

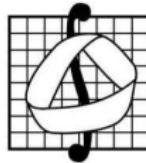
# Нейронные сети

Лекция 1. Введение в машинное обучение и компьютерное зрение

Иванов И.Е.

МаТИС

29 сентября 2023г.



# План лекции

- ① Организационные вопросы
- ② Постановка основных задач машинного обучения
- ③ Историческая справка
- ④ Нейросетевой подход
- ⑤ Постановка основных задач компьютерного зрения
- ⑥ Примеры прикладных задач



# Авторы курса



**Руководитель курса:** д.ф.-м.н. Бабин Дмитрий Николаевич



**Лектор:** к.ф.-м.н. Иванов Илья Евгеньевич



**Лектор:** к.ф.-м.н. Петюшко Александр Александрович

# Сотрудничество

- Авторы имеют более 15 лет опыта участия в проектах, связанных с машинным обучением и компьютерным зрением
- Являются постоянными участниками группы распознавания образов кафедры MaTIS
- В качестве научных консультантов работают или работали с такими крупнейшими российскими и международными компаниями как Нейроком, LSI Research, Fotonation, Huawei и др.



# Почему стоит уделить время этому курсу

- 1 Это возможность получить знания, которые пригодятся в работе

# Почему стоит уделить время этому курсу

- ① Это возможность получить знания, которые пригодятся в работе
- ② Специалисты по компьютерному зрения/машинному обучению сейчас очень востребованы

# Почему стоит уделить время этому курсу

- ① Это возможность получить знания, которые пригодятся в работе
- ② Специалисты по компьютерному зрения/машинному обучению сейчас очень востребованы
- ③ Это шанс максимально использовать своё образование

# Почему стоит уделить время этому курсу

- ① Это возможность получить знания, которые пригодятся в работе
- ② Специалисты по компьютерному зрения/машинному обучению сейчас очень востребованы
- ③ Это шанс максимально использовать своё образование
- ④ Это просто очень интересно и затягивает

# Что же такое искусственный интеллект?

## Естественный интеллект (человек)

- Может мыслить, принимать решения, анализировать информацию

# Что же такое искусственный интеллект?

## Естественный интеллект (человек)

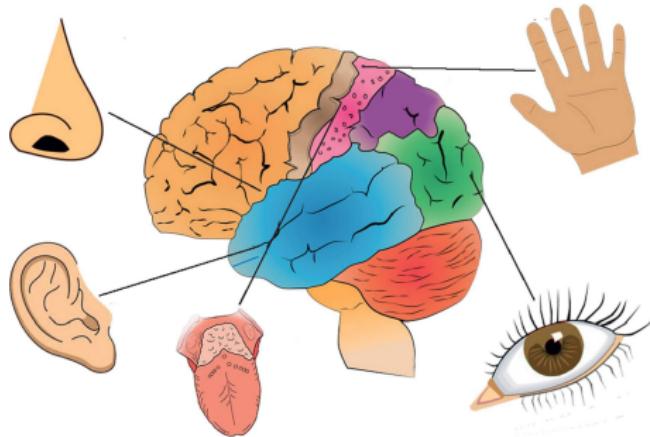
- Может мыслить, принимать решения, анализировать информацию

## Искусственный интеллект

- (в широком смысле) то же самое, что и естественный, только с использованием компьютера вместо человека
- (в узком смысле) алгоритмы способные сами обучаться, чтобы выполнять задачи вместо человека

# Взаимодействие со средой

- Около 90 % информации поступает через зрение<sup>1</sup>
- Около 9 % информации поступает через слух



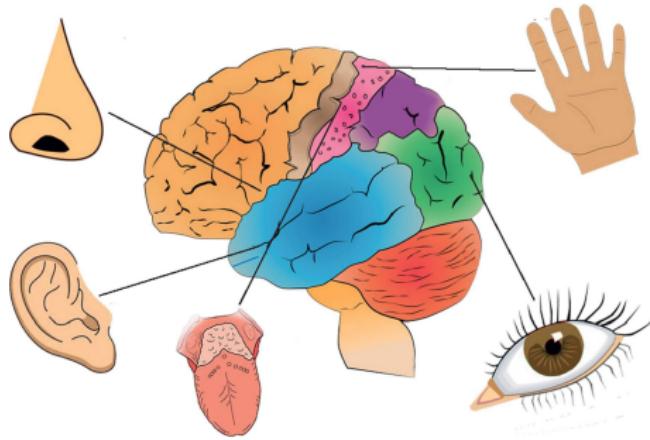
---

<sup>1</sup>[https://www.rlsnet.ru/books\\_book\\_id\\_2\\_page\\_40.htm](https://www.rlsnet.ru/books_book_id_2_page_40.htm)



