



Машинное обучение

[Виктор Владимирович Китов](#)

Навигация по темам учебника доступна слева вверху

(три палочки на мобильных устройствах).

Почта для обратной связи: deepmachinelearning@yandex.ru.

[Условные обозначения](#) учебника.

[Лицензия](#) на использование материалов.

Вы можете помочь:

- Напишите, если учебник помог вам разобраться в какой-то теме, живой отклик всегда ценен!
- Расскажите об учебнике своим друзьям и коллегам по работе.
- Напишите обратную связь по материалам учебника.
- Напишите, если заметите опечатки и ошибки (даже незначительные) в тексте или работе сайта.

[Следующая страница](#)

[Введение »](#)



🏠 Глубокое обучение

Глубокое обучение

[Виктор Владимирович Китов](#)

Навигация по темам учебника доступна слева вверху

(три палочки на мобильных устройствах).

Почта для обратной связи: deepmachinelearning@yandex.ru.

[Условные обозначения](#) учебника.

[Лицензия](#) на использование материалов.

Вы можете помочь:

- Напишите, если учебник помог вам разобраться в какой-то теме, живой отклик всегда ценен!
- Расскажите об учебнике своим друзьям и коллегам по работе.
- Напишите обратную связь по материалам учебника.
- Напишите, если заметите опечатки и ошибки (даже незначительные) в тексте или работе сайта.

[Следующая страница](#)

[Введение »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов](#). [Новости проекта](#).



🏠 Введение

Содержание этой страницы

Посвящается моей жене Ирине.

Машинное и глубокое обучение

Машинное обучение (machine learning) решает задачу построения прогноза по входному описанию исследуемого **объекта** (object), при этом параметры **прогнозирующей функции** или **модели** не задаются явно, а определяются автоматически в результате [процедуры обучения](#) (model training) на так называемой **обучающей выборке** (training set) - размеченном (в [задаче с учителем](#)) или не размеченном (в [задаче без учителя](#)) наборе объектов.

Автоматическая настройка параметров позволяет существенно упростить и ускорить построение прогнозирующих моделей. Также это позволяет использовать более сложные модели, содержащие большое количество автоматически настраиваемых параметров, что повышает точность прогнозов.

Глубокое обучение (deep learning) представляет собой подобласть машинного обучения и решает те же самые задачи, используя более сложные многоуровневые вычисления, автоматически извлекающие более информативные признаки из первоначальных данных.

Перед изучением глубокого обучения убедитесь, что вы разобрались в базовых темах [машинного обучения](#):

- [Основы машинного обучения](#)
- [Подготовка данных](#)
- [Классификаторы в общем виде](#)
- [Оценка качества регрессии](#)
- [Оценка качества классификации](#)
- [Переобучение и недообучение](#)

В дальнейшем будет предполагаться знакомство читателя с этими разделами.

Не обязательной, но полезной для интерпретации работы моделей глубокого обучения будет глава про [интерпретацию сложных моделей](#).

Принцип глубокого обучения

Объекты представляются в виде исходного **низкоуровневого представления объектов** (raw representation).

Например, в обработке изображений низкоуровневым представлением изображения будет:

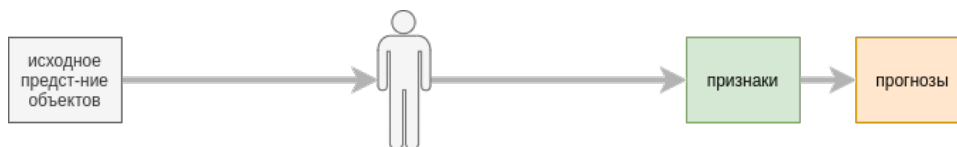
- матрица интенсивностей пикселей $I \in \mathbb{R}^{H \times W}$ (в случае черно-белого изображения $H \times W$);
- тензор интенсивностей $I \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$, представляющего объединение 3-х матриц для красного, зелёного и синего каналов (в случае цветного изображения $H \times W$).

При обработке звуков низкоуровневым представлением будет последовательность амплитуд (силы звуковой волны) в каждый момент времени.

