Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

Южно-Уральский государственный университет

(национальный исследовательский университет)

Высшая школа электроники и компьютерных наук

Кафедра «Информационно-измерительная техника»

РЕФЕРАТ  
по теме «Методы прогнозирования в экономике и финансах»  
по дисциплине «Технологии и системы интеллектуально-аналитической обработки данных в экономике и финансах»

Проверил: доцент

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/КоровинА.М/

«\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2023 г.

Автор работы:

студент группы КЭ - 314

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ Бухаров А.А. /

«\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2023 г.

Оглавление

[Введение 4](#_Toc151547747)

[1. Теоретические основы прогнозирования 5](#_Toc151547748)

[2. Методы временных рядов в прогнозировании 6](#_Toc151547749)

[2.1 Анализ временных рядов как базовый инструмент прогнозирования 6](#_Toc151547750)

[2.2 Модели временных рядов: ARIMA, GARCH и другие 7](#_Toc151547751)

[2.3 Применение методов временных рядов в финансовых прогнозах 10](#_Toc151547752)

[3. Эконометрические методы прогнозирования 10](#_Toc151547753)

[3.1 Основы эконометрики и ее применение в прогнозировании 10](#_Toc151547754)

[3.2 Множественная регрессия и панельные данные 10](#_Toc151547755)

[3.3 Оценка точности прогнозов с использованием эконометрических моделей 11](#_Toc151547756)

[4. Методы машинного обучения в экономическом прогнозировании 12](#_Toc151547757)

[4.1 Введение в машинное обучение и его роль в экономике 12](#_Toc151547758)

[4.2 Алгоритмы машинного обучения для задач прогнозирования 12](#_Toc151547759)

[4.3 Преимущества и ограничения применения машинного обучения в экономическом прогнозировании 15](#_Toc151547760)

[5. Сравнительный анализ методов прогнозирования 17](#_Toc151547761)

[5.1 Сравнение точности методов временных рядов, эконометрики и машинного обучения 17](#_Toc151547762)

[5.2 Факторы, влияющие на выбор метода прогнозирования 18](#_Toc151547763)

[5.3 Комбинированные подходы к прогнозированию 18](#_Toc151547764)

[6. Практические аспекты применения методов прогнозирования 20](#_Toc151547765)

[Применение статистических моделей для прогнозирования продаж, кейс magnit tech 20](#_Toc151547766)

[Сильные стороны мультипликативной модели 23](#_Toc151547767)

[Слабые стороны мультипликативной модели 23](#_Toc151547768)

[Заключение 25](#_Toc151547769)

[Библиографический список 26](#_Toc151547770)

# Введение

Современные условия экономического развития подчеркивают необходимость эффективного управления и принятия обоснованных решений в условиях неопределенности и динамичности. В этом контексте методы прогнозирования в экономике и финансах приобретают стратегическое значение, являясь инструментом предвидения возможных сценариев развития событий.

Актуальность исследования методов прогнозирования в экономике и финансах обусловлена постоянным изменением внешних и внутренних условий, с которыми сталкиваются предприятия, финансовые институты и государственные органы. Глобальные экономические сдвиги, изменения в политике, технологический прогресс и другие факторы создают неопределенность, которую необходимо учитывать при принятии стратегических и тактических решений. В этом контексте разработка и совершенствование методов прогнозирования становится ключевым аспектом успешного функционирования организаций и стран.

Цель настоящего исследования заключается в анализе существующих методов прогнозирования в экономике и финансах с целью выявления их эффективности и применимости в различных сценариях. Для достижения поставленной цели ставятся следующие задачи:

Рассмотреть теоретические основы прогнозирования в экономике и финансах.

Изучить методы временных рядов, эконометрики и машинного обучения в контексте прогнозирования.

Провести сравнительный анализ эффективности различных методов прогнозирования.

Определить практические аспекты применения выбранных методов в реальных условиях.

Таким образом, настоящее исследование направлено на формирование глубокого понимания и развитие методологических подходов к прогнозированию в экономике и финансах, что имеет важное значение для успешного функционирования организаций и стратегического планирования развития национальных и мировых экономик.

# 1. Теоретические основы прогнозирования

Прогнозирование в экономике и финансах представляет собой систематический процесс оценки и предсказания будущих событий, тенденций и переменных, влияющих на экономическую деятельность. В контексте данной работы, понятие "прогнозирование" рассматривается как интегральная часть управленческого процесса, направленная на предвидение возможных сценариев развития событий с использованием различных методов и моделей.

Прогнозирование играет ключевую роль в принятии экономических решений, предоставляя необходимую информацию для определения оптимальных стратегий и тактик управления. На основе точных и надежных прогнозов управленцы и аналитики могут выстраивать эффективные бизнес-модели, минимизировать риски, адаптироваться к изменяющимся условиям рынка и принимать обоснованные решения, направленные на достижение поставленных целей.

Успешный прогноз в экономике и финансах характеризуется несколькими важными аспектами. Во-первых, он должен быть точным, отражая реальные тенденции и явления в экономической сфере. Во-вторых, успешный прогноз обладает высокой степенью достоверности, что позволяет минимизировать возможные ошибки и риски при принятии решений. В-третьих, прогноз должен быть своевременным, предоставляя информацию заранее, чтобы предприятия и организации могли адаптироваться к предстоящим изменениям.

