Свёрточные нейронные сети.

Евгений Борисов

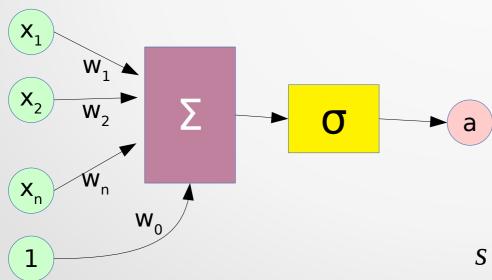
модель нейрона

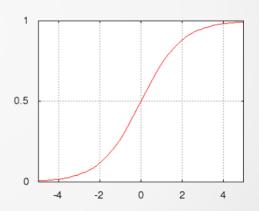
$$a(x,w) = \sigma \left(\sum_{i=1}^{n} x_i \cdot w_i - w_0 \right) = \sigma(\langle x, w \rangle)$$

 $\mathbf{X_i}$ - ВХОД

w_i - вес связи

σ - функция активации



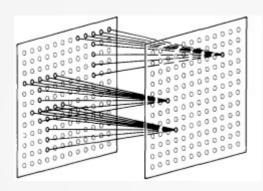


состояние нейрона

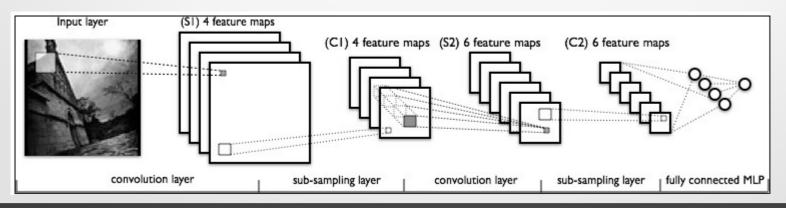
$$s(x, w) = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot w_i - w_0$$

Свёрточные сети

Fukushima, Neocognitron (1980). "A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position". Biological Cybernetics. 36 (4): 193–202. doi:10.1007/bf00344251.

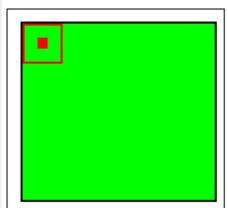


Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel: Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, Neural Computation, 1(4):541-551, Winter 1989.



Операция свёртки

$$(f*g)[m,n] = \sum_{k,l} f[m-k,n-l] \cdot g[k,l]$$





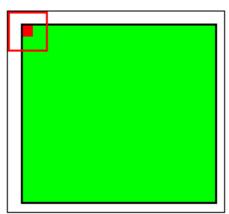


Рис.3: обработка краёв same

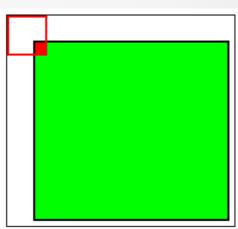


Рис.4: обработка краёв full

g -ядро свёртки

- берём точку с окрестностью,
- поэлементно умножаем эту матрицу на ядро, результат суммируется и записывается как новое значение данной точки
- процедура повторяется для всех точек изображения.

примеры ядер свёртки

$$g = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
 копирование (без изменений)

$$g = egin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \ 0 & 0 & 1 \ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
 сдвиг влево на 1 пиксел

$$g = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
 сглаживание или усреднение по окрестности (box filter)