Применять прогнозирующую модель к низкоуровневому представлению непрактично - слишком велика размерность признакового пространства, поэтому модель необходимо настраивать на небольшом числе высокоуровневых и информативных признаков (high level representation).

Традиционный подход в машинном обучении, называемый **неглубоким обучением** (shallow learning), полагается на человека при

генерации высокоуровневых признаков для прогнозирующей модели:



Для изображений, например, можно в качестве признаков построить распределение цветов по красному, зелёному и синему каналам, посчитать их средние и стандартные отклонения. Для звуков - среднюю силу звуковой волны, её стандартное отклонение, количество и длительность пауз и т.д.

Сразу понятны ограничения этого подхода:

- необходимо тратить ограниченные человеческие ресурсы на разработку признаков и создание процедуры их извлечения (медленно и долго);
- это в любом случае окажутся несложные преобразования (недостаточно эффективно для конечной задачи).

В глубоком обучении настраивается не только модель, но и последовательность преобразований, генерирующих признаки, которые будет использовать конечная модель для прогнозов:



Каждое преобразование генерирует **промежуточное представление признаков** (intermediate representation), которое с каждым последующим преобразованием получается всё более сложным и информативным.

Например, в случае изображений, сначала будут извлекаться границы, потом - углы, потом - геометрические фигуры, а начиная с некоторого этапа станут извлекаться уже сложные объекты, такие как глаз человека, колесо машины, окно дома, и т.д., на основе которых уже несложно будет решить итоговую задачу (например, классифицировать, что именно показано на изображении).

Преимущества подхода:

- извлечение информативных признаков происходит автоматически по данным - точно так же, как в машинном обучении производилась настройка прогнозирующей модели; не нужно расходовать человеческие ресурсы на извлечение признаков вручную.
- признаки подбираются быстрее, причём это будут более сложные и более подходящие признаки для конечной задачи, полученные в результате многомерной оптимизации.

Для применения глубокого обучения требуется гораздо больше обучающих данных, поскольку теперь настраиваются не только параметры модели, но и параметры промежуточных преобразований признаков!

Применительно к изображениям необходимы уже как минимум десятки тысяч размеченных примеров. Более сложные модели требуют обучающих выборок (называемых **датасетами** от англ. dataset), содержащих несколько миллионов обучающих примеров, таких как ImageNet [1], [2].

💡 СИЛА ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Глубокое обучение устраняет разрыв между исходным высокоразмерным низкоуровневым описанием объекта и конечной моделью, способной обрабатывать лишь маломерное компактное описание объекта из высокоуровневых признаков.

Принцип глубокого обучения успешно применяется и в других областях, таких как обработка текста, речи и графов.

- Какой ранее изученный подход классического машинного обучения идеологически похож на глубокое обучение?

Для реализации принципа глубокого обучения используются **нейросети** (neural networks), поскольку нейросеть представляет собой последовательность нелинейных преобразований, которые как раз и описывают последовательное преобразование признаков и построение прогноза по ним.

Нейросети показывают отличные результаты и зачастую способны решать широкий класс задач быстрее и лучше среднестатистического человека не только там, где нужно предсказать число (регрессия) или категорию (классификация), но и в более творческих задачах, где нужно сгенерировать изображение, текст, звук (например генерация вокала по словам песни) или граф (описывающий химическое соединение вещества или лекарства).

Сильный и слабый искусственный интеллект

Решение частных формализованных задач методами машинного обучения называется **слабым искусственным интеллектом** (или прикладным ИИ, narrow AI).

Также в научном сообществе существует гипотеза **общего искусственного интеллекта** (artificial general intelligence, AGI [3]), способного решать любую задачу путём самообучения и развития. Большим шагом к созданию общего искусственного интеллекта стало развитие больших языковых моделей (large language models), таких как ChatGPT, способных поддерживать разговор и отвечать на вопросы общего вида.

Также существует гипотеза **сильного искусственного интеллекта** (strong AI), способного мыслить и осознавать себя как отдельную личность (artificial consciousness). Насколько искусственно созданная система теоретически способна к этому - большой философский вопрос.

Автор книги эту гипотезу не разделяет. Скорее всего, будет создан общий искусственный интеллект, способный качественно имитировать самосознание живых людей.