Анализ теоретических основ прогнозирования в данной главе является отправной точкой для последующего рассмотрения практических методов и моделей, используемых в процессе прогнозирования в экономике и финансах. Понимание сущности и значимости прогнозирования создает основу для более глубокого исследования конкретных аспектов данной темы в следующих главах работы.

# 2. Методы временных рядов в прогнозировании

## 2.1 Анализ временных рядов как базовый инструмент прогнозирования

Анализ временных рядов – это метод, который помогает понять закономерности изменения данных в разные моменты времени. Этот процесс включает в себя выделение трендов (долгосрочных изменений), сезонных колебаний (циклических изменений, повторяющихся в определенные периоды) и случайных флуктуаций. Графики временных рядов позволяют визуализировать эти компоненты, что полезно для предварительного анализа данных перед применением более сложных методов.

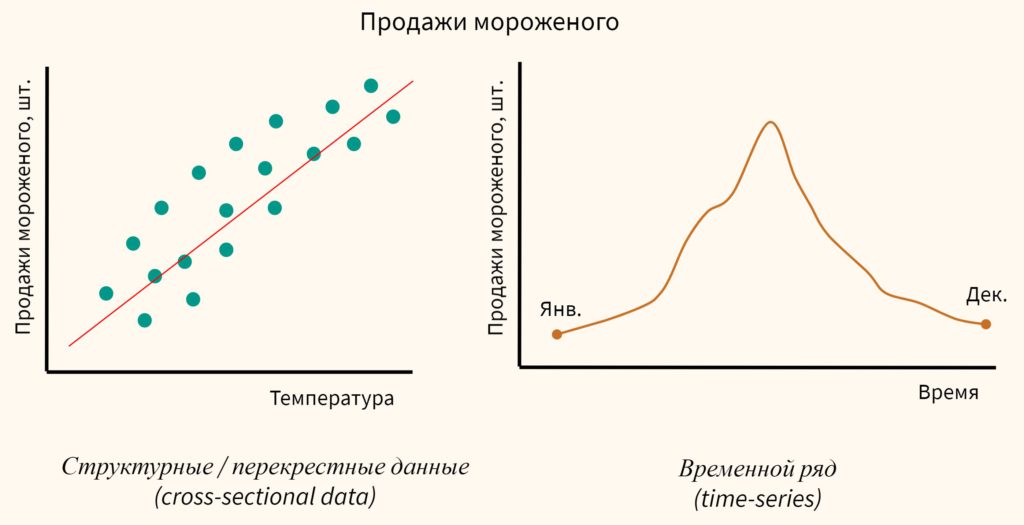


Рисунок 1 – пример графиков анализа временных рядов

## 2.2 Модели временных рядов: ARIMA, GARCH и другие

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average):

Авторегрессия (AR): Этот компонент описывает зависимость текущего значения временного ряда от предыдущих значений. Например, если цены на акции росли в прошлом, есть вероятность, что они продолжат расти.

Интегрирование (I): Этот шаг включает в себя вычитание текущего значения временного ряда из предыдущего для стабилизации его колебаний.

Скользящее среднее (MA): Этот компонент учитывает зависимость текущего значения от предыдущих ошибок прогноза.



Рисунок 2 – пример графика ARIMA для прогноза продаж

GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity):

Условная гетероскедастичность: Этот термин относится к изменчивости (волатильности), которая не является постоянной. Модель GARCH оценивает и учитывает эту изменчивость в условиях предыдущих ошибок прогноза.