# Взаимодействие со средой

- Около 90 % информации поступает через зрение<sup>1</sup>
- Около 9 % информации поступает через слух



## Вывод

Чтобы построить интеллектуальную систему, её необходимо научить взаимодействовать со средой

<sup>1</sup>[https://www.rlsnet.ru/books\\_book\\_id\\_2\\_page\\_40.htm](https://www.rlsnet.ru/books_book_id_2_page_40.htm)

# Общая структура курса «Нейронные сети»

## ① Машинное обучение

- Необходимые основы

## ② Введение в современные нейронные сети

- Методы построения и обучения современных нейронных сетей

## ③ Приложения нейронных сетей: компьютерное зрение

- Извлечение информации из визуальных образов (изображений и видео)

# Оценки за курс

- Оценки за курс будут выставляться в соответствии с набранными баллами за выполнение домашних заданий.
- По курсу будут предложены домашние задания трёх видов:
  - теоретические
  - практические
  - соревнования
  - дополнительные
- В конце второй недели состоится экзамен, на котором при желании можно будет повысить свою оценку
- Предварительная шкала оценок:

Оценка	Процент выполненных заданий
Отлично	80 %
Хорошо	60 %
Зачет	40 %

## Оценки за курс: пересдача

- Оценки 'хорошо' и 'отлично' можно получить, выполняя задания в течение семестра
- Если по каким-то причинам вам необходимо перенести дедлайн, то об этом необходимо сообщить заранее
- Для тех, кто в течение семестра не набрал баллов на 'удовлетворительно', необходимо будет сдавать зачет по первым двум частям курса

# Кодекс чести

- Списывать категорически запрещается!

- Спisyывать категорически запрещается!
- При подозрении на списанную работу ставится 0 баллов:
  - Списавшему
  - Давшему списать

- Списывать категорически запрещается!
- При подозрении на списанную работу ставится 0 баллов:
  - Списавшему
  - Давшему списать
- При использовании дополнительных источников (ресурсы в Интернете, учебники) обязательно ссылаться на них

# Полезные ресурсы

- Страница курса:  
<https://github.com/mlcourse-mm/tnn2023autumn>

# Машинное обучение в жизни

- Предсказание стоимости недвижимости
- Предсказание платёжеспособности клиента
- Предсказание оттока клиентов
- Классификация заболевания
- Предсказание клика пользователя по рекламному баннеру
- И многие другие задачи . . .

# Компьютерное зрение в жизни

- Видеонаблюдение: нахождение и слежка за объектами
- Медицина: обнаружение злокачественных опухолей
- Улучшение качества фотографий
- Зрение роботов
- Поиск по фотографиям
- Дополненная реальность
- Автомобили без водителей
- Магазины без продавцов

# Способы машинного обучения

## Определения

- $X$  — множество объектов
- $Y$  — множество ответов
- $y : X \rightarrow Y$  — неизвестная зависимость

## Основные способы машинного обучения

- С учителем
  - Достаточное количество обучающего материала, т.е. пар  $(x_i, y_i)$
- Частичное обучение
  - Малое количество размеченных данных и много неразмеченных примеров  $x_i$
- Без учителя
  - Нет размеченных пар, только примеры  $x_i$
- С подкреплением
  - Формирование отклика на основе взаимодействия со средой

# Постановка задачи обучения с учителем

- Дано:
  - $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \subset X \times Y$  — обучающая выборка
- Найти
  - Решающую функцию  $a : X \rightarrow Y$ , которая приближает целевую зависимость  $y$ .
- Необходимо детализировать:
  - Как определяются объекты
  - Как задаются ответы
  - Что значит, что одна зависимость приближает другую

# Как определяются объекты

## Определение

Объект = совокупность признаков

## Типы признаков

- Бинарный признак
- Категориальный признак
- Порядковый признак
- Количественный признак

# Как задаются ответы

## Задачи классификации

- Бинарная классификация  $Y = \{-1, 1\}$  или  $Y = \{0, 1\}$
- Многоклассовая классификация  $Y = \{0, 1, \dots, M - 1\}$
- Многозначная бинарная классификация  $Y = \{0, 1\}^M$

## Задачи восстановления регрессии

$Y = \mathbb{R}$  или  $Y = \mathbb{R}^n$

# Функция потерь

## Определение

Функция потерь (loss function)  $\mathcal{L}(a, x)$  — величина ошибки алгоритма  $a$  на объекте  $x$