Детальнее о видах искусственного интеллекта по уровню решаемых задач можно прочитать в [4].

Развитие глубокого обучения

Глубокое обучение получило импульс к развитию в 2010-х годах с появлением

- доступных вычислительных мощностей, способных выполнять большие объёмы вычислений (графические ускорители, FPGA-чипы);
- больших обучающих выборок, содержащих миллионы размеченных наблюдений.

Глубокое обучение без преувеличения осуществляет революцию в экономике, политике и социальной сфере. Глубокие нейросети позволяют быстрее и эффективнее осуществлять торговлю на бирже (см. algorithmic trading [5]), управлять технологическими процессами, распознавать людей в системах видеонаблюдения, отслеживать и предугадывать поведение клиентов по их поведению в сети, перемещениям и финансовым транзакциям, генерировать реалистичные тексты, изображения, звуки и видео, практически неотличимые от настоящих, а также компилируемый программный код по запросу. Нейросети постепенно вытесняют людей даже из таких творческих профессий, как написание рассказов, рисование графических сюжетов и создание музыки.

Этические вопросы

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта несёт в себе не только возможности, но и вызовы, которые широко обсуждаются не только в экспертном сообществе, но и в среде обычных пользователей.

Риски глубокого обучения заключаются в том, что его технологии

- приводят к вытеснению людей из многих профессий;
- позволяют создавать фейковые новости, практически неотличимые от настоящих;
- способствуют тому, что погружённость и вовлечённость людей смещаются из реального мира в виртуальный;
- дают очень большую власть над обществом, причём технологии концентрируются в узком круге больших компаний, обладающих данными и оборудованием для внедрения и развития этой науки.

Изучающим глубокое обучение необходимо задаться вопросами, насколько их деятельность приводит к положительным изменениям в обществе? Делает ли она общество более свободным, расширяя его возможности или, наоборот, делает его заложником технологий и контролирующих их компаний?

Технологии существуют для человека, а не человек для технологий.

Однозначных и простых ответов, как справиться с вызовами новых технологий так, чтобы общество воспользовалось их преимуществами, не став при этом их заложником, пока нет. Это сложная этическая проблема, которая должна решаться сообща государствами, технологическими компаниями и общественными движениями. Заинтересованные читатели могут подробнее ознакомиться с проблемой в книге со-основателя DeepMind и Inflection AI Мустафы Сулеймана “The coming wave: AI, power, and our future.” [6].

Литература

1. [Wikipedia: ImageNet.](#)
2. [Официальный сайт датасета ImageNet.](#)
3. [Wikipedia: Artificial general intelligence.](#)

4. [ibm.com. What is artificial general intelligence \(AGI\)?](https://www.ibm.com/press/us/2020/04/20200420-ai-general-intelligence/)
5. [Wikipedia: Algorithmic trading.](https://en.wikipedia.org/wiki/Algorithmic_trading)
6. [Suleyman M. The coming wave: AI, power, and our future. — Random House, 2025.](#)

[Предыдущая страница](#)
[« Глубокое обучение](#)

[Следующая страница](#)
[Обзор задач глубокого обучения »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов. Новости проекта.](#)



[🏠 Обзор задач глубокого обучения](#)

Обзор задач глубокого обучения

В этом разделе вы познакомитесь с основными задачами, решаемыми с помощью глубоких нейронных сетей, для различных типов данных. Подробно будут разобраны задачи, решаемые с помощью нейросетей для изображений, видеоданных, текстов, звуков и графов.

[□ Обработка изображений](#)

[Задачи нейронных сетей при обработке изображений.](#)

[□ Обработка видео](#)

[Задачи нейронных сетей для обработки и генерации видеоданных. Нейросетевая обработка видео данных.](#)

[□ Обработка текста](#)

[Задачи нейронных сетей для обработки текстов.](#)

[□ Обработка звука](#)

[Задачи нейронных сетей для обработки и генерации звуков. Способы представления звука.](#)

[□ Обработка графов](#)

[Задачи нейронных сетей для обработки графов. Данные, представимые в виде графов.](#)

[□ Другие области применения](#)

[Применения нейронных сетей для разных типов данных.](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Введение](#)

[Следующая страница](#)
[Обработка изображений »](#)



🏠 Основы нейросетевых архитектур

Основы нейросетевых архитектур

В этом разделе вы познакомитесь с простейшей и самой распространённой архитектурой нейронной сети для независимой обработки векторных данных - многослойным персептроном (multilayer perceptron), а также будут изучены его свойства.