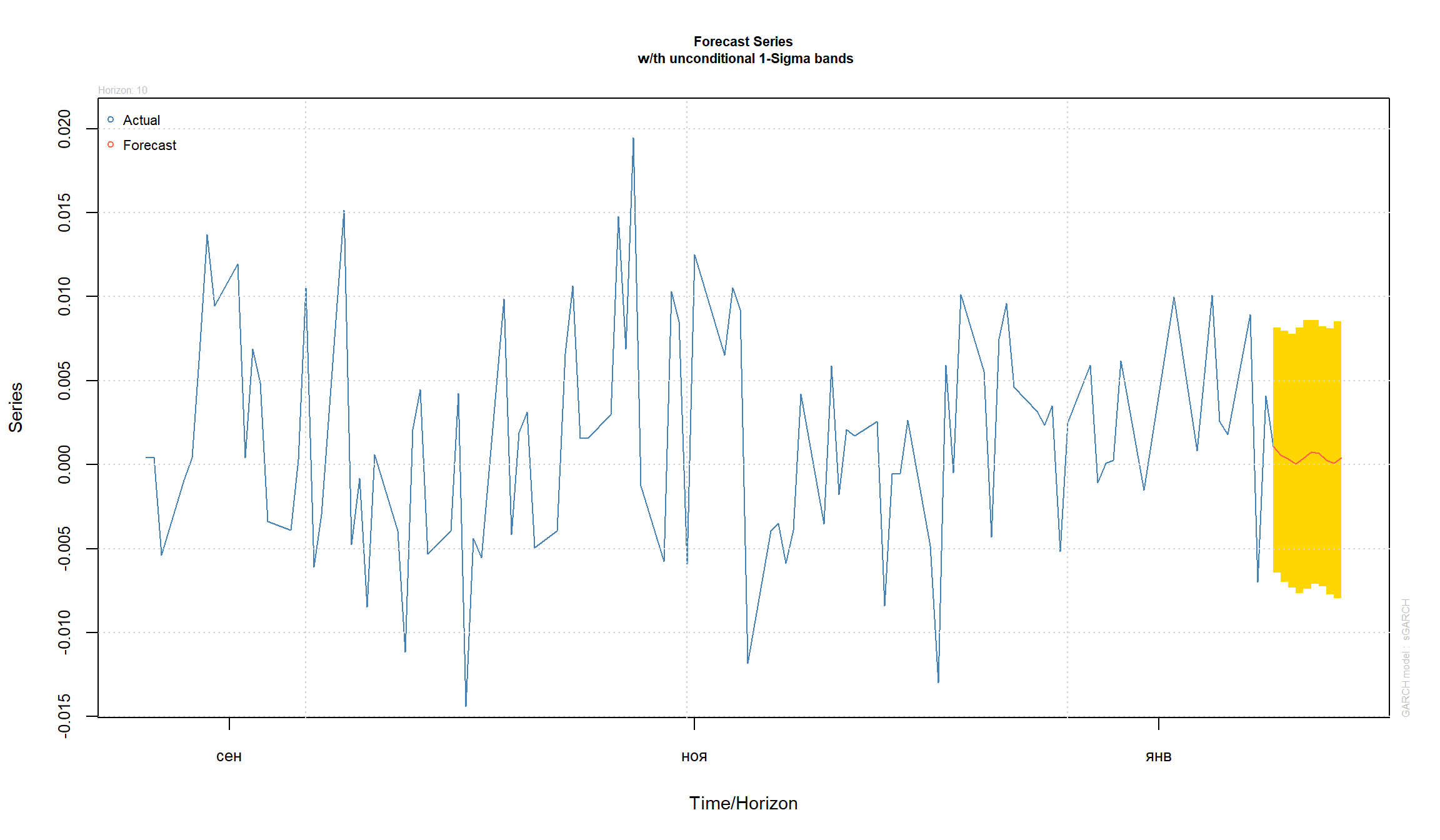


Рисунок 3 – прогноз продаж с использованием GARCH

Другие модели временных рядов:

SARIMA (Seasonal ARIMA): Эта модель добавляет компонент сезонности к ARIMA, что особенно полезно при работе с данными, имеющими циклические колебания в течение года.

Экспоненциальное сглаживание (Exponential Smoothing): Этот метод использует взвешенные средние прошлых значений временного ряда для прогнозирования будущих значений, придавая больший вес более новым данным.

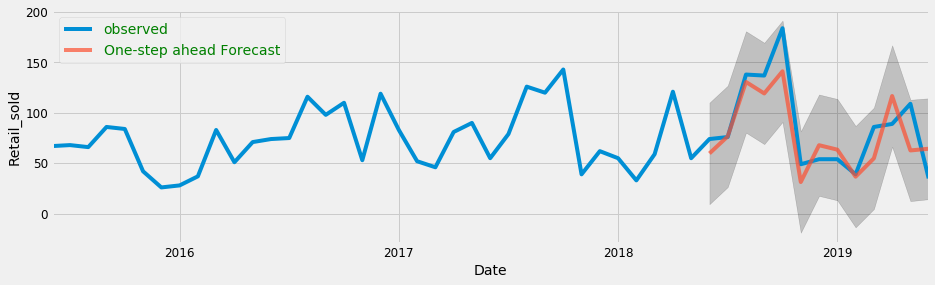


Рисунок 4 – пример графика SARIMA

## 2.3 Применение методов временных рядов в финансовых прогнозах

Применение методов временных рядов в финансовых прогнозах позволяет анализировать и прогнозировать цены на активы, волатильность рынка и другие важные финансовые параметры. Например, модель GARCH может помочь в оценке риска инвестиций, учитывая переменную волатильность рынка. Эти методы предоставляют инструментарий для более точных и обоснованных решений в области финансового управления.

Использование этих методов временных рядов обеспечивает углубленное понимание динамики данных, что, в свою очередь, содействует созданию более эффективных стратегий управления рисками и принятия обоснованных решений в сфере финансового анализа.

# 3. Эконометрические методы прогнозирования

## 3.1 Основы эконометрики и ее применение в прогнозировании

Эконометрика – это область экономической науки, которая использует математические и статистические методы для измерения и анализа экономических явлений. В прогнозировании эконометрические методы применяются для построения моделей, которые могут описывать взаимосвязи между различными переменными и использоваться для предсказания будущих значений.

## 3.2 Множественная регрессия и панельные данные

Множественная регрессия: Этот метод позволяет учитывать влияние нескольких факторов на исследуемую переменную. Например, при прогнозировании продаж товара можно учесть не только цену, но и рекламные затраты, сезонные колебания и другие факторы. Модель множественной регрессии выражается уравнением, где зависимая переменная предсказывается на основе значений нескольких независимых переменных.

Панельные данные: Этот метод позволяет анализировать данные по нескольким объектам (например, компаниям) в разные периоды времени. В прогнозировании это позволяет учесть как временные, так и индивидуальные особенности объектов, улучшая качество предсказаний. Например, при изучении доходов различных компаний, можно учесть как изменения внутри компаний со временем, так и различия между компаниями.

## 3.3 Оценка точности прогнозов с использованием эконометрических моделей

Оценка точности прогнозов включает в себя сопоставление предсказанных значений с реальными данными и измерение степени соответствия. Эконометрические модели, такие как регрессионные модели, могут предоставить предсказания, которые затем сравниваются с фактическими данными. Различные статистические метрики, такие как среднеквадратичная ошибка или коэффициент детерминации, используются для оценки точности и эффективности прогнозов.

