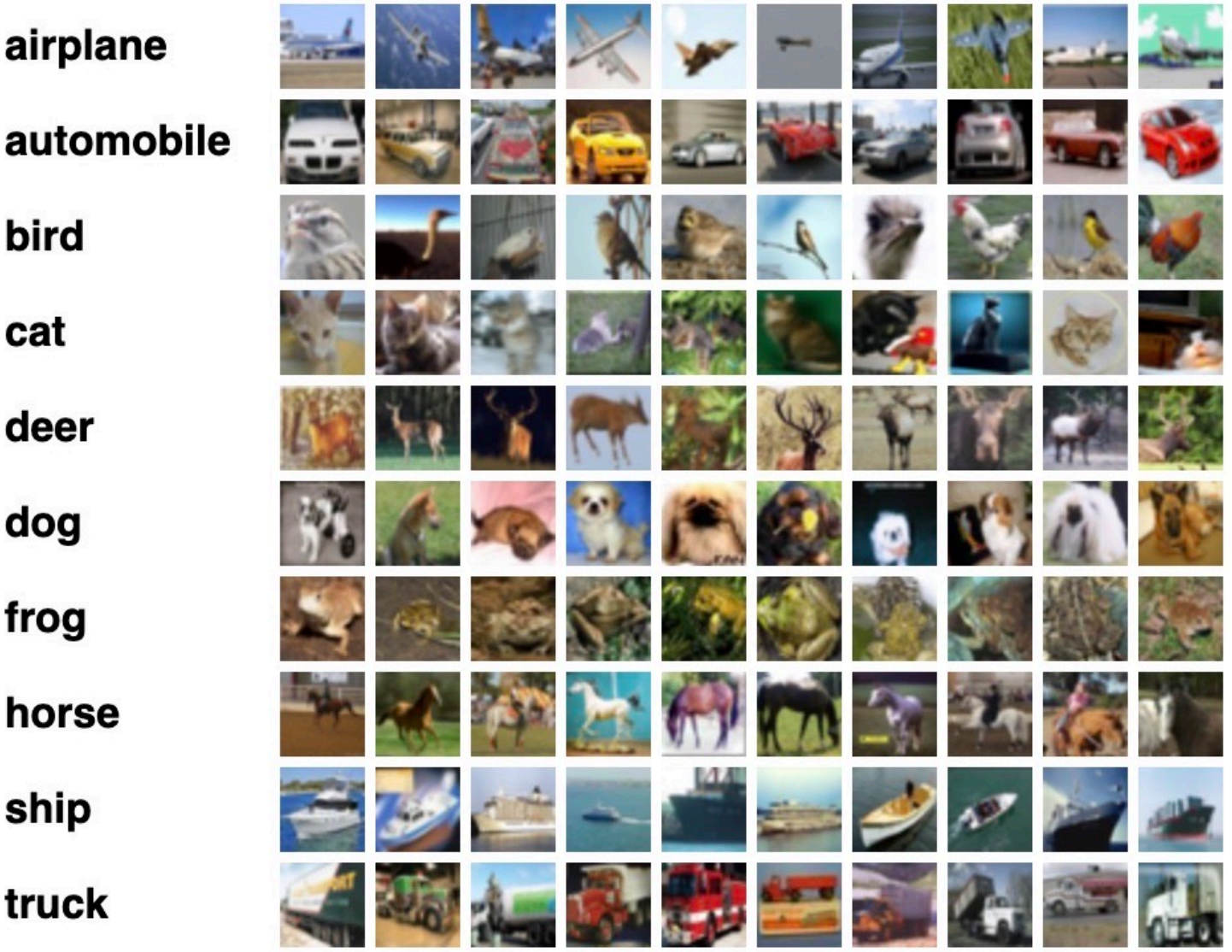
Лекция 2
Сверточные нейронные сети

Разработка нейросетевых систем

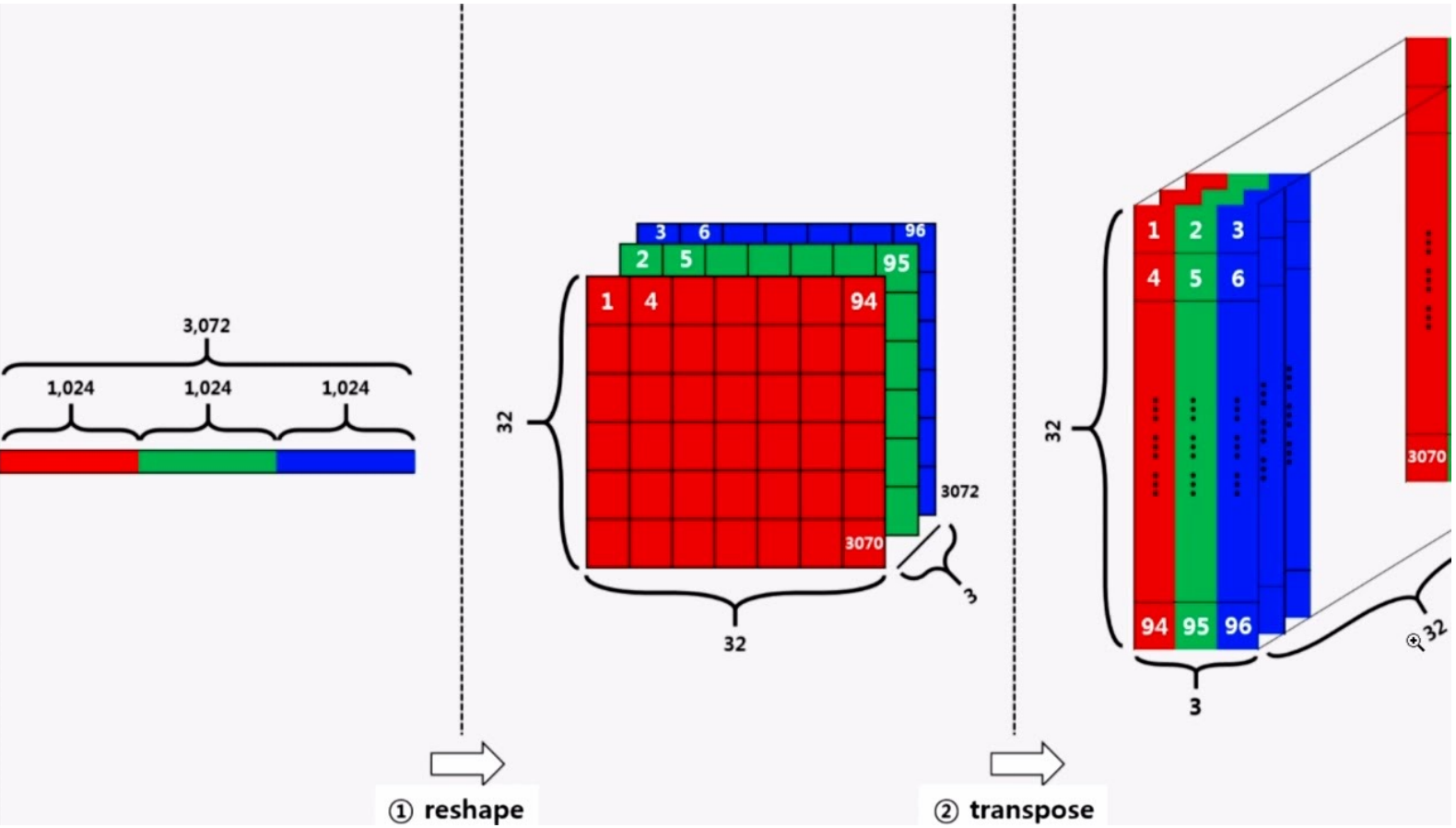
Канев Антон Игоревич

Cifar100

- Набор данных, состоящий из цветных изображений 100 классов
- Размер 32 на 32 пикселя
- 3 цвета