[□ Модель нейрона](#)

[Модель нейрона в нейронных сетях. Функции активации для решения задачи регрессии и классификации.](#)

[□ Многослойный персептрон](#)

[Определение и пример многослойного персептрона, полносвязные слои, расчёт числа параметров в них. Обучение представлений.](#)

[□ Функции активации](#)

[Основные функции активации в нейросетях. Определения, графики, примеры использования и отличия на качественном уровне.](#)

[□ Выходы нейросети и функции потерь](#)

[Выходы нейросети для задач регрессии, векторной регрессии, бинарной и многоклассовой классификации. Примеры функций потерь для каждого случая.](#)

[□ Симметрия в пространстве весов](#)

[Неоднозначность между прогностическими функциями и весами нейросети, множественность эквивалентных решений.](#)

[□ Моделирующие способности нейросети](#)

[Минимальное число слоёв нейронной сети для решения задачи классификации и регрессии. Мотивация использования глубоких нейронных сетей с большим...](#)

[□ Обучение представлений](#)

[Задача обучения промежуточных представлений \(representation learning\) в нейросетях. Геометрический смысл таких представлений, переводящих объекты мн...](#)

[Предыдущая страница](#)
[« Другие области применения](#)

[Следующая страница](#)
[Модель нейрона »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов. Новости проекта.](#)



[🏠 Обучение нейросетей](#)

Обучение нейросетей

В этом разделе вы познакомитесь с методами настройки параметров нейросетевых моделей.

[□ Оптимизаторы с постоянным шагом](#)

[Базовые градиентные методы настройки нейросетей - метод градиентного спуска, стохастического градиентного спуска, использование инерции и инерции Н...](#)

[□ Выбор шага обучения](#)

[Методы уменьшения шага обучения \(learning rate scheduling\) по ходу обучения нейросети.](#)

[□ Оптимизаторы с переменным шагом](#)

[Методы оптимизации для нейросетей - AdaGrad, RMSprop, Adam. Их идея - адаптивное изменение шага обучения вдоль каждой оси.](#)

[□ Классы точек стационарности](#)

[Типы точек стационарности у нелинейной функции - точки минимума, точки максимума и точки перегиба. Их объяснение через разложение Тейлора 2-го по...](#)

[□ Автоматическое дифференцирование](#)

[Метод обратного распространения ошибки \(backpropagation, backprop\), пример использования и его альтернативы для вычисления градиентов функции поте...](#)

[□ Инициализация](#)

[Методы инициализации весов нейросети перед её настройкой. Свойства сохранения дисперсии активаций и градиентов по слоям сети.](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Обучение представлений](#)



[🏠 Упрощение настройки](#)

Упрощение настройки

В этом разделе вы изучите популярные приемы, упрощающие и ускоряющие настройку нейронных сетей.

[□ Остаточный блок](#)

[Остаточный блок \(residual block\) и остаточная сеть \(residual net, ResNet\) для более быстрой и эффективной настройки нейросети.](#)

[□ Батч-нормализация](#)

[Батч-нормализация нейронной сети - определение, объяснение, логика работы в режиме обучения и применения сети.](#)

[□ Нормализация слоя](#)

[Нормализация слоя \(layer normalization, layer norm\) в нейронных сетях - определение, мотивация, преимущества, сравнение с батч-нормализацией.](#)

[□ Обрезка градиента](#)

[Обрезка градиента \(gradient clipping\) и адаптивная обрезка градиента \(adaptive gradient clipping\) в нейронных сетях.](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Остаточный блок »](#)



🏠 [Регуляризация при настройке нейросетей](#)

Регуляризация при настройке нейросетей

В этом разделе вы изучите регуляризацию при настройке нейросетей, т.е. внесение дополнительных ограничений на модель, чтобы она меньше переобучалась на данных.