примеры ядер свёртки



Рис.11: исходная картинка



Рис.12: сглаженная картинка

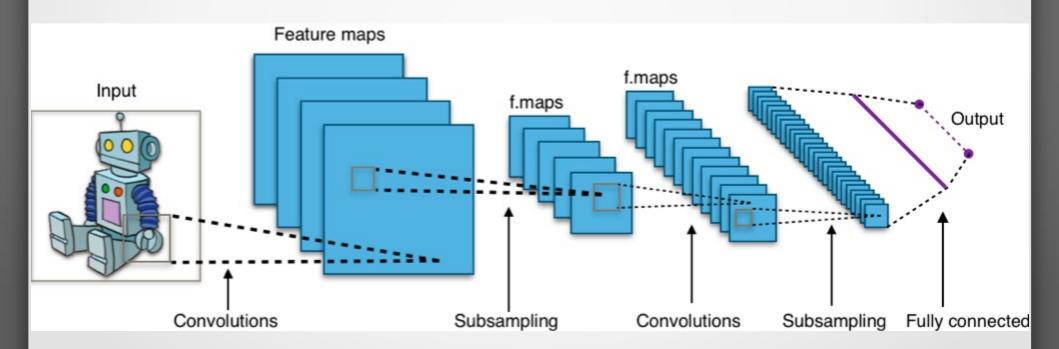
сглаживание или усреднение по окрестности (box filter)



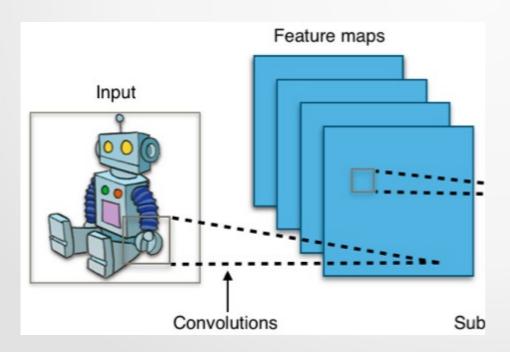
результат применения фильтра Собеля

Свёрточная сеть

свёрточный слой (convolution) слой подвыборки (subsumpling) слой MLP



$$x_j^l = f\left(\sum_i x_i^{l-1} * k_j^l + b_j^l\right)$$



Свёрточный слой

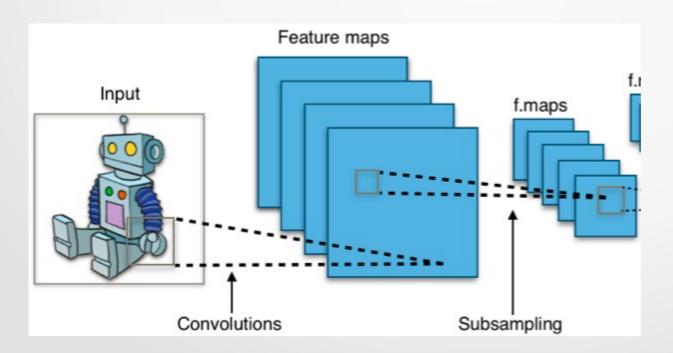
n ядер выполняем свёртку получаем n карт признаков

слой подвыборки (subsumpling)

уменьшение размера входной карты признаков (обычно в 2 раза). методом выбора максимального элемента (max-pooling)

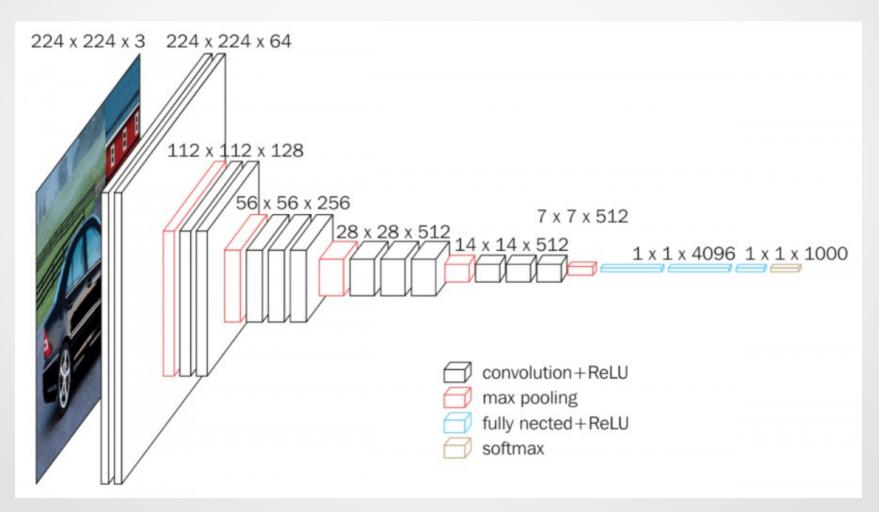
карта признаков разделяется на ячейки 2х2 элемента из ячеек выбираем максимальные по значению

