Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа
ВМК МГУ имени М.В. Ломоносова

Курс «Компьютерное зрение»

Лекция №4
«Задача классификации изображений. Введение в нейросети»

Антон Конушин и Тимур Мамедов

2025 год

План лекции

1. Задача классификации изображений и датасеты
2. Линейная классификация и перспептрон
3. Свёрточные нейронные сети
4. Ключевой этап: модель AlexNet

1. Задача классификации изображений и датасеты

Бинарная классификация

- Есть ли на этом изображении пешеход?
- Бинарный ответ $y \in [0,1], 1 - \text{да}, 0 - \text{нет}$
- Альтернативные формулировки
  - Оценка вероятности положительного ответа $p_{yes} \in [0,1]$
  - Оценки вероятности обоих ответов $p_{yes} \in [0,1]$, $p_{no} \in [0,1]$, $p_{yes} + p_{no} = 1$

Многоклассовая классификация

- Какой оъект показан на этом изображении?
- Список s классов задан изначально
- Эталонный ответ - метка класса $y \in [1, S]$
- Альтернативный вариант, список оценённых (estimated) вероятностей:
  - $p_i \in [0,1], i = [1, S] \quad , \sum p_i = 1$

Распознавание свойств (атрибутов) объектов

Мужчина

Азиат

Бородат

Улыбается

- Атрибуты – «типичные» характеристики объекта
- Для человека - пол, возраст, раса, борода, усы, улыбка, очки и т.д.
- Можем свести к задачам классификации
  - Определение пола – бинарная классификация
  - Определение расы – многоклассовая классификация
  - Определение возраста – либо классификация (возрастные группы), либо регрессия (определение числового параметра)

Показатели качества («метрики»)

1) % правильно классифицированных изображений

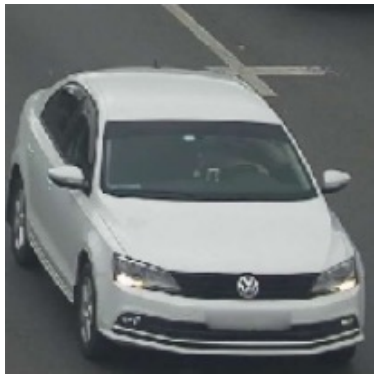
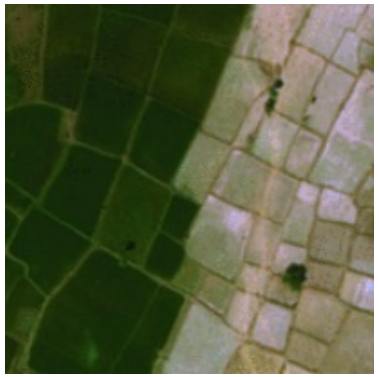
Dataset	CNN	Original	BP[23]	CBP[11]	KP	Others	
CUB [43]	VGG-16 [38]	73.1*	84.1	84.3	**86.2**	82.0	84.1
	ResNet-50 [15]	78.4	N/A	81.6	84.7	[18]	[16]
Stanford Car [19]	VGG-16	79.8*	91.3	91.2	**92.4**	**92.6**	82.7
	ResNet-50	84.7	N/A	88.6	91.1	[18]	[14]
Aircraft [27]	VGG-16	74.1*	84.1	84.1	**86.9**	80.7	
	ResNet-50	79.2	N/A	81.6	85.7	[14]	
Food-101 [4]	VGG-16	81.2	82.4	82.4	84.2	50.76	
	ResNet-50	82.1	N/A	83.2	**85.5**	[4]	

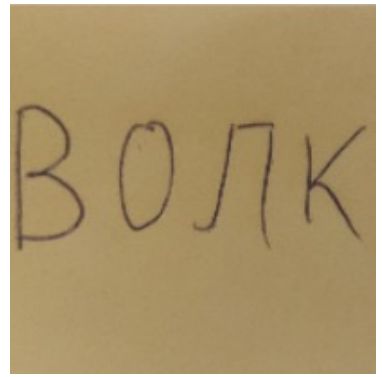
Table 2. Performance comparisons among all baselines, where KP is the proposed kernel pooling method with learned coefficients. Following the standard experimental setup, we use the input size of 448×448 for CUB, Stanford Car and Aircraft datasets except the original VGG-16 (marked by an asterisk *), which requires a fixed input size of 224×224. For Food-101, we use the input size of 224×224 for all the baselines.

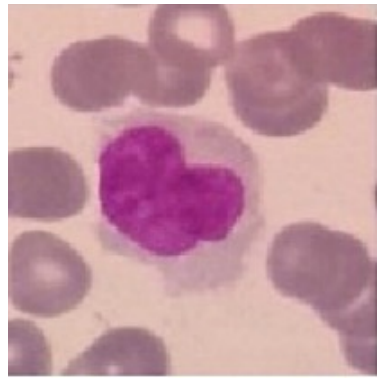
2) Rank X

- Если классификация многоклассовая, мы ранжируем ранжируем все выходы по качеству
- Если истинный ответ попадает в первые X выходов, тогда результат считается верным (часто X=5)

Домены данных

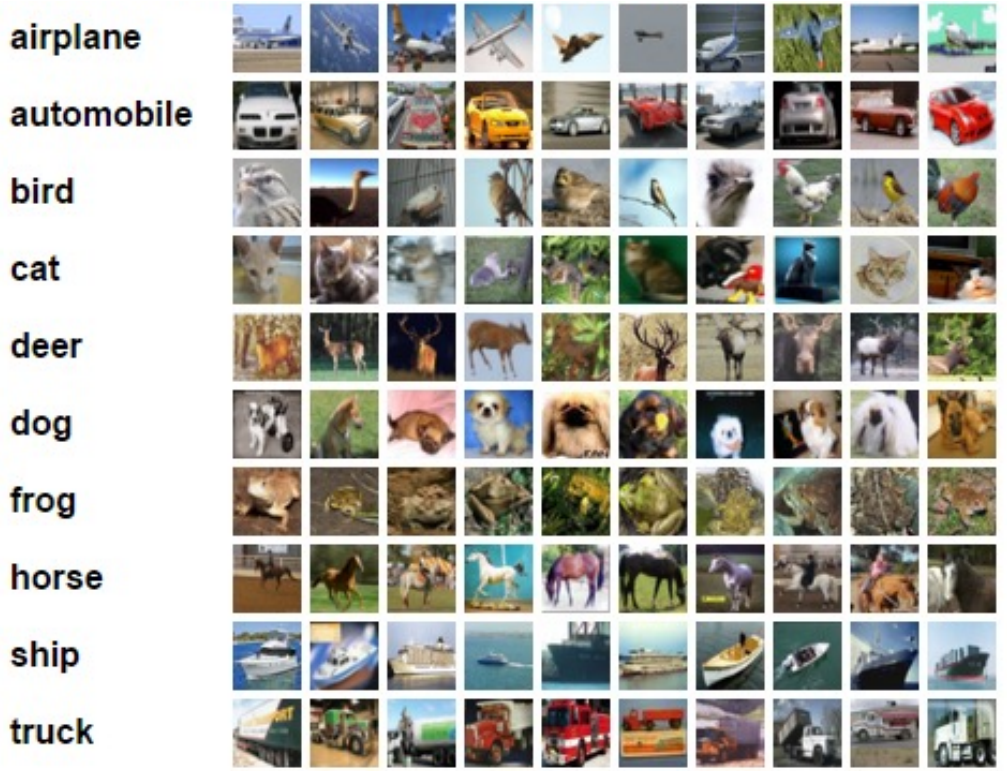




- Каждый алгоритм компьютерного зрения разрабатывается для работы с опредённой выборкой изображений из некоторого распределения (statistical population) изображений (ещё называется *доменом*)
- Распределение всех «валидных» (для алгоритма) изображений:
  - $\mathrm{i}mg \sim P(\mathrm{I}), I \subseteq R^{HxWxC}$
- Алгоритмы работают, используя свойства и закономерности в рассматриваемой выборке данных
- Примеры доменов – ренгены лёгких, данные видеонаблюдения, лица людей, и т.д.

CIFAR-10 и CIFAR-100

Выборки из TinyPictures



http://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html

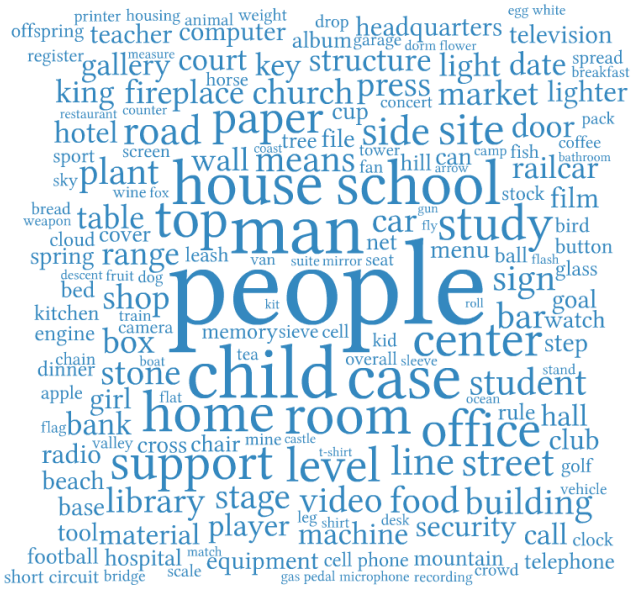
- CIFAR-10
  - 10 классов
  - 60000 изображений
  - 5000 обучающих и 1000 тестовых на класс
- CIFAR-100
  - 100 классов
  - 60000 изображений
  - 500 обучающих и 100 тестовых на класс

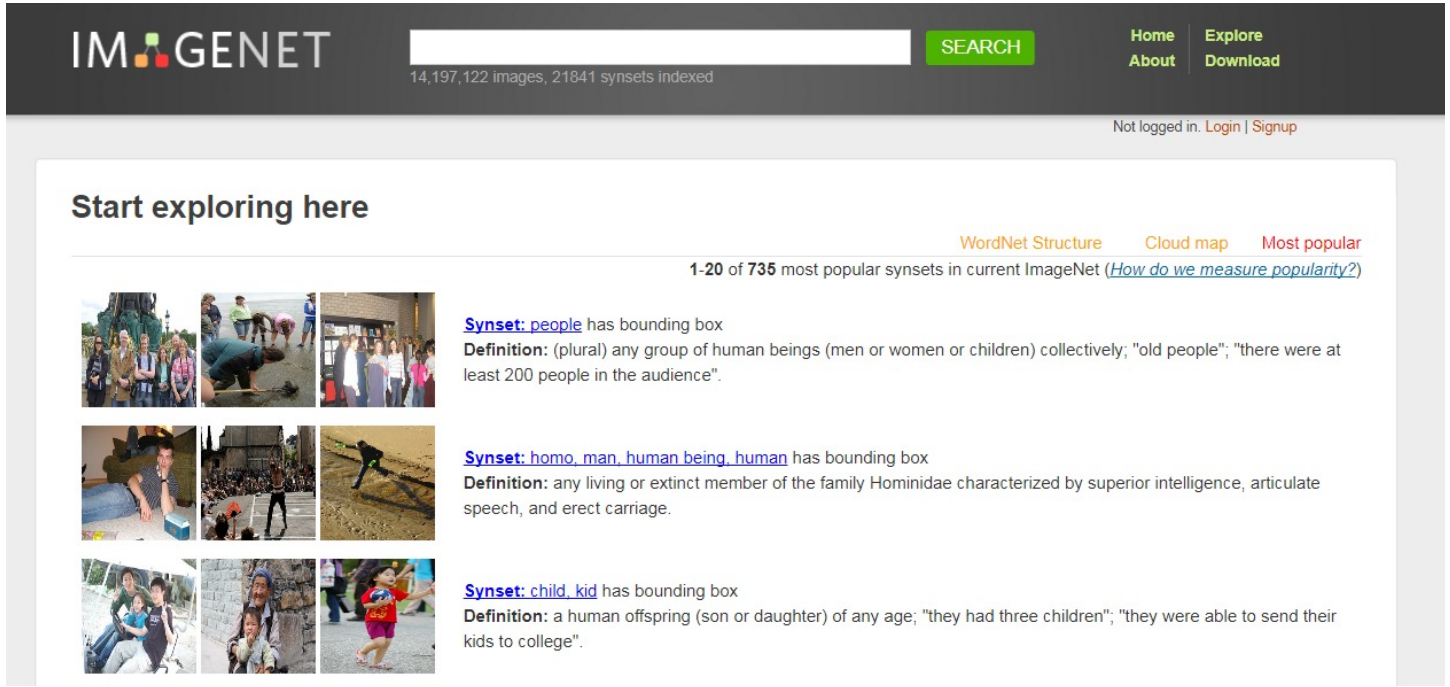
Learning Multiple Layers of Features from Tiny Images, Alex Krizhevsky, 2009.

ImageNet

Цель: собрать коллекцию с 1000 изображений на каждый из 117000 категорий

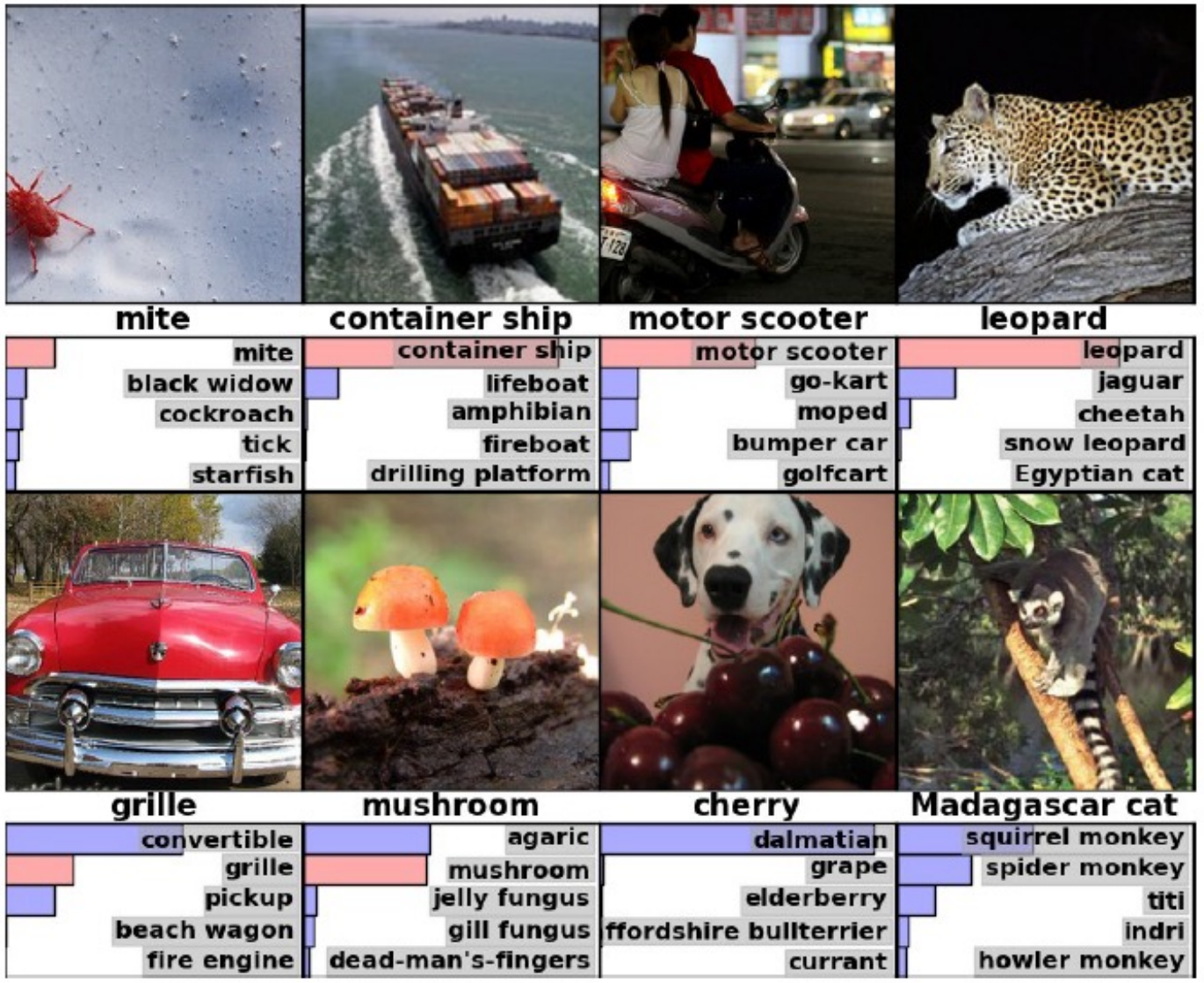
~14 000 000 изображений (~1 000 000 с аннотацией ограничивающими прямоугольниками)
~ 22 000 не пустых класса (~10 000 классов с более чем 1000 примерами)