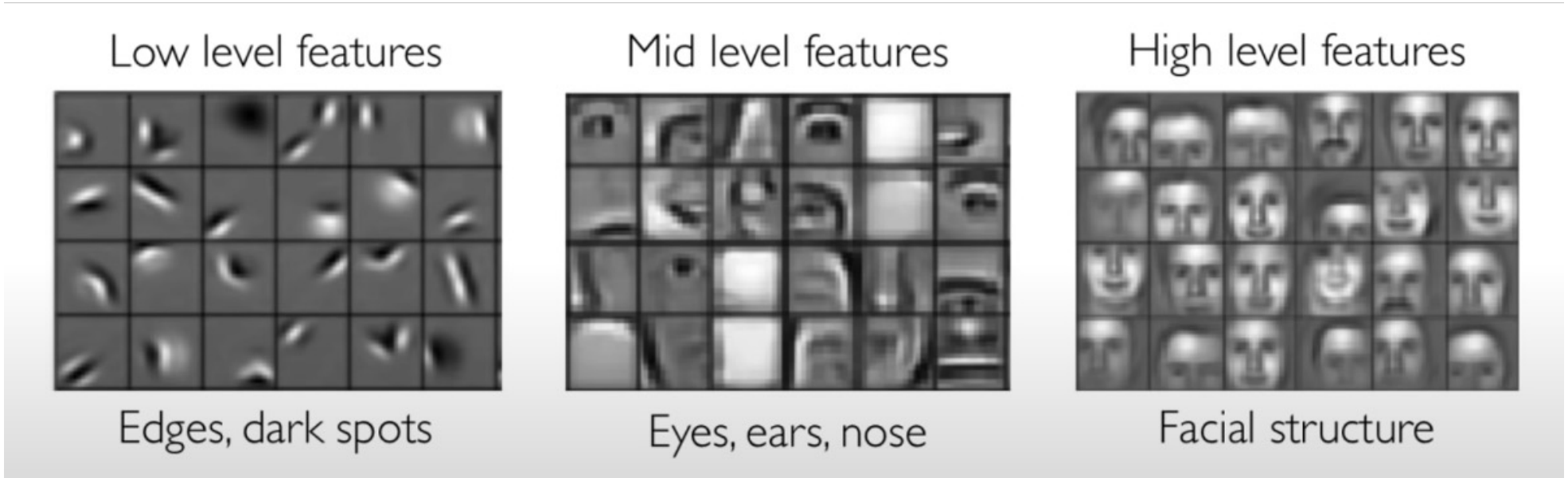
*Reshape, transpose



- Reshape – изменение размерности матрицы
- Transpose – транспонирование
- Количество элементов в матрице остается прежним - 3072

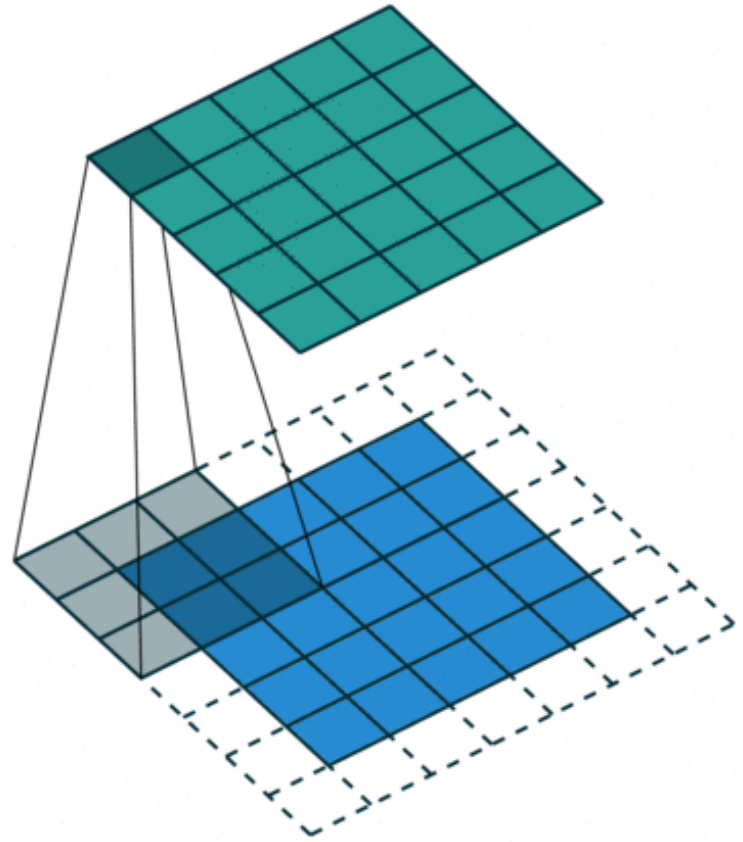
Из биологии

- Идея сверточных нейронных сетей навеяна нам из реального мира
- Зрение человека ищет нужны набор признаков вокруг, воспринимает их и из простых признаков собирает сложные

