

У  
НЕИ  
РОС  
ЕТИ

КАМАЕВ ИВАН СЕРГЕЕВИЧ

Иван Камаев

# Нейросети

«Автор»

2023

**Камаев И. С.**

Нейросети / И. С. Камаев — «Автор», 2023

Эта книга расскажет Вам об истории создания искусственного интеллекта, о его зарождение, о принципах работы и применение в повседневной жизни. Перспективы развития и применения в различных областях. Возможно эта книга вдохновит Вас на создание нечто нового с применением ИИ для Вашего удобства, либо для удобства Вашего бизнеса. Желаю вам успехов во всех начинаниях. С уважением, Камаев Иван.

© Камаев И. С., 2023

© Автор, 2023

# Содержание

Благодарности	5
Предисловие	6
Глава 1: Введение	7
Определение нейронных сетей	7
Сравнение между биологическими и искусственными нейронными сетями	9
Глава 2: Типы нейронных сетей	10
Фидфорвардные нейронные сети	10
Рекуррентные нейронные сети	11
Конволюционные нейронные сети	12
Глубокие нейронные сети	13
Автоэнкодерные нейронные сети	14
Конец ознакомительного фрагмента.	16

# **Иван Камаев**

## **Нейросети**

### **Благодарности**

Моим родителям, любимой жене Анастасии, чудесной доченьке Елизавете. С вашей поддержкой все возможно.

## Предисловие

Текущее десятилетие-интересное время для развития Искусственного Интеллекта (И.И.)основанного на нейронных сетях (обучения нейронных сетей) в частности на структуре и функции человеческого мозга. Разработки начались в далёких 1940х годах 20го века.Но ввиду несовершенства технологий и узкого круга применения,технология была убрана "на полку пылиться и ждать своего часа.Лишь в 2022г технология ИИ была доработана и предстала перед нами в виде сайтов с возможностью задавать вопросы и получать полные,подробные ответы за пару минут.Один из таких сайтов ChatGPT. Команда несколько лет работала над этой системой ИИ основанного на обучении нейронных связей.На текущей момент ИИ обучаетс ежесекундно, он изучает интернет, изучает данные которые загружаются в сеть в данную секунду. При всем этом простой пользователь может задать вопрос и получить на него развёрнутый ответ. Один из инвесторов CharGPT является Илон Маск,я полагаю что если ты,дорогой читатель,читаешь эту книгу,то знаешь что это за человек.В Этой книге я попытаюсь простым языком и более детально объяснить тебе что такое ИИ и как он работает на основе нейронных сетей.В каких областях будут применяться технологии ИИ.в этой книге мы поговорим не о ближайших 1-5 годах,а о ближайших 10-50 годах. Только представьте себе что через каких то 10-20 лет Вы сможете общаться,консультироваться со своим личным "помощником" как Тони Старк в фильмах "Железный Человек-1,2,3". Получать советы о спортивных тренировках на основе вашего индивидуального строения тела и необходимого потребления колорий. Советы о своевременных профилактических медицинских прохождений обследований. Так же многое и многое другое. В этой книге дорогой читатель,я хочу донести до тебя как широка область применения ИИ в реальном мире.хочу чтобы ты понял,что сейчас ты стоишь у истоков развития ИИ,именно в формате исследователя т.е. ты задаёшь вопрос и получаешь развёрнутый ответ,и это формат-лишь росток ИИ из которого вырастет сильное,здоровое,большое дерево,которое будет давать свои плоды в виде советов,подсказок как поступить в той или иной ситуации,экономят время и финансы,а в целом для более комфортного проживания человека на планете Земля.

# Глава 1: Введение

## Определение нейронных сетей

Нейронные сети – это тип вычислительной модели, основанный на структуре и функции человеческого мозга. Они представляют собой подмножество алгоритмов машинного обучения, предназначенных для распознавания сложных закономерностей и взаимосвязей в данных. Нейронные сети состоят из взаимосвязанных узлов или нейронов, которые организованы в слои. Каждый нейрон способен обрабатывать информацию и принимать простые решения на основе этой информации. Выходные данные с одного слоя нейронов передаются на следующий слой, где они подвергаются дальнейшей обработке и анализу.