## Функции потерь для задачи классификации

$\mathcal{L}(a, x) = [a(x) \neq y]$  — индикатор ошибки

## Функции потерь для задач регрессии

$\mathcal{L}(a, x) = (a(x) - y)^2$  — квадратичная ошибка

# Нейросетевой подход

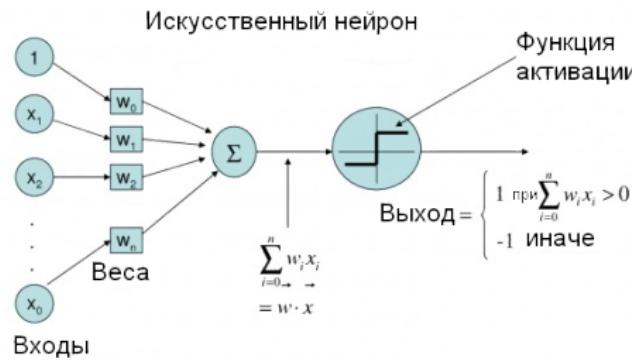
- На данный момент подавляющее большинство алгоритмов при работе с компьютерным зрением использует нейронные сети

# Нейросетевой подход

- На данный момент подавляющее большинство алгоритмов при работе с компьютерным зрением использует нейронные сети
- Простейшая нейронная сеть — однослойный перцептрон — состоит из линейного слоя и следующей за ним нелинейной функции

# Нейросетевой подход

- На данный момент подавляющее большинство алгоритмов при работе с компьютерным зрением использует нейронные сети
- Простейшая нейронная сеть — однослойный перцептрон — состоит из линейного слоя и следующей за ним нелинейной функции
- В 1943 г. Маккалок и Питтс формализуют понятие нейрона



- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрона

- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрана
- 1958 — Розенблattt изобретает однослойный перцептрон и демонстрирует его способность решать задачу классификации

# Историческая справка

- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрана
- 1958 — Розенблattt изобретает однослойный перцептрон и демонстрирует его способность решать задачу классификации
- 1974 — Галушкин и Вербос предлагают метод обратного распространения ошибки (впоследствии улучшен Хинтоном в 1986)

- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрана
- 1958 — Розенблattt изобретает однослойный перцептрон и демонстрирует его способность решать задачу классификации
- 1974 — Галушкин и Вербос предлагают метод обратного распространения ошибки (впоследствии улучшен Хинтоном в 1986)
- 1975–1980 — Фукусима предлагает мощную модель когнитрона и неокогнитрона (прототип сверточных сетей)

# Историческая справка

- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрана
- 1958 — Розенблattt изобретает однослойный перцептран и демонстрирует его способность решать задачу классификации
- 1974 — Галушкин и Вербос предлагают метод обратного распространения ошибки (впоследствии улучшен Хинтоном в 1986)
- 1975–1980 — Фукусима предлагает мощную модель когнитрана и неокогнитрана (прототип сверточных сетей)
- 1989 — Лекун представляет первую работу по объединению сверточных нейросетей и метода обратного распространения ошибки

# Историческая справка

- 1949 — Хебб предлагает первый алгоритм обучения перцептрана
- 1958 — Розенблattt изобретает однослойный перцептран и демонстрирует его способность решать задачу классификации
- 1974 — Галушкин и Вербос предлагают метод обратного распространения ошибки (впоследствии улучшен Хинтоном в 1986)
- 1975–1980 — Фукусима предлагает мощную модель когнитрана и неокогнитрана (прототип сверточных сетей)
- 1989 — Лекун представляет первую работу по объединению свёрточных нейросетей и метода обратного распространения ошибки
- 2012 — Крижевский и Хинтон публикуют первую успешную глубокую классификационную нейросеть AlexNet

# Неокогнитрон

- Фуксима предложил практически современный метод построения архитектуры нейросетей, заимствованный им из модели первичной зрительной коры

# Неокогнитрон

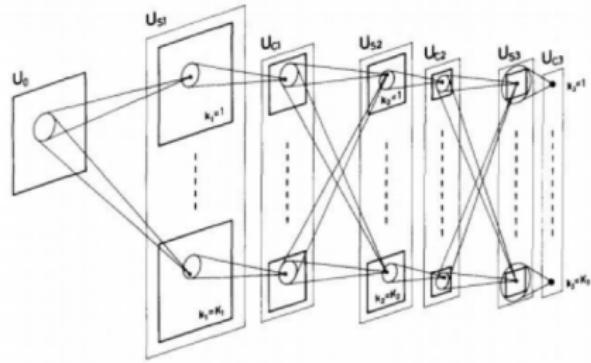
- Фукусима предложил практически современный метод построения архитектуры нейросетей, заимствованный им из модели первичной зрительной коры
- Два вида нейронов:
  - Простые (Simple), отвечающие за локальные признаки
  - Сложные (Complex), отвечающие за компенсацию искажения
  - Организованы в каскадную структуру SCSCSC...
  - В сверточной сети  $S$ =свертка,  $C$ =субдискретизация