Использование эконометрических методов в прогнозировании позволяет более глубоко понимать взаимосвязи в экономических данных и предоставляет инструменты для разработки более точных и устойчивых моделей. Оценка точности прогнозов становится ключевым этапом, обеспечивая критерии для выбора и оптимизации моделей в процессе принятия решений.

# 4. Методы машинного обучения в экономическом прогнозировании

## 4.1 Введение в машинное обучение и его роль в экономике

Введение в машинное обучение (МО) представляет собой внедрение инновационных технологий в область экономического прогнозирования. Машинное обучение – это подраздел искусственного интеллекта, который обучает компьютерные системы самостоятельно обрабатывать данные и выявлять закономерности. Роль машинного обучения в экономике заключается в создании и оптимизации моделей, способных предсказывать поведение рынков, потребительских предпочтений и других факторов, влияющих на экономическую деятельность.

## 4.2 Алгоритмы машинного обучения для задач прогнозирования

**Линейная регрессия:**

Линейная регрессия — это метод, который моделирует линейную зависимость между зависимой переменной и одной или несколькими независимыми переменными. В задачах прогнозирования, где необходимо предсказать числовое значение, линейная регрессия может быть мощным инструментом.

Математически линейная регрессия представляется уравнением:



где - зависимая переменная, - независимая переменная, - свободный член (пересечение с осью Y), ​ - коэффициент наклона, *ϵ* - ошибка.

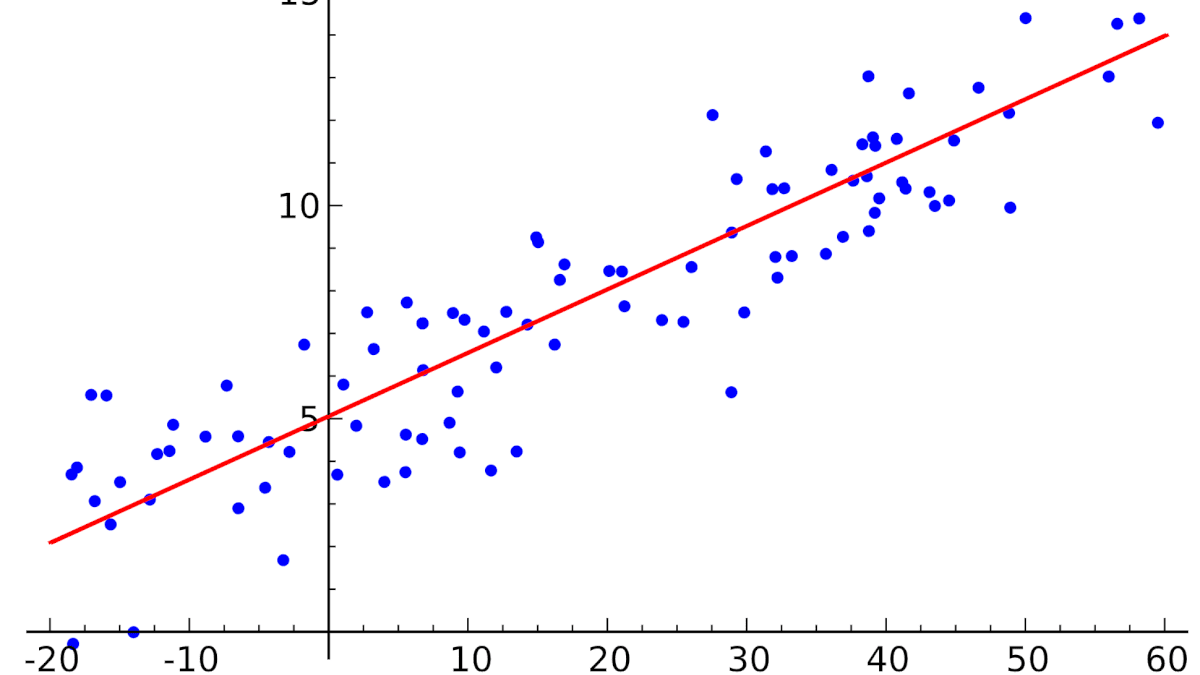


Рисунок 5 – график линейной регрессии

**Случайные леса:**

Случайные леса — это метод ансамбля, объединяющий несколько деревьев решений для более точного и устойчивого прогноза. Каждое дерево строится независимо, а затем их прогнозы усредняются. Этот метод подходит для прогнозирования в условиях сложных и нелинейных зависимостей.

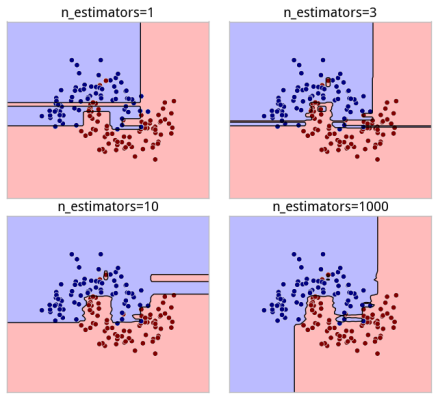


Рисунок 6 – график случайного леса

**Нейронные сети:**

Нейронные сети — это модели, инспирированные структурой и функцией человеческого мозга. В контексте прогнозирования, особенно в сфере экономики, они могут обнаруживать сложные, нелинейные взаимосвязи в данных.

