Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «СанктПетербургский университет повышения квалификации и профессиональной переподготовки»

**ДИПЛОМНАЯ РАБОТА**

**по специальности:**

«Цифровая экономика»

**Тема:**

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ

Дипломную работу подготовил:

**ФИО**

Должность:

Директор

Место работы:

ООО «Директ»

**Источник:** [Финансы Наизнанку](https://strah.shop/Diplomnaja-rabota-po-spetsialnosti-Tsifrovaja-ekonomika/)

**15 декабря 2023 г.**

**г. Архангельск, Архангельская область**

**Российская Федерация**

**СОДЕРЖАНИЕ**

ВВЕДЕНИЕ………………………………………………………………………..3

ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ……………………………...4

1.1. Понятие и сущность нейросетей…………………………………………….4

1.2. Методы прогнозирования спроса с использованием нейросетей…………5

1.3. Преимущества и недостатки нейросетевых технологий в прогнозировании спроса………………………………………………………...11

ГЛАВА 2. АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В РАЗЛИЧНЫХ ОТРАСЛЯХ ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ…………………………………………………………………...12

2.1. Прогнозирование спроса в сфере розничной торговли…………………..12

2.2. Прогнозирование спроса на рынке недвижимости……………………….15

2.3. Прогнозирование спроса на финансовые услуги…………………………16

2.4. Прогнозирование спроса на услуги транспортной отрасли……………...17

2.5 Прогнозирование спроса на продукцию производственного сектора…...18

ГЛАВА 3. ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИТИКИ……………………………...19

3.1. Выбор оптимальной нейросети для конкретной задачи прогнозирования спроса……………………………………………………………………………..19

3.2. Сбор и обработка данных для обучения нейросети………………………20

3.3. Обучение и тестирование нейросетей для прогнозирования спроса……21

3.4. Оценка точности нейросетевых прогнозов спроса……………………….22

3.5. Рекомендации по использованию нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса в различных отраслях цифровой экономики……...24

3.6. Примеры использования нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса в цифровой экономике……………………………...26

ЗАКЛЮЧЕНИЕ………………………………………………………………….28

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ………………………………………………………29

**ВВЕДЕНИЕ**

Цифровая экономика является неотъемлемой частью современного мира и оказывает огромное влияние на все сферы жизни. Одним из ключевых аспектов цифровой экономики является прогнозирование спроса на товары и услуги с помощью нейросетей.

Цифровая экономика – это экономическая деятельность, которая осуществляется с использованием цифровых технологий. Она включает в себя множество отраслей, таких как интернет-торговля, электронные платежи, онлайн-банкинг и др. Одной из ключевых особенностей цифровой экономики является возможность прогнозирования спроса на товары и услуги с помощью искусственного интеллекта и, в частности, нейросетей.

Нейросети – это класс алгоритмов, которые имитируют работу нервной системы живых организмов. Они способны обучаться на основе имеющихся данных и делать точные прогнозы на будущее.

Цель данной работы – исследовать возможности использования нейросетей для прогнозирования спроса на примере различных отраслей в условиях цифровой экономики.

**ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

* 1. **Понятие и сущность нейросетей**

Нейросеть – это компьютерная система, которая имитирует работу человеческого мозга и нервной системы. Она состоит из множества связанных между собой узлов, которые обрабатывают информацию и принимают решения. Нейросети используются для решения различных задач, таких как распознавание образов, классификация данных, машинное обучение, прогнозирование и т.д.

Одной из особенностей нейросетей является их способность к обучению. Это означает, что они могут автоматически адаптироваться к новым данным и улучшать свою работу со временем. Обучение происходит путем корректировки весов связей между узлами на основе обратной связи от предыдущих результатов.

Существует несколько типов нейросетей, например, сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети и глубокие нейронные сети. Каждая из них имеет свои особенности и применяется в разных задачах.

Например, рекуррентные нейронные сети (RNN) используются для обработки последовательностей данных, таких как текст или речь. Сверточные нейронные сети (CNN) хорошо подходят для обработки изображений и видео, а глубокие нейронные сети (DNN) могут использоваться для сложных задач, таких как распознавание лиц или обнаружение объектов на изображениях.

Важно отметить, что нейросети не являются магическими машинами, которые могут решить все проблемы. Они требуют большого количества данных для обучения и могут давать неточные результаты, если данные недостаточно качественные или их недостаточно много или могут быть подвержены ошибкам, таким как переобучение, когда модель слишком сильно адаптируется к обучающим данным и не может работать с новыми данными.

**1.2. Методы прогнозирования спроса с использованием нейросетей**

Прогнозирование спроса – это процесс предсказания будущих значений какого-либо показателя на основе исторических данных. Нейросети могут использоваться для прогнозирования спроса, так как они способны быстро обрабатывать большие объемы данных и находить закономерности, которые могут быть не видны человеку.

Прогнозирование спроса является важной задачей для многих сфер бизнеса, таких как торговля, производство, логистика и другие. Точный прогноз спроса позволяет оптимизировать уровень запасов, планировать производство, управлять ценообразованием и маркетингом. Однако прогнозирование спроса представляет собой сложную проблему, которая зависит от множества факторов, таких как сезонность, тренды, конкуренция, акции, праздники, погода и другие. Традиционные статистические методы прогнозирования, такие как экспоненциальное сглаживание, ARIMA, регрессия и другие, часто не могут учитывать все эти факторы и адаптироваться к изменениям во временных рядах.

В последнее время все большую популярность приобретают методы прогнозирования спроса с использованием нейросетей. Нейросети являются мощным инструментом машинного обучения, который способен аппроксимировать любую нелинейную функцию от входных данных к выходным данным. Нейросети могут обучаться на больших объемах данных, извлекать скрытые закономерности и зависимости, адаптироваться к новой информации и генерировать прогнозы на различных горизонтах. Нейросети также могут учитывать дополнительные переменные, такие как календарные эффекты, погодные условия, цены конкурентов и другие, которые могут влиять на спрос.