[□ Регуляризация](#)

[Регуляризация моделей машинного обучения и нейронных сетей.](#)

[□ Регуляризация весов нейросети](#)

[Регуляризация весов нейросети - L1 и L2 регуляризация, формула, отличия.](#)

[□ Ограничение архитектуры](#)

[Способы регуляризации нейросетей через ограничение архитектуры и наложение ограничений на веса.](#)

[□ Трансферное обучение](#)

[Трансферное обучение \(transfer learning\) при настройке нейронных сетей. Виды трансферного обучения.](#)

[□ Ранняя остановка и зашумление входов](#)

[Ранняя остановка \(early stopping\) и зашумление признаков как способы регуляризации нейросети.](#)

[□ Аугментация данных](#)

[Аугментация данных в нейронных сетях и моделях машинного обучения.](#)

[□ Дропаут](#)

[Метод DropOut в нейронных сетях - алгоритм работы в режиме обучения и применения нейронной сети, мотивация и особенности настройки. Метод DropCo...](#)

[□ Прореживание сети](#)

[Методы прореживания нейронных сетей \(neural network pruning\).](#)

[□ Дополнительная литература](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Обрезка градиента](#)

[Следующая страница](#)

[Регуляризация »](#)



[🏠 Специальные архитектуры](#)

Специальные архитектуры

В этом разделе вы изучите популярные нейросетевые архитектуры, решающие специальные виды задач.

[☐ Сеть радиально-базисных функций](#)

[☐ Гиперсеть](#)

[Архитектура гиперсети \(hypernetwork\) - описание, схема, достоинства, мотивация применения.](#)

[☐ Автокодировщик](#)

[Архитектура автокодировщика в нейронных сетях, для чего используются автокодировщики, виды автокодировщиков.](#)

[☐ Контрастное обучение](#)

[Контрастное обучение с помощью сиамских нейронных сетей - определение, решаемые задачи, функции потерь, преимущества архитектуры.](#)

[☐ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Сеть радиально-базисных функций »](#)



🏠 [Локальная обработка последовательностей](#)

Локальная обработка последовательностей

В этом разделе вы изучите операции свёртки и пулинга для обработки последовательностей.

[□ Обработка структурированных данных](#)

[Структурированные данные и алгоритмы их обработки, используя операции свёртки и пулинга.](#)

[□ Операция свёртки](#)

[Обработка последовательностей и временных рядов с помощью одномерной свёртки для последовательности.](#)

[□ Гиперпараметры свёртки](#)

[Параметры и гиперпараметры свёрток - ядро, смещение, размер ядра, padding, stride, dilation.](#)

[□ Пулинг](#)

[Операция пулинга \(pooling\) для обработки последовательностей \(sequence data\) нейронными сетями.](#)

[□ Свёрточные сети для последовательностей](#)

[Свёрточные сети для обработки текстов и других последовательностей, пример архитектуры.](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Обработка структурированных данных »](#)



[🏠 Локальная обработка изображений](#)

Локальная обработка изображений

В этом разделе вы изучите извлечение признаков из изображений с помощью операций свёртки (convolution) и пулинга (pooling), их продвинутые версии, а также методы работы со свёрточными слоями нейросети.

[□ Представление изображений](#)

[Виды представления растровых изображений на компьютере - цветовые схемы.](#)

[□ Свёртка для изображений](#)

[Операция свёртки \(convolution\) для изображений - параметры свёртки и примеры свёрток для обработки изображений. Свёрточные слои в нейросети.](#)

[□ Параметры свёрток](#)

[Параметры и гиперпараметры свёрток для обработки изображений, примеры их вычисления.](#)

[□ Пулинг](#)

[Операция пулинга \(pooling\) для обработки изображений нейронными сетями.](#)

[□ Специальные виды свёрток](#)

[Специальные виды свёрток для эффективной обработки изображений.](#)

[□ Нормализация свёрточных слоёв](#)

[Виды нормализации свёрточных слоёв в нейросетях при обработке изображений.](#)

[□ Свёрточная сеть для изображений](#)

[Свёрточные нейронные сети для обработки изображений.](#)

[□ Интерпретация прогнозов](#)

[Интерпретация прогнозов свёрточных нейронных сетей и интерпретация отдельных свёрток.](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Свёрточные сети для последовательностей](#)

[Следующая страница](#)

[Представление изображений »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов. Новости проекта.](#)



🏠 Основные свёрточные архитектуры

Основные свёрточные архитектуры

В этом разделе вы познакомитесь с основными свёрточными архитектурами для классификации изображений.