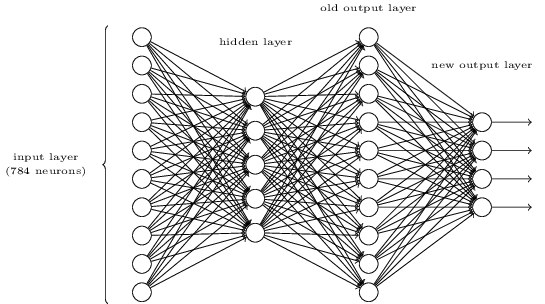


Рисунок 7 – схема нейронной сети

Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки, и выбор между ними зависит от характера данных, целей прогнозирования и требуемой интерпретируемости модели. Исследование и сравнение этих методов позволяют выбирать подходящий инструмент для конкретных задач прогнозирования в экономике.

## 4.3 Преимущества и ограничения применения машинного обучения в экономическом прогнозировании

Преимущества:

* Учёт сложных взаимосвязей: Машинное обучение способно обрабатывать сложные и нелинейные взаимосвязи в данных, что особенно важно в экономике, где факторы могут взаимодействовать весьма сложным образом.
* Гибкость моделей: Алгоритмы машинного обучения обладают высокой гибкостью и могут адаптироваться к различным видам данных, позволяя эффективно моделировать разнообразные экономические явления.
* Обработка больших объемов данных: Машинное обучение эффективно обрабатывает большие объемы данных, что актуально в условиях современной экономики, где информация становится все более объемной и быстро меняющейся.
* Автоматизация процесса: Многие алгоритмы машинного обучения могут автоматически адаптироваться к изменениям в данных, что позволяет создавать более динамичные и актуальные модели.

Ограничения:

* Необходимость больших объемов данных: Многие методы машинного обучения требуют больших объемов данных для обучения. В экономике иногда может быть сложно собрать достаточное количество данных, особенно при анализе редких событий.
* Сложность интерпретации: Некоторые модели машинного обучения, особенно нейронные сети, могут быть сложными для интерпретации. Это может затруднить объяснение прогнозов и принятие обоснованных решений.
* Неустойчивость к изменениям: Модели машинного обучения могут быть чрезмерно адаптированы к обучающим данным и неустойчивы к изменениям в новых данных, что важно в условиях динамичных экономических процессов.
* Необходимость экспертного вмешательства: в некоторых случаях, особенно в чувствительных экономических областях, требуется вмешательство экспертов для адекватного понимания и коррекции результатов машинного обучения.

Исследование и понимание этих преимуществ и ограничений являются критическими для успешного применения методов машинного обучения в экономическом прогнозировании. Оптимальный выбор метода зависит от конкретной задачи и условий, в которых проводится анализ.Начало формы

# 5. Сравнительный анализ методов прогнозирования

## 5.1 Сравнение точности методов временных рядов, эконометрики и машинного обучения

Методы временных рядов:

Плюсы:

* Эффективны для моделирования временных зависимостей и сезонных колебаний.
* Хорошо интерпретируемы и обладают структурированным подходом.

Минусы:

* Ограничены в учете сложных нелинейных взаимосвязей.
* Требуют стационарности данных.

Эконометрические методы:

Плюсы:

* Обеспечивают структурный анализ влияния различных факторов.
* Интерпретируемы и применимы для анализа множественных переменных.

Минусы:

* Требуют предположения о структуре данных.
* Могут оказаться неэффективными при большом объеме данных и сложных нелинейных взаимосвязях.

Методы машинного обучения:

Плюсы:

* Способны моделировать сложные, нелинейные зависимости.
* Могут обрабатывать большие объемы данных и адаптироваться к изменениям.

Минусы:

* Могут быть сложными для интерпретации.
* Требуют больших объемов данных для обучения.

Сравнительный анализ:

Сравнение точности показывает, что методы машинного обучения, такие как нейронные сети и случайные леса, часто превосходят другие методы в сложных прогнозах, но при этом могут быть менее интерпретируемыми. Методы временных рядов и эконометрики подходят для задач с явными временными и структурными зависимостями, но могут проигрывать в сложных нелинейных сценариях.

## 5.2 Факторы, влияющие на выбор метода прогнозирования

**Характер данных:**

Выбор метода прогнозирования зависит от типа данных, с которыми работает исследователь. Например, временные ряды лучше всего моделируются методами временных рядов, в то время как для данных с множеством факторов могут быть предпочтительными эконометрические или машинные методы.

**Объем данных:**

Объем данных может определить, насколько эффективными будут методы машинного обучения. Большие объемы данных могут обеспечить более точные прогнозы, но также требуют более сложных моделей.

**Важность интерпретации:**

Если важна интерпретируемость результатов, эконометрические методы могут быть предпочтительными, поскольку они обеспечивают ясную структуру влияния переменных.

## 5.3 Комбинированные подходы к прогнозированию

Ансамблирование методов:

Преимущества:

* Увеличение стабильности и точности прогнозов.
* Способность учесть разнообразные характеристики данных.

Недостатки:

* Увеличение вычислительной сложности.

Интеграция методов:

Преимущества:

* Использование сильных сторон различных методов.
* Создание модели, способной адаптироваться к различным условиям.

Недостатки:

* Необходимость тщательной настройки параметров для оптимальных результатов.