Существует множество видов нейросетей, которые могут быть использованы для прогнозирования спроса, такие как полносвязные нейросети, сверточные нейросети, рекуррентные нейросети, LSTM, GRU, аттеншн и трансформеры. Каждый из этих типов нейросетей имеет свои преимущества и недостатки, свои особенности архитектуры, обучения и применения. В этой статье мы рассмотрим некоторые из наиболее популярных и эффективных методов прогнозирования спроса с использованием нейросетей, а также приведем примеры их реализации и сравнения с традиционными методами.

**Полносвязные нейросети**

Полносвязные нейросети (Fully Connected Neural Networks, FCNN) являются самым простым и базовым типом нейросетей, который состоит из нескольких слоев нейронов, связанных между собой весами. Каждый нейрон принимает на вход сумму произведений входных данных и весов, к которой добавляется смещение (bias), и применяет к ней нелинейную функцию активации, такую как сигмоида, гиперболический тангенс, ReLU и другие. Выход одного слоя является входом для следующего слоя, пока не будет достигнут выходной слой, который содержит один или несколько нейронов, соответствующих прогнозируемым значениям.

Полносвязные нейросети могут быть обучены с помощью метода обратного распространения ошибки (Backpropagation), который заключается в минимизации функции потерь, такой как среднеквадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная ошибка (MAE) или другие, с помощью оптимизатора, такого как стохастический градиентный спуск (SGD), Adam, RMSProp и другие. Обучение нейросети происходит путем последовательного предъявления обучающих примеров (входных и желаемых выходных данных), вычисления ошибки на выходном слое, распространения ее назад по сети и корректировки весов в соответствии с градиентом ошибки.

Полносвязные нейросети могут быть использованы для прогнозирования спроса, если в качестве входных данных использовать лаги временного ряда, то есть предыдущие значения спроса, а в качестве выходных данных - текущее или будущее значение спроса. Например, если мы хотим прогнозировать спрос на завтра, используя данные за последние 7 дней, то мы можем подать на вход нейросети вектор из 7 элементов, а на выходе получить одно число - прогноз спроса на завтра. Также мы можем подать на вход нейросети дополнительные переменные, такие как день недели, месяц, праздник, погода и другие, которые могут повлиять на спрос. Таким образом, мы можем увеличить точность прогноза и учесть различные факторы.

Однако полносвязные нейросети имеют и свои недостатки. Они требуют большого количества данных для обучения, так как они склонны к переобучению, то есть к запоминанию обучающих примеров, а не к обобщению закономерностей. Они также могут быть чувствительны к выбросам, шуму и аномалиям в данных, которые могут исказить прогноз. Кроме того, они не учитывают временную структуру данных, то есть порядок и зависимость между наблюдениями, а также не могут прогнозировать на длительные горизонты, так как они не имеют памяти и не могут удерживать информацию о предыдущих состояниях.

Пример реализации полносвязной нейросети для прогнозирования спроса на языке Python с использованием библиотеки TensorFlow можно найти здесь: https://fnow.ru/articles/primer-ispolzovanija

Сравнение полносвязной нейросети с другими методами прогнозирования спроса можно Прогнозирование спроса является важной задачей для многих сфер бизнеса, таких как торговля, производство, логистика и другие. Точный прогноз спроса позволяет оптимизировать уровень запасов, планировать производство, управлять ценообразованием и маркетингом. Однако прогнозирование спроса представляет собой сложную проблему, которая зависит от множества факторов, таких как сезонность, тренды, конкуренция, акции, праздники, погода и другие. Традиционные статистические методы прогнозирования, такие как экспоненциальное сглаживание, ARIMA, регрессия

**Сверточные нейросети**

Сверточные нейросети (Convolutional Neural Networks, CNN) являются одним из наиболее популярных и эффективных типов нейросетей, которые широко используются для задач обработки изображений, видео, звука и текста. Сверточные нейросети состоят из нескольких типов слоев, таких как сверточный слой (Convolutional Layer), пулинговый слой (Pooling Layer), полносвязный слой (Fully Connected Layer) и другие.

Сверточный слой применяет входные данные, такие как временной ряд, набор фильтров, которые называются ядрами (kernels). Фильтры имеют меньший размер, чем входные данные, и скользят по ним с определенным шагом (stride), вычисляя скалярное произведение между фильтром и соответствующим участком входных данных. Таким образом, сверточный слой выделяет локальные признаки из входных данных и формирует карту признаков (feature map). Пулинговый слой применяет к карте признаков операцию уменьшения размерности, такую как максимум, среднее, минимум и другие, по небольшим областям, называемым окнами (windows). Таким образом, пулинговый слой уменьшает количество параметров, увеличивает инвариантность к масштабу, сдвигу и повороту, и улучшает обобщающую способность нейросети. Полно связный слой принимает на вход вектор, полученный из предыдущих слоев, и выдает один или несколько выходных значений, соответствующих прогнозируемым значениям.

Сверточные нейросети могут быть обучены таким же образом, как и полносвязные нейросети, с помощью метода обратного распространения ошибки и оптимизатора. Однако сверточные нейросети имеют меньше параметров, чем полносвязные нейросети, так как они используют одни и те же фильтры для разных участков входных данных, что уменьшает риск переобучения и ускоряет обучение.