Выходные данные с одного слоя нейронов передаются на следующий слой, где они подвергаются дальнейшей обработке и анализу. Нейронные сети можно обучать на больших массивах данных, чтобы научиться распознавать закономерности, классифицировать объекты или делать прогнозы относительно будущих событий. Они находят многочисленные применения в таких областях, как компьютерное зрение, обработка естественного языка, робототехника и финансы.

Краткая история нейронных сетей

История нейронных сетей берет свое начало в начале 1940-х годов, когда нейрофизиолог Уоррен Маккалох (Нейрофизиолог Уоррен Маккалох)

Одним из наиболее известных достижений Маккалоха является его работа в области описания механизмов зрительного восприятия, которая помогла установить, как мозг обрабатывает и анализирует информацию, полученную от глаз.

Маккалох также был активным сторонником применения нейронауки в образовании и научном исследовании. Он умер в 2018 году, но его научные достижения продолжают влиять на нашу жизнь и работу в области нейронауки.

Маккалох продолжал исследовать механизмы зрительного восприятия до конца своей жизни и внес значительный вклад в развитие этой области науки. Его работы повлияли на многих других ученых и были широко изучены в научном сообществе.

В дополнение к своим научным достижениям, Маккалох также был знаменит своей способностью преподавать сложные научные концепции простым и доступным языком. Благодаря этому он вдохновил и обучил многих будущих нейрофизиологов и научных исследователей.

Сегодня его научные труды являются одними из самых ценных источников знаний в области нейронауки, и его наследие продолжает влиять на развитие науки о мозге и нервной системе.) и логик Уолтер Питтс (Логик Уолтер Питтс был американским математиком, который сделал важные вклады в теорию булевых алгебр и математическую логику. Его работа помогла установить основы теории конечных автоматов и схем, а также исследовать свойства логических функций и операций. Он также внёс значительный вклад в развитие алгебры логики, создав многообразие алгебр, включая такие, как алгебры Поста, алгебры Линденбаума-Тарского и алгебры Бухи. Питтс также известен своей работой над теорией вычислимости и машинами Тьюринга.) совместно разработали математическую модель нейрона. Их работа заложила основу для того, что сегодня известно как искусственные нейронные сети. Первая созданная нейросеть принадлежит Френку Розенблатту. Она называется "Персептрон" и была создана в 1957 году. На тот момент это была первая нейронная сеть, способная обучаться и решать простые задачи. Она состоит из одного нейрона и может использоваться для бинарной классификации.

Перцептрон был вдохновлен работами Уоррена Маккалока и Уолтера Питтса, которые в 1943 году предложили модель искусственного нейрона. Розенблатт разработал свою модель и использовал ее для классификации изображений. Он использовал перцептрон для определения, является ли изображение буквой "X" или нет.

Хотя перцептрон не может решать сложные задачи, он считается одним из краеугольных камней искусственного интеллекта и нейронных сетей

В 1960-х и 1970-х годах исследования в области нейронных сетей продолжали развиваться, разрабатывались новые модели и архитектуры. Однако ограничения доступных вычислительных мощностей затрудняли применение нейронных сетей для решения реальных задач. В результате в 1980-х и 1990-х годах исследования в области нейронных сетей пошли на спад, поскольку другие методы машинного обучения, такие как деревья решений и машины векторов поддержки, набрали популярность.

Возрождение нейронных сетей произошло в начале 2000-х годов благодаря нескольким событиям. Одним из ключевых факторов стала доступность больших наборов данных и высокопроизводительных вычислительных систем, которые позволили исследователям обучать и тестировать сложные модели нейронных сетей. Другим важным событием стало открытие новых архитектур, таких как глубокие нейронные сети, которые имеют несколько слоев нейронов и могут обучаться на больших объемах данных. Успеху современных нейронных сетей также способствовало внедрение алгоритма обратного распространения (backpropagation), позволяющего регулировать веса в нейронной сети.