[□ Соревнование на ImageNet](#)

[Соревнование на ImageNet по классификации изображений, датасет ImageNet и архитектуры сверточных сетей, которые победили в соревновании.](#)

[□ LeNet](#)

[Архитектура нейронной сети LeNet.](#)

[□ AlexNet и ZFNet](#)

[Архитектура свёрточных сетей AlexNet и ZFNet для классификации изображений на ImageNet.](#)

[□ VGG](#)

[Архитектура свёрточной сети VGG.](#)

[□ GoogLeNet](#)

[Основные идеи и архитектура, особенности настройки и применения нейронной сети GoogleNet \(Inception\).](#)

[□ ResNet](#)

[Модель ResNet - описание, варианты архитектуры, преимущества нейросети. Остаточные блоки \(residual connections\).](#)

[□ Развитие ResNet](#)

[Развитие и улучшения нейросети ResNet.](#)

[□ DenseNet](#)

[Архитектура нейросети DenseNet.](#)

[□ Мобильные архитектуры](#)

[Виды экономичных мобильных архитектур \(mobile architectures\) свёрточных нейронных сетей.](#)

[□ Дополнительная литература](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)
[Соревнование на ImageNet »](#)



[🏠 Семантическая сегментация](#)

Семантическая сегментация

В этом разделе вы изучите задачу семантической сегментации (semantic segmentation) на изображениях, состоящей в том, что необходимо классифицировать каждый пиксель изображения по тому, объект какого типа он покрывает. Также будут представлены меры качества для сегментации и базовые нейросетевые архитектуры для решения этой задачи.

[□ Семантическая сегментация](#)

[Задача семантической сегментации изображений.](#)

[□ Подходы к решению](#)

[Простые подходы к решению задачи семантической сегментации изображений и их ограничения.](#)

[□ Повышение разрешения](#)

[Методы повышения пространственного разрешения \(upsampling\) при нейросетевой обработке изображений.](#)

[□ Меры качества прогнозов](#)

[Меры качества оценки прогнозов семантической сегментации.](#)

[□ Fully Convolutional Network](#)

[Fully Convolutional Network для семантической сегментации изображений.](#)

[□ U-net и её развитие](#)

[Модель U-net для семантической сегментации изображений и её развитие.](#)

[□ Учёт контекста](#)

[Нейросетевые модели PSPnet и DeepLab, повышающие качество сегментации изображений за счёт учёта контекста.](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)
[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)
[Семантическая сегментация »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов. Новости проекта.](#)



[🏠 Детекция объектов](#)

Детекция объектов

В этом разделе вы познакомитесь с задачей детекции объектов (object detection) на изображениях - выделении всех объектов интересующих типов прямоугольными рамками с пометкой, объект какого типа выделен в каждом случае. Также будут рассмотрены основные нейросетевые архитектуры для решения задачи детекции.

[□ Детекция объектов](#)

[Задача детекции объектов на изображении и простой подход для её решения.](#)

[□ Оценка качества детекции](#)

[Методы оценки качества детекции объектов на изображениях.](#)

[□ Подавление немаксимумов](#)

[Алгоритм подавления немаксимумов \(non-maximum supression, NMS\) в задаче детекции объектов. Вариант мягкого подавления немаксимумов \(soft-NMS\).](#)

[□ YOLO](#)

[Модель YOLO для детекции объектов на изображении.](#)

[□ SSD](#)

[Метод SSD для детекции объектов на изображении.](#)

[□ Feature pyramid network](#)

[Метод feature pyramid network \(FPN\) для эффективного извлечения признаков изображения и детекции объектов.](#)

[□ RetinaNet](#)

[Модель RetinaNet для детекции объектов - архитектура, настройка, функции потерь, focal loss.](#)