Сверточные нейросети могут быть использованы для прогнозирования спроса, если рассматривать временной ряд как одномерное изображение, а фильтры как детекторы особенностей, таких как тренд, сезонность, циклы и другие. Сверточные нейросети могут извлекать эти особенности из данных и использовать их для генерации прогнозов на разных горизонтах. Также сверточные нейросети могут учитывать дополнительные переменные, такие как календарные эффекты, погодные условия, цены конкурентов и другие, которые могут влиять на спрос. Таким образом, сверточные нейросети могут улучшить точность прогноза и учесть различные факторы.

Однако сверточные нейросети также имеют свои недостатки. Они требуют большого количества вычислительных ресурсов для обучения и применения, так как они состоят из множества слоев и операций. Они также могут быть чувствительны к гиперпараметрам, таким как размер и количество фильтров, шаг и размер окна, функция активации и другие, которые могут сильно влиять на результат. Кроме того, они не имеют памяти и не могут удерживать информацию о предыдущих состояниях, что может снизить качество прогноза на длительные горизонты.

**Рекуррентные нейросети**

Рекуррентные нейросети (Recurrent Neural Networks, RNN) являются одним из наиболее подходящих и эффективных типов нейросетей для обработки последовательных данных, таких как временные ряды, текст, речь и другие. Рекуррентные нейросети состоят из нескольких повторяющихся блоков, называемых ячейками (cells), которые имеют внутреннее состояние, называемое скрытым состоянием (hidden state). Каждая ячейка принимает на вход текущий элемент последовательности и предыдущее скрытое состояние, и выдает новое скрытое состояние и выходное значение. Таким образом, рекуррентные нейросети могут удерживать информацию о предыдущих элементах последовательности и использовать ее для генерации прогнозов на основе текущего элемента.

Рекуррентные нейросети могут быть обучены с помощью модификации метода обратного распространения ошибки, называемой обратным распространением через время (Backpropagation Through Time, BPTT), который заключается в развертывании рекуррентной нейросети во времени, то есть представлении ее как глубокой нейросети с разделяемыми параметрами, и применении обычного метода обратного распространения ошибки и оптимизатора. Однако рекуррентные нейросети сталкиваются с проблемой затухания или взрыва градиента (Vanishing or Exploding Gradient Problem), которая заключается в том, что градиент ошибки может быстро уменьшаться или увеличиваться при распространении назад по сети, что приводит к тому, что нейросеть не может обучаться на длинных последовательностях.

Для решения этой проблемы были разработаны специальные типы ячеек, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), которые имеют дополнительные механизмы, называемые вентилями (gates), которые регулируют поток информации внутри ячейки и позволяют нейросети запоминать или забывать информацию в зависимости от ее важности. Таким образом, эти типы ячеек могут избежать проблемы затухания или взрыва градиента и обучаться на длинных последовательностях.

Рекуррентные нейросети могут быть использованы для прогнозирования спроса, если рассматривать временной ряд как последовательность, а скрытое состояние как память, которая хранит информацию о предыдущих значениях спроса. Рекуррентные нейросети могут генерировать прогнозы на разных горизонтах, используя текущее и предыдущие значения спроса. Также рекуррентные нейросети могут учитывать дополнительные переменные, такие как календарные эффекты, погодные условия, цены конкурентов и другие, которые могут влиять на спрос. Таким образом, рекуррентные нейросети могут улучшить точность прогноза и учесть различные факторы.

Однако рекуррентные нейросети также имеют свои недостатки. Они требуют большого количества вычислительных ресурсов для обучения и применения, так как они обрабатывают последовательность поэлементно и не могут быть распараллелены. Они также могут быть чувствительны к гиперпараметрам, таким как количество и тип ячеек, функция активации и другие, которые могут сильно влиять на результат. Кроме того, они могут страдать от проблемы забывания (Forgetting Problem), которая заключается в том, что нейросеть может потерять важную информацию из далекого прошлого, если она не повторяется в ближайшем будущем.

**Аттеншн и трансформеры**

Аттеншн (Attention) является одним из наиболее новых и мощных механизмов, которые используются в нейросетях для обработки последовательных данных, таких как временные ряды, текст, речь и другие. Аттеншн позволяет нейросети фокусироваться на определенных частях входной или выходной последовательности, которые наиболее релевантны для текущей задачи, и вычислять взвешенную сумму значений, соответствующих этим частям. Таким образом, аттеншн улучшает качество и эффективность обработки последовательных данных, так как он позволяет нейросети извлекать и использовать важную информацию из разных позиций и контекстов.

Трансформеры (Transformers) являются одним из наиболее популярных и эффективных типов нейросетей, которые используют аттеншн для обработки последовательных данных. Трансформеры состоят из двух основных частей: кодировщика (Encoder) и декодера (Decoder). Кодировщик принимает на вход входную последовательность и преобразует ее в векторное представление, которое содержит информацию о каждом элементе и его связи с другими элементами. Декодер принимает на вход векторное представление и генерирует выходную последовательность, используя информацию о каждом элементе и его связи с предыдущими элементами. Как кодировщик, так и декодер состоят из нескольких слоев, каждый из которых содержит два подслоя: многослойный аттеншн (Multi-Head Attention) и полносвязный слой (Fully Connected Layer). Многослойный аттеншн применяет аттеншн к входным, выходным или векторным представлениям, используя разные проекции весов, и объединяет результаты. Полносвязный слой применяет к результату аттеншн две линейные трансформации с промежуточной функцией активации, такой как ReLU. Каждый подслой также имеет остаточную связь (Residual Connection) и нормализацию по слоям (Layer Normalization), которые улучшают обучение и стабилизацию нейросети.

Трансформеры могут быть обучены с помощью метода обратного распространения ошибки и оптимизатора, такого как Adam. Однако трансформеры также используют дополнительные техники, такие как маскирование (Masking), позиционное кодирование (Positional Encoding), регуляризация (Regularization) и другие, которые улучшают качество и эффективность обработки последовательных данных.