Сегодня нейронные сети широко используются во многих приложениях, включая распознавание изображений и речи, обработку естественного языка и автономные транспортные средства. Область нейронных сетей продолжает развиваться, и исследователи постоянно изучают новые архитектуры и методы для улучшения их производительности и расширения возможностей.

## **Сравнение между биологическими и искусственными нейронными сетями**

Биологические нейронные сети  
искусственные нейронные сети основаны на концепции взаимосвязанных нейронов, обрабатывающих информацию. Однако между этими двумя типами сетей есть существенные различия:

**Структура:** Биологические нейронные сети – это очень сложные и взаимосвязанные структуры, состоящие из миллионов или миллиардов нейронов, в то время как искусственные нейронные сети – это относительно простые структуры, которые обычно состоят всего из нескольких тысяч нейронов.

**Функция:** Биологические нейронные сети обладают высокой адаптивностью и могут учиться на опыте, в то время как искусственные нейронные сети предназначены для обучения на основе данных и составления прогнозов или классификаций на основе этих данных.

**Скорость обработки:** Биологические нейронные сети могут обрабатывать информацию с очень высокой скоростью, в то время как искусственные нейронные сети обычно работают медленнее и требуют значительной вычислительной мощности.

**Устойчивость к шуму:** Биологические нейронные сети очень надежны и могут хорошо функционировать даже в шумных или неоднозначных ситуациях, в то время как искусственные нейронные сети более чувствительны к шуму и требуют большого количества высококачественных данных.

**Энергоэффективность:** Биологические нейронные сети отличаются высокой энергоэффективностью, в то время как искусственные нейронные сети требуют значительного количества энергии для работы, особенно по мере увеличения их сложности.

Несмотря на эти различия, искусственные нейронные сети доказали свою высокую эффективность во многих приложениях и имеют потенциал стать еще более мощными по мере дальнейшего развития исследований. Понимание различий между биологическими и искусственными нейронными сетями важно для разработки более эффективных и действенных систем машинного обучения.

## Глава 2: Типы нейронных сетей

### Фидфорвардные нейронные сети

Нейронная сеть с прямой передачей – это тип искусственной нейронной сети, в которой информация течет в одном направлении, от входного слоя к выходному, без обратной связи или контуров. Архитектура нейронной сети с прямолинейным движением обычно состоит из входного слоя, одного или нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Каждый слой содержит несколько нейронов, которые соединены с нейронами в соседних слоях серией взвешенных связей.

Входной слой получает входные данные, которые затем обрабатываются нейронами первого скрытого слоя. Выход каждого нейрона в скрытом слое затем проходит через нелинейную функцию активации и поступает на следующий слой. Этот процесс повторяется для каждого последующего скрытого слоя, пока не будет достигнут выходной слой. Выходной слой выдает конечный результат, который может быть предсказанием, классификацией или решением.

Нейронные сети с прямолинейным движением обучаются с помощью методов контролируемого обучения, при котором сети предъявляется набор пар вход-выход, а веса связей (В машинном обучении, нейронные сети используют веса связей для определения важности каждого входного сигнала. Вес связи – это число, которое определяет силу связи между двумя нейронами.

Чем больше вес связи, тем большее значение имеет сигнал, и наоборот, чем меньше вес связи, тем меньшее значение имеет сигнал. Веса связей обычно настраиваются в процессе обучения нейронной сети, чтобы улучшить ее производительность и точность. Кроме того, веса связей можно использовать для понимания, какие входные сигналы наиболее важны для определенных выходных сигналов. Это может быть полезно для интерпретации работы нейронной сети и определения, какие факторы влияют на ее принятие решений.