Source: http://image-net.org

Проблемы с разметкой в ImageNet



OpenImages

Пример microwave oven

- Цель – сделать самую большую открытую коллекцию изображений из реальной жизни с разнообразной разметкой
- 9 млн. изображений с лицензией CC BY 2.0
- 59,919,574 меток для 19,957 категорий
- Для тех же изображений есть много других видов разметок, например, локализованные текстовые описания

https://storage.googleapis.com/openimages/web/index.html

Fine-graded classification

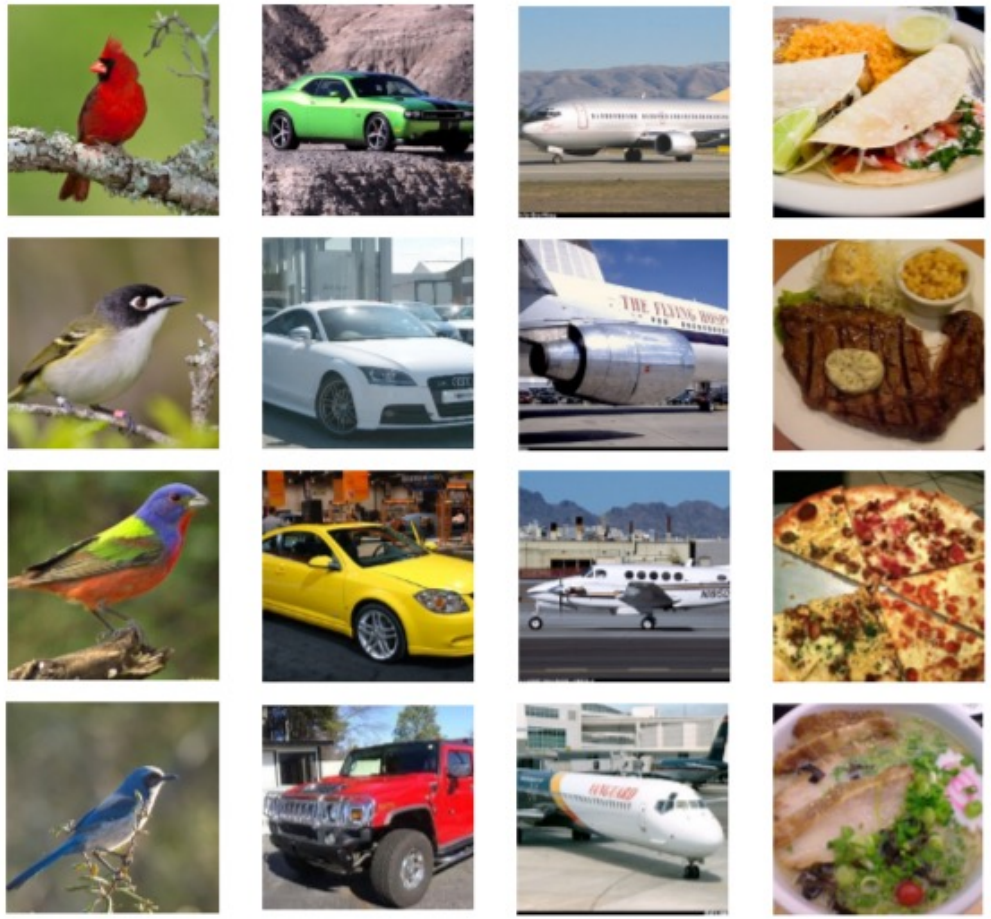
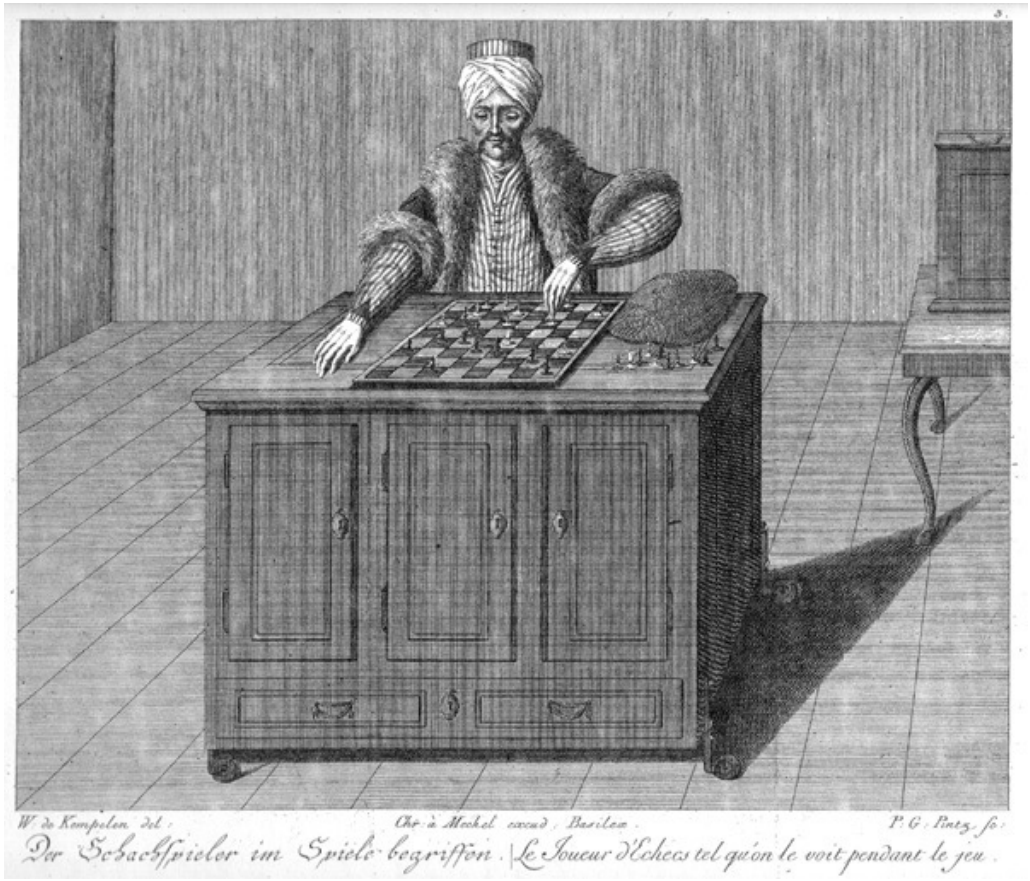


Figure 7. Images we used for visual recognition. From left to right, each column contains examples from CUB Bird [43], Stanford Car [19], Aircraft [27] and Food-101 [4].

- Конкретные экземпляры (виды) в рамках одной категории

Как готовить коллекции?



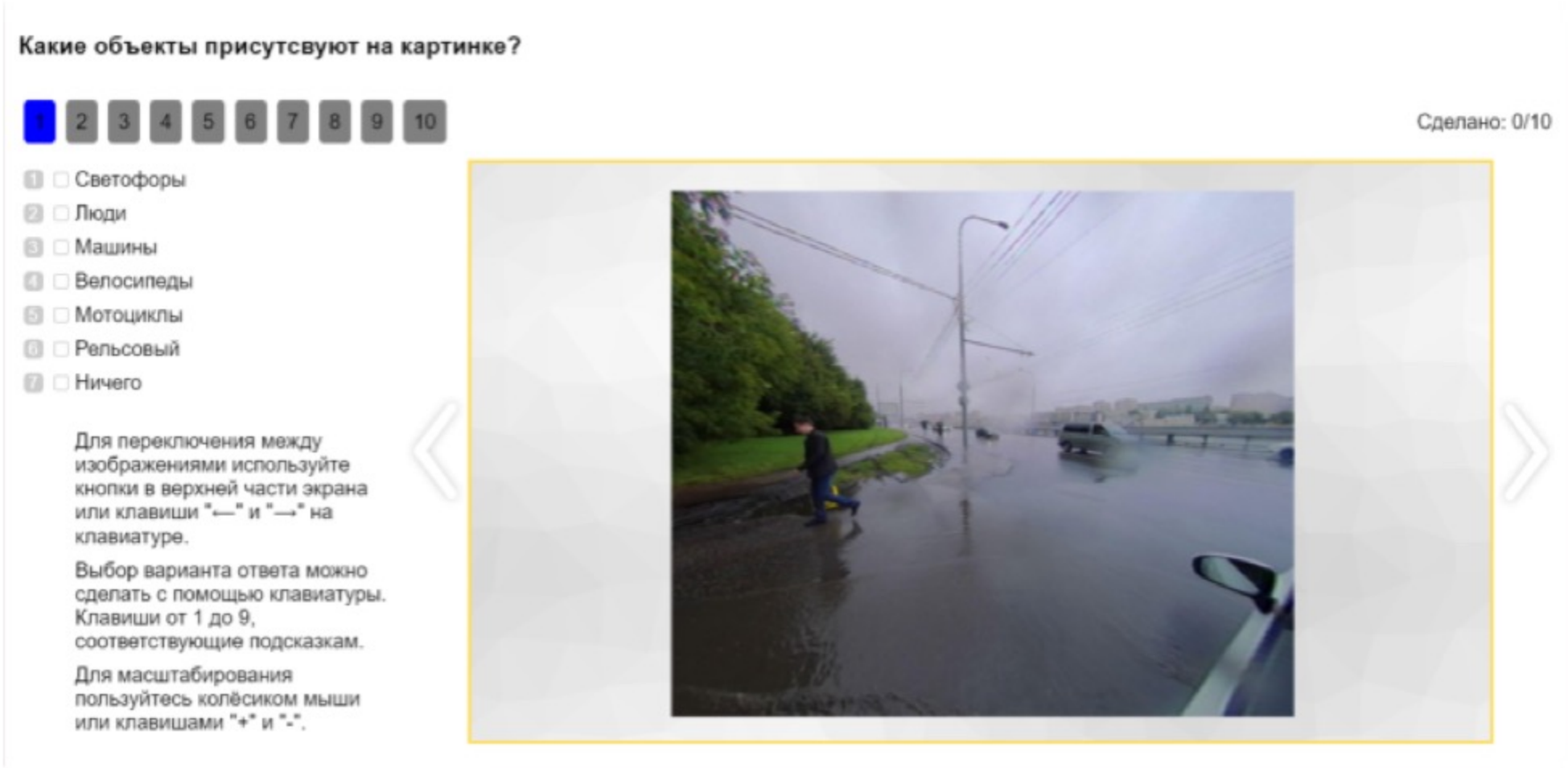
- Mechanical Turk - Automaton Chess Player – робот, игравший в шахматы
  - Автоматон двигает фигуры, говорит «Чек» и обыгрывает всех!
- С 1770 по 1854 развлекал публику, только в 1820 году раскрыли обман

Galaxy Zoo

GALAXY ZOO http://www.galaxyzoo.org/

- Классификация изображений галактик
- Первый масштабный проект такого рода
- Более 150000 волонтёров за первый год бесплатно сделали более 60 млн. меток

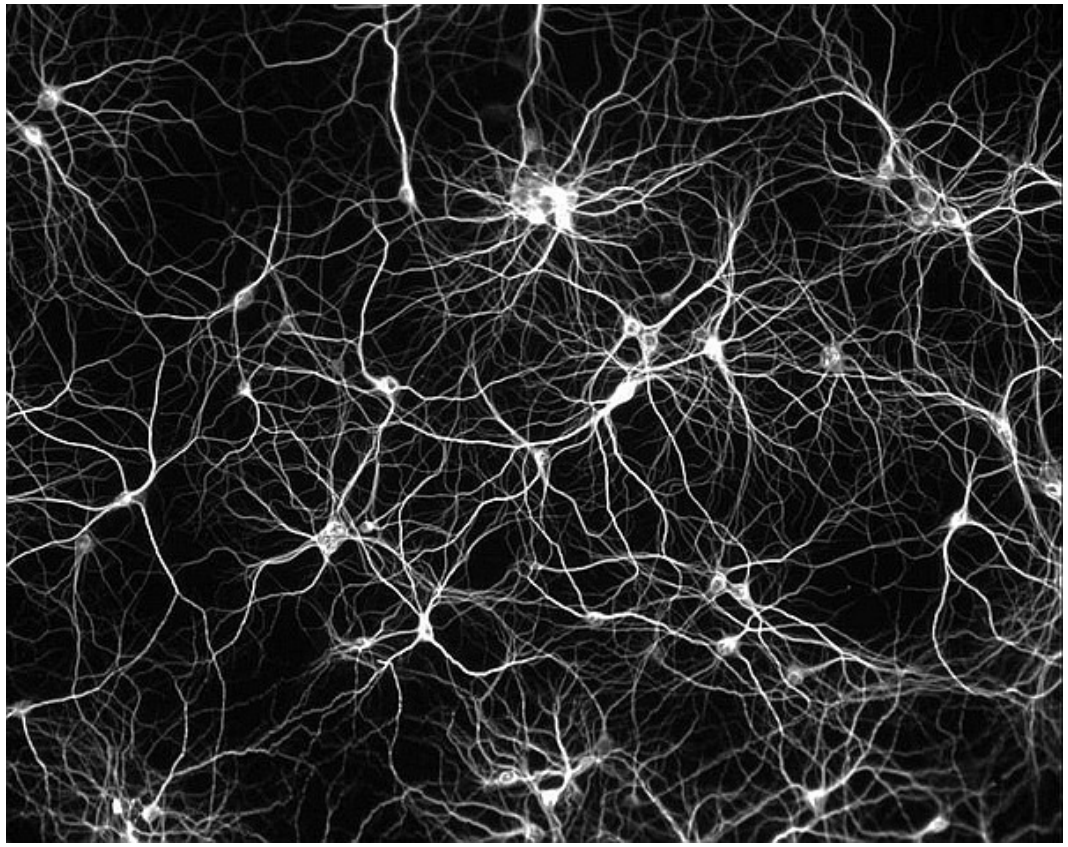
Яндекс.Толока и др.



https://habr.com/ru/company/yandex/blog/427605/

2. Линейная классификация и перспептрон

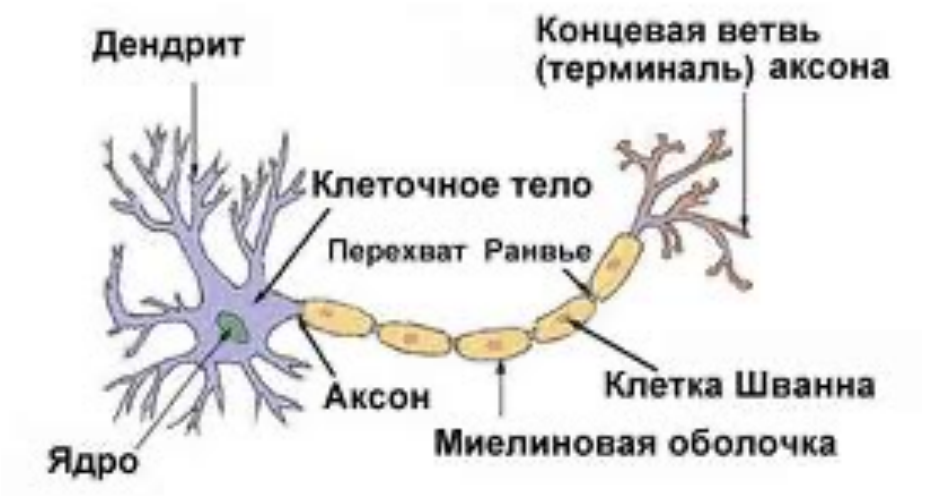
Структура мозга человека

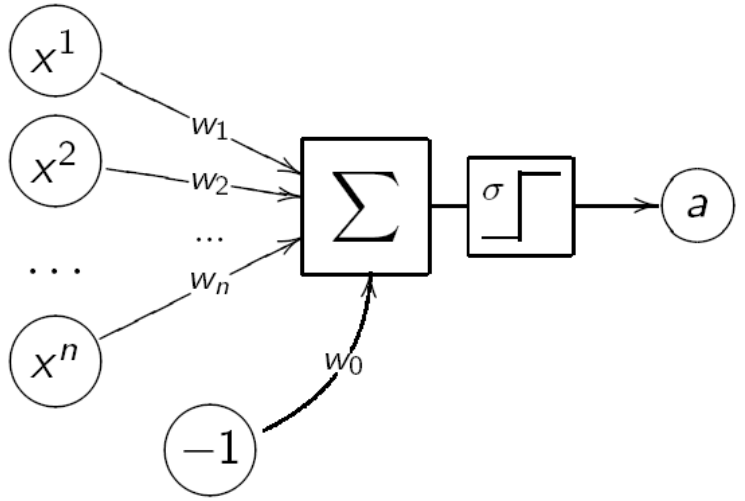


Нейросеть

Отдельный нейрон

Линейная модель МакКаллока-Питтса

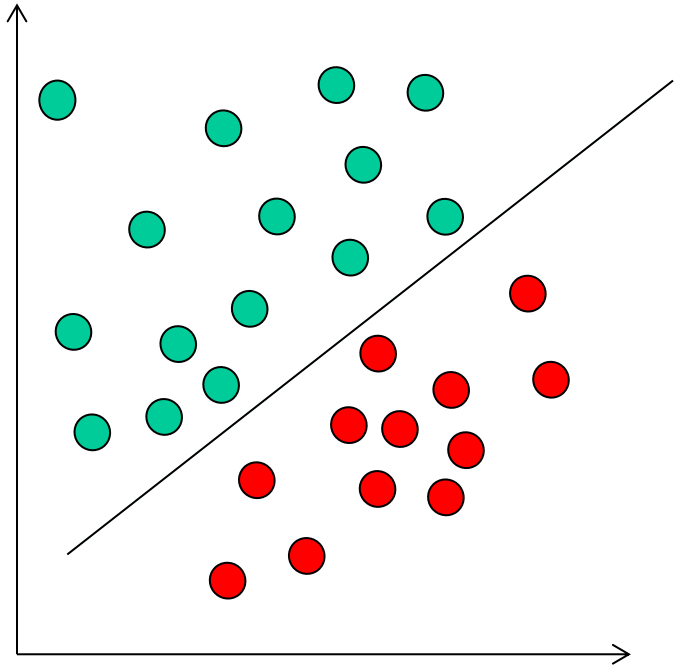




$$a(x, w) = f(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b)$$

- w_i - весовые коэффициенты синаптических связей
- b – bias (иногда w_o - порог активации)
- f() – функция активации