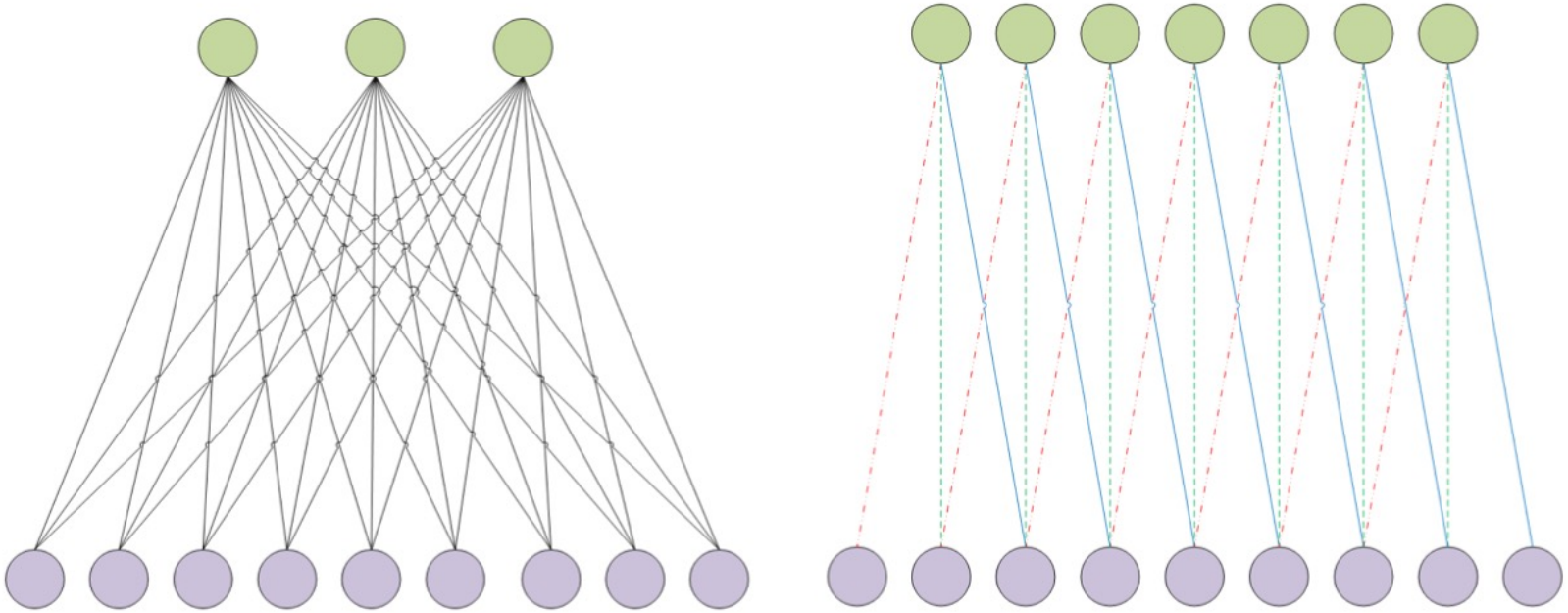


Свертка

- Свертка – это применение одного и того же фильтра (нейрона) к разным частям исходного изображения
- В результате на разных частях исходных данных идет поиск одинаковых признаков
- Выходными данными свертки являются карты признаков
- Несколько фильтров позволяют сформировать несколько карт признаков одного сверточного слоя



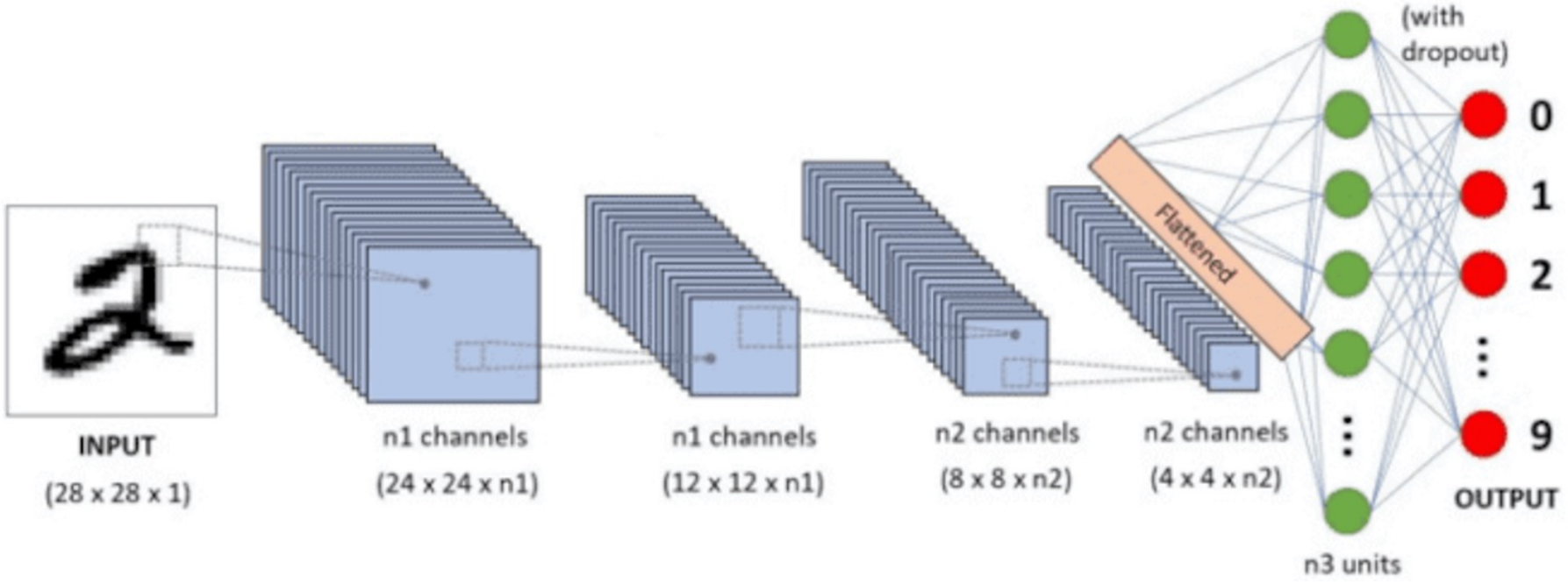
*Свойства сверточного слоя



- Разреженные взаимодействия – каждый нейрон связан с ограниченным числом входных нейронов
- Разделение параметров – в карте признаков все нейроны имеют одинаковый набор параметров
- Инвариантность – сдвиг исходных данных вызывает аналогичный сдвиг значений выходного слоя

