

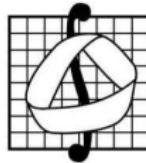
Нейронные сети

Лекция 1. Введение в машинное обучение и компьютерное зрение

Иванов И.Е.

МаТИС

12 сентября 2025г.



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 MaTIC
- В качестве научных консультантов работают или работали с такими крупнейшими российскими и международными компаниями как Нейроком, LSI Research, Fotonation, Huawei, Yandex, Papa Johns 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)

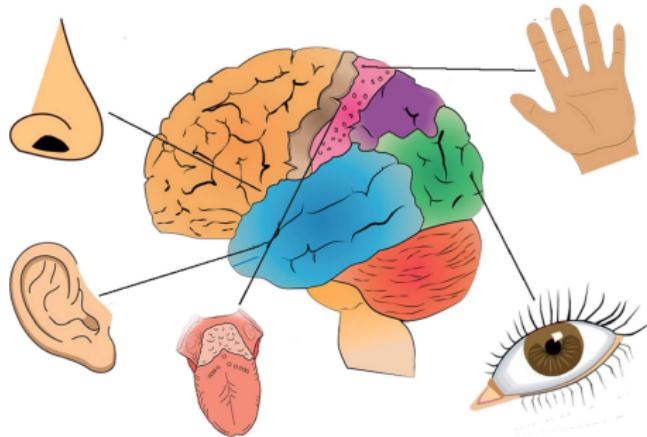
- Может мыслить, принимать решения, анализировать информацию

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 зрение¹
- Около 9 % информации поступает через слух

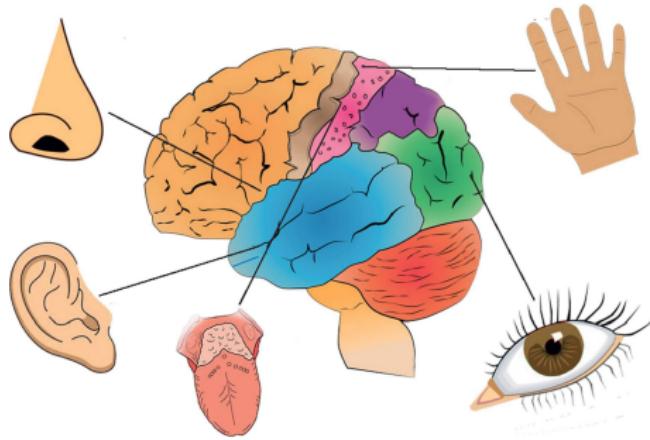


¹https://www.rlsnet.ru/books_book_id_2_page_40.htm



Взаимодействие со средой

- Около 90 % информации поступает через зрение¹
- Около 9 % информации поступает через слух



Вывод

Чтобы построить интеллектуальную систему, её необходимо научить взаимодействовать со средой

¹https://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 семестра 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

- 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/tnn2025autumn>

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

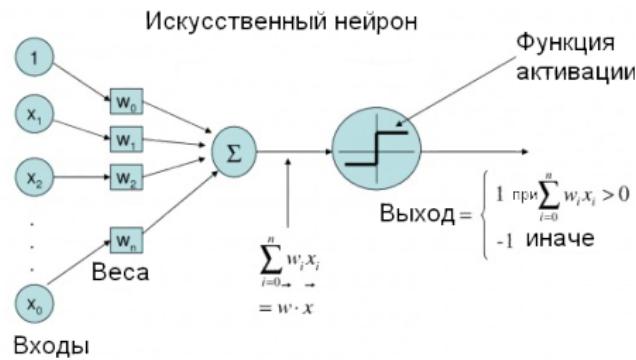
- На данный момент подавляющее большинство алгоритмов при работе с компьютерным зрением использует нейронные сети

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)

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)
- 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 свёрточных 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