*Пример комбинированного подхода:*

Рассмотрим сценарий, где прогнозируется объем продаж товара на основе временных рядов и внешних факторов, таких как маркетинговые акции. Мы можем использовать модель временных рядов для учета сезонности и динамики продаж внутри времени, а затем интегрировать эконометрическую модель, которая учтет влияние маркетинговых мероприятий на объем продаж.

Преимущества комбинированного подхода:

* Учет различных аспектов данных: сезонности, временных зависимостей и внешних воздействий.
* Повышение точности за счет использования разнообразных методов.

Недостатки комбинированного подхода:

* Необходимость в тщательной настройке весов и параметров каждого метода.
* Потенциальное усложнение интерпретации прогнозов.

Выбор конкретного комбинированного подхода зависит от специфики задачи и доступных данных. Тем не менее, такие комбинированные методы могут предоставить более устойчивые и точные прогнозы, объединяя сильные стороны различных методологий.

# 6. Практические аспекты применения методов прогнозирования

## Применение статистических моделей для прогнозирования продаж, кейс magnit tech

Под статистическими моделями подразумеваем набор моделей, использующих в основе скользящие средние с рядом преобразований разной степени сложности. От простых скользящих средних и экспоненциального сглаживания до ARIMA, SARIMA, ARIMAX и более сложных комбинированных вариантов.

Первые попытки использовать статистические модели в бизнесе уходят корнями в историю. Они предшествовали бурному развитию IT и росту вычислительных мощностей в силу относительной простоты и прозрачности применения, соразмерно уровню технической оснащённости тех времён.

Если внимательно посмотреть на процессы любого бизнес-подразделения, где возникает хотя бы минимальная потребность что-либо прогнозировать, высока вероятность встретить интуитивные попытки использования скользящих средних: «закажем, как в прошлые разы», «сделай по аналогии».

компания «Магнит»— не исключение. Более 20 лет назад был создан инструмент «Автозаказ» на базе скользящих средних.

Автозаказ – инструмент прогнозирования, при помощи которого осуществляется пополнение товаром торговых объектов компании.

В те годы это был настоящий прорыв: администрации магазинов больше не нужно было вести ручной учёт и размещать заказы товаров в конце рабочего дня. «Автозаказ» всё делал автоматически. Это сэкономило и высвободило тысячи человеко-часов за счёт эффекта масштаба, а также минимизировало человеческий фактор ручной ошибки прогноза.

Безусловно, требования к качеству метрик и сложность решаемых задач за прошедшие годы возросли на порядок. Однако статистические модели всё ещё в стеке и могут быть актуальны для решения отдельных задач: они хорошо себя зарекомендовали и прошли проверку временем.

Для прогнозирования промо использование статистических моделей в базовом виде не подходит из-за наличия набора сильно влияющих на целевую переменную факторов. Для решения этой проблемы компания использует мультипликативную модель прогнозирования (ММП) вида:

y = x \* k1 \* k2 \* … \* kn,

Где x – очищенная от влияния факторов базовая продажа, над которой строится статистическая модель.

k1…kn – учитываемые факторы (мультипликаторы).