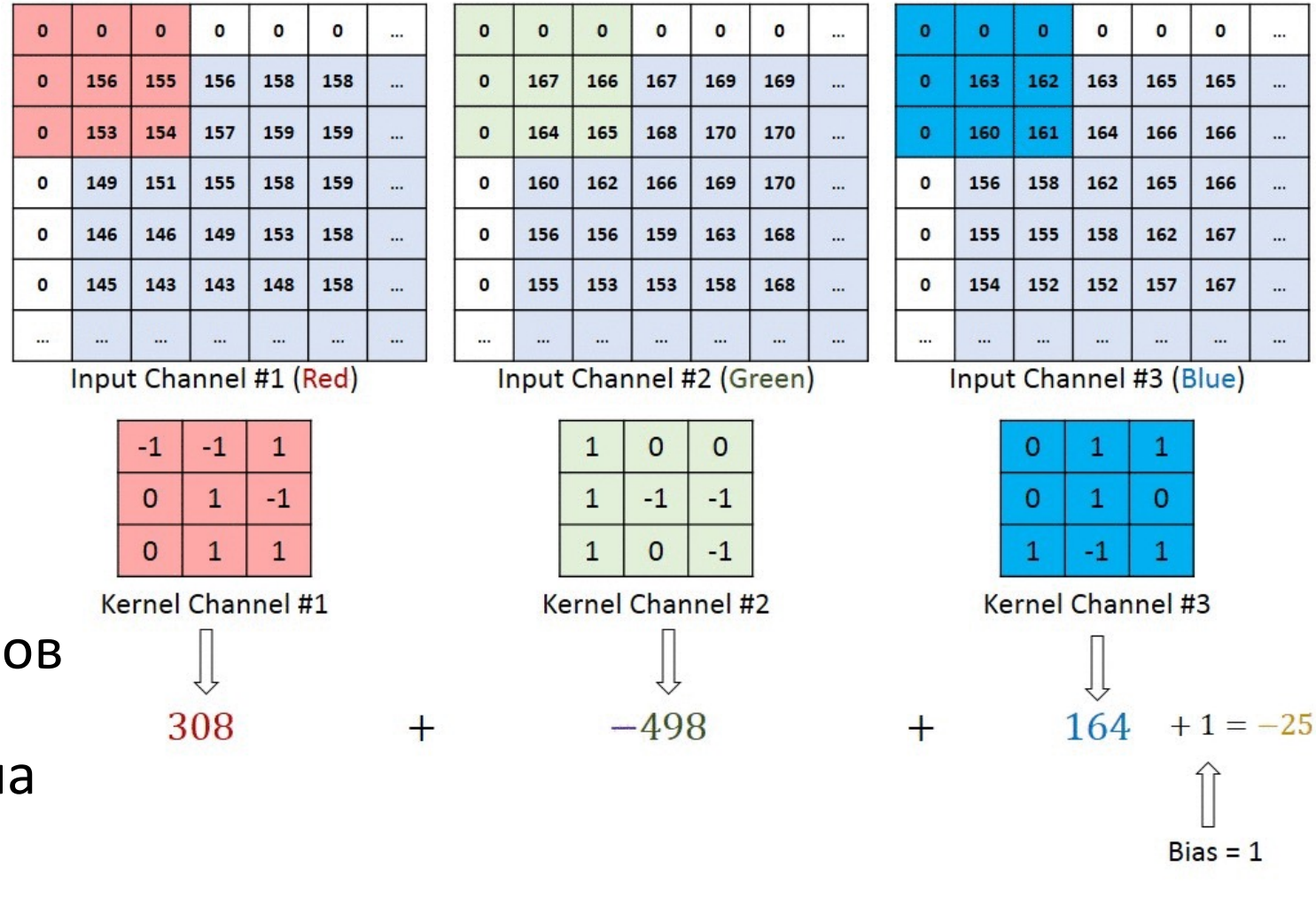
*Сверточная нейросеть

- Сверточная нейросеть состоит из нескольких слоев: свертки, пуллинга, полносвязного
- Слои свертки и пуллинга чередуются друг за другом
- Слои свертки применяют набор n1, n2 фильтров к исходному изображению. Каждый фильтр ищет определенные признаки в исходных данных и формируется карту признаков
- Слои свертки обучаются, меняют количество каналов. Вход для свертки трехмерный: ядро*ядро*каналы
- Слои пуллинга только уменьшают размерность карты признаков, количество каналов сохраняется.
- Данные последнего слоя пуллинга преобразуются в вектор для использования в полносвязном слое



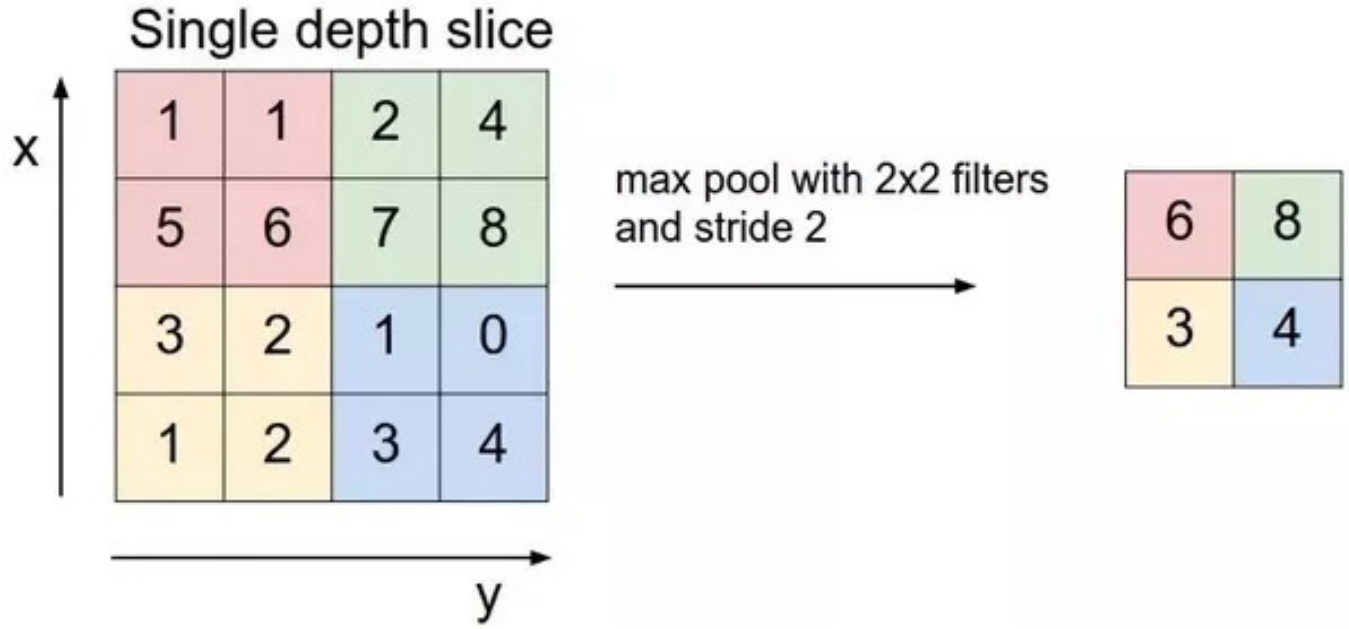
*Вычисления в сверточном слое

- Трехмерный случай для трех цветов
- Аналогично несколько каналов слоя свертки
- На входе нейрона 27 значений