Нейрон как линейный классификатор



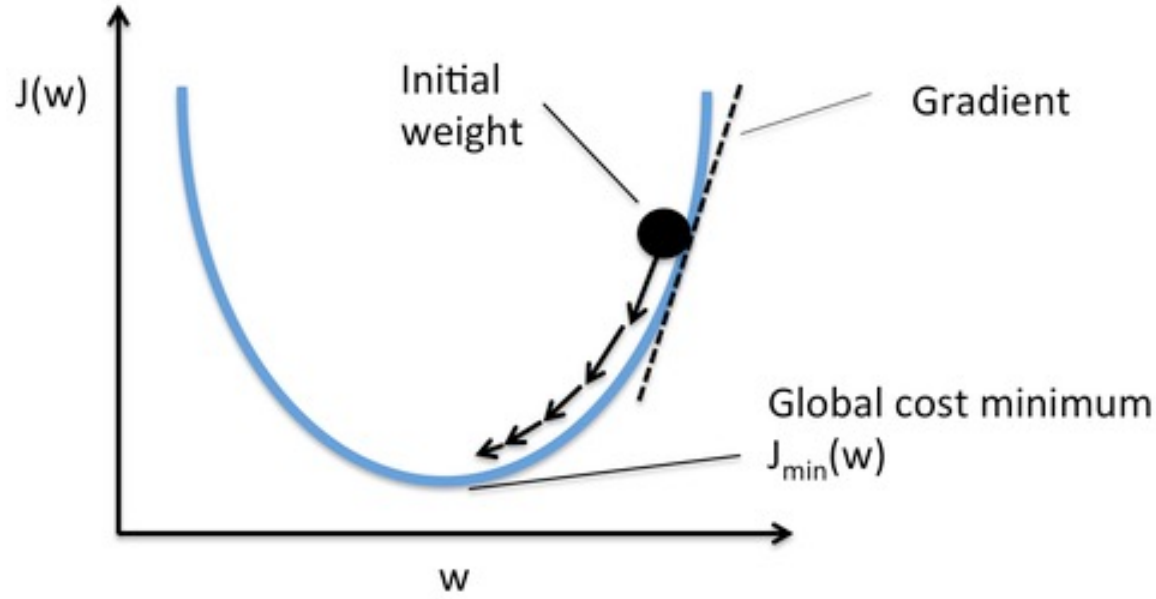
$$a(x, w) = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b\right)$$

$\mathbf{x}_i$положительные: $\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b \geq 0$

$\mathbf{x}_i$отрицательные: $\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b < 0$

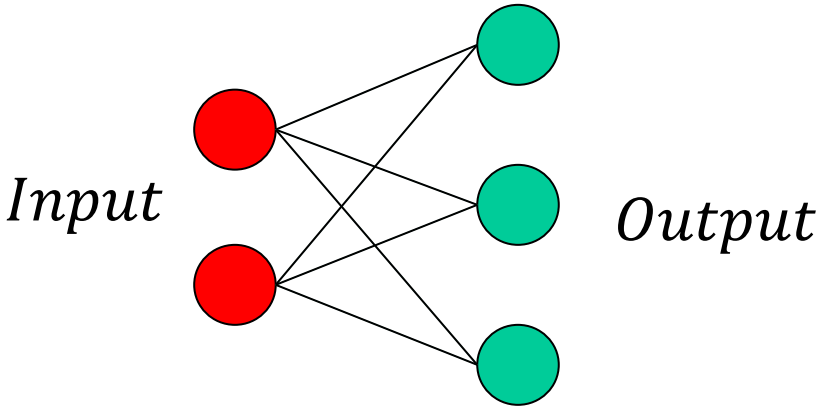
- Нейрон с функцией активации sign задаёт бинарный линейный классификатор (гиперплоскость в x)
- «Обучение» нейрона = настройка весов w_j и b
- Настраивать веса линейного классификатора можем по обучающей выборке с использованием градиентного спуска, минимизируя выбранную функцию потерь

Напоминание про градиентный спуск

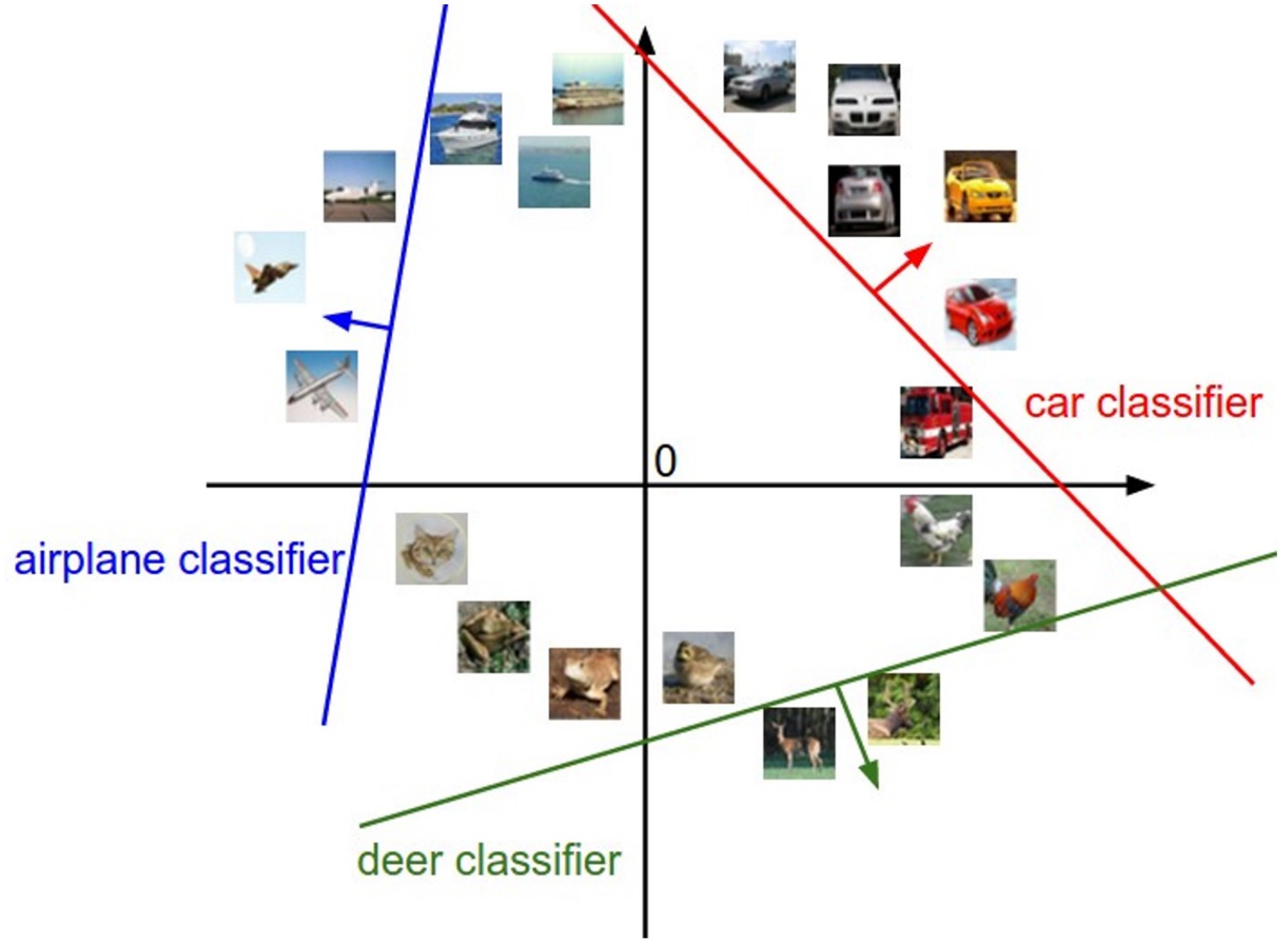


- Есть функция стоимости от параметров w, нужной найти параметры, при которых она достигает минимума
- Считаем градиент функции с точке начального приближения и сдвигаем w в сторону уменьшения стоимости
- Повторяем до сходимости
- Попадаем в локальный минимум (который может быть глобальным, или нет)

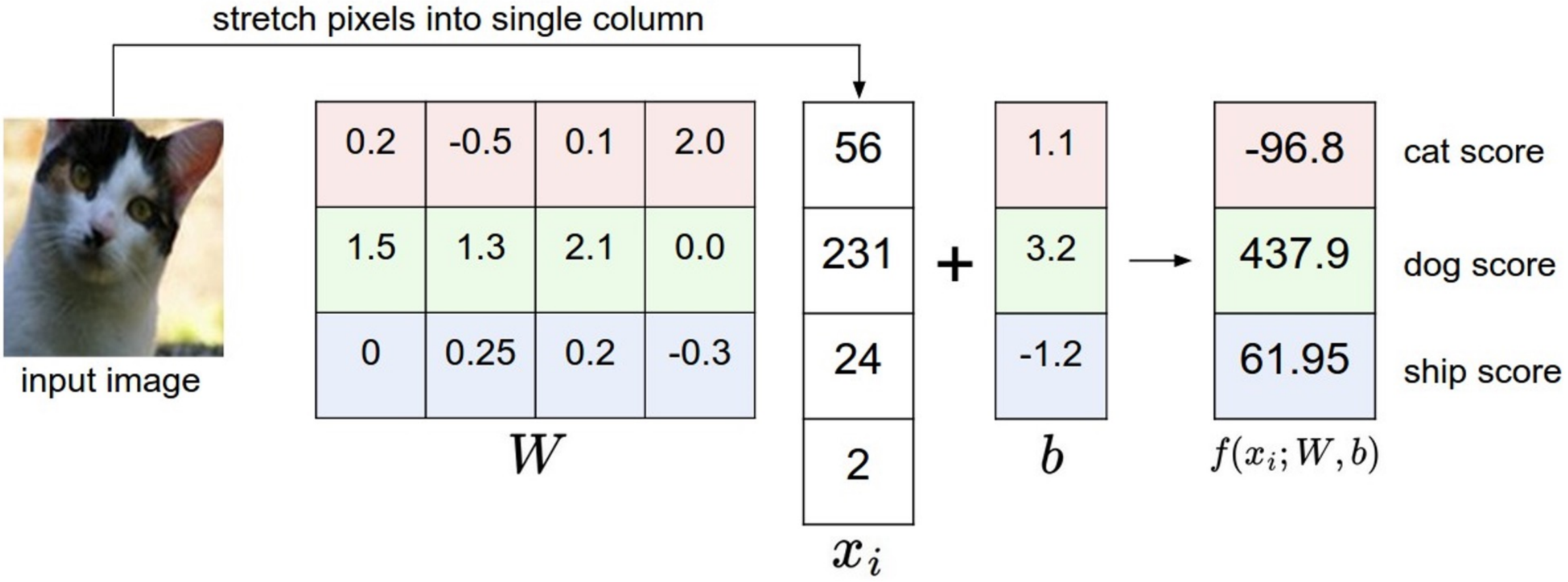
Многоклассовая линейная классификация



Линейный персептрон



Многоклассовая линейная классификация



Функция потерь для многоклассовой классификациии

- Categorical cross-entropy loss
- Измеряет близость истинного и оцененного распределения меток

$$L(\hat{y}, y) = -\sum_{k}^{K} y^{(k)} \log \hat{y}^{(k)}$$

- Будем интерпретировать выходы (score) как ненормализованный логарифм вероятности и подадим на вход softmax преобразованию

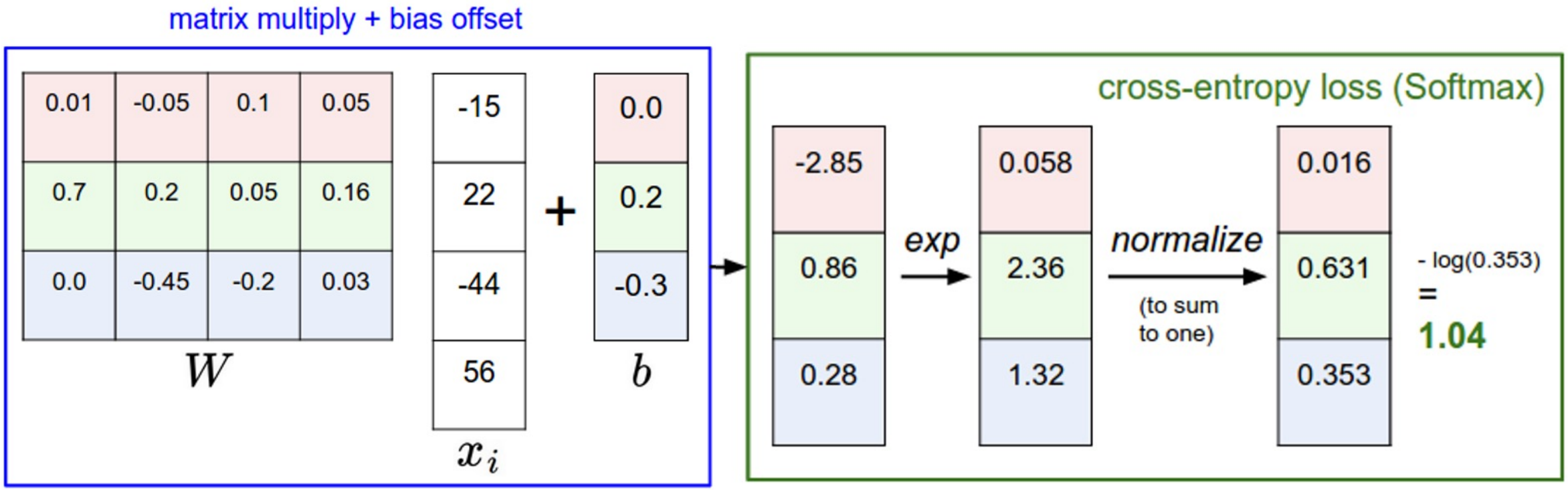
$$\mathrm{x} = x_1, \ldots, x_k$$

$$softmax(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{k} e^{x_j}}$$

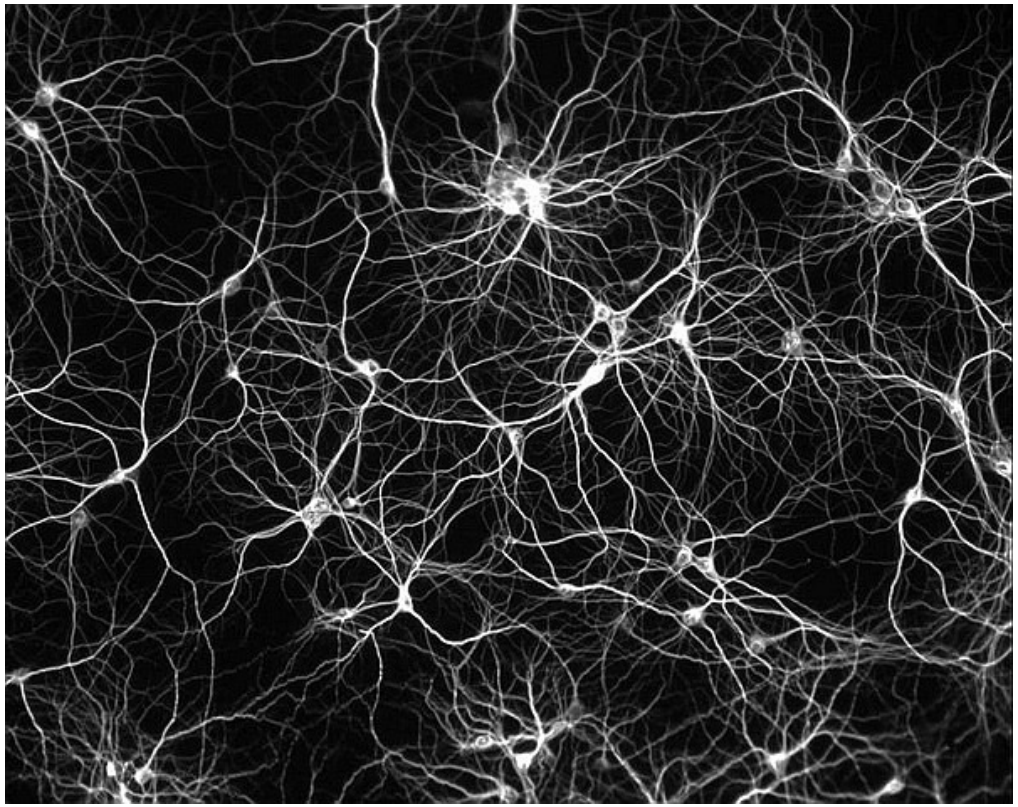
- После этого получаем метки – оценку вероятности принадлежности классу