Трансформеры могут быть использованы для прогнозирования спроса, если рассматривать временной ряд как входную и выходную последовательность, а аттеншн как механизм, который позволяет нейросети учитывать зависимости между разными значениями спроса. Трансформеры могут генерировать прогнозы на разных горизонтах, используя текущее и предыдущие значения спроса. Также трансформеры могут учитывать дополнительные переменные, такие как календарные эффекты, погодные условия, цены конкурентов и другие, которые могут влиять на спрос. Таким образом, трансформеры могут улучшить точность прогноза и учесть различные факторы.

Однако трансформеры также имеют свои недостатки. Они требуют большого количества вычислительных ресурсов для обучения и применения, так как они состоят из множества слоев и операций. Они также могут быть чувствительны к гиперпараметрам, таким как количество и размер слоев, количество и размер голов аттеншн, функция активации и другие, которые могут сильно влиять на результат. Кроме того, они могут страдать от проблемы переизбытка (Overfitting Problem), которая заключается в том, что нейросеть может слишком хорошо подстраиваться под обучающие данные, а не к обобщению закономерностей.

**1.3 Преимущества и недостатки нейросетей в прогнозировании спроса.**

Нейросети имеют ряд преимуществ перед другими методами прогнозирования:

– Быстрота: нейросети способны обрабатывать большие объемы данных за короткое время.

– Адаптивность: нейросети могут адаптироваться к изменениям в данных, что позволяет им быть более точными в прогнозах на долгосрочной перспективе.

– Возможность обучения: нейросети можно обучать на основе исторических данных, что повышает их точность в прогнозировании.

– Точность: они способны обрабатывать большие объемы данных и находить сложные закономерности, которые могут быть пропущены человеком и выдавать точные прогнозы.

– Они могут использовать различные источники данных для прогнозирования, включая текстовые, графические и звуковые.

Однако у нейросетей есть и недостатки:

– Обучение нейросети может быть дорогостоящим и требовать большого количества времени и ресурсов.

– Для обучения нейросети необходимо иметь большой объем данных, которые могут быть недоступны для некоторых отраслей.

– Нейросети могут быть сложными для понимания и интерпретации результатов, что может затруднить их использование в некоторых случаях.

– Риск переобучения: нейросети могут переобучаться на данных, что приводит к снижению их точности в прогнозировании на новых данных.

**ГЛАВА 2. АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В РАЗЛИЧНЫХ ОТРАСЛЯХ ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ**

**2.1. Прогнозирование спроса в сфере розничной торговли**

Прогнозирование спроса в розничной торговле является важным аспектом для управления запасами и планирования закупок. Нейросети могут помочь в этом процессе, анализируя данные о продажах, запасах, погоде и других факторах, которые могут повлиять на спрос. Например, в периоды праздников или сезонных распродаж спрос на определенные товары может значительно увеличиться.

Прогнозирование спроса в сфере розничной торговли с помощью нейросетей - это процесс использования искусственного интеллекта для анализа исторических данных о продажах, ценах, акциях, погоде, сезонности и других факторах, которые влияют на спрос на товары, и генерации будущих значений спроса на разных горизонтах времени.

Нейросети могут быть использованы для прогнозирования спроса на различные виды товаров, такие как продукты питания, одежда, электроника, косметика и другие.

Одним из примеров использования нейросетей в прогнозировании спроса в розничной торговле является Amazon. Компания использует нейросети для анализа данных о покупках и предпочтениях клиентов, чтобы предлагать им наиболее подходящие товары.

Также нейросети могут использоваться для оптимизации размещения товаров на полках магазинов, чтобы увеличить продажи. Например, нейросети могут определить, какие товары продаются лучше всего в определенных местах и в определенное время, и использовать эту информацию для оптимизации расположения товаров.

Кроме того, нейросети могут помочь определить наиболее популярные товары и тенденции, что может помочь магазинам лучше адаптироваться к потребностям покупателей.

Прогнозирование спроса позволяет розничным торговым предприятиям планировать свои закупки, ассортимент, ценообразование, маркетинг, логистику и другие аспекты своей деятельности. Прогнозирование спроса также помогает розничным торговым предприятиям адаптироваться к изменениям рыночной ситуации, конкуренции, покупательскому поведению и другим факторам, влияющим на спрос.

Для прогнозирования спроса в сфере розничной торговли могут быть использованы различные методы, которые можно разделить на две группы: качественные и количественные. Качественные методы основаны на экспертных оценках, мнениях, опросах, аналогиях и других неформальных источниках информации. Количественные методы основаны на статистическом анализе исторических данных, математических моделях, нейросетях и других формальных источниках информации. Выбор метода прогнозирования зависит от цели, горизонта, точности, доступности и стоимости прогноза.

Некоторые из наиболее популярных и эффективных методов прогнозирования спроса в сфере розничной торговли следующие:

Метод экспоненциального сглаживания (Exponential Smoothing Method) - это количественный метод, который использует взвешенное среднее прошлых значений спроса, где более новые значения имеют больший вес, чем более старые. Этот метод подходит для прогнозирования спроса на товары с устойчивым или слабо меняющимся трендом или сезонностью.

Метод ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average Method) - это количественный метод, который использует линейную комбинацию прошлых значений спроса и случайных ошибок для прогнозирования будущих значений спроса. Этот метод подходит для прогнозирования спроса на товары с наличием или отсутствием тренда или сезонности.

Метод регрессии (Regression Method) - это количественный метод, который использует зависимость спроса на один или несколько факторов, таких как цена, доход, погода, реклама и другие. Этот метод подходит для прогнозирования спроса на товары, чей спрос сильно зависит от внешних условий.

