”, gdy sieć zapomina wyuczone wcześniej wzorce

Rys: Goodfellow, et al, (2013). "Maxout Networks". JMLR WCP. 28 (3): 1319–1327.

Maxout netowrk on MNIST

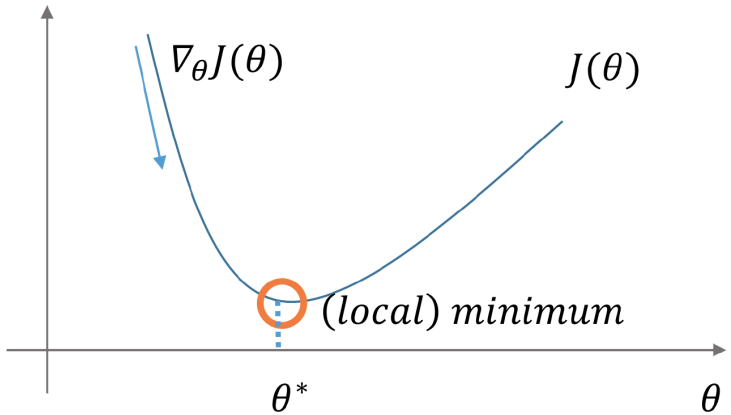
Method	Test error
Rectifier MLP + dropout (Srivastava, 2013)	1.05%
DBM (Salakhutdinov & Hinton, 2009)	0.95%
Maxout MLP + dropout	**0.94%**
MP-DBM (Goodfellow et al., 2013)	0.91%
Deep Convex Network (Yu & Deng, 2011)	0.83%
Manifold Tangent Classifier (Rifai et al., 2011)	0.81%
DBM + dropout (Hinton et al., 2012)	0.79%

Goodfellow, Maxout Networks, et al., 2013

Optymalizacja spadkiem gradientu

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} - \eta \nabla E$$

$$E = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x}} E(f(\mathbf{x}), y)$$



- **Batch gradient descent** - dla całego zbioru, niepraktyczne dla dużych danych
- **SGD** *on-line* - stochastic gradient descent dla $N = 1$, duża wariancja
- **SGD** *mini-batch* estymacja błędu na podstawie paczki zawierającej n losowych przypadków

Jak dobrać stałą uczenia η?

Rys: S. Ruder, „Optimising for Deep Learning"

SGD z pędem (momentum)

$$w(t+1) = w(t) - \eta \nabla E(t) + \gamma \Delta w(t)$$

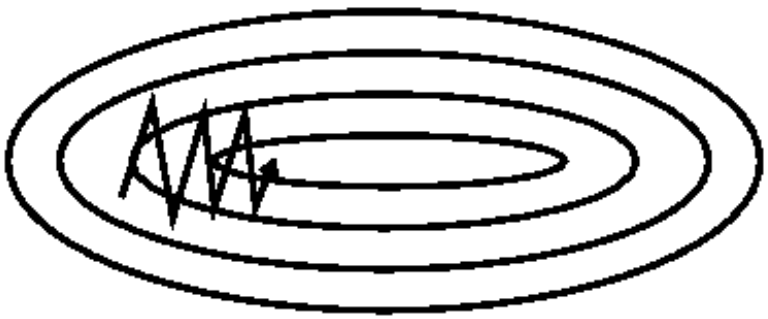
- $v(t) = \Delta w(t)$ prędkość uczenia akumuluje historyczne wartości gradientów (średnia krocząca)

$$v(t) = \gamma v(t-1) - \eta \nabla E(t)$$

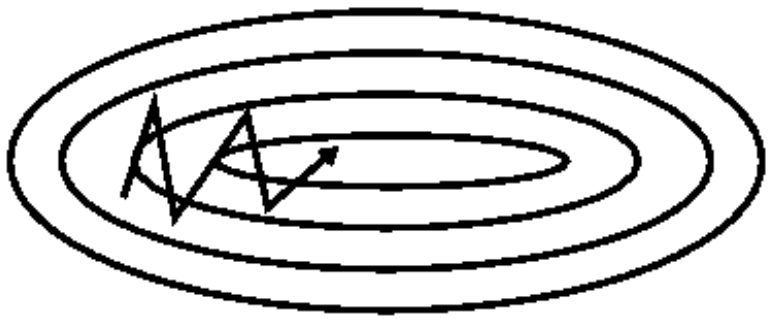
$$w(t+1) = w(t) + v(t)$$

- pęd zwiększa krok, gdy gradient nie zmienia kierunku
- redukuje oscylacje (spowalnia uczenie), gdy gradient zmienia kierunek
- gdy $\nabla E = 0$ wagi są nadal modyfikowane (bezwładność)
- typowo współczynnik $\gamma = 0.9$

Przyspieszenie zbieżności SGD za pomocą momentu



SGD bez momentu



SGD z momentem

Nesterov accelerated gradient (NAG)