## Неокогнитрон

- Фукусима предложил практически современный метод построения архитектуры нейросетей, заимствованный им из модели первичной зрительной коры

- Два вида нейронов:
    - Простые (Simple), отвечающие за локальные признаки
    - Сложные (Complex), отвечающие за компенсацию искажения
    - Организованы в каскадную структуру SCSCSC...
    - В сверточной сети  
S=свертка,  
C=субпикселизация



- Главный минус: не было предложено метода обратного распространения ошибки для обучения

# Нейронные сети — почему сейчас?

- Несмотря на то, что весь математический аппарат был готов уже к середине 80-х годов прошлого века, революция в компьютерном зрении произошла только в 2012 году

---

<sup>2</sup><https://arxiv.org>

<sup>3</sup><https://github.com>

# Нейронные сети — почему сейчас?

- Несмотря на то, что весь математический аппарат был готов уже к середине 80-х годов прошлого века, революция в компьютерном зрении произошла только в 2012 году
- Основные причины начала новой эры в нейронных сетях:

---

<sup>2</sup><https://arxiv.org>

<sup>3</sup><https://github.com>

# Нейронные сети — почему сейчас?

- Несмотря на то, что весь математический аппарат был готов уже к середине 80-х годов прошлого века, революция в компьютерном зрении произошла только в 2012 году
- Основные причины начала новой эры в нейронных сетях:
  - Появились большие наборы данных для обучения ( $\sim 10^6$  изображений)

---

<sup>2</sup><https://arxiv.org>

<sup>3</sup><https://github.com>

# Нейронные сети — почему сейчас?

- Несмотря на то, что весь математический аппарат был готов уже к середине 80-х годов прошлого века, революция в компьютерном зрении произошла только в 2012 году
- Основные причины начала новой эры в нейронных сетях:
  - Появились большие наборы данных для обучения ( $\sim 10^6$  изображений)
  - Появились мощные видеокарты для обучения нейронных сетей

---

<sup>2</sup><https://arxiv.org>

<sup>3</sup><https://github.com>

# Нейронные сети — почему сейчас?

- Несмотря на то, что весь математический аппарат был готов уже к середине 80-х годов прошлого века, революция в компьютерном зрении произошла только в 2012 году
- Основные причины начала новой эры в нейронных сетях:
  - Появились большие наборы данных для обучения ( $\sim 10^6$  изображений)
  - Появились мощные видеокарты для обучения нейронных сетей
  - Открытость исследований (arxiv<sup>2</sup>, github<sup>3</sup>)

---

<sup>2</sup><https://arxiv.org>

<sup>3</sup><https://github.com>

# Ресурсы для работы с нейросетями

- На данный момент обучение нейросетей немыслимо без использования **GPU** (Graphical Processing Unit) от NVIDIA, **TPU** (Tensor Processing Unit) от Google, AI Chip (Da Vinci) от Huawei и пр.

---

<sup>4</sup><https://colab.research.google.com>

<sup>5</sup><https://aws.amazon.com/ru/ec2/>

# Ресурсы для работы с нейросетями

- На данный момент обучение нейросетей немыслимо без использования **GPU** (Graphical Processing Unit) от NVIDIA, **TPU** (Tensor Processing Unit) от Google, AI Chip (Da Vinci) от Huawei и пр.
- Для обучения промышленных нейросетей (например, Mask R-CNN) необходим объем памяти GPU от 12-16 ГБ

---

<sup>4</sup><https://colab.research.google.com>

<sup>5</sup><https://aws.amazon.com/ru/ec2/>

# Ресурсы для работы с нейросетями

- На данный момент обучение нейросетей немыслимо без использования **GPU** (Graphical Processing Unit) от NVIDIA, **TPU** (Tensor Processing Unit) от Google, AI Chip (Da Vinci) от Huawei и пр.
- Для обучения промышленных нейросетей (например, Mask R-CNN) необходим объем памяти GPU от 12-16 ГБ
  - В силу этого подходящие карты на данный момент: Titan X / V / RTX, GTX 1080 Ti, RTX 2080 Ti / 3080 / 3090, P100, V100, A100
  - Для любого проекта необходимо обеспечить доступ к данному оборудованию (например, удаленно через ssh)
  - Либо воспользоваться облачными сервисами (например, через Google Colaboratory<sup>4</sup> либо Amazon Web Services<sup>5</sup>)