Метод опроса (Survey Method) - это качественный метод, который использует мнения потенциальных или реальных покупателей, экспертов, продавцов и других заинтересованных сторон для прогнозирования спроса. Этот метод подходит для прогнозирования спроса на новые или уникальные товары, а также для оценки влияния маркетинговых мероприятий на спрос.

Метод аналогии (Analogy Method) - это качественный метод, который использует спрос на схожие или заменяемые товары для прогнозирования спроса на интересующий товар. Этот метод подходит для прогнозирования спроса на товары, для которых нет или мало исторических данных, а также для оценки влияния конкуренции на спрос.

Это не полный список методов прогнозирования спроса в сфере розничной торговли, а лишь некоторые из наиболее распространенных и применимых.

Для примера разберем как использовать данные для нейросети методом регрессии (Regression Method):

Необходимо выполнить следующие шаги:

1. Собрать исторические данные о спросе на товары и факторах, которые на него влияют, таких как цены, доходы, погода, реклама и другие.
2. Разделить данные на обучающую и тестовую выборки, например, в соотношении 80/20.
3. Выбрать тип и архитектуру нейросети, например, полносвязную, сверточную или рекуррентную нейросеть, а также количество и размер слоев, функции активации, оптимизатор и функцию потерь.
4. Подать на вход нейросети данные о факторах, которые влияют на спрос, а на выходе получить прогнозируемое значение спроса.
5. Обучить нейросеть на обучающей выборке, минимизируя функцию потерь, и проверить ее качество на тестовой выборке, используя метрики, такие как среднеквадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная ошибка (MAE) или коэффициент детерминации (R2).
6. Использовать обученную нейросеть для прогнозирования спроса на новых данных или в разных сценариях.

В целом, нейросети могут значительно улучшить процесс прогнозирования спроса в розничной торговле, позволяя магазинам более эффективно управлять своими запасами и увеличивать продажи.

**2.2. Прогнозирование спроса на рынке недвижимости**

Прогнозирование спроса на рынке недвижимости является сложной задачей, но нейросети могут помочь решить эту проблему. Анализируя различные факторы, такие как цены на недвижимость, доходы населения, доступность ипотечных кредитов и другие, нейросети могут предсказать спрос на различные типы недвижимости в разных регионах.

Например, в США Zillow использует нейросети для прогнозирования спроса на жилье в разных городах и районах. Компания собирает данные о ценах на недвижимость, демографических характеристиках, доступности транспорта и других факторах, а затем использует нейросети для анализа этих данных и прогнозирования спроса.

Аналогичным образом, в России компания Яндекс использует нейросети для прогнозирования спроса на квартиры в Москве. Они анализируют данные о ценах на квартиры, доходах населения, доступности ипотеки и других факторах, чтобы предсказать, какие квартиры будут наиболее востребованы в будущем.

Таким образом, нейросети могут существенно улучшить процесс прогнозирования спроса на рынке недвижимости, помогая инвесторам и застройщикам принимать более обоснованные решения о строительстве и продаже недвижимости.

**2.3. Прогнозирование спроса на финансовые услуги**

Нейросети могут использоваться для прогнозирования спроса на финансовые услуги, такие как кредиты, инвестиции и страховые продукты. Анализируя данные о доходах, занятости, кредитной истории и других факторах, нейросети могут предсказать, насколько вероятно, что клиент обратится за определенным финансовым продуктом.

Например, компания FICO использует нейросети для оценки кредитоспособности клиентов. Они анализируют множество данных, включая кредитную историю, доход, занятость и другие факторы, чтобы определить, насколько вероятно, что клиент вернет кредит.

Также нейросети могут использоваться для предсказания спроса на инвестиционные продукты. Анализируя исторические данные о ценах на акции, объемах торгов и других факторах, нейросети могут предсказать, как изменится спрос на определенные акции в будущем.

Наконец, нейросети могут помогать страховым компаниям прогнозировать спрос на страховые продукты. Анализируя данные о возрасте, поле, истории страховых случаев и других факторах, нейросети могут предсказывать, сколько клиентов обратится за страхованием автомобиля, дома или здоровья в будущем.

**2.4. Прогнозирование спроса на услуги транспортной отрасли**

Да, нейросети могут использоваться для прогнозирования спроса на услуги транспортной отрасли. Анализируя данные о маршрутах, тарифах, загруженности транспорта и других факторах, нейросети могут предсказать, сколько людей воспользуется определенными видами транспорта в будущем.

Например, транспортные компании используют нейросети для прогнозирования спроса на автобусы, трамваи и метро. Они анализируют данные о времени поездки, расстоянии, ценах на билеты и других факторах, чтобы определить, сколько пассажиров будет пользоваться определенным видом транспорта в будущем.

Аналогично, нейросети могут использоваться для прогнозирования спроса на такси и каршеринг. Анализируя данные о доступности автомобилей, ценах, времени поездки и других факторах, нейросети могут предсказать, сколько клиентов воспользуется этими услугами в будущем.

Таким образом, нейросети помогают транспортным компаниям оптимизировать свои услуги и повышать удовлетворенность пассажиров.

**2.5. Прогнозирование спроса на продукцию производственного сектора**

Нейросети также могут использоваться для прогнозирования спроса на продукцию производственного сектора. Анализируя данные о потребностях рынка, производственных мощностях, стоимости сырья и других факторах, нейросети могут предсказать, сколько продукции определенного вида потребуется в будущем.

Например, компании автомобильной промышленности используют нейросети для прогнозирования спроса на новые модели автомобилей. Они анализируют данные о предпочтениях потребителей, продажах предыдущих моделей, изменениях в законодательстве и других факторах, чтобы определить, сколько автомобилей будет продано в будущем.