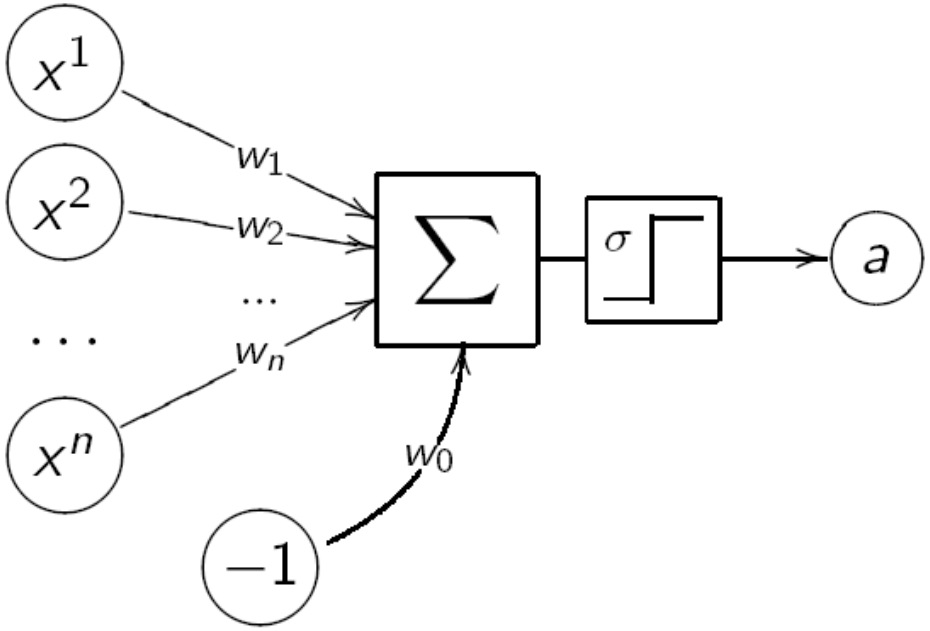
Подробнее можно тут: https://sisyphus.gitbook.io/project/deep-learning-basics/basics/multi-class-and-cross-entropy-loss

Многоклассовая линейная классификация



Представимость функций нейросетями



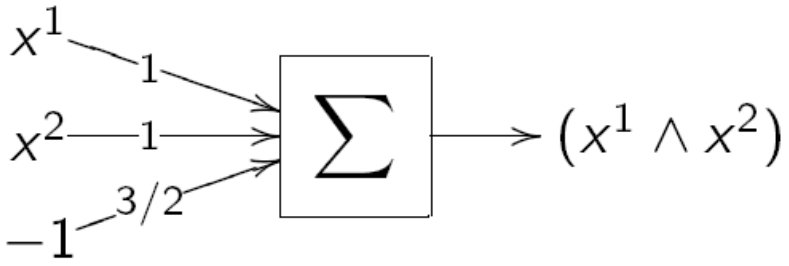


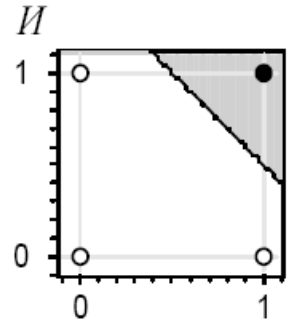
- Обычный перспептрон и нейрон реализуют линейную классификацию
- А суперпозицией (сетью) нейронов?

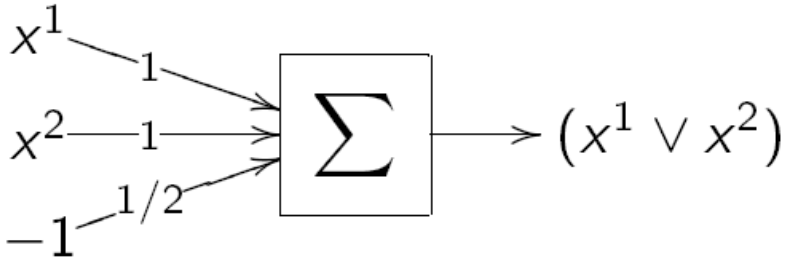
Логические элементы

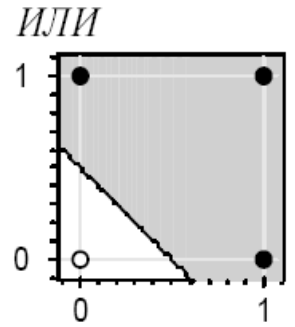
Функции И, ИЛИ, НЕ от бинарных переменных x^1 и x^2:

$$x^1 \wedge x^2 = \left[x^1 + x^2 - \tfrac{3}{2} > 0\right];$$
$$x^1 \vee x^2 = \left[x^1 + x^2 - \tfrac{1}{2} > 0\right];$$
$$\neg x^1 = \left[-x^1 + \tfrac{1}{2} > 0\right];$$







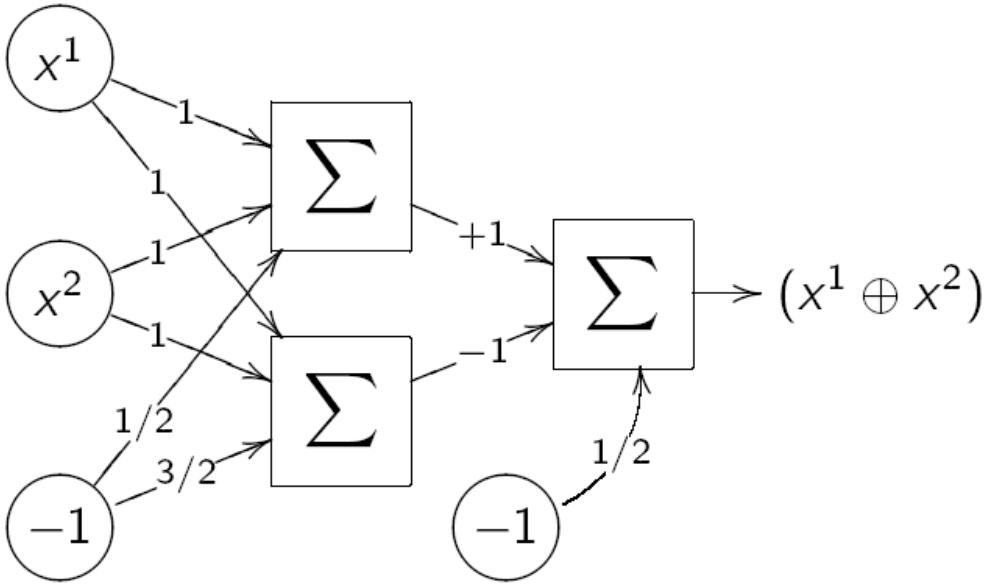


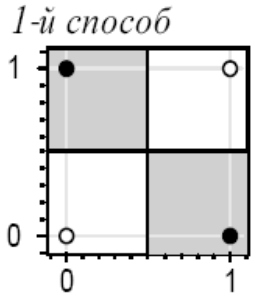
Исключающее ИЛИ (XOR)

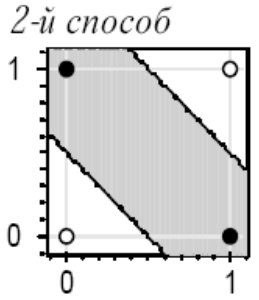
Функция $x^1 \oplus x^2 = [x^1 \neq x^2]$ не реализуема одним нейроном.

Два способа реализации:

- Добавлением нелинейного признака:
  $x^1 \oplus x^2 = \left[x^1 + x^2 - 2x^1x^2 - \frac{1}{2} > 0\right]$;
- Сетью (двухслойной суперпозицией) функций И, ИЛИ, НЕ:
  $x^1 \oplus x^2 = \left[(x^1 \vee x^2) - (x^1 \wedge x^2) - \frac{1}{2} > 0\right]$.







Приближение функций нейросетью

Утверждение

Любая булева функция представима в виде ДНФ, следовательно, и в виде двухслойной сети.

Решение тринадцатой проблемы Гильберта:

Теорема (Колмогоров, 1957)

Любая непрерывная функция n аргументов на единичном кубе $[0,1]^n$ представима в виде суперпозиции непрерывных функций одного аргумента и операции сложения:

$$f(x^1, x^2, \ldots, x^n) = \sum_{k=1}^{2n+1} h_k \left(\sum_{i=1}^{n} \varphi_{ik}(x^i) \right),$$

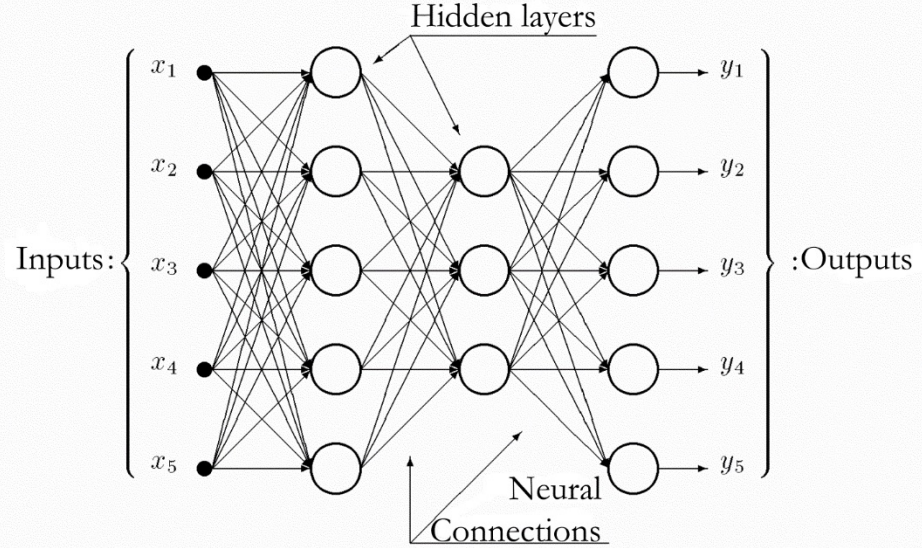
где h_k, φ_{ik} — непрерывные функции, и φ_{ik} не зависят от f.

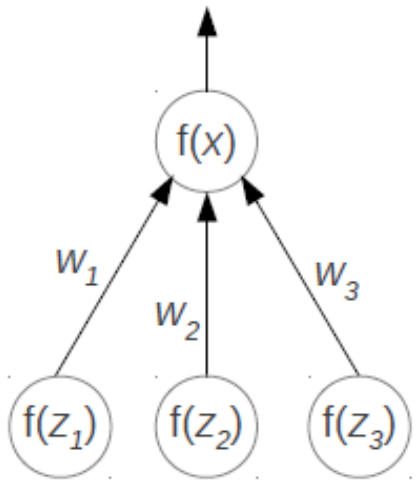
Представимость функций

- Итого, теоретически доказано, что с помощью линейных операций и одной нелинейной функции активации можно вычислить любую непрерывную функцию с любой желаемой точностью

- Однако из доказательств не следует, как должна быть устроена сеть, сколько в ней должно быть нейронов, какие у них должны быть веса

Задание нейросети





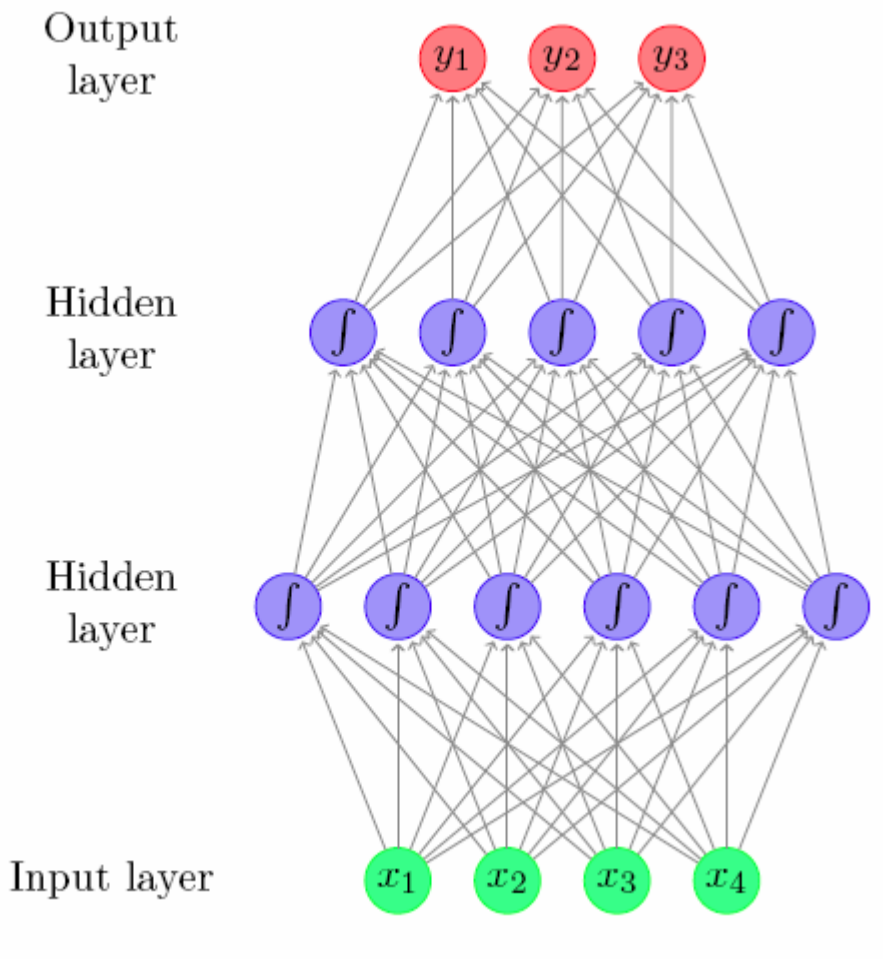
$x = w_1 f(z_1) + w_2 f(z_2) + w_3 f(z_3)$

x is called the total input to the neuron, and $f(x)$ is its output

- **Архитектура нейросети** – взвешенный ориентированный граф, в котором вершины – нейроны, ребра – связи
  - Архитектуру обычно задаёт разработчик на основании опыта и «лучших примеров»
  - Архитектуру только недавно начали «учить» (Neural Architecture Search)

- **Веса нейросети** – совокупность весов всех рёбер (веса каждого нейрона)
  - Настройка весов – «обучение» нейросети, для этого предложено несколько подходов

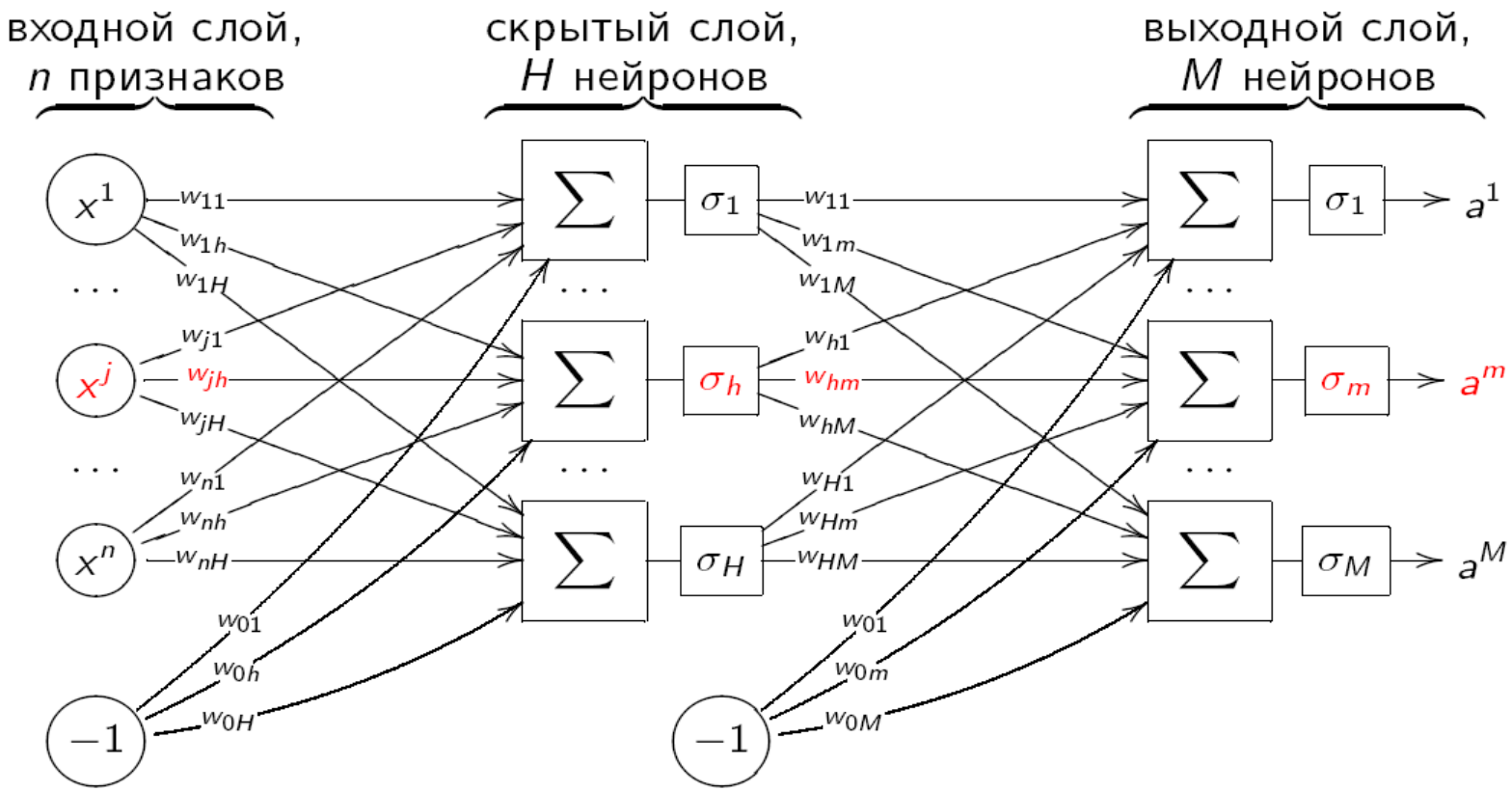
Многослойный персептрон



- Промежуточные слои – «скрытые»
- Если каждый нейрон слоя связан с каждым нейроном предыдущего слоя, то такой слой – полносвязанный (fully connected)
- Нейроны скрытых слоёв обычно имеют функцию активации (нелинейную)