---

<sup>4</sup><https://colab.research.google.com>

<sup>5</sup><https://aws.amazon.com/ru/ec2/>

# Задача классификации

- **Задача:** отнести входное изображение к одному из классов
  - По фотографии человека определить пол, возраст и т. д.
  - По фотографии автомобиля определить марку и модель

# Задача классификации

- **Задача:** отнести входное изображение к одному из классов
  - По фотографии человека определить пол, возраст и т. д.
  - По фотографии автомобиля определить марку и модель
- Самая простая задача компьютерного зрения
  - Решается с помощью сверточных нейросетей (СНС)

# Задача классификации

- **Задача:** отнести входное изображение к одному из классов
  - По фотографии человека определить пол, возраст и т. д.
  - По фотографии автомобиля определить марку и модель
- Самая простая задача компьютерного зрения
  - Решается с помощью сверточных нейросетей (СНС)
- **Проблема:** двусмысленность изображений
  - Не любое изображение можно описать одним классом

# Задача классификации

- **Задача:** отнести входное изображение к одному из классов
  - По фотографии человека определить пол, возраст и т. д.
  - По фотографии автомобиля определить марку и модель
- Самая простая задача компьютерного зрения
  - Решается с помощью сверточных нейросетей (СНС)
- **Проблема:** двусмысленность изображений
  - Не любое изображение можно описать одним классом

## Пример функционирования СНС



# Задача классификации

- **Задача:** отнести входное изображение к одному из классов
  - По фотографии человека определить пол, возраст и т. д.
  - По фотографии автомобиля определить марку и модель
- Самая простая задача компьютерного зрения
  - Решается с помощью сверточных нейросетей (СНС)
- **Проблема:** двусмысленность изображений
  - Не любое изображение можно описать одним классом

Пример функционирования СНС



Основные представители:

- 2012 — AlexNet
- 2014 — VGGNet
- 2014 — Inception
- 2015 — ResNet
- 2016 — ResNeXt
- 2017 — MobileNet
- 2017 — (P)NASNet
- 2019 — EfficientNet
- 2020 — ViT

# Проблемная классификация

Сено, лошадь или женщина?



# Задача детекции

- **Задача:** по входному изображению требуется найти объекты заранее заданных классов и обвести их прямоугольником

# Задача детекции

- **Задача:** по входному изображению требуется найти объекты заранее заданных классов и обвести их прямоугольником
- Сложнее, чем классификация, так как необходимо не только распознать класс, но и локализовать объект

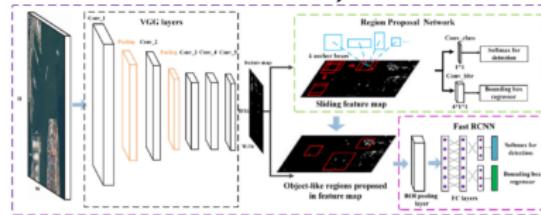
# Задача детекции

- **Задача:** по входному изображению требуется найти объекты заранее заданных классов и обвести их прямоугольником
- Сложнее, чем классификация, так как необходимо не только распознать класс, но и локализовать объект
- Существуют алгоритмы, которые решают эту задачу в т. ч. в реальном времени
  - Faster R-CNN, YOLO, SSD

# Задача детекции

- **Задача:** по входному изображению требуется найти объекты заранее заданных классов и обвести их прямоугольником
- Сложнее, чем классификация, так как необходимо не только распознать класс, но и локализовать объект
- Существуют алгоритмы, которые решают эту задачу в т. ч. в реальном времени
  - Faster R-CNN, YOLO, SSD

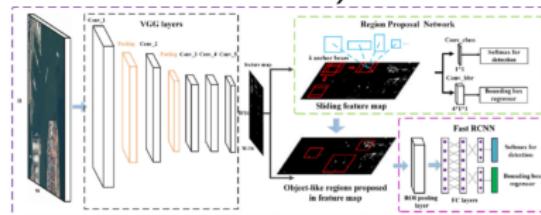
Пример функционирования детектора (Faster R-CNN)



# Задача детекции

- **Задача:** по входному изображению требуется найти объекты заранее заданных классов и обвести их прямоугольником
- Сложнее, чем классификация, так как необходимо не только распознать класс, но и локализовать объект
- Существуют алгоритмы, которые решают эту задачу в т. ч. в реальном времени
  - Faster R-CNN, YOLO, SSD