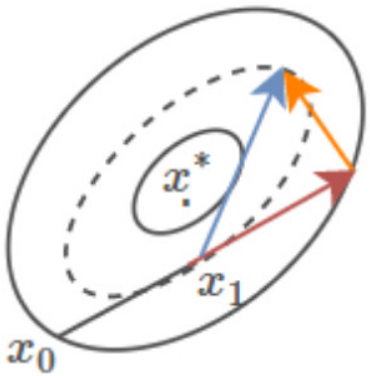
$$v(t) = \gamma v(t-1) - \eta \nabla E\big(w(t) + \gamma v(t-1)\big)$$
$$w(t+1) = w(t) + v(t)$$

- gradient ∇E jest liczony dla przybliżonej przyszłej pozycji $\hat{w}(t) = w(t) + \gamma v(t-1)$
- trening szybciej jest w stanie zareagować na zmiany gradientu

Nesterov, Y. (1983). A method for unconstrained convex minimization problem with the rate of convergence o(1/k2). Doklady ANSSSR (translated as Soviet.Math.Docl.), vol. 269, pp. 543– 547.

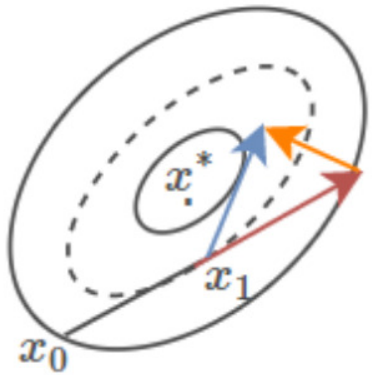
Polyak vs Nesterov

Polyak's Momentum



$$x_{t+1} = x_t - \alpha \nabla f(x_t) + \mu(x_t - x_{t-1})$$

Nesterov Momentum



$$x_{t+1} = x_t + \mu(x_t - x_{t-1}) - \gamma \nabla f(x_t + \mu(x_t - x_{t-1}))$$

Dla małych wartości η metody stają się równoważne

Rys: Ioannis Mitliagkas, Theoretical principles for deep learning, 2018

AdaGrad (Duchi, 2011)

$$w(t+1) = w(t) - \frac{\eta}{\sqrt{v(t)}} \nabla E(t)$$

gdzie $v(t)$ akumuluje historyczne wartości gradientów

$$v(t) = v(t-1) + [\nabla E(t)]^2 = \sum_{t' < t} [\nabla E(t')]^2$$

Efektywna stała uczenia $\frac{\eta}{\sqrt{v(t)}}$ ustalana dla każdego optymalizowanego parametru niezależnie

- strome spadki -> duży gradient -> mniejszy krok uczenia szybka zbieżność dla funkcji wypukłych
- małe gradienty -> większy krok uczenia przeciwdziała efektowi znikającego gradientu
- domyślna wartość $\eta = 0.01$, zazwyczaj nie wymaga zmiany
- wada: mianownik może szybko przybrać duże wartości, co powoduje przedwczesny zanik uczenia (problem ten niwelują algorytmy Adadelta, RMSProp, Adam)

RMSProp (Hinton, 2012)

$$w(t+1) = w(t) - \frac{\eta}{\sqrt{v(t)}} \nabla E(t)$$

gdzie $v(t)$ jest wykładniczo ważoną średnią kroczącą kwadratów gradientów (EMA, *exponential moving average*)

$$v(t) = \beta v(t-1) + (1-\beta) \left[\nabla E(t)\right]^2$$

- $RMS(\nabla E(t)) = \sqrt{v(t)}$ estymacja RMS (*root mean square*))
- modyfikacja AdaGrad zapewniająca lepszą zbieżność dla nie-wypukłych funkcji
- największy wpływ na wielkość $v(t)$ mają gradienty z ostatnich iteracji
- β kontroluje skalę długości ruchomej średniej, typowo $\beta = 0.9$ (średnia z 10 kroków)
- dobre wyniki w połączeniu z momentem Nesterova

Adadelta (Zeiler, 2012)

$$w(t+1) = w(t) - \frac{RMS(\Delta w(t-1))}{RMS(\nabla E(t))} \nabla E(t)$$

gdzie $RMS(\nabla E(t)) = \sqrt{v(t)}$

$$v(t) = \beta v(t-1) + (1-\beta) \left[\nabla E(t)\right]^2$$

$RMS(\Delta w(t-1))$ średnia krocząca kwadratów Δw z poprzedniego kroku

- brak globalnej stałej uczenia η (ale należy dobrać współczynnik β)
- jest heurystycznym przybliżeniem metod kwadratowych (bez wyznaczania Hesianu)
- krok Δw wykonywany jest w tych samych jednostkach skali (metody 1 rzędu $\nabla E \approx \frac{1}{w}$ nie zachowują jednostki)

Adaptive Moment Estimation (Adam)

$$w(t) = w(t-1) - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}(t)}}\hat{m}(t)$$