В целом, веса связей играют важную роль в работе нейронных сетей и являются ключевым элементом их обучения и функционирования. Веса связей также могут быть использованы для решения задач оптимизации. Например, можно использовать алгоритмы градиентного спуска для настройки весов связей, чтобы минимизировать ошибку нейронной сети.

Важно понимать, что правильная настройка весов связей является критически важным этапом в обучении нейронной сети. Неправильная настройка весов связей может привести к плохой производительности нейронной сети и низкой точности ее предсказаний.

Хорошая новость заключается в том, что современные фреймворки машинного обучения, такие как Tensorflow и PyTorch, обеспечивают удобные и эффективные инструменты для настройки весов связей нейронных сетей.) настраиваются таким образом, чтобы минимизировать разницу между прогнозируемым выходом и фактическим выходом. Этот процесс обычно выполняется с помощью алгоритмов оптимизации градиентного спуска, таких как обратное распространение.

Одним из основных преимуществ нейронных сетей с прямой передачей является их способность аппроксимировать сложные нелинейные функции. Они могут научиться распознавать паттерны и делать прогнозы на основе большого количества данных, что делает их хорошо подходящими для таких приложений, как распознавание изображений, распознавание речи и обработка естественного языка. Однако нейронные сети с прямой передачей ограничены в своей способности моделировать временные или последовательные данные, поэтому лучше всего подходят рекуррентные нейронные сети.

## Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (РНС) – это тип искусственных нейронных сетей, предназначенных для обработки последовательных данных. В отличие от нейронных сетей с прямой передачей, РНС имеют контур обратной связи, который позволяет передавать информацию от одного шага последовательности к следующему. Этот контур обратной связи позволяет сети сохранять память о предыдущих входах и производить выходы, которые зависят не только от текущего входа, но и от предыдущих входов.

Архитектура типичной РНС состоит из входного слоя, скрытого слоя и выходного слоя. Однако, в отличие от нейронных сетей с прямой передачей, скрытый слой в RNN разработан таким образом, чтобы принимать входные данные не только от предыдущего слоя, но и от предыдущего временного шага. Это позволяет сети сохранять состояние или память о предыдущих входах, что может быть полезно для таких задач, как предсказание следующего слова в предложении или следующего значения во временном ряду.

РНС обучаются с помощью обратного распространения во времени, что является расширением алгоритма обратного распространения, используемого в фидфорвардных нейронных сетях. Он предполагает вычисление градиента функции потерь относительно весов на каждом временном шаге, а затем обновление весов с помощью алгоритма оптимизации.

Одной из проблем РНС является проблема исчезающих и взрывающихся градиентов, которые могут возникать, когда градиенты в сети становятся слишком маленькими или слишком большими. Это может затруднить обучение глубоких РНС с большим количеством слоев. Для решения этой проблемы было разработано несколько разновидностей РНС, таких как сети с долговременной кратковременной памятью (LSTM) и управляемые рекуррентные блоки (GRU), которые предназначены для лучшей обработки долгосрочных зависимостей в последовательных данных.

РНС находят широкое применение, в частности, в обработке естественного языка, распознавании речи, создании подписей к изображениям, прогнозировании цен на акции. Они особенно хорошо подходят для задач, в которых используются последовательные или временные данные, где выход зависит не только от текущего входа, но и от предыдущих входов.

## Конволюционные нейронные сети

Конволюционные нейронные сети (КНС) – это тип искусственных нейронных сетей, предназначенных для обработки данных с решетчатой структурой, таких как изображения или видео. Они особенно эффективны для таких задач, как классификация изображений, обнаружение объектов и сегментация изображений.

Архитектура типичной CNN состоит из входного слоя, нескольких сверточных слоев, нескольких объединяющих слоев и одного или нескольких полностью связанных слоев. В сверточных слоях сеть применяет набор фильтров или ядер к входному изображению для извлечения особенностей. Каждый фильтр выполняет операцию свертки, которая заключается в умножении значений в небольшом окне входного изображения на веса фильтра и последующем суммировании результатов. Этот процесс повторяется для всех окон входного изображения, в результате чего получается новая карта признаков.