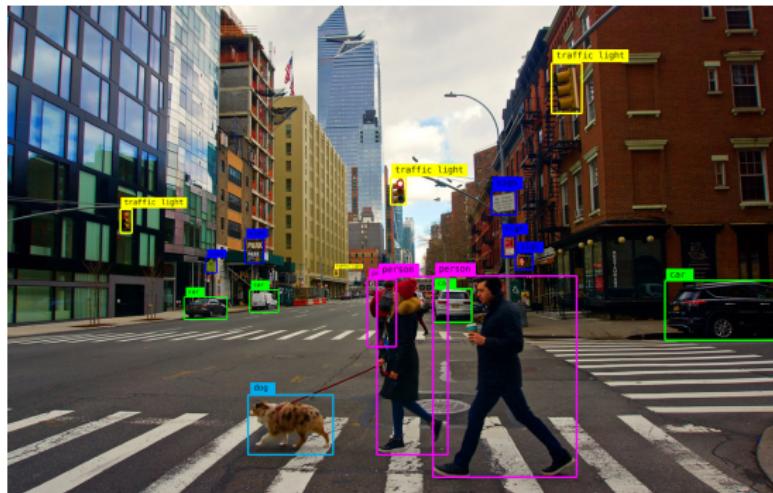
Пример функционирования детектора (Faster R-CNN)



Основные представители:

- 2013 — Overfeat
- 2014 — R-CNN
- 2015 — Faster R-CNN
- 2015 — YOLO
- 2015 — SSD
- 2016 — R-FCN
- 2017 — FPN
- 2017 — RetinaNet
- 2019 — CenterNet

# Пример работы детектора



# Задача сегментации

- **Задача:** по входному изображению найти объекты заранее заданных классов и выдать попиксельную маску объекта

# Задача сегментации

- **Задача:** по входному изображению найти объекты заранее заданных классов и выдать попиксельную маску объекта
- Сложнее, чем детекция — нужно точно определять границы объекта, а не просто заключить в рамку

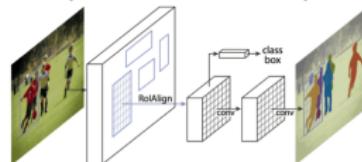
# Задача сегментации

- **Задача:** по входному изображению найти объекты заранее заданных классов и выдать пиксельную маску объекта
- Сложнее, чем детекция — нужно точно определять границы объекта, а не просто заключить в рамку
- На данный момент существуют алгоритмы-комбайны (решающие одновременно задачи классификации, детекции и сегментации)

# Задача сегментации

- **Задача:** по входному изображению найти объекты заранее заданных классов и выдать пиксельную маску объекта
- Сложнее, чем детекция — нужно точно определять границы объекта, а не просто заключить в рамку
- На данный момент существуют алгоритмы-комбайны (решающие одновременно задачи классификации, детекции и сегментации)

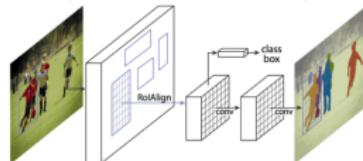
Пример функционирования решения-комбайна  
(Mask R-CNN)



# Задача сегментации

- **Задача:** по входному изображению найти объекты заранее заданных классов и выдать попиксельную маску объекта
- Сложнее, чем детекция — нужно точно определять границы объекта, а не просто заключить в рамку
- На данный момент существуют алгоритмы-комбайны (решающие одновременно задачи классификации, детекции и сегментации)

Пример функционирования решения-комбайна (Mask R-CNN)



Основные представители:

- 2014 — FCN
- 2015 — U-Net
- 2015 — SegNet
- 2016 — RefineNet
- 2016 — PSPNet
- 2017 — Mask R-CNN
- 2018 — DeepLabv3+
- 2020 — ResNeSt
- 2020 — DetectoRS

# Пример работы решения-комбайна



# Задачи улучшения изображений

- **Задача сверхразрешения:**  
увеличить пространственное  
разрешение фотографии /  
видео-кадра

# Задачи улучшения изображений

- **Задача сверхразрешения:**  
увеличить пространственное  
разрешение фотографии /  
видео-кадра
- **Метод решения:** применить  
нейронную сеть, заранее  
обученную на множестве  
картинок / видео

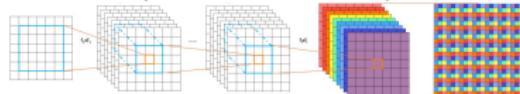
# Задачи улучшения изображений

- **Задача сверхразрешения:**  
увеличить пространственное  
разрешение фотографии /  
видео-кадра
- **Метод решения:** применить  
нейронную сеть, заранее  
обученную на множестве  
картинок / видео
- **Цель:** улучшить классические  
алгоритмы интерполяции

# Задачи улучшения изображений

- **Задача сверхразрешения:** увеличить пространственное разрешение фотографии / видео-кадра
- **Метод решения:** применить нейронную сеть, заранее обученную на множестве картинок / видео
- **Цель:** улучшить классические алгоритмы интерполяции