$$x^{l} = f\left(a^{l} \cdot subsample(x^{l-1}) + b^{l}\right)$$



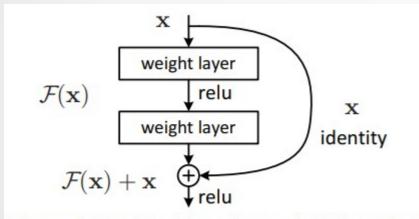
K.Simonyan, A.Zisserman Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf

VGG-16



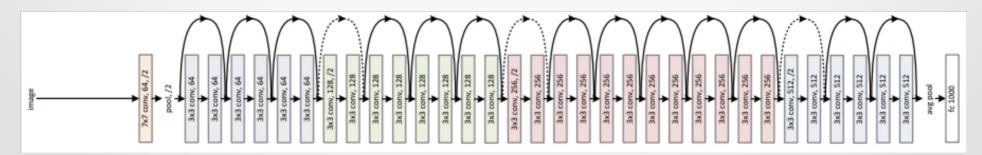
ResNet (Residual Network)

Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun Deep Residual Learning for Image Recognition. https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf



соединения быстрого доступа

Figure 2. Residual learning: a building block.

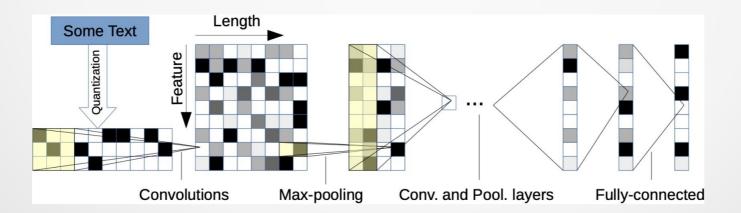


CharCNN

Xiang Zhang, Junbo Zhao, Yann LeCun Character-level Convolutional Networks for Text Classification. (2015) https://arxiv.org/abs/1509.01626

предствление текста в виде карты признаков

матрица индикаторов [позиция символа, номер символа]

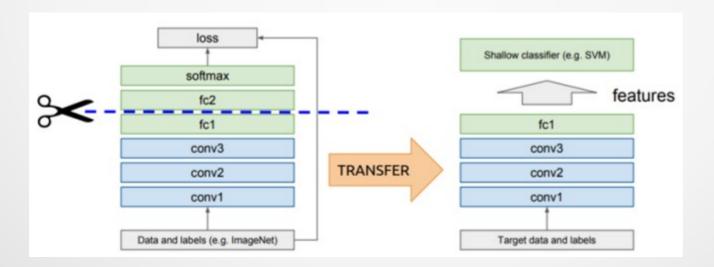


Transfer learning — перенос частей обученных ИНС в другие модели

Jason Yosinski, Je Clune, Yoshua Bengio, Hod Lipson. How transferable are features in deep neural networks? 2014.

Свёрточная сеть для обработки изображений:

- $z = f(x, \alpha)$ свёрточные слои для векторизации объектов
- $y = g(z, \beta)$ полносвязные слои под конкретную задачу



Борисов E.C. Методы машинного обучения. 2024 https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium_2024_I

Борисов E.C. Классификатор изображений на основе свёрточной сети. -- http://mechanoid.su/ml-lenet.html

Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. - "Питер", 2018 г.

Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel: Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, Neural Computation, 1(4):541-551, Winter 1989.