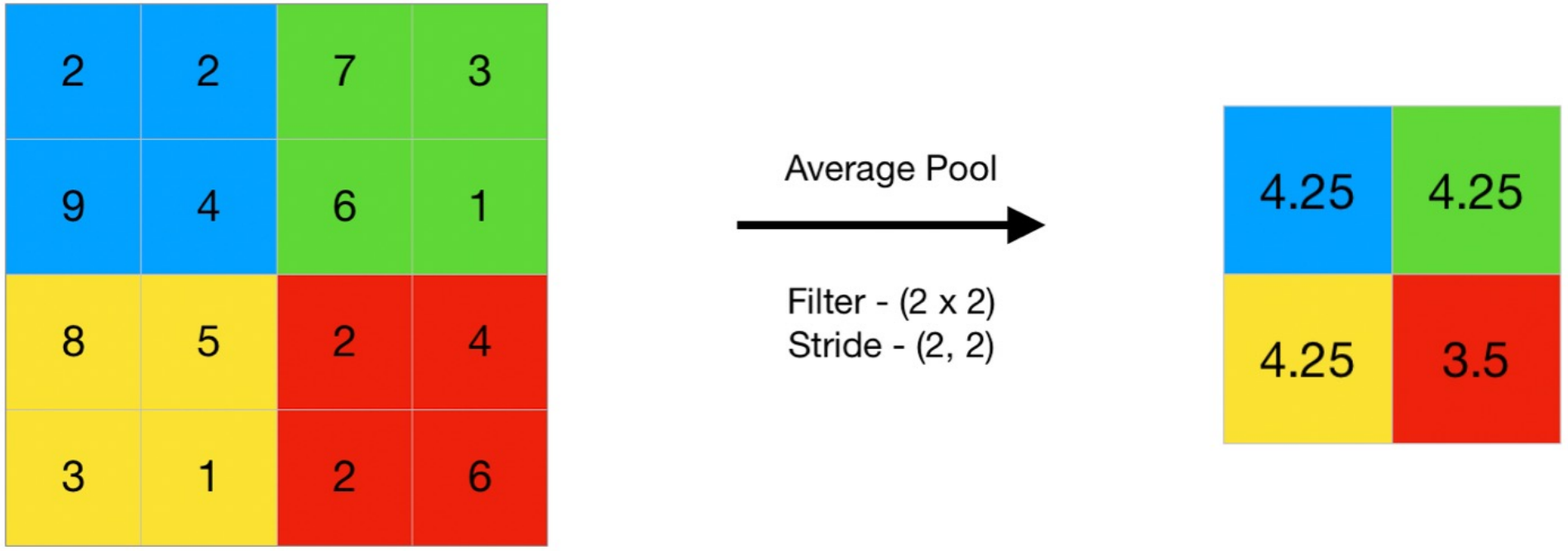
*Пуллинг

- Слой пуллинга позволяет сократить размерность карты признаков
- Первый вариант пуллинга - максимальное значение из нескольких соседних



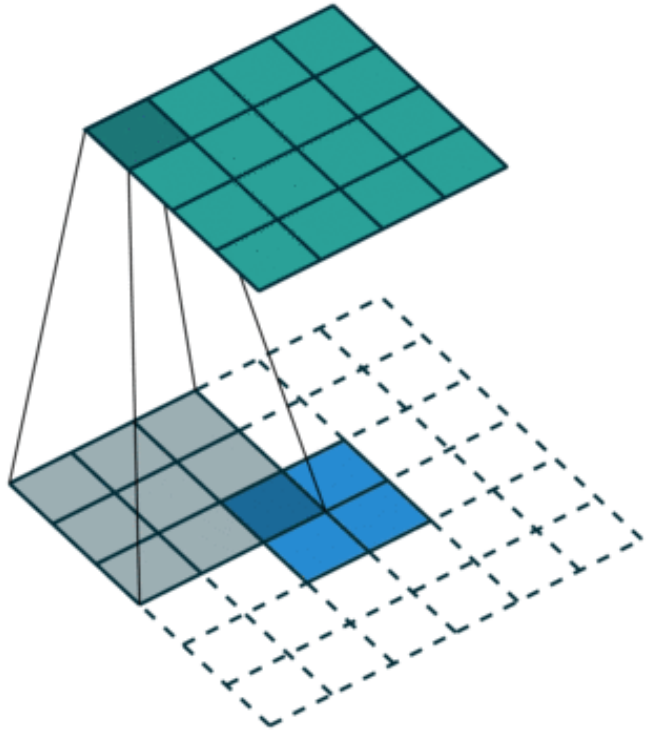
*Average Pooling

- Второй вариант вычисления – среднее значение из нескольких соседних



*Padding

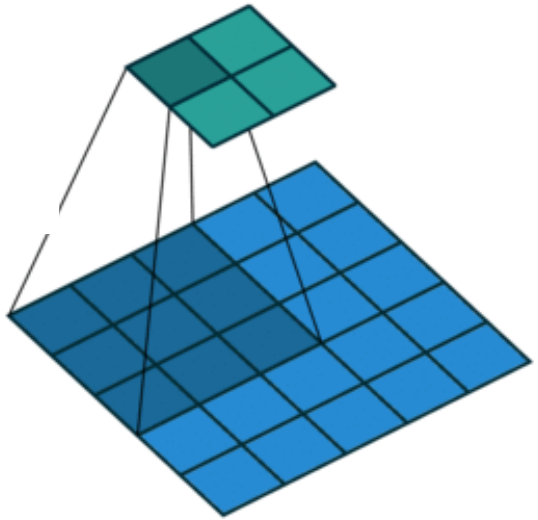
- Padding – заполнение исходных данных для свертки
- Либо нулями, либо повторение соседних ячеек
- Padding – возможность сохранить размерность карты признаков или даже ее увеличить
- Для сохранения размера, padding равен (**размеру ядра свертки-1)**/2



*Шаг свертки - stride

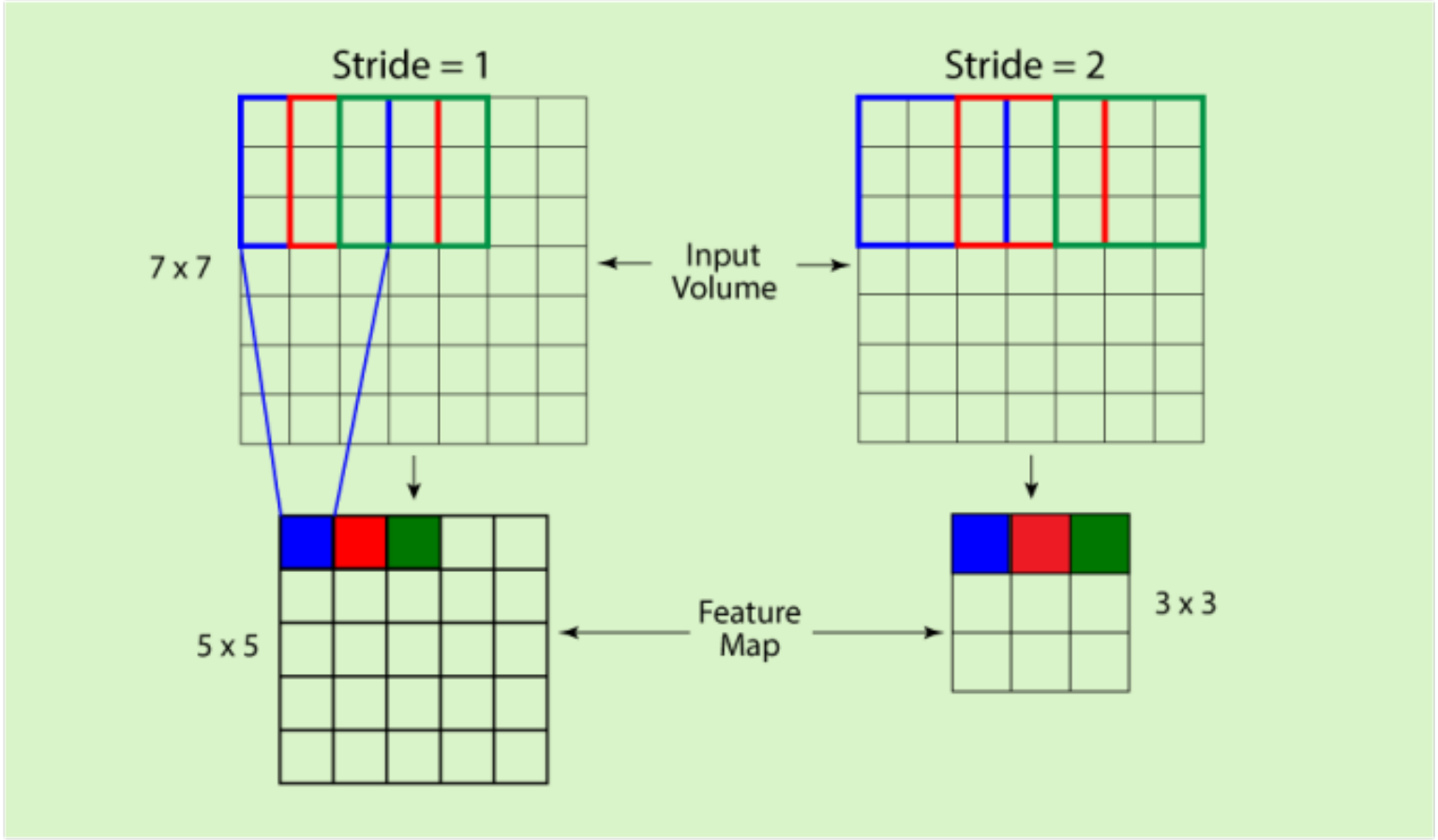
- Stride - шаг свертки
- Это регулируемый параметр, который определяет размерность карты признаков