Слои объединения используются для уменьшения размерности карт признаков путем их понижающей выборки. Это помогает сделать сеть более устойчивой к изменениям входных данных, таким как изменения положения или ориентации. Наиболее распространенной операцией объединения является максимальное объединение, которое выбирает максимальное значение в каждом окне карты признаков.

Полностью связанные слои используются для получения конечного результата работы сети, например, предсказания или классификации. Эти слои аналогичны слоям в нейронной сети с прямой передачей и используются для объединения признаков, извлеченных конволюционным и объединяющим слоями, в единый вектор.

CNN обычно обучаются с помощью методов контролируемого обучения, при котором сети предъявляется набор помеченных примеров, а веса связей настраиваются так, чтобы минимизировать разницу между предсказанным выходом и фактическим выходом. Этот процесс обычно выполняется с помощью обратного распространения, которое включает в себя вычисление градиента функции потерь относительно весов, а затем обновление весов с помощью алгоритма оптимизации.

Одним из основных преимуществ CNN является их способность автоматически узнавать особенности из входных данных, без необходимости ручной разработки особенностей. Это делает их хорошо подходящими для таких задач, как распознавание изображений, где визуальные признаки, необходимые для классификации, трудно определить вручную. Кроме того, CNN обладают высокой параллелизуемостью и могут обучаться на больших наборах данных с помощью графических процессоров, что делает их хорошо подходящими для крупномасштабных приложений машинного обучения.

## Глубокие нейронные сети

Глубокие нейронные сети (ГНС) – это тип искусственных нейронных сетей, которые имеют несколько слоев нейронов между входным и выходным слоями. Эти слои обычно называются скрытыми слоями, а количество скрытых слоев в ГНС может варьироваться от нескольких до сотен или даже тысяч, в зависимости от сложности решаемой задачи.

Архитектура типичной ГНС состоит из входного слоя, одного или нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Каждый слой состоит из набора нейронов, которые соединены с нейронами предыдущего и следующего слоев набором весов. В процессе обучения веса настраиваются таким образом, чтобы минимизировать разницу между прогнозируемым выходом сети и фактическим выходом.

Для обучения ГНС обычно используется метод обратного распространения, который предполагает вычисление градиента функции потерь относительно весов и последующее обновление весов с помощью алгоритма оптимизации, например, стохастического градиентного спуска. Использование нескольких скрытых слоев позволяет сети обучаться все более абстрактным представлениям входных данных, что может быть полезно для таких задач, как распознавание изображений, распознавание речи и обработка естественного языка.

Одной из основных проблем ГНС является проблема переобучения, которая может возникнуть, когда сеть становится слишком сложной и начинает запоминать обучающие данные вместо того, чтобы изучать обобщенные модели. Для решения этой проблемы можно использовать различные методы регуляризации, такие как отсев и уменьшение веса, чтобы предотвратить переобучение сети.

ГНС достигли самой высокой производительности в широком спектре задач машинного обучения, таких как классификация изображений, распознавание речи и обработка естественного языка. Они также использовались для решения таких задач, как поиск лекарств и т.д.. Доступность больших наборов данных и мощных вычислительных ресурсов позволила разработать все более сложные ГНС, которые способны обучать представлениям, которые человеку трудно или невозможно определить вручную.

## Автоэнкодерные нейронные сети

Автокодирующие нейронные сети – это тип искусственных нейронных сетей, которые используются для обучения без надзора, изучения признаков и сжатия данных. Они состоят из кодирующей сети, которая преобразует входные данные в более низкоразмерное представление, и декодирующей сети, которая преобразует низкоразмерное представление обратно в исходное входное пространство.