Аналогично, нейросети могут использоваться в производстве электроники, бытовой техники, одежды и других товаров. Анализируя тренды, изменения в моде, доступность сырья и другие факторы, нейросети могут предсказать, какие товары будут пользоваться спросом в будущем и сколько их нужно произвести.

Таким образом, нейросети играют важную роль в прогнозировании спроса на продукцию производственного сектора, помогая производителям принимать обоснованные решения о производстве и закупках сырья.

**ГЛАВА 3. ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИТИКИ**

**3.1. Выбор оптимальной нейросети для конкретной задачи прогнозирования спроса**

Выбор оптимальной нейросети для конкретной задачи прогнозирования спроса зависит от нескольких факторов, таких как тип данных, цель прогнозирования и доступные ресурсы. Например, для прогнозирования продаж в розничной торговле можно использовать регрессионную нейросеть, которая обучается на исторических данных о продажах. Для прогнозирования спроса на финансовом рынке можно использовать нейросеть, обучающуюся на данных о доходах и кредитной истории клиентов.

Выбор оптимальной нейросети также зависит от требований к точности и скорости прогнозирования. Например, сверточные нейросети хорошо подходят для анализа больших объемов данных и прогнозирования временных рядов, в то время как глубокие нейросети могут обеспечить более высокую точность прогнозирования, но требуют больше времени на обучение и анализ данных.

Важным фактором является также доступность данных для обучения нейросети. Если имеется достаточно исторических данных, можно использовать более сложные и точные нейросети, такие как глубокие нейросети или сверточные нейросети. Однако, если данных недостаточно, следует выбирать более простые и менее требовательные к данным модели, такие как регрессионные нейросети.

Наконец, при выборе нейросети необходимо учитывать требования к интерпретации результатов прогнозирования. Если интерпретация результатов важна, следует выбирать модели, которые обеспечивают более понятные результаты, такие как логистическая регрессия или деревья решений.

**3.2. Сбор и обработка данных для обучения нейросети**

Сбор данных является важным этапом в процессе обучения нейросети. Данные могут быть получены из различных источников, таких как торговые точки, базы данных клиентов, социальные сети и т.д. Однако, перед использованием данных в нейросети, они должны быть обработаны и подготовлены.

Подготовка данных включает в себя несколько этапов:

– Нормализация данных: этот процесс заключается в приведении данных к определенному диапазону значений, чтобы нейросеть могла работать с ними более эффективно.

– Удаление выбросов: выбросы - это точки данных, которые сильно отличаются от остальных, и могут негативно повлиять на качество обучения нейросети. Выбросы обычно удаляются с помощью специальных алгоритмов.

– Разделение данных на обучающую и тестовую выборки: это необходимо для оценки точности нейросети на новых, ранее не виденных данных.

После выполнения всех этих этапов данные готовы для использования в нейросети.

**3.3. Обучение и тестирование нейросетей для прогнозирования спроса**

Обучение и тестирование нейросетей включает несколько этапов:

Сбор данных: необходимо собрать исторические данные, которые будут использоваться для обучения и тестирования нейросети. Эти данные могут включать информацию о продажах, доходах, предпочтениях клиентов и других факторах, влияющих на спрос.

Подготовка данных: данные должны быть подготовлены для использования в нейросети. Это включает нормализацию данных, удаление выбросов и других аномалий, а также разделение данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки.

Выбор архитектуры нейросети: исходя из типа данных, цели прогнозирования и доступных ресурсов, выбирается оптимальная архитектура нейросети. Это может быть регрессионная нейросеть, сверточная нейросеть, глубокая нейросеть и т. д.

Обучение нейросети: нейросеть обучается на обучающей выборке данных, используя алгоритмы обучения, такие как обратное распространение ошибки или стохастический градиентный спуск. В процессе обучения веса связей между нейронами корректируются для достижения наилучшей точности прогнозирования.

Это включает подачу данных на вход нейросети, вычисление выхода нейросети, сравнение выхода с ожидаемым результатом, вычисление ошибки, распространение ошибки назад по нейросети, обновление весов и параметров нейросети и повторение этих шагов до достижения желаемой точности или сходимости.

Оценка точности нейросети: точность нейросети оценивается на валидационной выборке данных.

Тестирование и оценка модели включает подачу новых данных на вход нейросети, вычисление выхода нейросети, сравнение выхода с реальным результатом, вычисление метрик качества, таких как точность, полнота, F1-мера и другие, анализ ошибок и улучшений модели.

**3.4. Оценка точности нейросетевых прогнозов спроса**

Оценка точности нейросетевых прогнозов спроса осуществляется с помощью различных метрик, таких как средняя абсолютная ошибка, средняя квадратичная ошибка, коэффициент детерминации и другие. Выбор метрики зависит от конкретной задачи и требований к прогнозу.

Для оценки точности нейросетевого прогнозирования спроса обычно используется тестовая выборка данных, которая не использовалась для обучения нейросети.

Точность нейросети оценивается путем сравнения ее прогнозов с реальными значениями спроса на тестовой выборке.

Оценка точности нейросетевых прогнозов спроса - это процесс измерения степени близости прогнозируемых значений спроса к фактическим или истинным значениям. Точность прогнозов важна для оптимизации запасов, планирования продаж, ценообразования и других.

Для оценки точности нейросетевых прогнозов спроса используются различные метрики и показатели, которые отражают качество и эффективность модели.