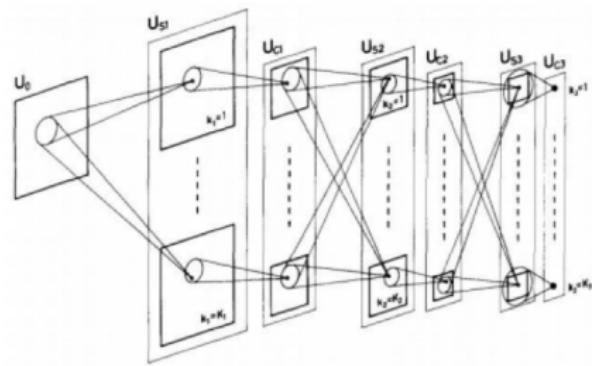
Неокогнитрон

- 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

- Фуксима 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

- 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

²<https://arxiv.org>

³<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:

²<https://arxiv.org>

³<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)

²<https://arxiv.org>

³<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

²<https://arxiv.org>

³<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 (arxiv², github³)

²<https://arxiv.org>

³<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.

⁴<https://colab.research.google.com>

⁵<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

⁴<https://colab.research.google.com>

⁵<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 Colaboratory⁴ либо Amazon Web Services⁵)

⁴<https://colab.research.google.com>

⁵<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

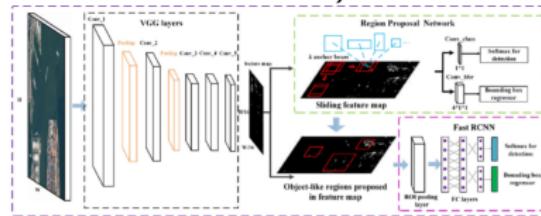
Задача детекции

- **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

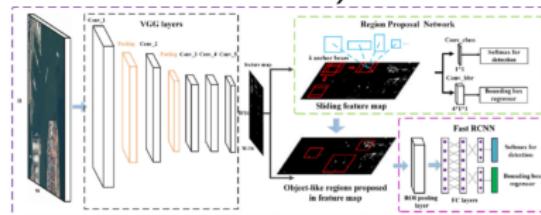
Пример функционирования детектора (Faster R-CNN)



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)

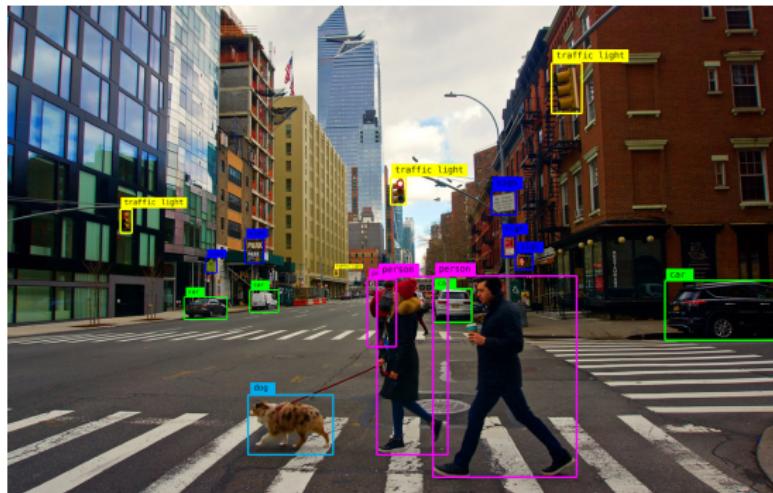


Основные представители:

- 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

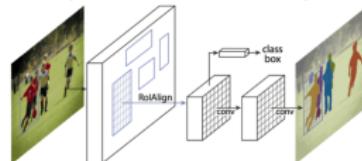
Задача сегментации

- **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)

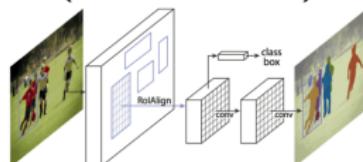
Пример функционирования решения-комбайна
(Mask R-CNN)



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

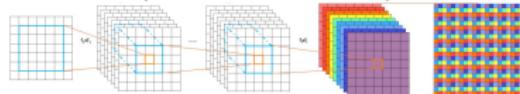
Задачи улучшения изображений

- **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

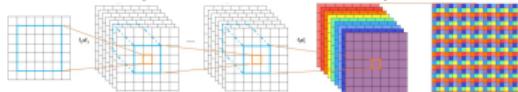
Пример функционирования алгоритма сверхразрешения
(ESPCN, 2016)