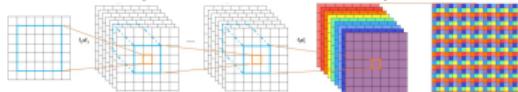
Пример функционирования алгоритма сверхразрешения  
(ESPCN, 2016)



# Задачи улучшения изображений

- **Задача сверхразрешения:** увеличить пространственное разрешение фотографии / видео-кадра
- **Метод решения:** применить нейронную сеть, заранее обученную на множестве картинок / видео
- **Цель:** улучшить классические алгоритмы интерполяции

Пример функционирования алгоритма сверхразрешения  
(ESPCN, 2016)

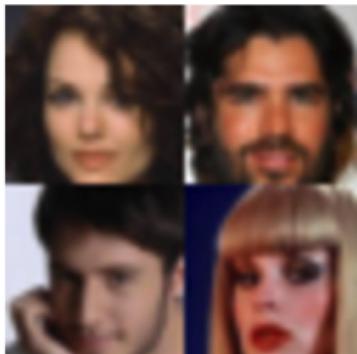


Метод сверхразрешения	PSNR
Бикубическая интерполяция	24.32
Бикубическая интерполяция + GIMP	24.69
Бикубическая интерполяция + Photoshop	24.72
<i>Нейро сверхразрешение</i>	<i>27.20</i>

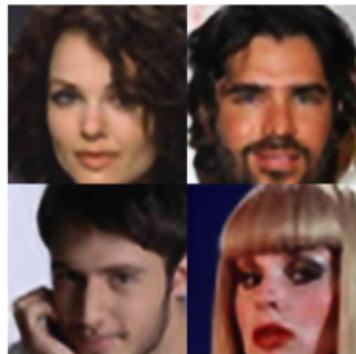
# Задачи улучшения изображений

## Сверхразрешение для лиц — пример

Бикубическая интерполяция: PSNR = 24.32



Нейросверх-разрешение: PSNR = 27.20



Малоразмерный вход

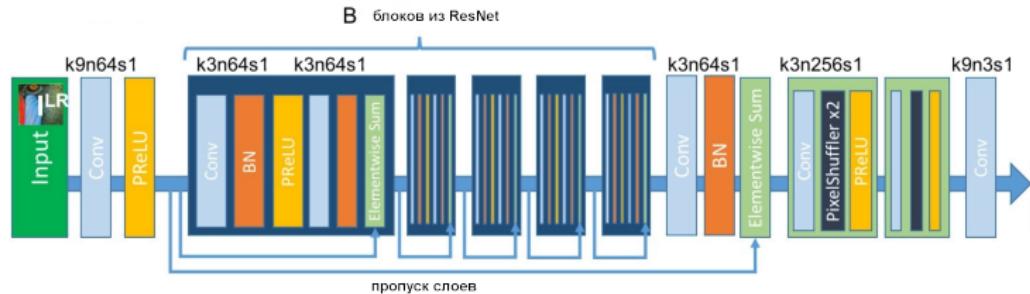
# Задачи улучшения изображений

- **Задача:** улучшить качество дефектных изображений
  - Устранить смаз (motion blur)
  - Устранить размытие (defocus blur)
  - Удалить артефакты, являющиеся результатом попытки устранить дефекты зашитым в устройстве алгоритмом (image reconstruction)

# Задачи улучшения изображений

- **Задача:** улучшить качество дефектных изображений
  - Устранить смаз (motion blur)
  - Устранить размытие (defocus blur)
  - Удалить артефакты, являющиеся результатом попытки устранить дефекты зашитым в устройстве алгоритмом (image reconstruction)

Пример функционирования алгоритма деблюра (SRGAN, 2016)



# Задачи улучшения изображений

## Деблюр для лиц — пример

Исходное размытие



Классический Wiener



Коммерческое решение



Нейросетевое решение



# Примеры прикладных задач

## Распознавание автомобильных номеров

- **Задача:** по видеопотоку детектировать транспортное средство и распознать госномер

# Примеры прикладных задач

## Распознавание автомобильных номеров

- **Задача:** по видеопотоку детектировать транспортное средство и распознать госномер
- Зачастую итоговое решение состоит из следующих модулей:
  - Детектирование автомобиля
  - Распознавание марки и модели (опционально)
  - Трекинг автомобиля
  - Детектирование номера
  - Распознавание номера
  - Объединение результатов с разных кадров / поиск ключевых кадров

# Примеры прикладных задач

## Распознавание автомобильных номеров

- **Задача:** по видеопотоку детектировать транспортное средство и распознать госномер
- Зачастую итоговое решение состоит из следующих модулей:
  - Детектирование автомобиля
  - Распознавание марки и модели (опционально)
  - Трекинг автомобиля
  - Детектирование номера
  - Распознавание номера
  - Объединение результатов с разных кадров / поиск ключевых кадров