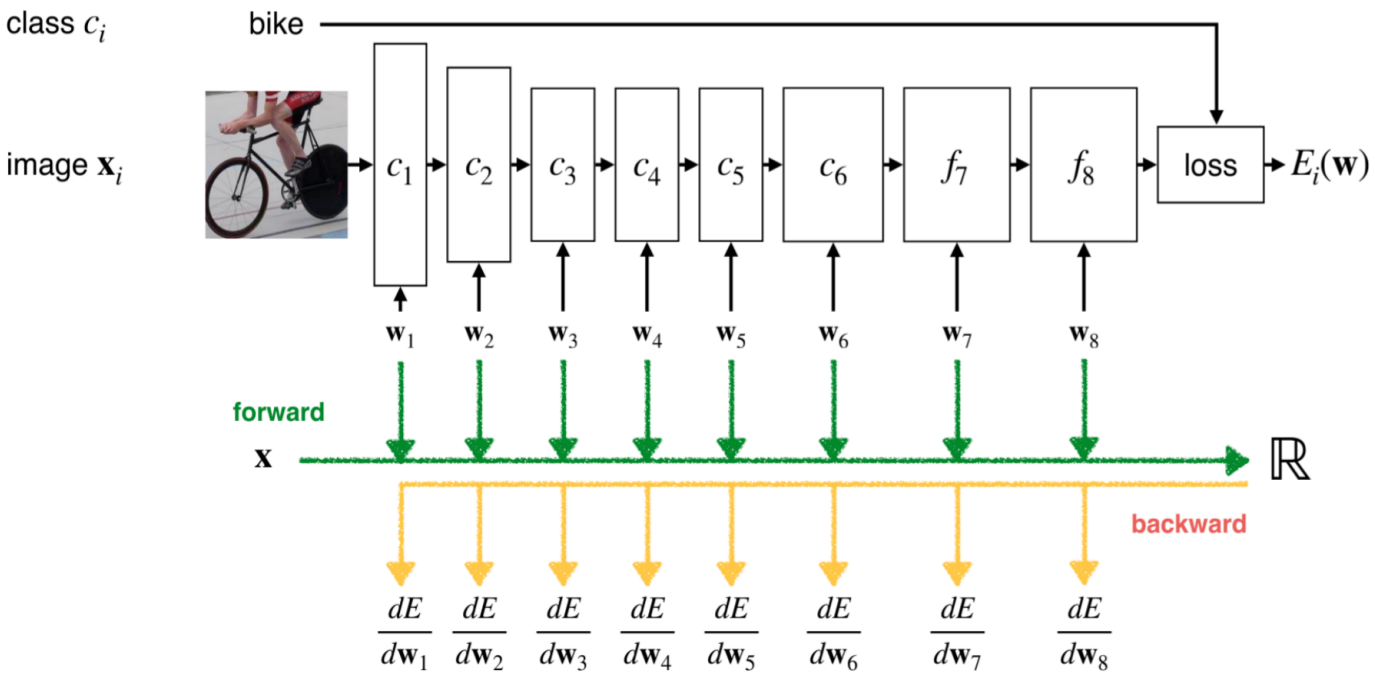
Многослойная feed-forward нейросеть

Пусть для общности $Y = \mathbb{R}^M$, для простоты слоёв только два.



- Передача сигналов идёт в одном направлении (feed-forward)
- Сеть можно разделить на «слои нейронов», по числу предшествующих нейронов на пути сигнала

Обучение многослойных нейросетей

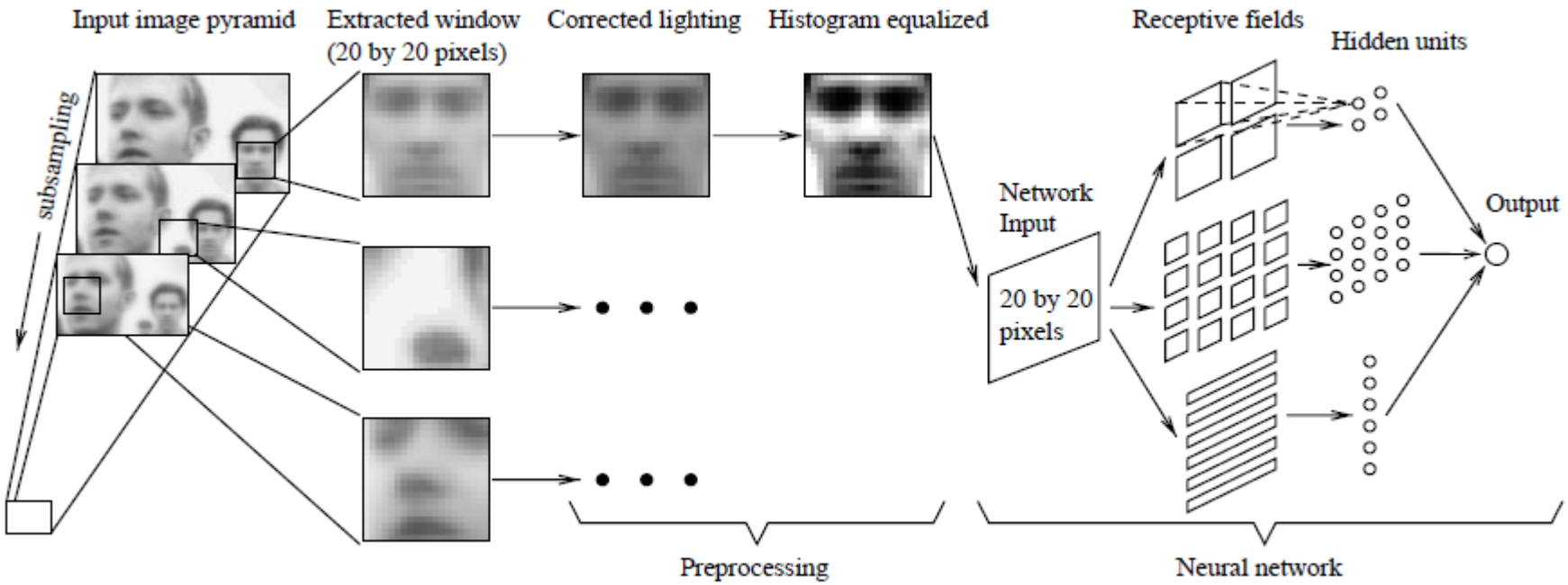


- Нейросеть вычисляет дифференцируемую функцию от своих входов
- Можем последовательно применять правило дифференцирования сложных функций для вычисления производных по каждому параметру нейросети
- Метод получил название «обратное распространение ошибки» и имеет длинную историю

•↑ *Галушкин А. И.* Синтез многослойных систем распознавания образов. — М.: «Энергия», 1974.
•↑ *Werbos P. J.*, Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974.
•↑ 1 2 *Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.*, Learning Internal Representations by Error Propagation. In: Parallel Distributed Processing, vol. 1, pp. 318—362. Cambridge, MA, MIT Press. 1986.

Rowley face detector (1998)

- Метод обратного распространения ошибки оказался очень эффективным
- Пример – детектор лица, лучший до Viola-Jones



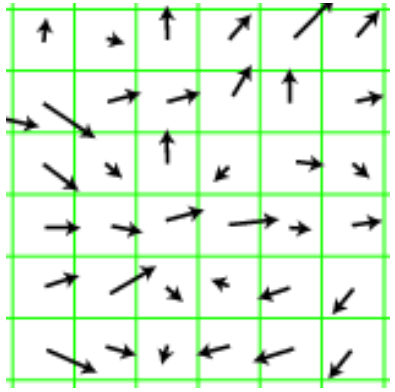
B. Rowley, T. Kanade. Neural Network-Based Face Detection. PAMI, 1998.

Свёрточные нейронные сети

Нейросети для обработки картинок

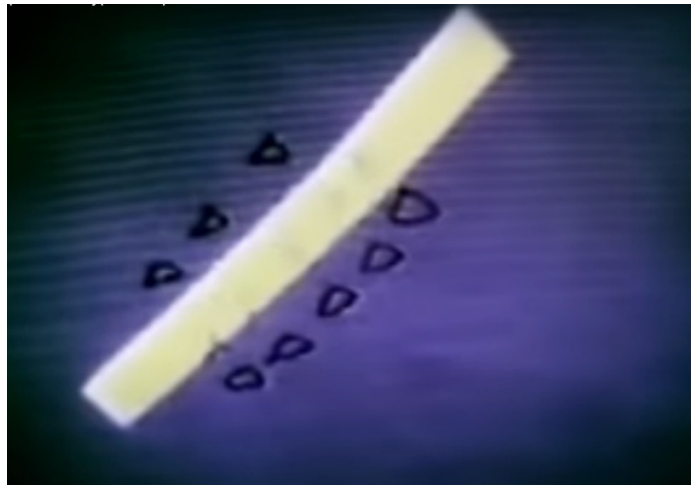
- Персептрон работает с векторами
- Мы хотим обрабатывать изображение, т.е. на вход подавать 3D матрицу $X \in \mathbb{R}^{m \times n \times k}$
- Как должна быть устроена нейросеть, чтобы обрабатывать изображения?

- Мы также хотим учесть знания об обработке изображений в мозге человека и эвристическими методами распознавания
- Края, градиенты и т.д. хорошо помогают!



Простые и сложные клетки визуальной коры

Хубель и Визель (Hubel & Wiesel)



Визуальный стимул

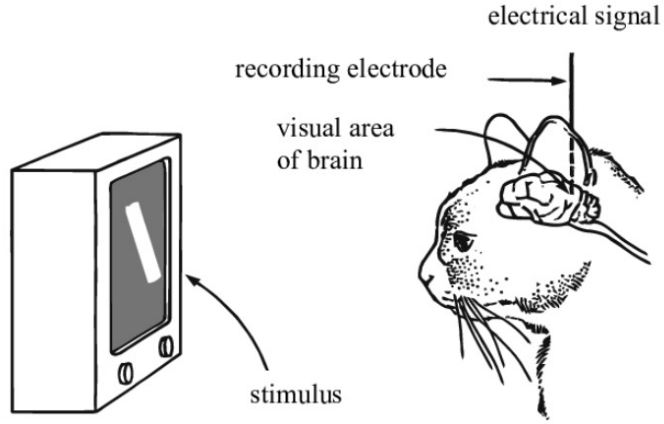
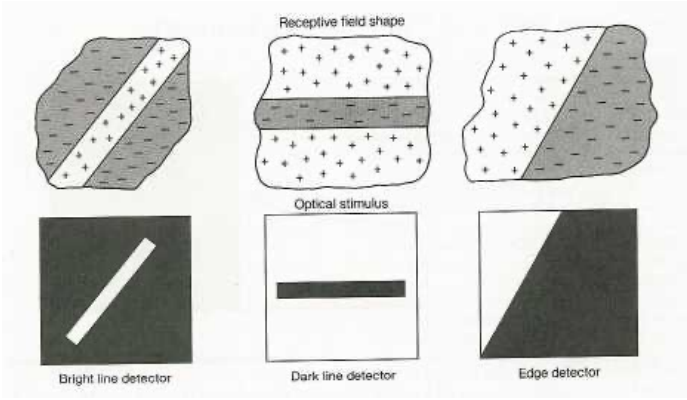
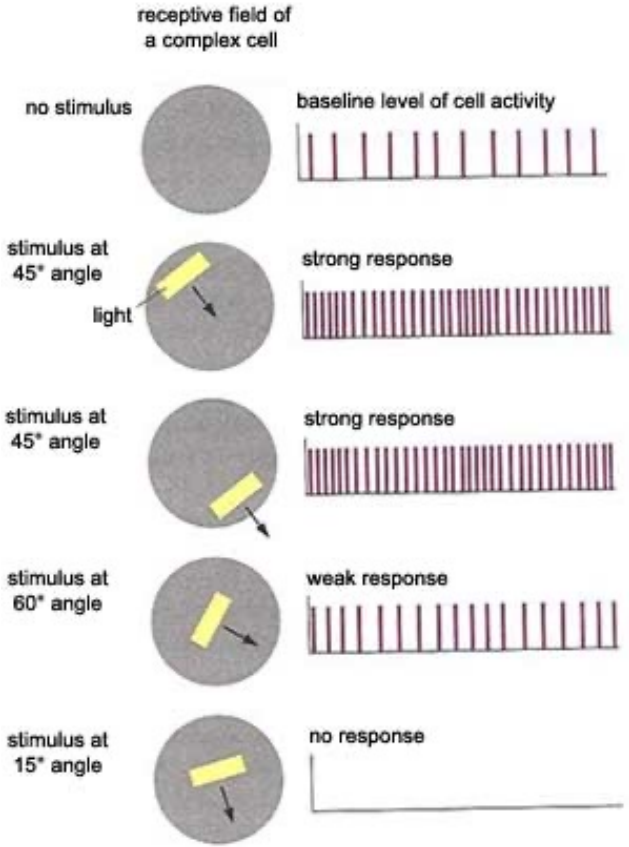


Схема эксперимента



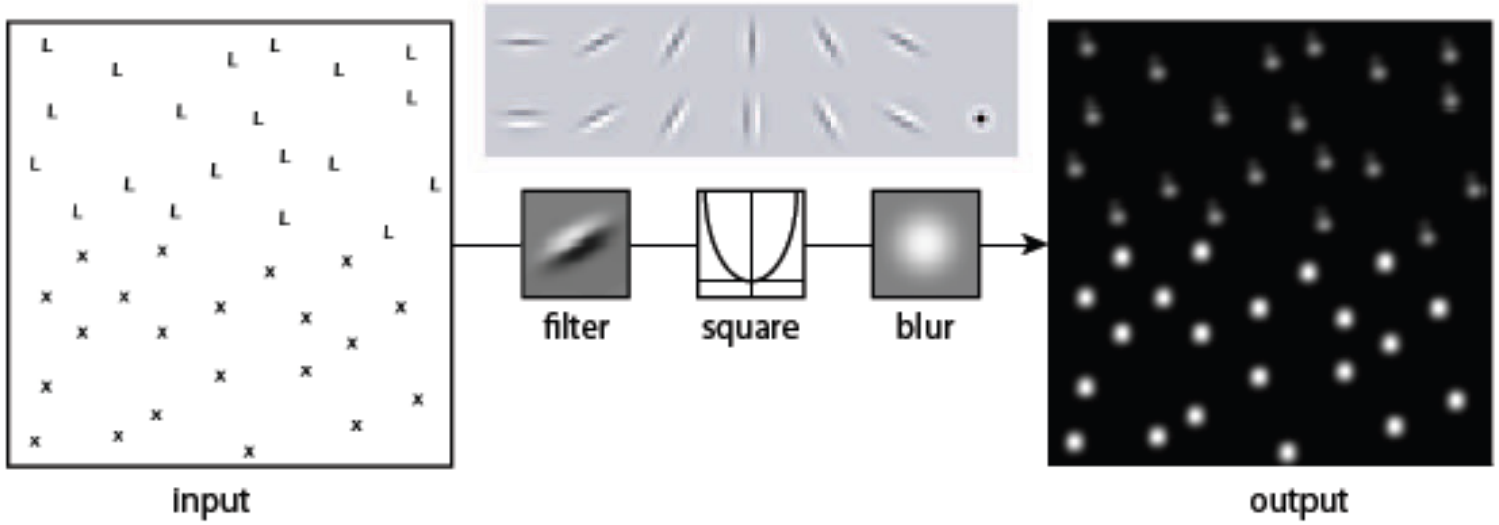
Простые клетки (S) - чувствительны к контрастным объектам определённого размера, ориентации и положения



Сложные клетки (C) - ***инвариантны*** к сдвигам в небольшой окрестности

Как S и C смоделировать?