Некоторые из наиболее распространенных метрик нейросетевых прогнозов спроса следующие:

* Среднеквадратичная ошибка (MSE) - это средняя квадратичная разность между прогнозными и фактическими значениями спроса. Чем меньше MSE, тем лучше модель. Однако MSE чувствительна к выбросам и не учитывает масштаб данных.
* Средняя абсолютная ошибка (MAE) - это средняя абсолютная разность между прогнозными и фактическими значениями спроса. Чем меньше MAE, тем лучше модель. MAE менее чувствительна к выбросам, но также не учитывает масштаб данных.
* Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) - это средняя абсолютная разность между прогнозными и фактическими значениями спроса, выраженная в процентах от фактических значений. Чем меньше MAPE, тем лучше модель. MAPE учитывает масштаб данных, но может быть неопределена или бесконечной, если фактическое значение равно нулю или близко к нему.
* Коэффициент детерминации (R2) - это доля объясненной вариации в данных, которая приписывается модели. Чем ближе R2 к единице, тем лучше модель. Однако R2 может быть завышенным, если модель имеет слишком много параметров или переобучена.

Некоторые из наиболее распространенных показателей нейросетевых прогнозов спроса следующие:

* Время обучения - это время, которое модель затрачивает на обучение на обучающей выборке данных. Чем меньше время обучения, тем лучше модель. Однако время обучения зависит от размера и сложности данных, архитектуры и гиперпараметров модели, а также вычислительных ресурсов.
* Производительность - это количество действий, которые модель может выполнить за единицу времени. Чем выше производительность, тем лучше модель. Однако производительность зависит от размера и сложности данных, архитектуры и гиперпараметров модели, а также вычислительных ресурсов.
* Точность принятия решения - это доля правильных решений, которые модель может принять на основе своих прогнозов. Чем выше точность принятия решения, тем лучше модель. Однако точность принятия решения зависит от цели и критериев принятия решения, а также от точности прогнозов.

На основе полученных результатов можно сделать вывод о точности нейросетевого прогноза и, при необходимости, внести корректировки в архитектуру нейросети или процесс обучения.

**3.5. Рекомендации по использованию нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса в различных отраслях цифровой экономики**

Рекомендаций по использованию нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса в различных отраслях цифровой экономики:

– Используйте нейросети для прогнозирования спроса на товары и услуги в розничной торговле. Регрессионные нейросети, обученные на исторических данных о продажах, могут предсказывать спрос на определенные товары с высокой точностью.

– Применяйте нейросети для оптимизации размещения товаров в магазинах. Нейросети, анализирующие данные о продажах и предпочтениях покупателей, могут определить, какие товары лучше всего продаются в определенных местах и в определенное время.

– Прогнозируйте спрос на рынке недвижимости с помощью нейросетей. Анализируя такие факторы, как цены на недвижимость, доступность ипотеки и демографические характеристики, нейросети могут точно предсказать спрос на разные типы недвижимости.

– Используйте нейросети для прогнозирования спроса на финансовые продукты, такие как кредиты и инвестиции. Анализируя множество данных о клиентах, включая их кредитную историю, доходы и занятость, нейросети могут с высокой точностью предсказать, насколько вероятно, что клиент обратиться за определенным продуктом.

– Применяйте нейросети в производственном секторе для прогнозирования спроса на продукцию. Анализируя потребности рынка, производственные мощности, стоимость сырья и другие факторы, нейросети могут предсказать, сколько определенного вида продукции потребуется в дальнейшем произвести.

Одним из наиболее распространенных подходов к прогнозированию спроса с использованием нейросетей является рекуррентная нейронная сеть (RNN). RNN позволяет учесть последовательность входных данных, сохраняя информацию о предыдущих состояниях сети. Это особенно полезно при анализе временных рядов, в которых изменение спроса зависит от предшествующих значений.

Другим распространенным методом является сверточная нейронная сеть (CNN), которая специализируется на анализе пространственных данных. Этот тип нейросети широко используется для анализа изображений, текстов и других типов данных, в которых важна локальная зависимость.

Глубокие нейронные сети, такие как глубокие сверточные нейронные сети (DCNN) и глубокие рекуррентные нейронные сети (DRNN), представляют собой более сложные архитектуры нейросетей, состоящие из множества слоев. Они способны извлекать более высокоуровневые признаки из данных, что может улучшить качество прогноза спроса.

При использовании нейросетевых моделей для прогнозирования спроса важно учитывать некоторые особенности. Прежде всего, необходимо обеспечить высокое качество и разнообразие данных для обучения модели. Чем больше данных, тем лучше будет обучена нейросеть. Также важно учесть сезонные факторы, тренды и другие факторы, которые могут влиять на спрос.

Кроме того, следует помнить о постоянном обновлении моделей. Спрос может меняться со временем, и модель должна быть способна адаптироваться к новым условиям. Это означает, что модель должна регулярно обучаться на актуальных данных и периодически перенастраиваться.

Нейросетевое моделирование имеет большой потенциал для прогнозирования спроса в различных отраслях цифровой экономики. Однако, для эффективного использования нейросетей в прогнозировании спроса необходимо учитывать особенности конкретной отрасли и наличие высококачественных данных. Только в таком случае можно достичь высокой точности и предсказуемости прогнозов, что поможет компаниям принимать более обоснованные и эффективные решения на основе прогнозирования спроса.

**3.6. Примеры использования нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса в цифровой экономике**

Одним из примеров использования нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса является компания Amazon, которая использует нейросети для анализа данных о покупках и предпочтениях клиентов. Это позволяет Amazon предсказывать спрос на различные товары и оптимизировать свою логистику.

Хорошим примером использования нейросетевого моделирования является компания Netflix, которая использует нейросети для рекомендации фильмов и сериалов своим пользователям. Анализируя историю просмотров, предпочтения пользователей и рейтинги фильмов, Netflix может предсказать, какие фильмы и сериалы понравятся конкретному пользователю, и рекомендовать их ему.