# Примеры прикладных задач

## Ре-идентификация пешеходов

- Задача: идентифицировать пешеходов на камерах наблюдения

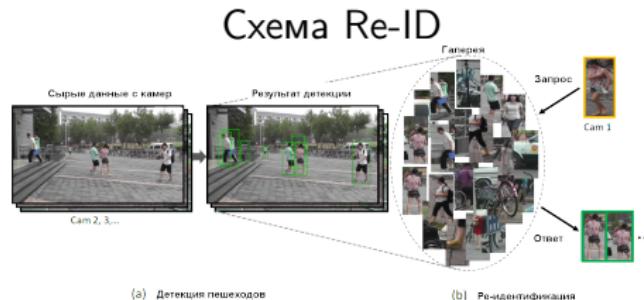
## Ре-идентификация пешеходов

- Задача: идентифицировать пешеходов на камерах наблюдения
- Метод решения:
  - Детектирование пешеходов
  - Трекинг пешеходов
  - Извлечение признаков
  - Поиск в пространстве признаков

# Примеры прикладных задач

## Ре-идентификация пешеходов

- Задача: идентифицировать пешеходов на камерах наблюдения
- Метод решения:
  - Детектирование пешеходов
  - Трекинг пешеходов
  - Извлечение признаков
  - Поиск в пространстве признаков



# Примеры прикладных задач

## Распознавание лиц

- **Задача:** по входному изображению лица распознать человека.

Есть два подтипа задач:

- **Верификация** — принадлежат ли две входные картинки одному человеку?
- **Идентификация** — нахождение в базе данных человека, фотография которого подана на вход

# Примеры прикладных задач

## Распознавание лиц

- **Задача:** по входному изображению лица распознать человека.  
Есть два подтипа задач:
  - **Верификация** — принадлежат ли две входные картинки одному человеку?
  - **Идентификация** — нахождение в базе данных человека, фотография которого подана на вход
- **Метод решения:** с помощью каскада СНС

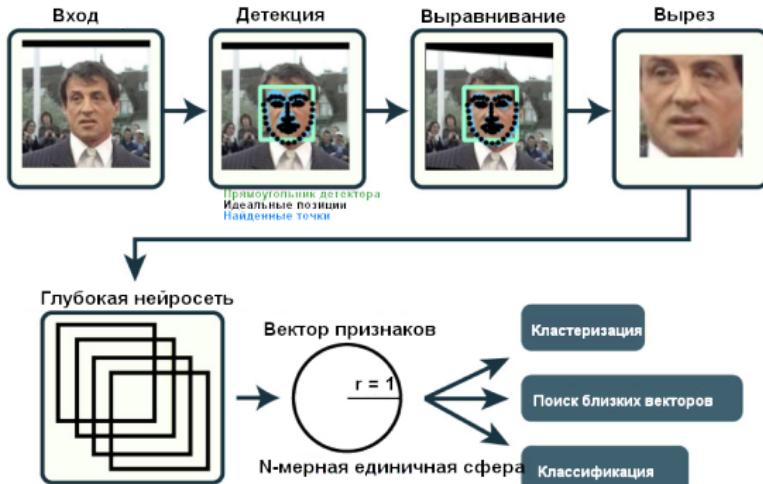
# Примеры прикладных задач

## Распознавание лиц

- **Задача:** по входному изображению лица распознать человека.  
Есть два подтипа задач:
  - **Верификация** — принадлежат ли две входные картинки одному человеку?
  - **Идентификация** — нахождение в базе данных человека, фотография которого подана на вход
- **Метод решения:** с помощью каскада СНС
- Главная особенность — нахождение N-мерного вектора признаков, соответствующего данному человеку

# Примеры прикладных задач

## Типичная система распознавания лиц:



## Синтез (создание) лиц

- **Задача:** сгенерировать набор синтетических лиц, неотличимых от реальных фотографий
  - Зачастую нужно для расширения обучающей выборки для задачи распознавания лиц
  - Необходимо генерировать как можно больше разных личностей

## Синтез (создание) лиц

- **Задача:** сгенерировать набор синтетических лиц, неотличимых от реальных фотографий
  - Зачастую нужно для расширения обучающей выборки для задачи распознавания лиц
  - Необходимо генерировать как можно больше разных личностей
- **Метод решения:** с помощью специальных **генеративных состязательных нейросетей (GAN)**

# Примеры прикладных задач

Какое из этих лиц — синтетическое<sup>6</sup>?



<sup>6</sup><https://thispersondoesnotexist.com>

Спасибо за внимание!