Estymaty pierwszego (średnia) i drugiego (wariancja) momentu gradientów

$$m(t) = \beta_1 m(t-1) + (1-\beta_1)\nabla E(t)$$

$$v(t) = \beta_2 v(t-1) + (1-\beta_2)[\nabla E(t)]^2$$

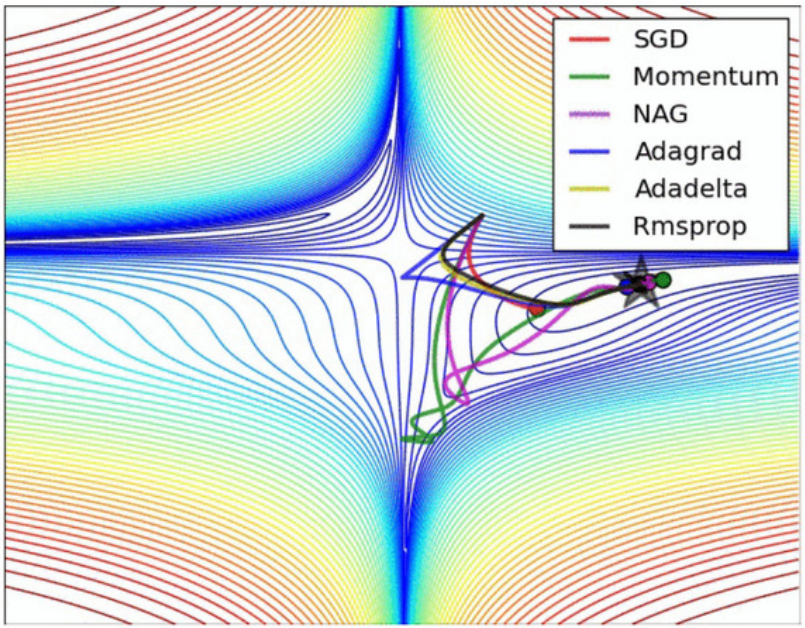
Poprawka na odchylenie w stronę wartości 0 (z powodu zerowych początkowych wartości estymaty)

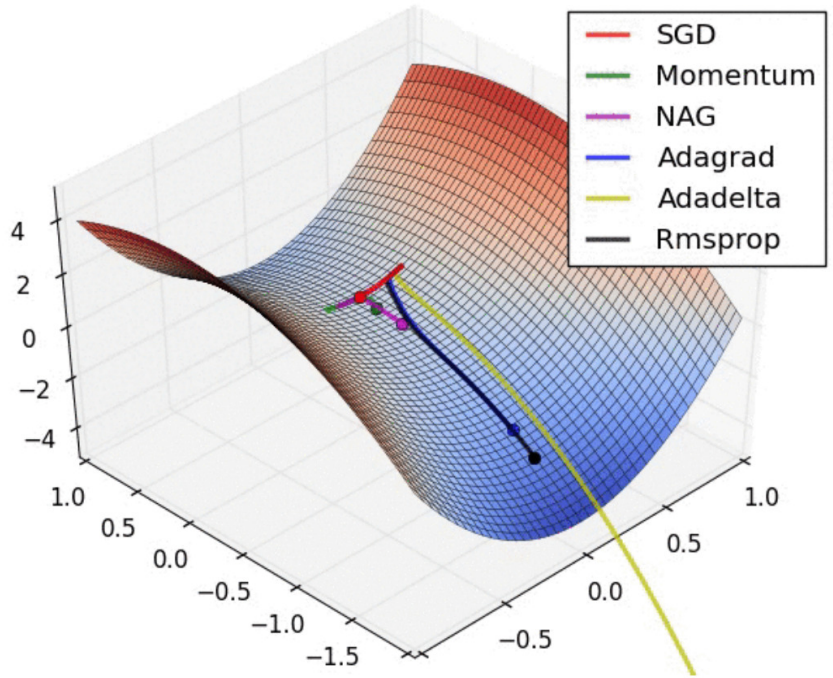
$$\hat{m}(t) = \frac{m(t)}{1-\beta_1}, \qquad \hat{v}(t) = \frac{v(t)}{1-\beta_2}$$

współczynniki zanikania $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$
stała uczenia $\eta = 0.01$

Kingma, D. P., Ba, J. L. (2015). Adam: a Method for Stochastic Optimization. International Conference on Learning Representations, 1–13

Porównanie





☞ An overview of gradient descent optimization algorithms

Podsumowanie

- DNN dobre do analizy danych bez wyraźnej struktury np. przestrzennej lub czasowej (sekwencje)
- w większości zastosowań aktywacja ReLU sprawdza się bardzo dobrze oraz algorytm adam z domyślnymi parametrami η, β_1, β_2
- SGD z zanikającą wykładniczo wartością stałej uczenia może dorównać algorytmom takim jak adam