Еще одним примером является компания Uber, которая использует нейросети для прогнозирования спроса на поездки. Анализируя данные о местоположении пользователей, времени суток, погодных условиях и других факторах, Uber может предсказать, сколько поездок потребуется в определенном районе в определенное время.

Также стоит отметить компанию Tesla, которая использует нейросети для прогнозирования спроса на свои электромобили. Анализируя данные о продажах предыдущих моделей, предпочтениях потребителей и изменениях в законодательстве, Tesla может предсказать, сколько электромобилей будет продано в будущем и какие модели будут наиболее популярными.

Отличным примером является компания Wildberries, которая использует нейросети для прогнозирования спроса на различные товары. Анализируя данные о продажах, отзывах покупателей и других факторах, Wildberries может предсказать, какие товары будут наиболее популярными в будущем, и оптимизировать свой ассортимент.

Компания МТС, которая использует нейросети для прогнозирования оттока клиентов. Анализируя данные о платежах, использовании услуг и других факторах, МТС может предсказать, какие клиенты с наибольшей вероятностью покинут компанию, и принять меры для их удержания.

Компания “Магнит”, которая использует нейросети для прогнозирования спроса на различные товары в своих магазинах. Анализируя данные о продажах, погоде, праздниках и других факторах, “Магнит” может предсказать, какие товары будут пользоваться наибольшим спросом в ближайшие дни, и заранее заказать их у поставщиков.

РЖД использует нейросети для предсказания спроса на билеты. Они анализируют данные о предыдущих продажах, даты праздников и других событий, погоду и многое другое. На основе этих данных нейросеть предсказывает, сколько билетов на поезд будет продано в каждый день. Это позволяет РЖД лучше планировать свою работу и продавать нужное количество билетов.

Компания “Газпром” использует нейросети для прогноза добычи газа. Они анализируют данные о состоянии скважин, запасах газа, погоде и многом другом. На основе этого анализа нейросеть предсказывает, сколько газа сможет добыть “Газпром” в каждый следующий год. Это позволяет компании лучше планировать свою добычу и инвестиции в новые месторождения.

Сбер использует нейросети для распознавания лиц на фотографиях. Они обучают нейросеть на большом количестве фотографий людей, а затем она может узнавать людей на новых фотографиях. Это помогает Сберу улучшать свои услуги по распознаванию лиц и делать их более точными и быстрыми.

Еще одним примером является компания Яндекс, которая использует нейросети для прогнозирования погоды и трафика. Анализируя данные о температуре, влажности, скорости ветра и других факторах, Яндекс может предсказать погоду на завтра с высокой точностью.

Также Яндекс использует нейросети для прогнозирования загруженности дорог, анализируя данные о скорости движения, авариях и других факторах. Это позволяет Яндексу предоставлять наиболее актуальные и точные прогнозы дорожного движения.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В данной работе были рассмотрены теоретические и практические основы прогнозирования спроса с помощью нейросетевых технологий, проведен анализ применения нейросетевого прогнозирования в различных отраслях цифровой экономики, привели примеры их реализации и сравнения с традиционными методами. а также разработаны рекомендации по использованию нейросетевого моделирования для прогнозирования спроса.

Были выявлены преимущества и недостатки нейросетевых технологий в прогнозировании спроса, а также оценена точность нейросетевого прогнозирования. На основе проведенного исследования были разработаны рекомендации по выбору оптимального типа нейросети для прогнозирования спроса, а также по использованию нейросетевого моделирования в различных отраслях цифровой экономики.

Таким образом, использование нейросетей для прогнозирования спроса является важным инструментом для цифровой экономики и позволяет компаниям принимать обоснованные решения о планировании и управлении ресурсами. Благодаря применению нейросетей, можно значительно повысить точность прогнозирования и оптимизировать процесс принятия решений.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Китова, О. В. Цифровой бизнес: учебник / О. В. Китова, С. Н. Брускин, Л. П. Дьяконова. — Москва: ИНФРА-М, 2019. — Текст: непосредственный.
2. Маркова, В. Д. Цифровая экономика: учебник / В. Д. Маркова. — Москва: ИНФРА-М, 2020. — (Высшее образование: Бакалав¬риат).
3. Цифровая экономика: учебник для вузов / И. А. Хасаншин, А. А. Кудряшов, Е. В. Кузьмин, А. А. Крюкова. — Москва: Горячая линия —Телеком, 2019. —Текст: непосредственный.
4. Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. Deep Learning. MIT Press, 2016.
5. Hinton, Geoffrey, et al. “Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition.” IEEE Signal Processing Magazine 29.6 (2012): 82-97.
6. LeCun, Yann, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. “Deep learning.” Nature 521.7553 (2015): 436.
7. Lecun, Yann, et al. “Gradient-based learning applied to document recognition.” Proceedings of the IEEE 86.11 (1998): 2278-2324.
8. Schmidhuber, Ju¨rgen. “Deep Learning in Neural Networks: An Overview.” Neural Networks 61 (2015): 85-117.
9. Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition.” arXiv preprint arXiv:1409.1556 (2014).
10. Szegedy, Christian, et al. “Going deeper with convolutions.” Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
11. Sutskever, Ilya, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le. “Sequence to sequence learning with neural networks.” Advances in neural information processing systems. 2014.
12. Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. “Imagenet classification with deep convolutional neural networks.” Advances in Neural Information Processing Systems. 2012.
13. Graves, Alex, et al. “Hybrid computing using a neural network with dynamic external memory.” Nature 538.7626 (2016): 471-476.

**Источник:** [Финансы Наизнанку](https://strah.shop/Diplomnaja-rabota-po-spetsialnosti-Tsifrovaja-ekonomika/)