Банки текстурных фильтров



- Выберем набор (банк) фильтров, каждый из которых чувствителен к краю определенной ориентации и размера
- Каждый пиксель изображения после обработки банком фильтров даёт вектор признаков
- Этот вектор признаков эффективно описывает локальную текстуру окрестности пикселя

Pietro Perona and Jitendra Malik «Detecting and Localizing edges composed of steps, peaks and roofs», ICCV 1990

Фильтры Габора как модель простых клеток

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$

$$x' = x\cos(\theta) + y\sin(\theta)$$
$$y' = -x\sin(\theta) + y\cos(\theta)$$

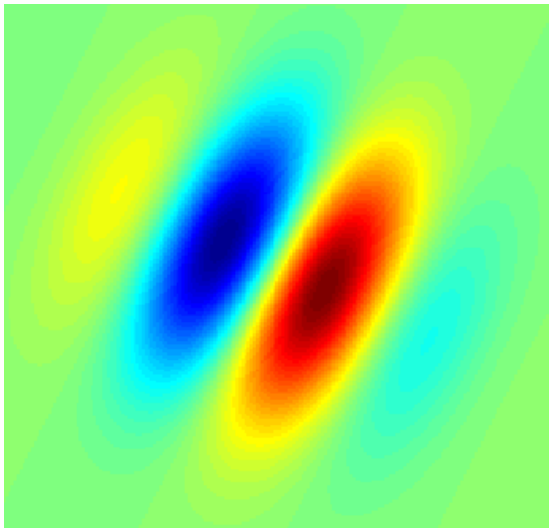
θ - ориентация

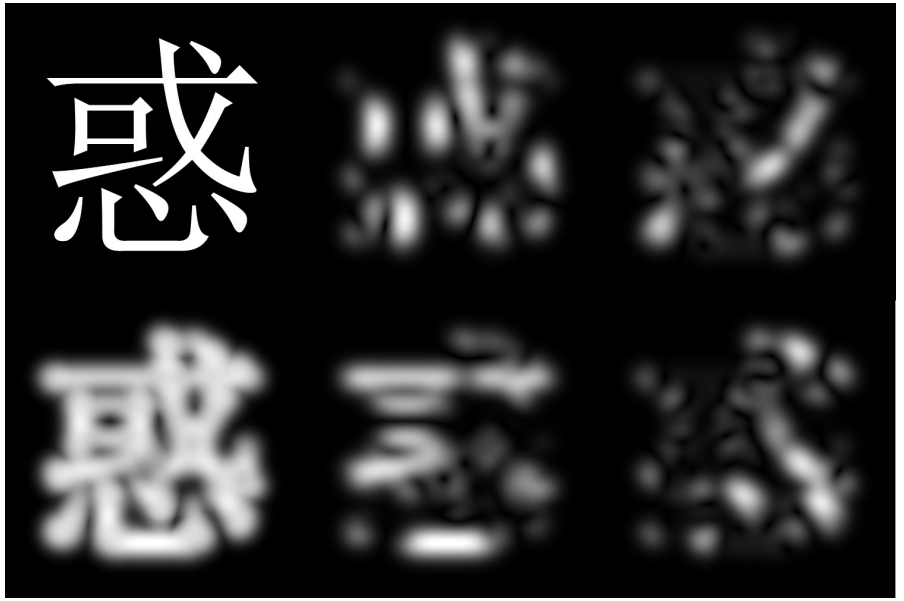
λ - длина волны

σ - сигма гауссиана

γ - соотношение размеров (aspect ratio), «эллиптичность фильтра»

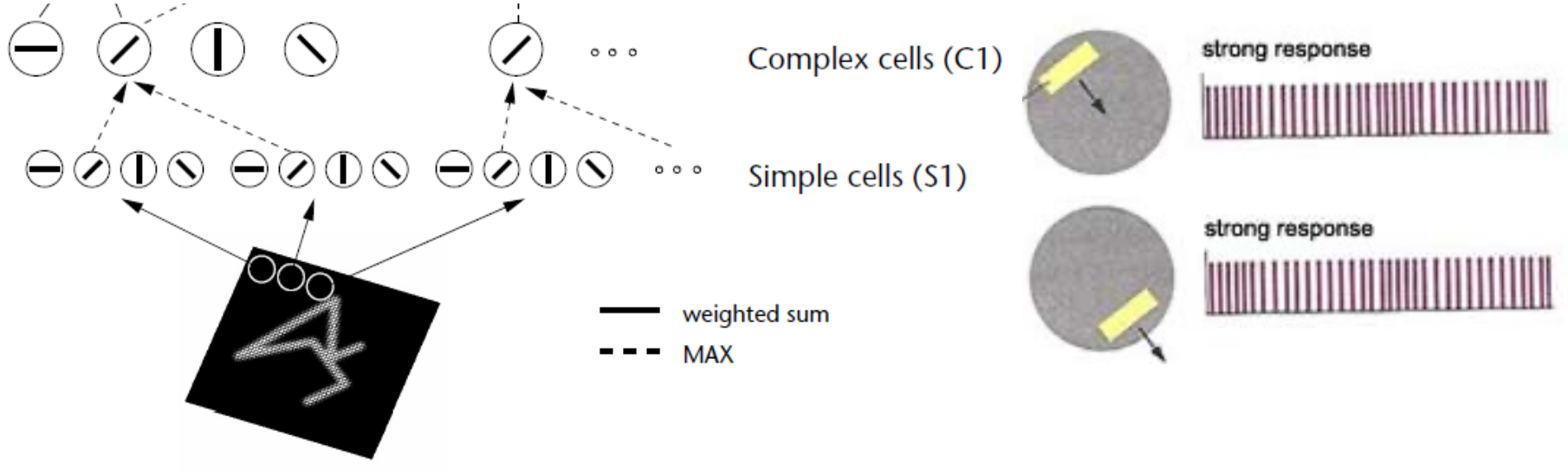
ψ - сдвиг фазы





- 2D фильтр Габора – ядро гауссиана, домноженное на синусоиду
- Предложены в 1947 Денисом Габором (нобелевским лауреатом), независимо переоткрыты в 1980 году
- Позволяет сделать банк фильтров, для выделения краёв разной ориентации, масштаба и положения в окрестности

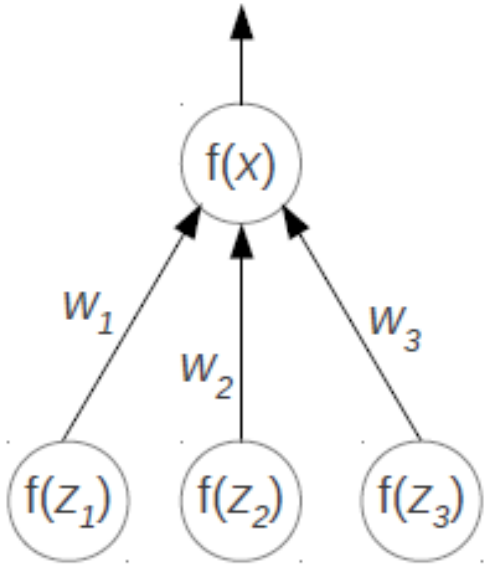
MAX-pooling как модель сложных клеток



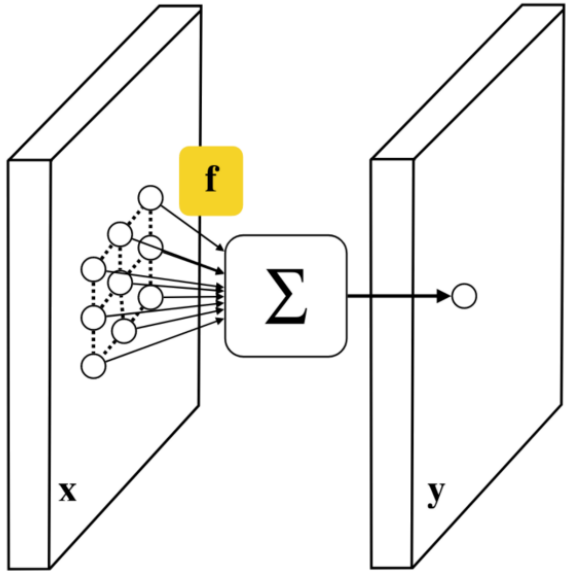
Инвариантность можно обеспечить за счёт применения оператора MAX на выходах набора «простых» клеток, чувствительных к краю одной ориентации, но в разных точках одной области

Riesenhuber, M. & Poggio, T. (1999). Hierarchical Models of Object Recognition in Cortex. *Nature Neuroscience* **2**: 1019-1025.

Свёрточный слой

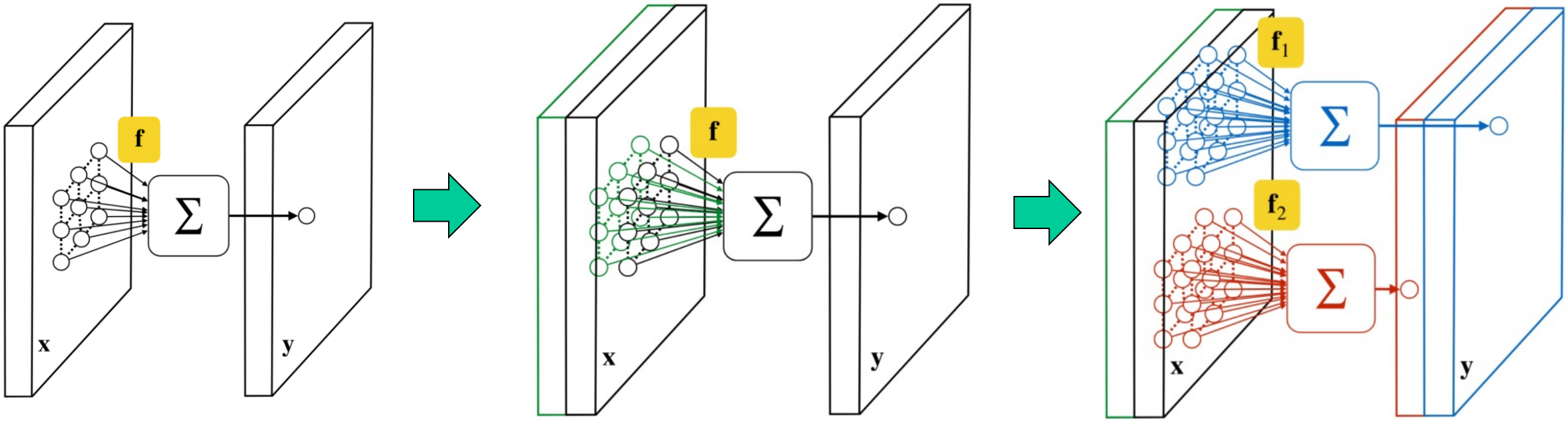


$$x = w_1 f(z_1) + w_2 f(z_2) + w_3 f(z_3)$$



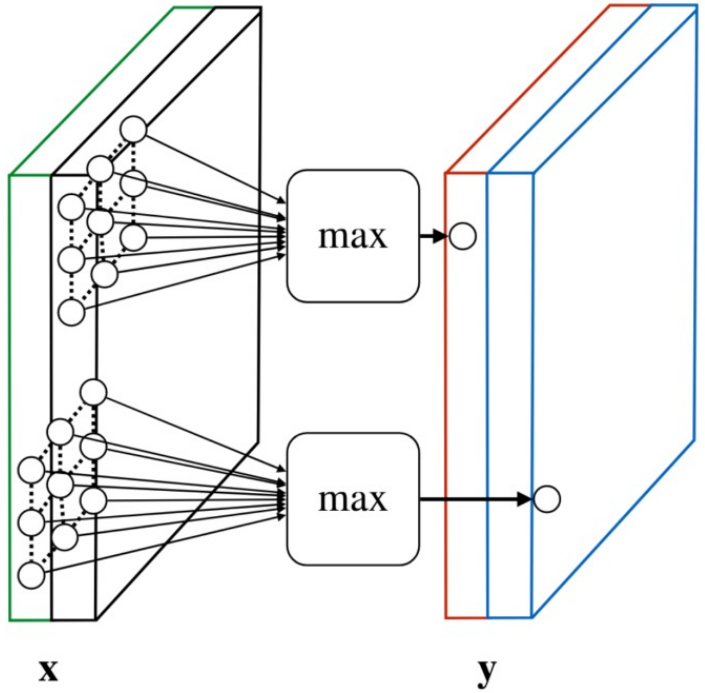
- Операцию линейной фильтрации (свёртки) для одного пикселя можно реализовать одним нейроном
- Свёртку изображения целиком можно реализовать как «слой» нейронов, веса которых одинаковы (shared weights)
- Обычно под «свёрточным слоем» понимают набор свёрток, применяемых к одному входу («банк фильтров»)

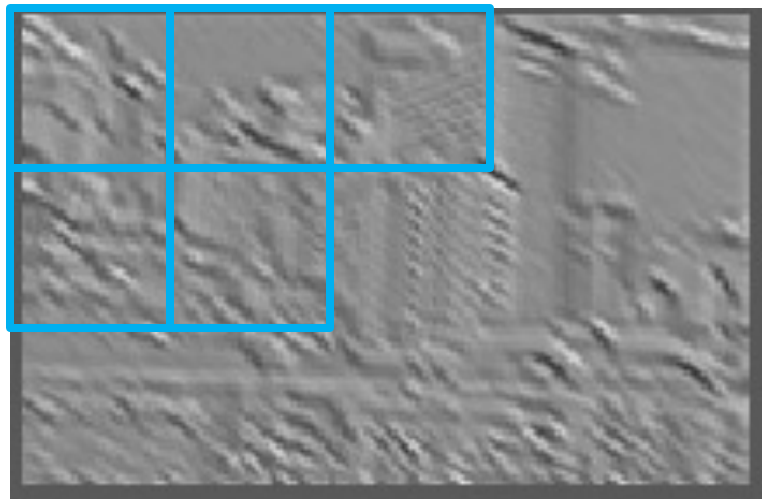
Свёрточный слой



- Мы рассматривали свёртку как операцию над одноканальным 2D изображением, теперь расширим на 3D матрицу
- Обычно под «свёрточным слоем» понимают набор свёрток, применяемых к одному входу («банк фильтров»)
- Результаты свёрток объединяют в один выход $X \in \mathbb{R}^{m \times n \times k}$, где k – число свёрток в слое

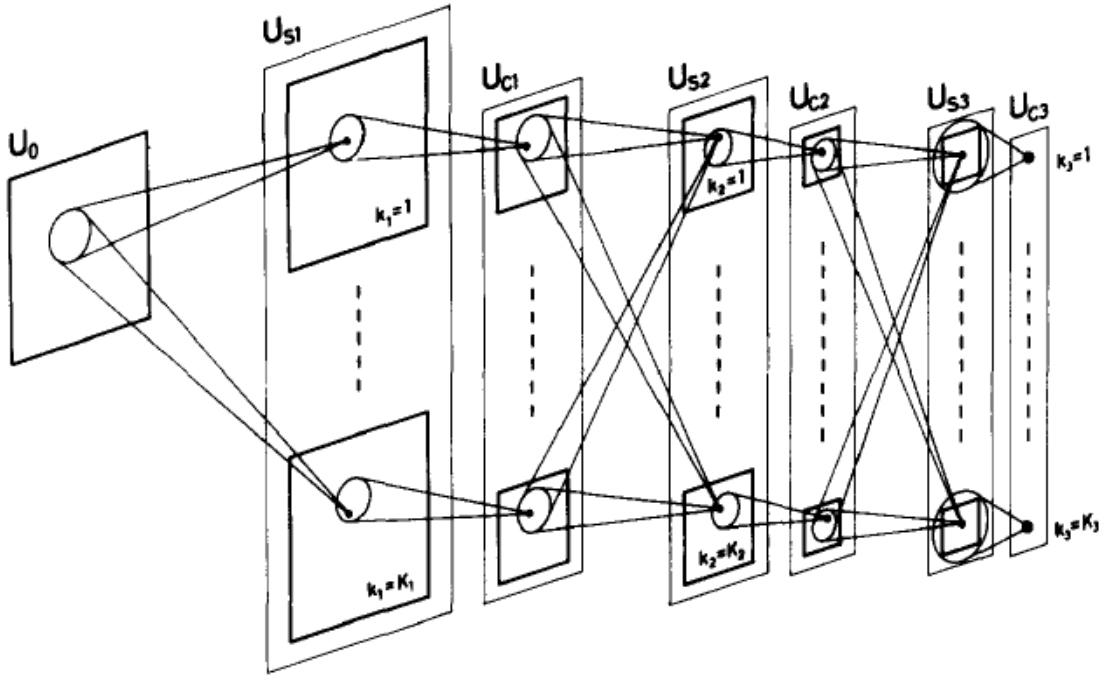
Pooling слой





- Можно сделать специальный слой, который реализует операцию max-pooling
- Мы просто применяем операцию max по выбранным областям (по сетке)
- На вход получаем 3D матрицу, и выдаем 3D матрицу меньшего (обычно) разрешения
- При расчёте градиентов ошибки пробрасываем в тот нейрон предыдущего слоя, который дал max
- Можем для pooling применять операции max, sum, average, etc.