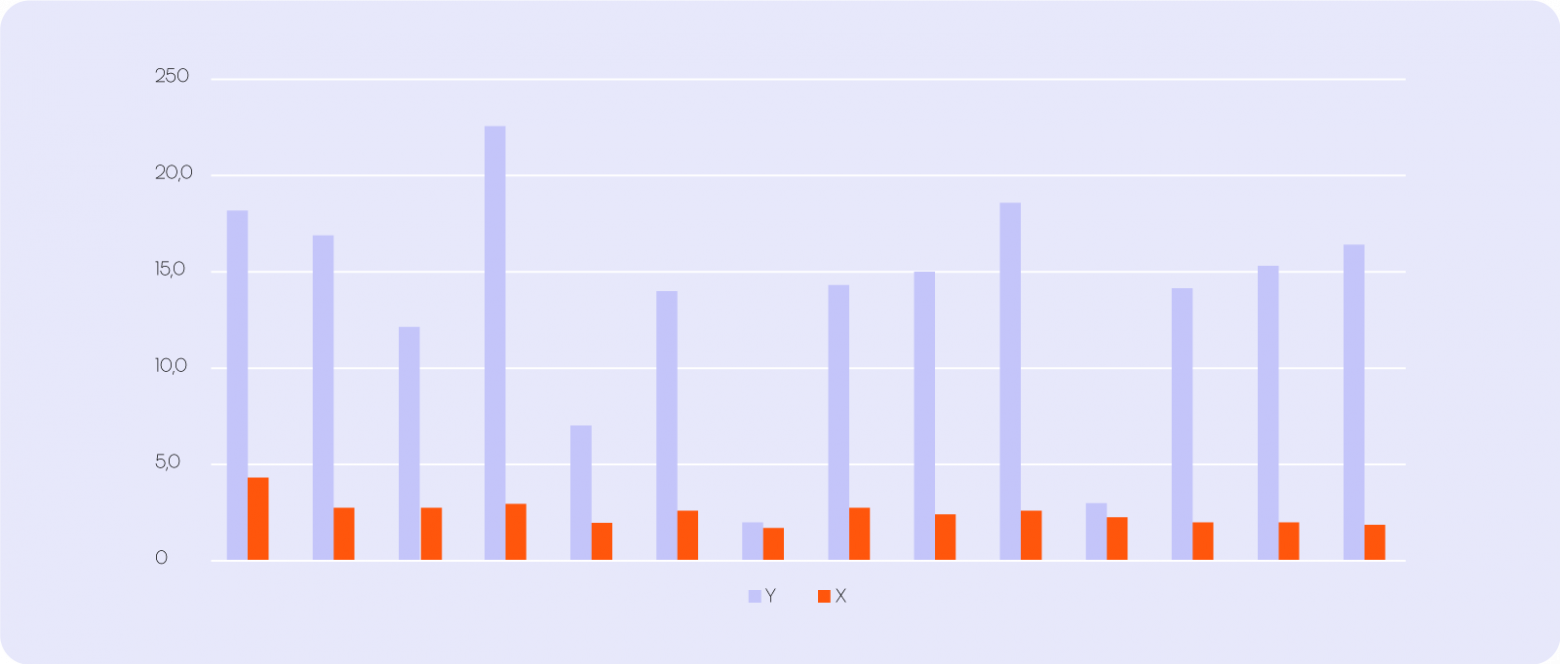


Рисунок 8 – статистическая модель

Таким образом, декомпозиция ряда на составляющие позволяет приблизить ряд наблюдений X к стационарному виду, после чего над ними строится статистическая модель.

Один из ключевых моментов – правильная оценка факторов и учёт их влияния. Рассмотрим для примера самые важные из них:

* Коэффициент эластичности спроса – собственная разработка, аппроксимация эластичности спроса на товар в зависимости от изменения цены. Рассчитывается отдельным алгоритмом.
* Коэффициенты сезонности – сезонная составляющая изменчивости спроса. Для расчёта используем адаптированный под наши цели алгоритм на базе библиотеки Prophet.

Также важный пункт в реализации подобных алгоритмов – правильный выбор детализации расчёта, исходя из целей прогнозирования и горизонта сбора статистики для расчёта базовой компоненты. В нашей версии ММП мы используем короткий тренд – около трёх месяцев: динамика продаж отдельных товаров в розничной торговле меняется достаточно быстро, а представленная модель не способна учитывать весь спектр факторов, влияющих на изменение целевой переменной.

Помимо прочего, ценная особенность алгоритма – независимая иерархическая структура расчёта каждой из компонент. Это позволяет использовать модель для прогнозирования товаров и магазинов, не имеющих собственных наблюдений.

Попробуем разобраться, почему это так важно. В таблице приведён пример наиболее часто встречающихся комбинаций наличия статистики по компонентам в упрощённом виде для одного условного магазина.

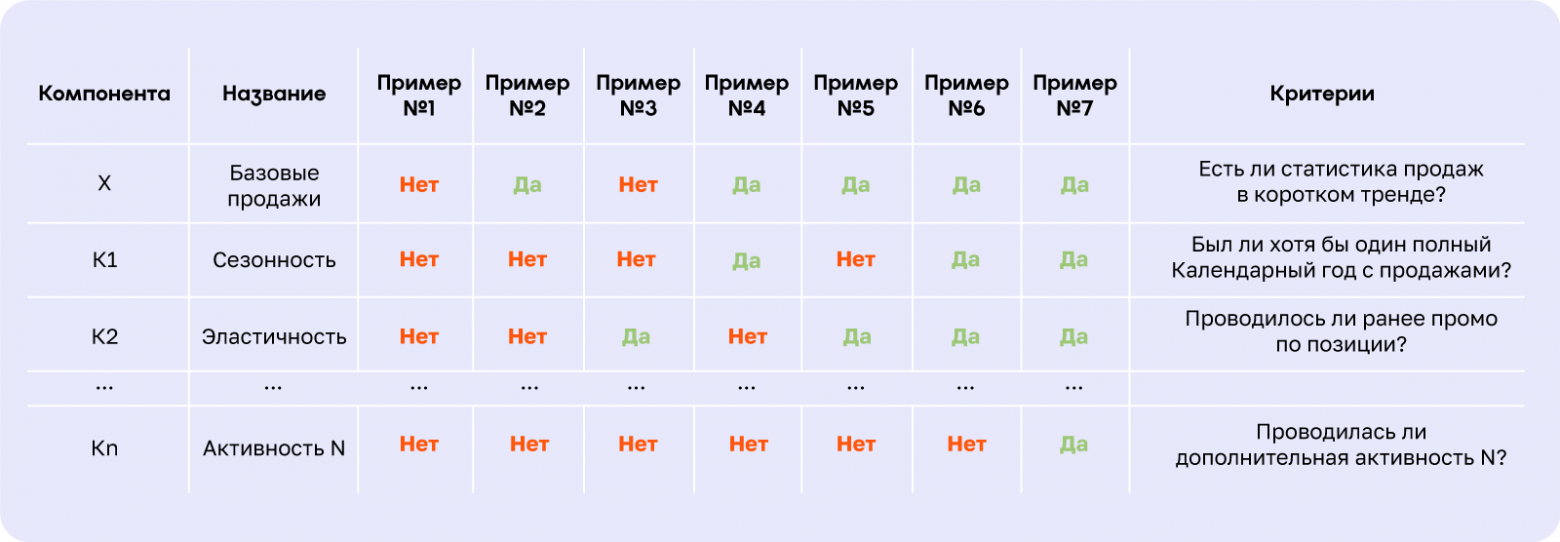


Таблица 1 - часто встречающиеся комбинации наличия статистики по компонентам

Если бы основная часть наблюдений соответствовала примеру 6–7, нам не пришлось бы разделять модель на отдельные модули расчёта компонент. В реальности значительная доля случаев скорее «окрашена в красный цвет». Поэтому ММП в рамках расчёта последовательно проверяет, есть ли статистика каждой из компонент: начинает с нижнего уровня детализации, двигается вверх при отсутствии таковой и останавливается на том уровне иерархии расчёта, где выполняется критерий по достаточному количеству наблюдений.