1	6	5
7	10	9
7	10	8

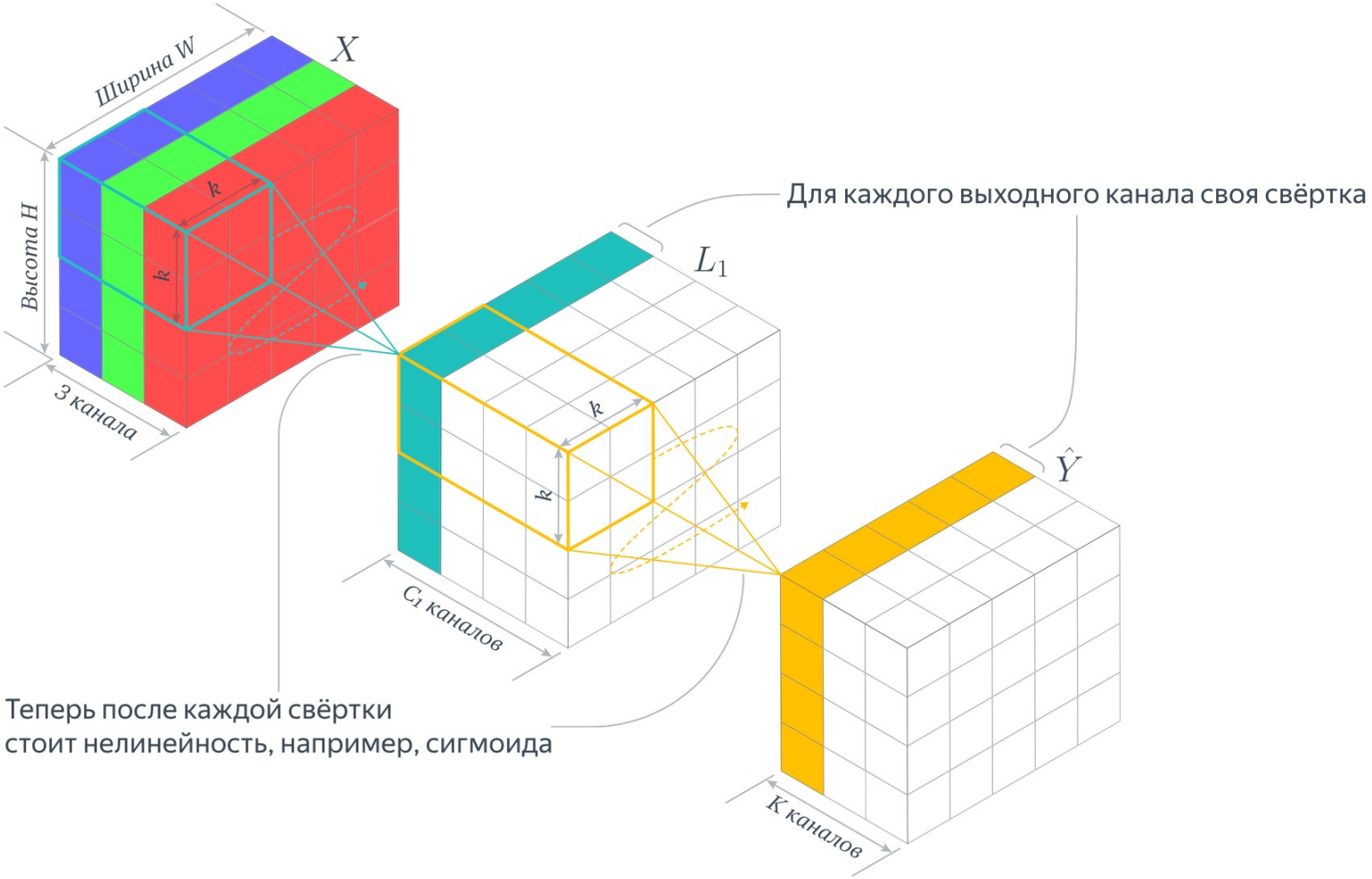


*Stride

- Stride - это еще один способ сократить размерность карты признаков
- Чем больше шаг, тем меньше становится итоговая карта признаков