Сеть кодировщика обычно состоит из нескольких слоев нейронов, которые последовательно уменьшают размерность входных данных. Это может быть достигнуто с помощью таких методов, как конволюционные слои (Конволюционные слои в нейронных сетях – это слои, которые обрабатывают данные, используя сверточные операции. Они могут автоматически извлекать признаки из изображений, звуков и других типов данных, где важна локальная структура. Конволюционные слои могут быть использованы в различных задачах, таких как классификация изображений, распознавание речи, анализ временных рядов и многое другое.

), слои объединения или полностью связанные слои. Выход последнего слоя кодера называется скрытым представлением или кодом, который представляет собой сжатую версию входных данных.

Сеть декодера аналогична сети кодера, но в обратном порядке, с каждым слоем увеличивая размерность скрытого представления, пока оно не достигнет исходного входного пространства. Веса сети декодера (Веса сети декодера – это параметры, которые определяют, как декодер будет работать. Они могут быть настроены в процессе обучения нейросети и влиять на ее точность и эффективность.

Для изменения весов декодера необходимо проводить эксперименты с различными значениями параметров и анализировать результаты работы нейросети. Изменение весов может приводить к улучшению или ухудшению точности нейросети, поэтому необходимо проводить тщательный анализ результатов при изменении параметров весов.

Если вы хотите изменить веса декодера вашей нейросети, вам необходимо провести ряд экспериментов, чтобы определить оптимальные параметры. Для этого вы можете использовать различные алгоритмы оптимизации, такие как градиентный спуск или стохастический градиентный спуск.

Также важно помнить, что изменение весов может занять много времени и ресурсов, поэтому необходимо обеспечить достаточно высокую вычислительную мощность и выделить достаточно времени на проведение экспериментов.

Наконец, для того чтобы достичь лучших результатов, необходимо тщательно анализировать результаты работы нейросети после каждого изменения весов декодера. Это поможет вам понять, какие параметры работают лучше, и определить оптимальные значения весов для вашей нейросети.), обычно связаны с весами сети кодера (Сети кодера – это тип нейронных сетей, которые используются для перевода данных из одного представления в другое. Они состоят из двух основных компонентов: кодера и декодера.

Кодер преобразует входные данные в некоторое скрытое представление, которое затем передается декодеру. Декодер использует это скрытое представление для генерации выходных данных.

Сети кодера широко используются в задачах машинного перевода, где они могут преобразовывать входной текст на одном языке в скрытое представление, которое затем используется для генерации выходного текста на другом языке. Они также могут использоваться для сжатия данных и изображений. Примером сети кодера является автокодировщик, который используется для сжатия данных. В автокодировщике кодер и декодер состоят из простых полносвязных нейронных сетей.

В целом, сети кодера являются мощным инструментом машинного обучения, который может использоваться во многих различных задачах. Кроме машинного перевода и сжатия данных, сети кодера могут использоваться для решения задач в области компьютерного зрения, где они могут преобразовывать изображения в скрытое представление и затем использовать его для решения различных задач, таких как классификация и сегментация изображений. Одним из примеров таких сетей является VGG16, которая используется для классификации изображений. Она состоит из двух частей: кодера и классификатора. Кодер преобразует входное изображение в скрытое представление, которое затем передается классификатору для определения класса изображения. Таким образом, сети кодера являются важным инструментом в области машинного обучения и находят широкое применение в различных задачах. Они могут быть использованы для решения задач в различных областях, таких как машинный перевод, сжатие данных и компьютерное зрение.), что позволяет автоэнкодеру изучать сжатое представление, оптимизированное для реконструкции входных данных.

## **Конец ознакомительного фрагмента.**

Текст предоставлен ООО «ЛитРес».

Прочитайте эту книгу целиком, [купив полную легальную версию](#) на ЛитРес.

Безопасно оплатить книгу можно банковской картой Visa, MasterCard, Maestro, со счета мобильного телефона, с платежного терминала, в салоне МТС или Связной, через PayPal, WebMoney, Яндекс.Деньги, QIWI Кошелек, бонусными картами или другим удобным Вам способом.