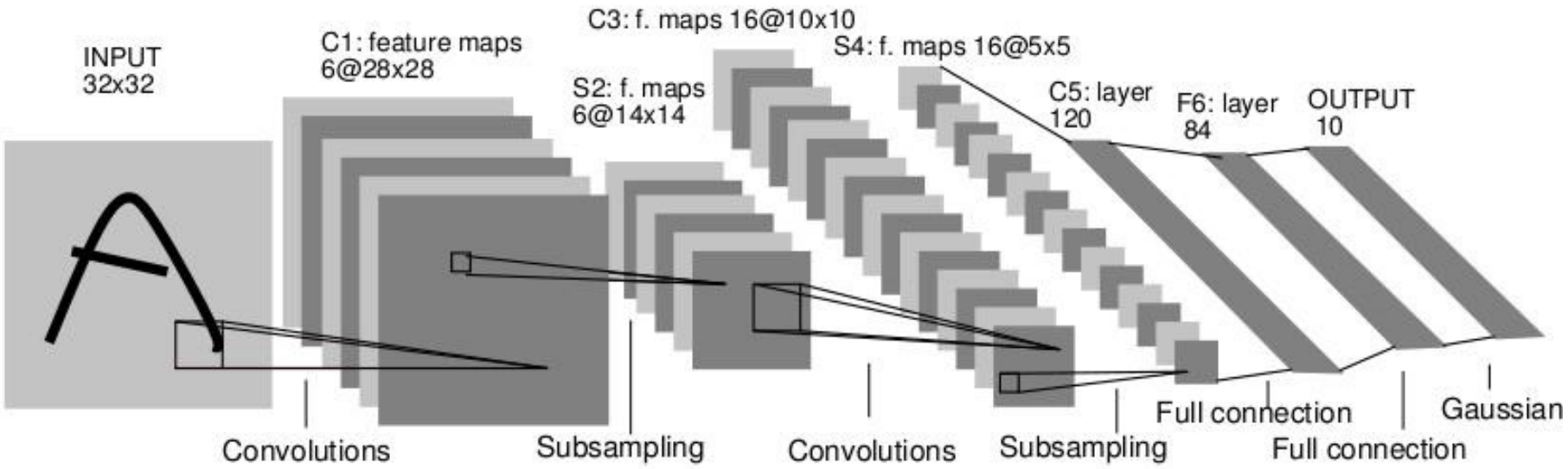
Neocognitron (1980)



- Многослойная нейросеть с чередующимимся S и C слоями
  - S-слои – линейные фильтры изображения («свёрточный слой»)
  - C-слои – MAX операторы, дающие инвариантность
- На верхнем уровне обеспечивается инвариантность по положению по всему изображению

K. Fukushima. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. Biological Cybernetics, 36(4): 93-202, 1980.

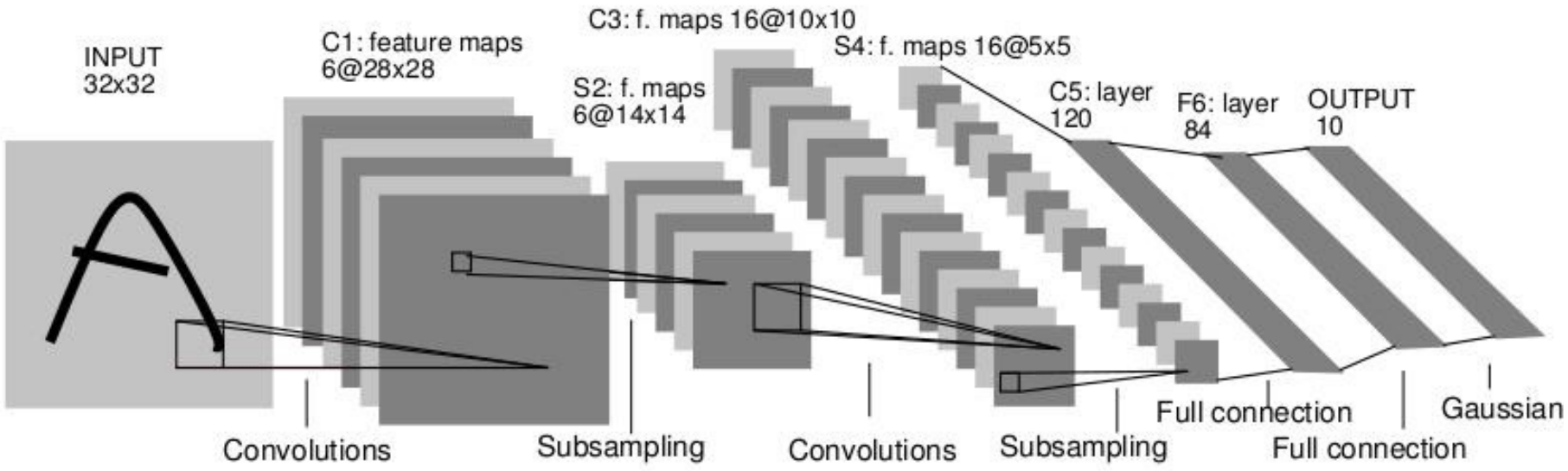
Свёрточные сети



- Неокогнитрон + обратное распространение ошибки = свёрточная сеть (Convolutional Neural Network, CNN)
- Поскольку для сверточного слоя нужно задать параметры только всех свёрток, что число параметров заметно меньше общего числа весов слоя
- Очень эффективная архитектура для распознавания изображений

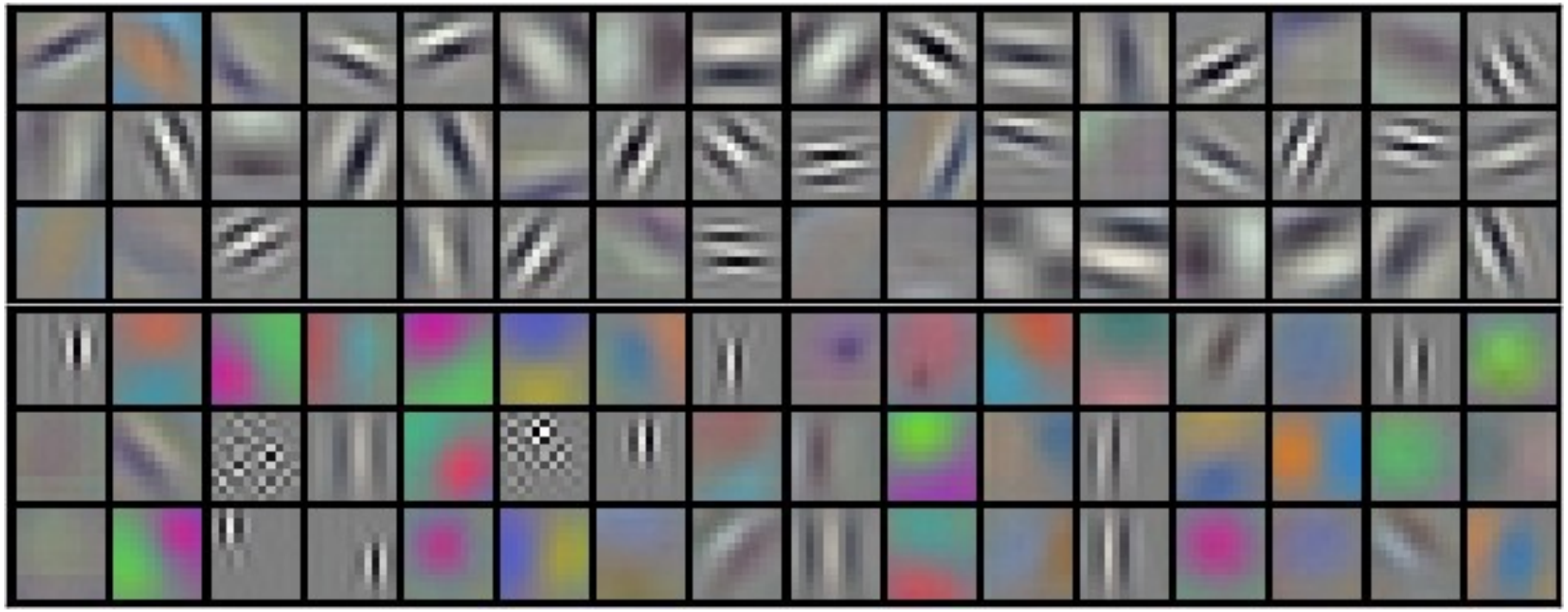
LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE

Подсчёт параметров



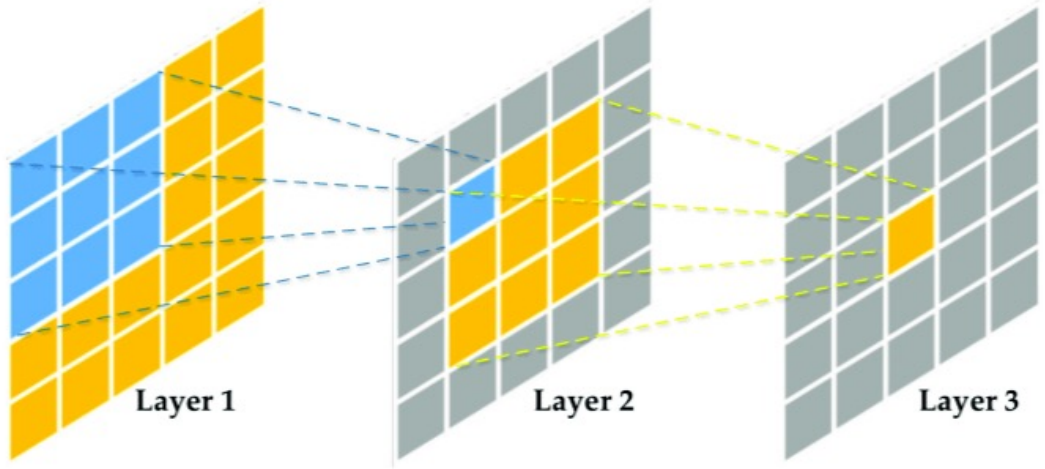
- Каковы размеры фильтров свёрток на разных слоях?
  - 5*5*1 на первом слое
  - 5*5*6 на втором свёрточном слое
  - «Глубина» тензора на выходе свёрточного слоя равна числу свёрток в свёрточном слое
  - 3е измерение свёртки равно «толщине» входного тензора
- Число весов и параметров второго слоя:
  - Параметров = 16 свёрток 5x5x6 = 150*16 +16 = 2416
  - Весов = (примерно) Параметров x 10 x 10 = 240000

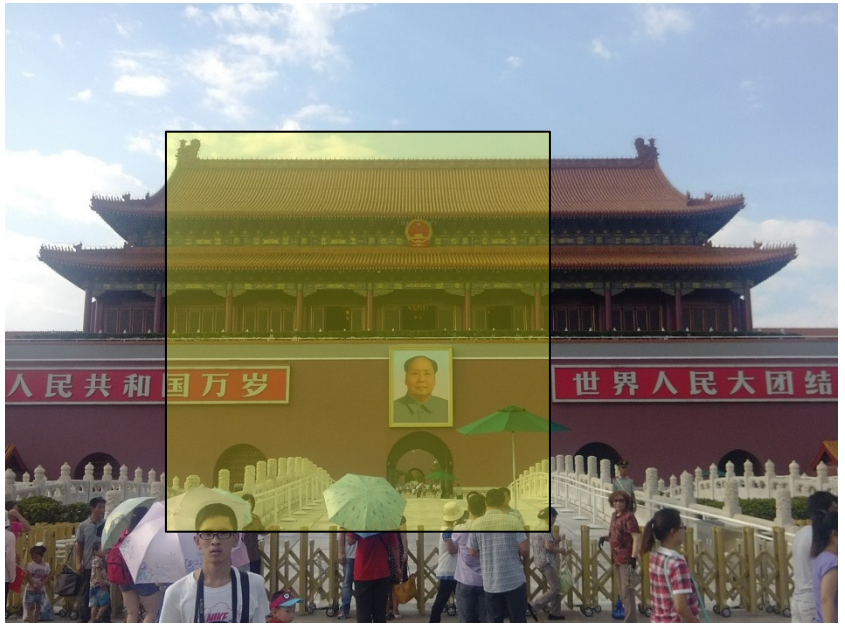
Фильтры первого уровня



- Визуализируем веса фильтров
- Поскольку сворачиваем RGB изображение, то визуализация весов в RGB
- Обратите внимание на вычисление градиентов цветов

Рецептивное поле (Receptive field)





- Receptive field нейрона – область изображения, от которой зависит выход этого нейрона
- Размер и положения поля определяется глубиной нейрона, размерами свёрток, размерами областей пулинга

4. Ключевой этап: модель AlexNet

Large-scale visual recognition 2012

- LSVR – конкурс на базе датасета ImageNet
- AlexNet вышла победителем конкурса 2012 года
- Ошибка упала в 2 раза по сравнению с соперниками

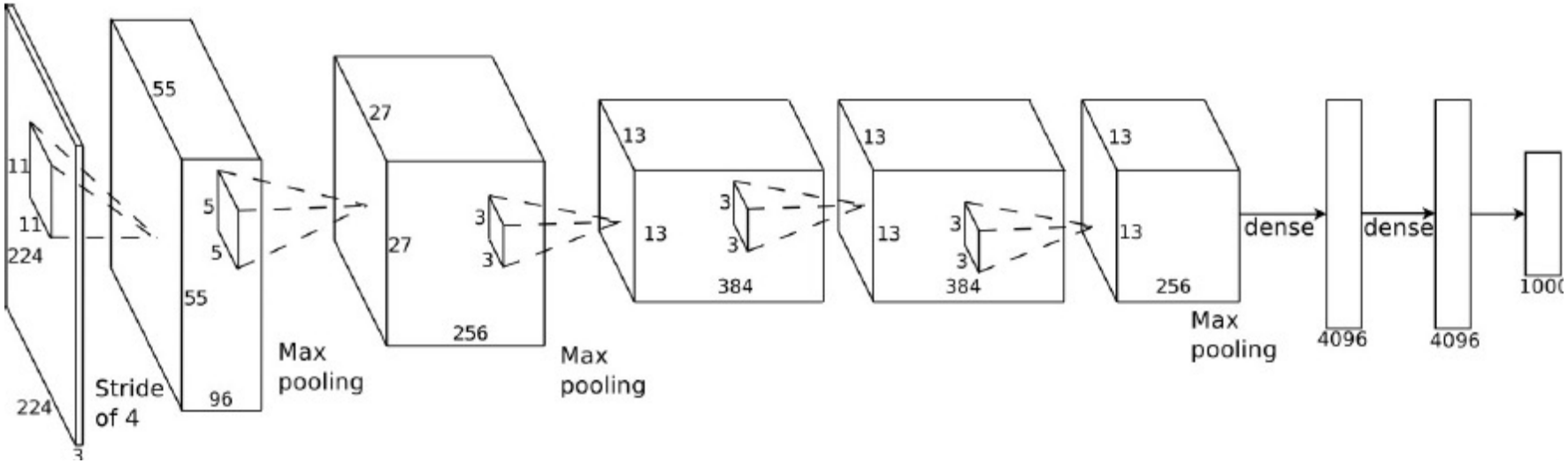
Winner

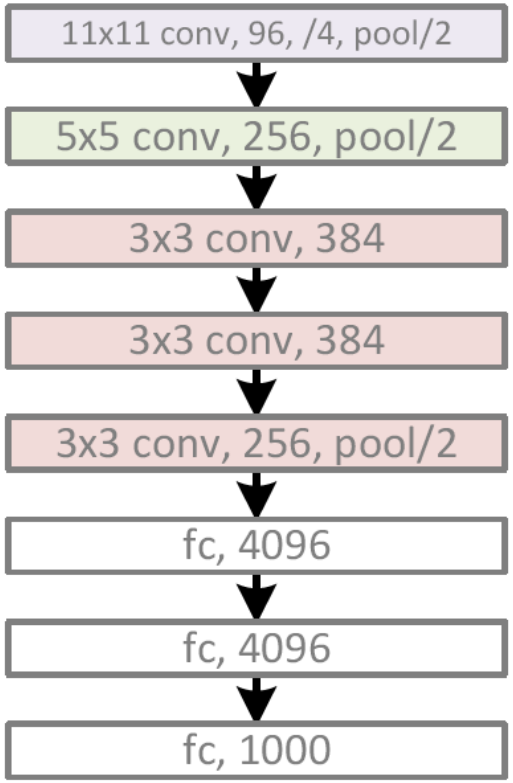
SuperVision

Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey Hinton

University of Toronto

SuperVision

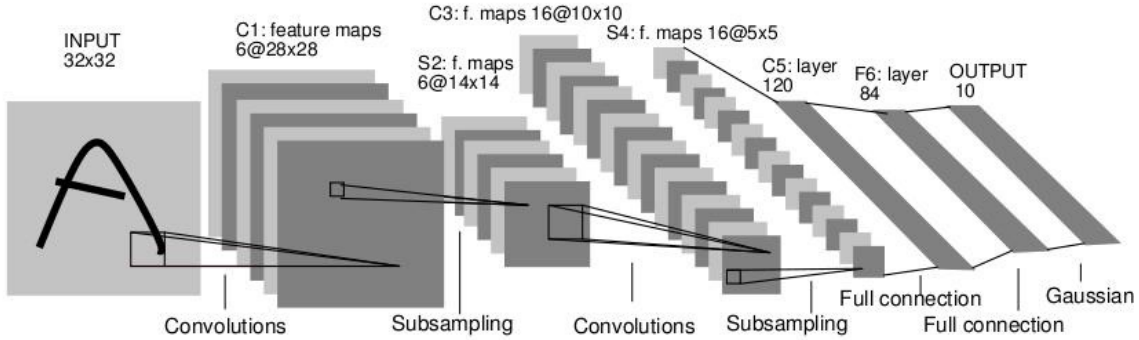




- 650,000 neurons
- 60,000,000 parameters
- 630,000,000 connections
- 1 машина, 2 GPU по 2Gb, 5GB Ram, 27Gb HDD, 1 неделя на обучение

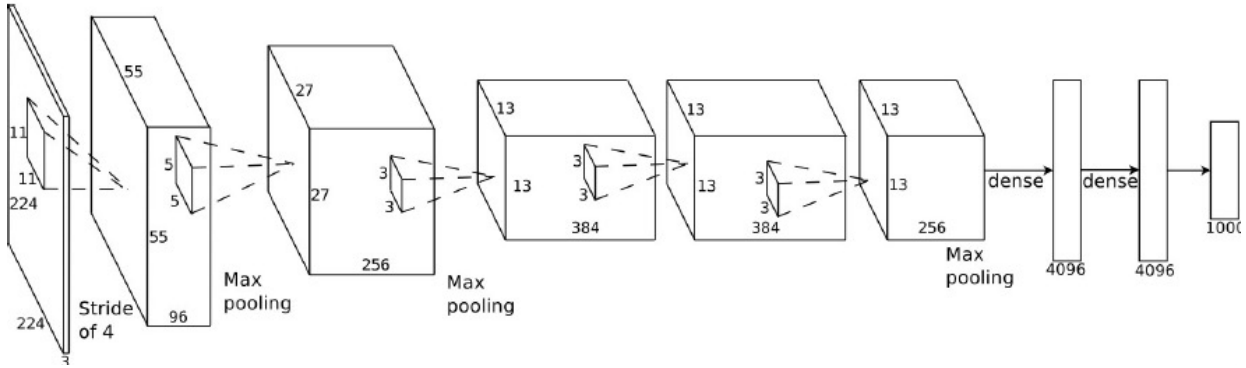
Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton, G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // NIPS 2012

Сравнение LeNet и AlexNet



1998 год

- 2 свёрточных слоя (6 и 6 фильтров)
- 2 полносвязанных (120 и 84 нейрона)

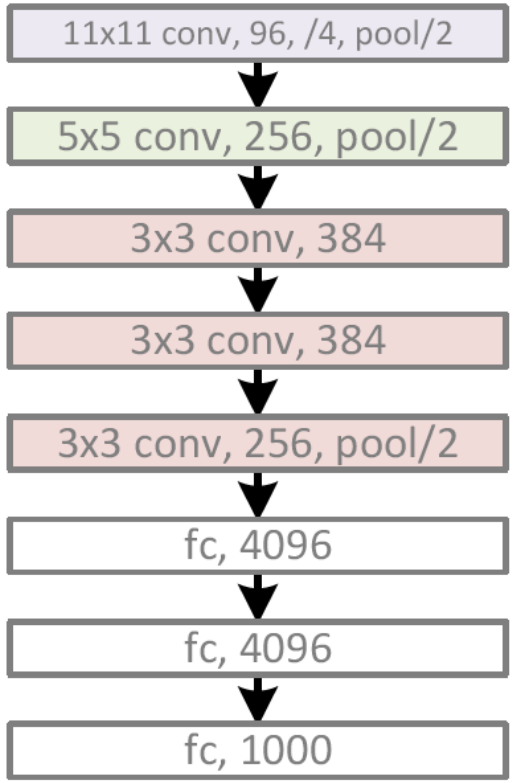


2012 год

- 5 свёрточных слоёв (96, 256, 384, 384, 256 фильтров)
- 2 полносвязанных (4096 и 4096 нейрона)

- Больше слоёв, фильтров, нейронов
- Какие ещё изменения произошли между LeNet и AlexNet?