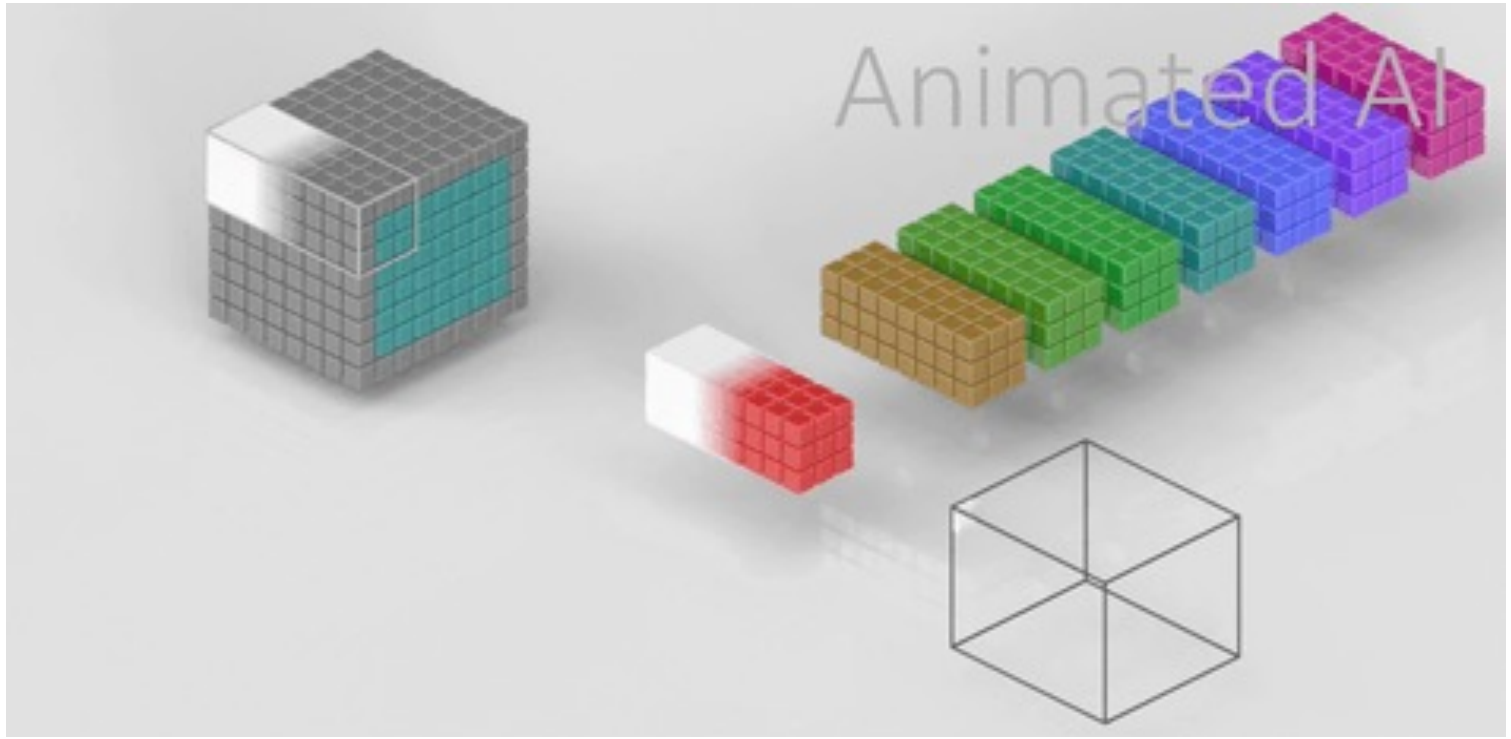


*Хорошая статья по CNN



https://education.yandex.ru/handbook/ml/article/svyortochnye-nejroseti

Визуализация CNN



https://animatedai.github.io

*Пример

```python
def __init__(self, hidden_size=32, classes=100):
    super(Cifar100_MLP, self).__init__()
    # https://blog.jovian.ai/image-classification-of-cifar100-dataset-using-pytorch-8b7145242df1
    self.seq = nn.Sequential(
        Normalize([0.5074,0.4867,0.4411],[0.2011,0.1987,0.2025]),
        # первый способ уменьшения размерности картинки - через stride
        nn.Conv2d(3, HIDDEN_SIZE, 5, stride=4, padding=2),
        nn.ReLU(),
        # второй способ уменьшения размерности картинки - через слой пуллинг
        nn.Conv2d(HIDDEN_SIZE, HIDDEN_SIZE*2, 3, stride=1, padding=1),
        nn.ReLU(),
        nn.AvgPool2d(4),#nn.MaxPool2d(4),
        nn.Flatten(),
        nn.Linear(HIDDEN_SIZE*8, classes),
    )
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
Normalize-1	[-1, 3, 32, 32]	0
Conv2d-2	[-1, 32, 8, 8]	2,432
ReLU-3	[-1, 32, 8, 8]	0
Conv2d-4	[-1, 64, 8, 8]	18,496
ReLU-5	[-1, 64, 8, 8]	0
AvgPool2d-6	[-1, 64, 2, 2]	0
Flatten-7	[-1, 256]	0
Linear-8	[-1, 3]	771

Результаты обучения

- Точность классификации удалось значительно повысить
- Однако точность на тестовой выборке пока значительно уступает точности на обучающей
- Нейросеть “запомнила” примеры с обучающей выборки

train

	precision	recall	f1-score	support
0	1.0000	1.0000	1.0000	500
55	1.0000	1.0000	1.0000	500
58	1.0000	1.0000	1.0000	500
accuracy			1.0000	1500
macro avg	1.0000	1.0000	1.0000	1500
weighted avg	1.0000	1.0000	1.0000	1500

---

test

	precision	recall	f1-score	support
0	0.9238	0.9700	0.9463	100
55	0.8515	0.8600	0.8557	100
58	0.9043	0.8500	0.8763	100
accuracy			0.8933	300
macro avg	0.8932	0.8933	0.8928	300
weighted avg	0.8932	0.8933	0.8928	300

Стохастический градиентный спуск

$L(f(\boldsymbol{x}(i); \boldsymbol{\theta}), \boldsymbol{y}(i)$ – значение функции потерь
$f(\boldsymbol{x}(i); \boldsymbol{\theta})$ – результат вычисления нейронной сети от входа $\boldsymbol{x}(i)$ и параметров (весов) $\boldsymbol{\theta}$

Обновление на k-ой итерации стохастического градиентного спуска (СГС)