[□ CornerNet](#)

[Модель CornerNet для детекции объектов на изображении, corner pooling.](#)

[□ CenterNet](#)

[Модель CenterNet для детекции объектов на изображениях.](#)

[□ Двухстадийные детекторы](#)

[Описание двухстадийных методов детекции объектов - faster R-CNN, fast R-CNN, R-CNN.](#)

[□ Деформируемые архитектуры](#)

[Деформируемая свёртка и деформируемый ROI пулинг для более локализованного извлечения признаков распознаваемого объекта в задачах сегментации и...](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Детекция объектов »](#)



[🏠 Сегментация объектов](#)

Сегментация объектов

В этом разделе вы познакомитесь с задачей сегментацией объектов (instance segmentation), в которой нужно каждый пиксель изображения классифицировать по типу, причём необходимо разделять объекты одного типа. Также вы узнаете базовые нейросетевые архитектуры для решения этой задачи.

[□ Сегментация объектов](#)

[Задача сегментации объектов \(инстанс сегментация, instance segmentation\). Двухстадийные и одностадийные методы сегментации.](#)

[□ Mask R-CNN](#)

[Нейросеть Mask R-CNN для задачи инстанс сегментации \(сегментации объектов на изображении\).](#)

[□ YOLACT](#)

[Нейросеть Mask R-CNN для задачи инстанс сегментации \(сегментации объектов на изображении\).](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)
[Сегментация объектов »](#)



🏠 [Эмбединги слов и параграфов](#)

Эмбединги слов и параграфов

В этом разделе вы изучите классические способы представления слов текста в виде вещественных векторов фиксированной длины (эмбедингов). Это важно для нейросетевой обработки текста, поскольку нейросетевые модели не умеют работать с категориальными объектами (такими, как слова), зато отлично справляются с обработкой вещественных векторов. Изученные методы применимы не только для представления слов в тексте, но и для представления любых дискретных объектов в последовательностях (нуклеотидов в последовательности ДНК, действий пользователя на сайте, товаров, купленных в интернет-магазине и т.д.)

[□ Эмбединги слов](#)

[Введение, что такое эмбединг слов, символов и любых дискретных объектов простыми словами.](#)

[□ Совстречаемость слов](#)

[Обучение эмбедингов слов с помощью счётчиков совстречаемости слов и используя меру PPMI.](#)

[□ Латентный семантический анализ](#)

[Снижение размерности эмбедингов слов и документов с помощью метода Latent Semantic Analysis \(LSA\).](#)

[□ Word2vec](#)

[Модели Word2vec \(CBOW и SkipGram\) и модель fastText для построения эмбедингов слов текста.](#)

[□ Оптимизация Skip-Gram](#)

[Вычислительно эффективные способы настройки модели Word2Vec на примере SkipGram, используя Hierarchical SoftMax и негативное сэмплирование \(negati...](#)

[□ Эмбединги параграфов](#)

[Базовые методы для построения эмбедингов предложений, параграфов и документов целиком.](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)
[«YOLACT](#)

[Следующая страница](#)
[Эмбединги слов »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов](#). [Новости проекта](#).



🏠 Рекуррентные сети

Рекуррентные сети

В этом разделе вы изучите новую архитектуру рекуррентных нейронных сетей, созданную для эффективной обработки и генерации данных, представленных в виде последовательностей элементов (текст, как последовательность слов; видео, как последовательность фреймов; звук как последовательность звуковых волн и т.д.).

[□ Рекуррентная сеть](#)

[Рекуррентная нейронная сеть \(recurrent neural network, RNN\) - определение, архитектура, применение и настройка.](#)

[□ Генерация последовательностей](#)

[Схема генерации текста и любых последовательностей с помощью рекуррентной нейронной сети.](#)

[□ Оценка качества языковых моделей](#)

[Методы оценки качества языковых моделей.](#)

[□ Жадный и лучевой поиск](#)

[Алгоритм жадного и лучевого поиска - описание, пример работы, сравнение и анализ.](#)

[□ Режимы применения](#)

[Типы рекуррентных нейронных сетей - схемы synchronous many2many, many2one, one2many, many2many.](#)