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)

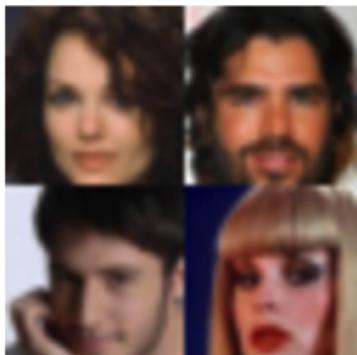


Метод сверхразрешения	PSNR
Бикубическая интерполяция	24.32
Бикубическая интерполяция + GIMP	24.69
Бикубическая интерполяция + Photoshop	24.72
<i>Нейро сверхразрешение</i>	<i>27.20</i>

Задачи улучшения изображений

Сверхразрешение для лиц — пример

Бикубическая интерполяция: PSNR = 24.32



Нейросверх-разрешение: PSNR = 27.20



Малоразмерный вход

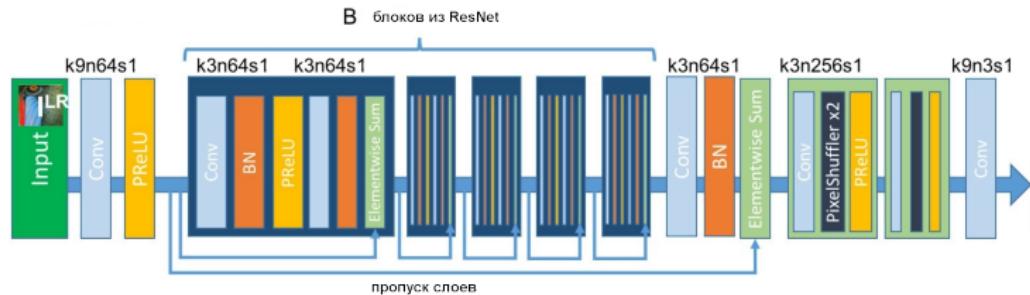
Задачи улучшения изображений

- **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

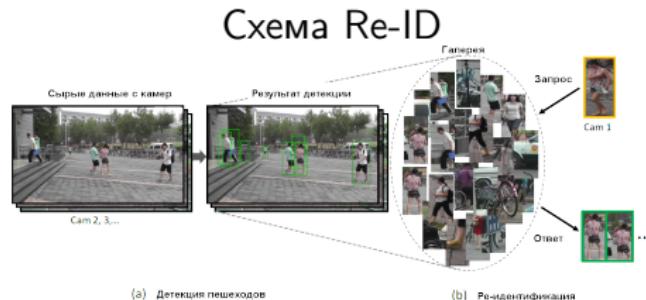
Ре-идентификация пешеходов

- 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

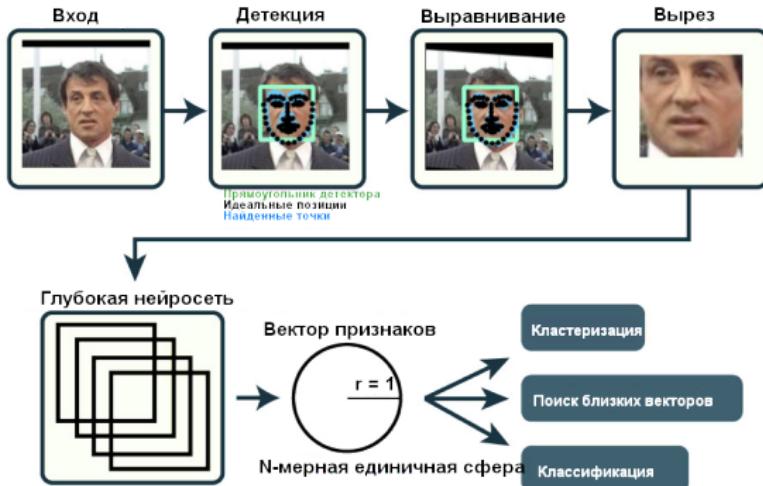
Примеры прикладных задач

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 — синтетическое⁶?



⁶<https://thispersondoesnotexist.com>



Спасибо за внимание!