Require: скорость обучения ϵ_k
Require: Начальные значения параметров $\boldsymbol{\theta}$
while критерий остановки не выполнен do
Выбрать из обучающего набора мини-батч m примеров $\{\boldsymbol{x}(1), \dots, \boldsymbol{x}(m)\}$ и соответствующие им метки y(i).
Вычислить оценку градиента: $g \leftarrow + (1/\mathrm{m}) \nabla_{\boldsymbol{\theta}} \Sigma_{\mathrm{i}} L(f(\boldsymbol{x}(i); \boldsymbol{\theta}), \boldsymbol{y}(i))$.
Применить обновление:$\boldsymbol{\theta} \leftarrow \boldsymbol{\theta} - \epsilon g$.
end while

Стохастический градиентный спуск

- Основной параметр алгоритма СГС – скорость обучения ϵ
- На практике же необходимо постепенно уменьшать скорость обучения со временем
- $\epsilon_k = (1-\alpha)\,\epsilon_k + \alpha\epsilon_k$, где $\alpha = k/\tau$. После τ-й итерации ε остается постоянным.
- Если скорость изменяется линейно, то нужно задать параметры $\varepsilon 0, \varepsilon\tau$ и τ.

*Импульсный метод

Стохастический градиентный спуск (СГС) с учетом импульса

Require: скорость обучения ε, параметр импульса α

Require: начальные значения параметров θ, начальная скорость v

while критерий остановки не выполнен do

Выбрать из обучающего набора мини-пакет m примеров $\{x(1), \ldots, x(m)\}$ и соответствующие им метки $y(i)$.

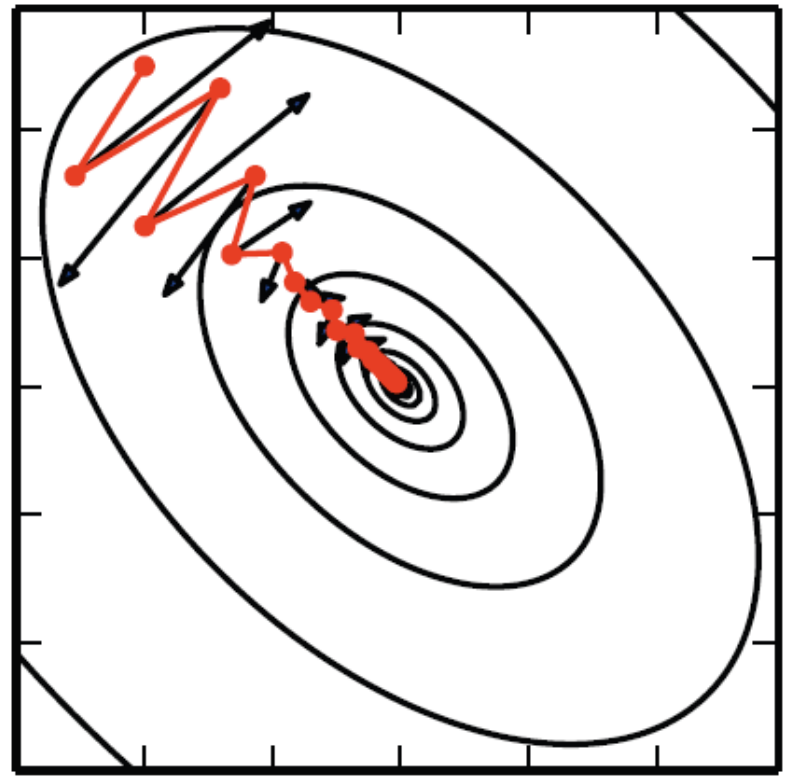
Вычислить оценку градиента:

$g \leftarrow (1/\mathrm{m})\ \nabla_\theta \Sigma_\mathrm{i}\ L(f(x(i); \theta), y(i))$.

Вычислить обновление скорости: $v \leftarrow \alpha v - \varepsilon g$.

Применить обновление: $\theta \leftarrow \theta + v$.

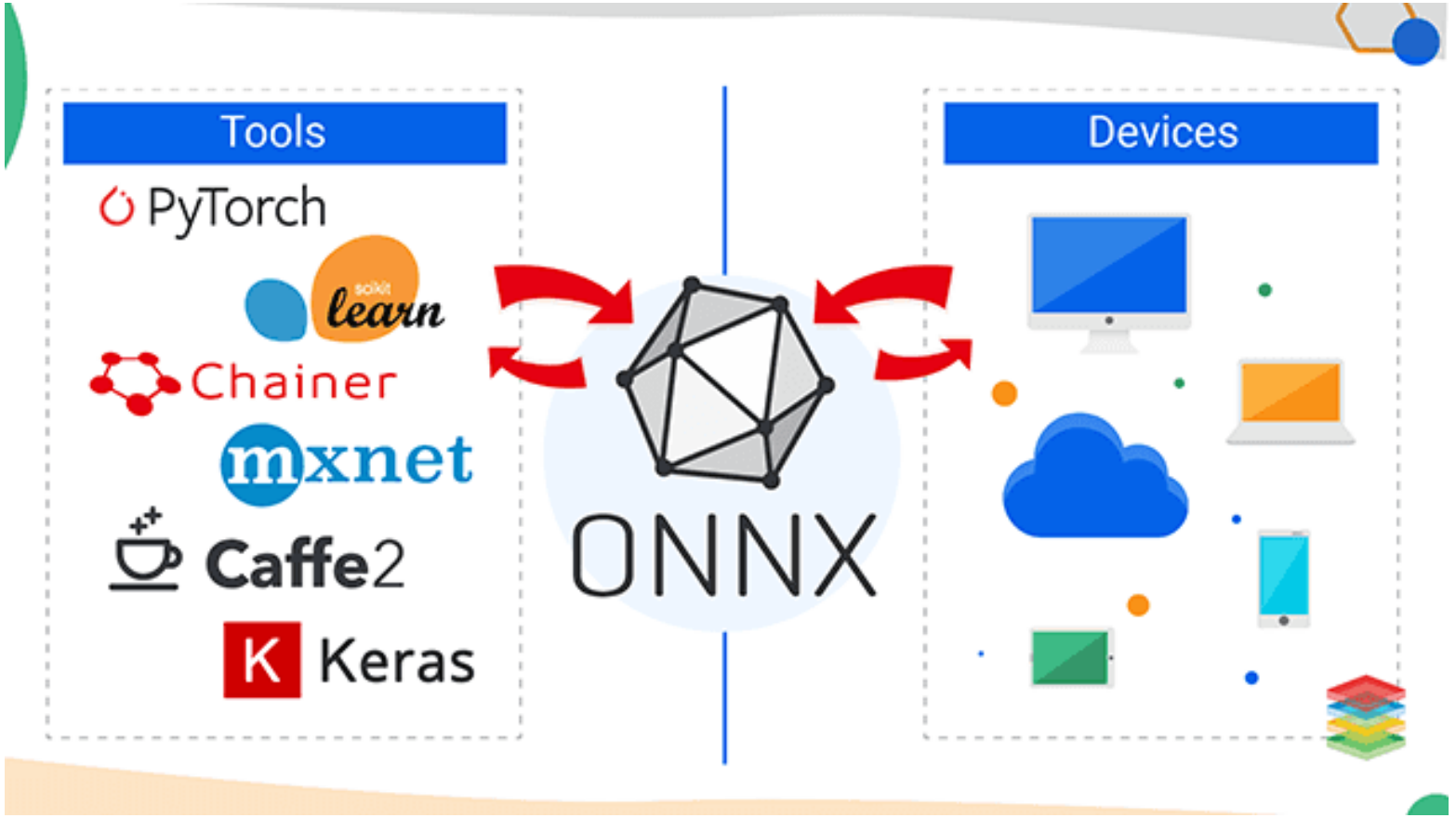
end while



Импульсный алгоритм можно рассматривать как имитацию движения частицы, подчиняющейся динамике Ньютона.

ONNX

- ONNX - библиотека для конвертации моделей между разными технологиями
- ONNX дает возможность исследователям и разработчикам выбрать нужную комбинацию инструментов для решения задачи
- ONNX.js позволяет запускать модели в браузере, то есть на стороне пользователя



ONNX

Step 3. Select class labels and get predictions

Выбрать файл cifar100_CNN.onnx Select ONNX file

Выбрать файл c25c94fe96_1000.jpg

Class label 54 Add 10 Random Undo Reset

0,50,54