[□ Усложнения](#)

[Способы усложнения рекуррентных нейронных сетей.](#)

[□ LSTM и GRU](#)

[Рекуррентные нейросети LSTM и GRU - описание, сравнение, преимущества, примеры работы. Использование гейтов \(вентилей\) в рекуррентных нейронных...](#)

[□ Механизм внимания](#)

[Механизм внимания в рекуррентных нейронных сетях - описание механизма внимания, примеры использования механизма внимания в задачах машинного п...](#)

[□ Дополнительная литература](#)

[□ Вопросы](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Рекуррентная сеть »](#)



🏠 [Трансформер](#)

Трансформер

В этом разделе вы изучите продвинутый метод обработки и генерации последовательностей моделью трансформера (transformer), основанного на механизме внимания (attention mechanism).

[□ Трансформер](#)

[Модель трансформера - архитектура, преимущества, принцип работы.](#)

[□ Кодировщик](#)

[Кодировщик в модели трансформера и механизм самовнимания \(self-attention\).](#)

[□ Декодировщик](#)

[Декодировщик в модели трансформера, механизм самовнимания и кросс-внимания \(self-attention, cross-attention\). Виды внимания в трансформерах.](#)

[□ Позиционное кодирование](#)

[Позиционное кодирование в модели трансформера - метод, обоснование и пример работы.](#)

[□ Обучение трансформера](#)

[Особенности обучение модели трансформера.](#)

[□ Дополнительная литература](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Вопросы](#)

[Следующая страница](#)

[Трансформер »](#)



🏠 [Обработка графов](#)

Обработка графов

В этом разделе вы узнаете основные задачи, решаемые на данных, представимых с помощью графа, а также нейросетевые методы решения этих задач.

[▢ Типы графов](#)

[Основные виды графов, обобщения графов. Примеры. Матрица смежности и матрица степеней вершин графа.](#)

[▢ Изоморфизм графов](#)

[Изоморфизм графов-определение, примеры и правила преобразования матрицы смежности и матрицы степеней при изоморфизме.](#)

[▢ Задачи на графах](#)

[Виды задач, решаемых на графах нейронными сетями. Примеры прикладных задач из разных предметных областей.](#)

[▢ Решение задач на графах](#)

[Решение задач на графах с помощью нейронных сетей. Задачи регрессии и классификации графов целиком, а также регрессия и классификация отдельных вершин.](#)

[▢ Свёрточные графовые сети](#)

[Графовые нейронные сети-принцип работы, алгоритм передачи сообщений, свёртки на графах.](#)

[▢ Обучение графовых нейросетей](#)

[Обучение графовых нейросетей-формирование минибатчей, способы регуляризации.](#)

[▢ Геометрические эмбединги](#)

[Методы DeepWalk и Node2vec и использование автокодировщика для построения эмбедингов вершин графа \(node embeddings\).](#)

[□ Дополнительная литература](#)

[Предыдущая страница](#)

[« Дополнительная литература](#)

[Следующая страница](#)

[Типы графов »](#)

© 2023-25 [Виктор Китов. Новости проекта.](#)



🏠 [Заключение](#)

Заключение

💡 УЧЕБНИК ДОРАБАТЫВАЕТСЯ...

Учебник дорабатывается, периодически могут появляться новые темы и улучшаться описания существующих. Обновления учебника вы можете отслеживать в [телеграм-канале проекта](#).

Для дальнейшего погружения в увлекательный мир нейросетей рекомендуем установить нейросетевую библиотеку [PyTorch](#), изучить её [документацию](#) и [github-реализации](#) изученных архитектур, чтобы понимать не только заложенные в них принципы, но и знать, как они реализуются.

Задачей учебника было познакомить вас с основными понятиями и задачами глубокого обучения, рассказать про базовые блоки, из которых строятся современные нейросетевые архитектуры. Чтобы узнать самые свежие инновации в области нейросетей, рекомендуем использовать сайт [paperswithcode.com](#), на котором регулярно обновляются рейтинги лучших методов глубокого обучения для различных приложений.

Желаем успехов!

[Предыдущая страница](#)

[« Дополнительная литература](#)