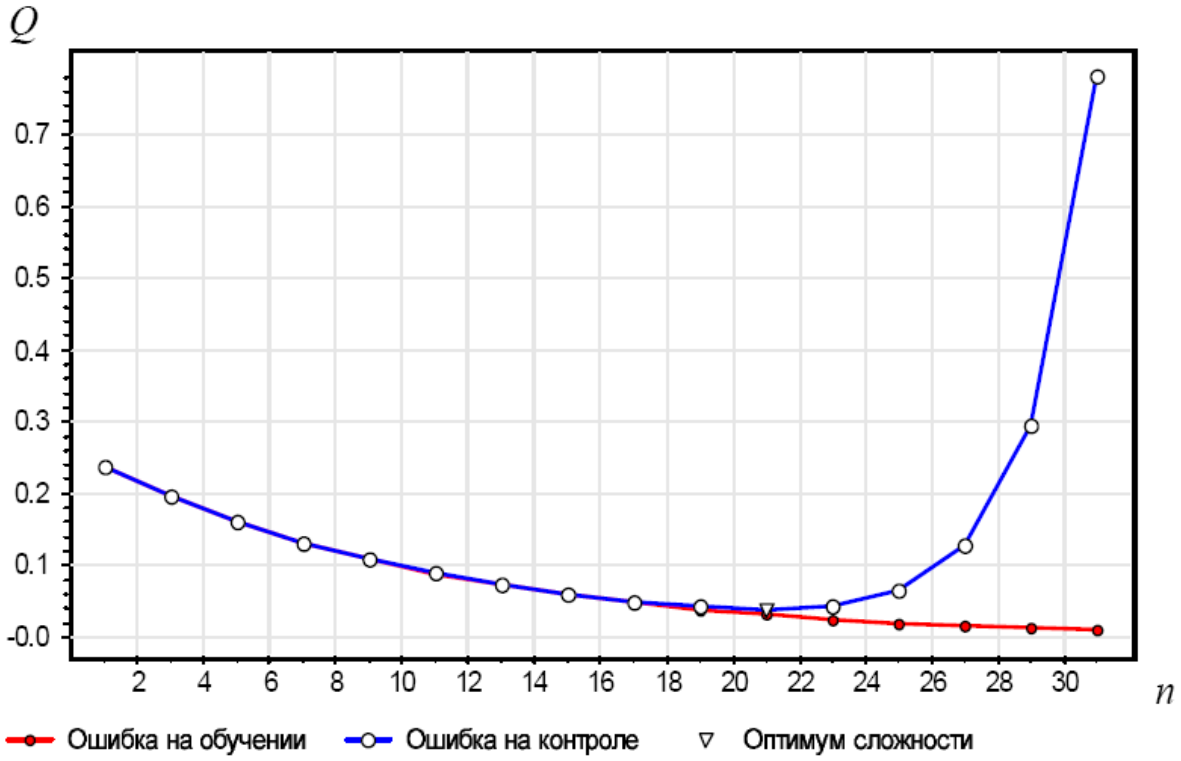
Важные замечания по AlexNet vs LeNet



- Больше данных для обучения (ImageNet)
- Вычислительные мощности для обучения (GPU)
- Активация ReLU
- Аугментации изображений
- Регуляризация dropout

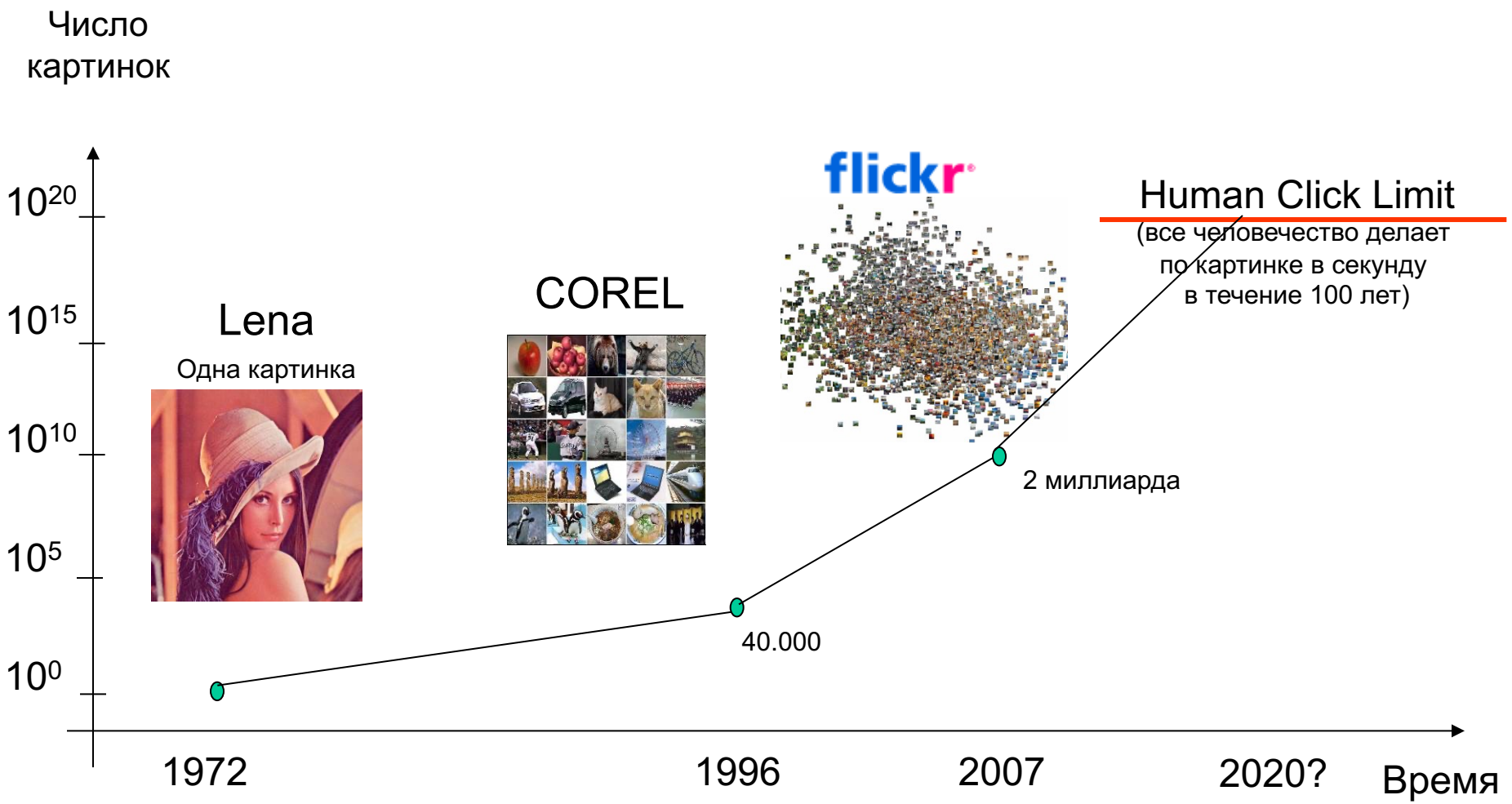
Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton, G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // NIPS 2012

Переобучение



- Чем сложнее задача – тем более сложная нейросеть нужна
- Но параметров нейросети очень много, и нейросеть быстро «переобучалась»
- Происходило «запоминание» всей обучающей выборки без её «обобщения»

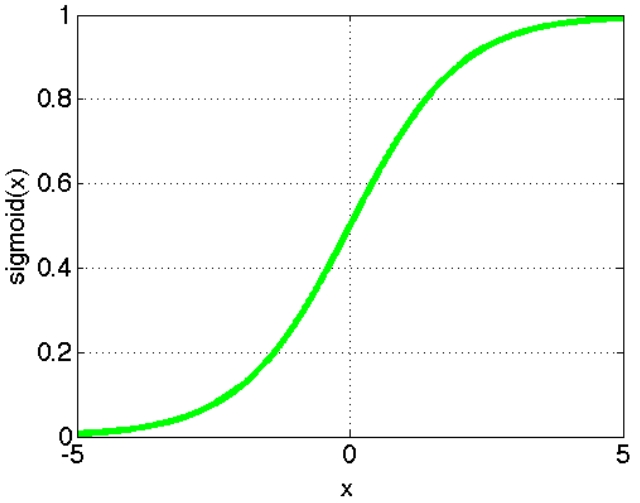
«Интернет-бум» + «Закон Мура»

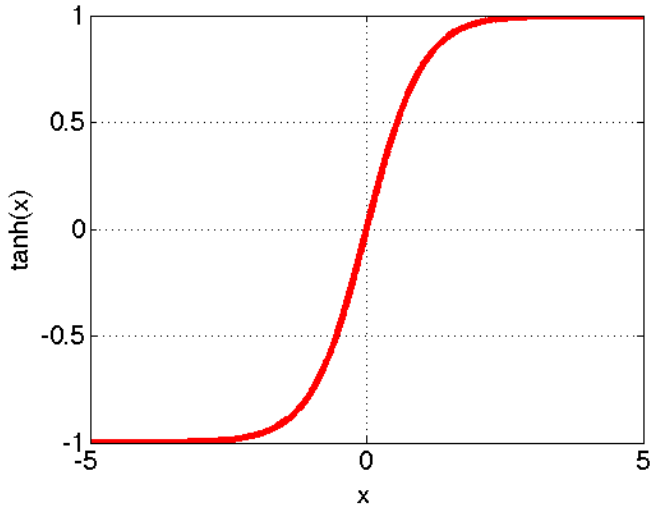


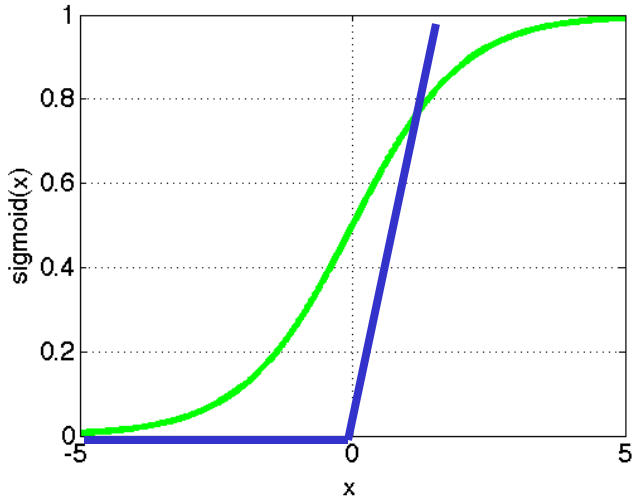
Slide by Antonio Torralba

Функции активации

- Tanh
  - $\tanh(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$
- Sigmoid:
  - $\mathrm{sigm}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ - преобразует все значения в интервал [0,1]
- Rectified linear
  - ReLU(x) = max(0,x)

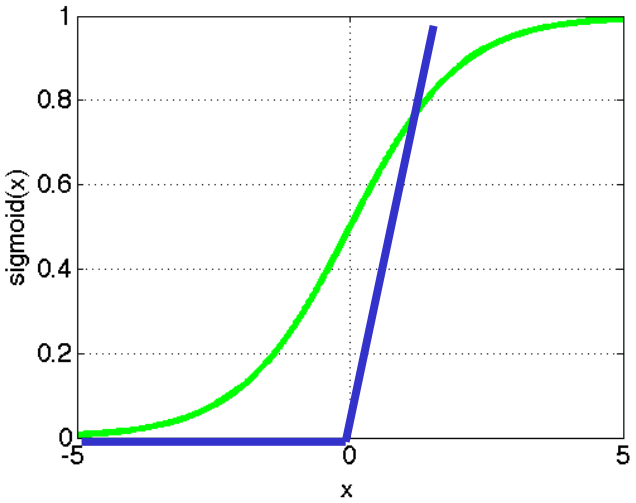






Проблемы обучения

- «Затухание» (saturation) градиентов, если попадаем на область низкого градиента функции активации
  - Sigmoid очень страдает от этого
  - ReLU не страдает
- «Мёртвые» (dead) нейроны, которые, так получилось, получают только отрицательные или нулевые входы
- Исчезающие или взрывные градиенты (vanishing or exploding gradients) в глубоких сетях



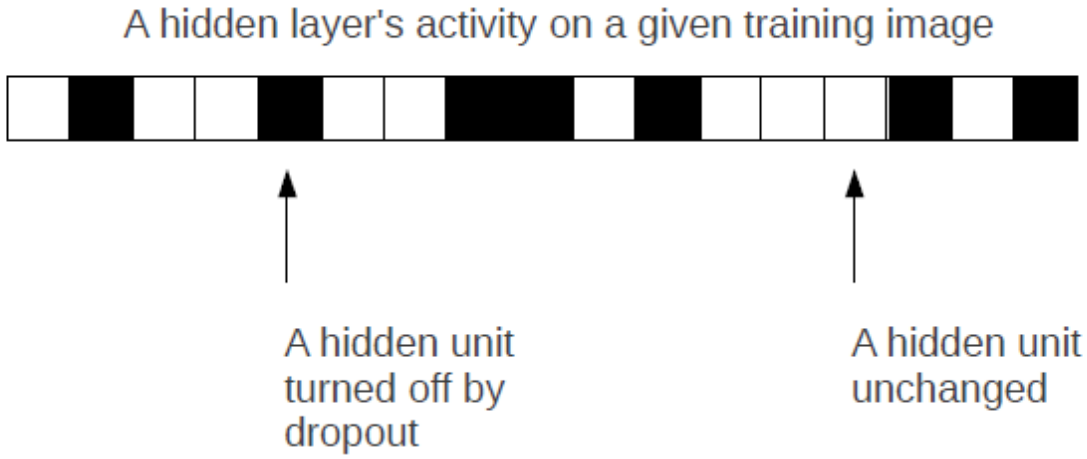
Важно - размножение данных

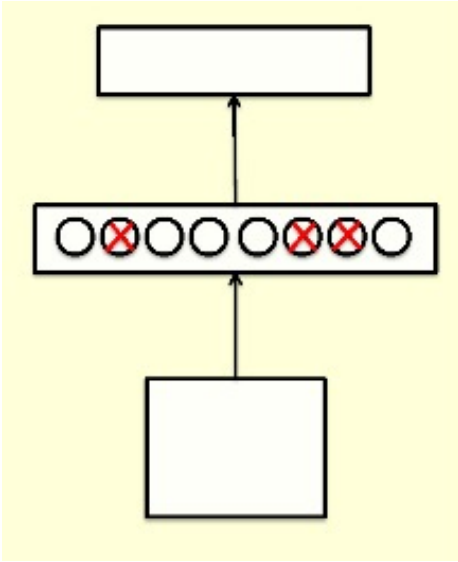
- «Data augmentation»
- Борьба с переобучением
- Из 256x256 случайно выбираем фрагменты 224x224 и их отражения
- Добавляем цветовые искажения

Варианты размножения данных

Небольшие сдвиги, отображения, повороты, изменения масштаба

Dropout





- Отключаем половину нейронов в каждом слое
- Получаем случайную выборку из множества сетей
- Во время тестирования используем «среднюю» сеть с уполовиненными весами

Nitish Srivastava Improving Neural Networks with Dropout. Master Thesis, 2013

Резюме

- Рассмотрели постановку задачи классификации, примеры датасетов и как их собирать
- Основной способ решения задачи классификации изображений – свёрточные нейросети
- Концептуально нейросети остались такими же, как в 1990х, но было предложено множество относительно небольших изменений, которые в совокупности с ростом доступных данных позволили сети эффективно обучать