Целью создания модели было решение двух задач:

* Быстро создать относительно простой и легко интерпретируемый для бизнеса алгоритм.
* Прогнозировать все поступившие на расчёт записи, включая те, у которых полностью отсутствует история продаж.

Помимо разработки и совершенствования основных модулей (мультипликаторов и компонент), мы реализовали ряд дополнительных веток расчёта для учёта нестандартных явлений разного рода, прогнозирование которых было критичным с точки зрения бизнеса. Это необходимо для случаев, где исходная версия модели не способна выдавать прогноз в силу архитектурных ограничений либо при появлении сильного внешнего фактора, вызывающего существенную просадку ключевых метрик.

Сильные стороны мультипликативной модели

* Простота применения, можно быстро адаптировать подход для разных задач.
* Проще интерпретировать результаты и искать причины ошибок прогноза благодаря декомпозиции ряда на отдельные, понятные бизнесу мультипликаторы.
* Применение модели на коротком тренде позволяет относительно быстро реагировать на внешние факторы, которые могут оказывать существенное влияние на спрос. Пример – ковид или резкое изменение структуры ассортимента из-за ухода старых и появления новых поставщиков.
* За счёт иерархической структуры расчёта компонент модель способна прогнозировать почти 100% от всех потенциальных входящих данных, вне зависимости от наличия статистики: например, для новых товаров и не встречавшихся ранее скидок и цен.

Слабые стороны мультипликативной модели

* Обратная сторона простоты – отсутствие «гибкости». В отличие от более сложных моделей нельзя просто разметить события в истории и пробросить признак в будущее.

Любое нестандартное явление в статистике продаж или реализация новой механики промо помимо явной разметки требует создания отдельной надстройки (ветки расчёта) и разработку логики для каждой уникальной ситуации (заданную последовательность действий: if…else…). Это приводит либо к бесконечному усложнению логики, утяжелению и разрастанию кода, либо к отказу от использования подхода в части случаев.

* Сложности при прогнозировании товарных категорий, присутствующих в ассортименте ограниченный период времени в течение года. Например, новогодних украшений, кремов для загара, сезонных овощей и фруктов. Подобные товары могут не иметь доверительной статистики продаж в короткой истории, а периоды их появления в ассортименте и выхода на «пиковые значения» меняются от года к году.
* Разработка новых признаков возможна только в виде мультипликаторов, что существенно ограничивает потенциал развития модели.

Статистические модели ~~-~~ безусловно являются фундаментом прогнозирования в силу высокой скорости расчёта, простоты реализации и интерпретации результатов, а также могут показывать неплохой результат для задач не высокой сложности.

Следуя принципу «Бритвы Оккама», при наличии ограниченного ресурса и времени на разработку, статистические модели могут оказаться отличным стартовым (а зачастую – достаточным) решением (вспоминаем про «самокаты» и «космические корабли»). Но не стоит забывать, что качество подобных моделей напрямую зависит от глубины понимания специфики бизнеса, качества и структуры имеющихся в наличии данных и способностей команды видеть связь между сухими цифрами в источниках и реальными событиями.

# Заключение

В заключении реферата, хочу отметить, что прогнозирование в экономике и финансах – это сложный и многогранный процесс, включающий различные теоретические основы и методы. Теоретическая база прогнозирования охватывает определение самого понятия "прогнозирование", роль прогнозов в процессе принятия экономических решений, а также основные характеристики успешного прогноза.

Главы, посвященные методам временных рядов, эконометрике и машинному обучению, позволяют охватить различные аспекты прогнозирования. Анализ временных рядов, включая применение моделей ARIMA, GARCH и других, выявил их важность в финансовых прогнозах. Эконометрические методы, такие как множественная регрессия и использование панельных данных, предоставили дополнительные инструменты для более точного прогнозирования. Методы машинного обучения, с их алгоритмами и возможностями, также оказались весьма эффективными в решении задач прогнозирования.

Сравнительный анализ методов прогнозирования выявил, что каждый из них имеет свои преимущества и ограничения, и выбор конкретного метода зависит от контекста и целей прогнозирования. Комбинированные подходы, учитывающие различные методы, могут обеспечить более надежные и точные результаты.

Практические аспекты применения методов прогнозирования, рассмотренные в кейс-стади, подчеркнули их важность в реальных ситуациях. Современные тенденции и инновации в области экономического прогнозирования подчеркивают необходимость постоянного совершенствования методов и инструментов.

В целом, исследование подтвердило актуальность и важность развития методов прогнозирования в экономике и финансах. Перспективы развития включают в себя более широкое использование технологий машинного обучения, интеграцию различных методов для повышения точности прогнозов, а также учет человеческого фактора в процессе принятия решений на основе прогнозов. Исследование подчеркивает, что улучшение методов прогнозирования играет ключевую роль в повышении эффективности управления и принятии обоснованных решений в условиях динамичной экономической среды.

# Библиографический список

1. Шапиро, Я.М. Эконометрика. / Шапиро Я.М., Хатцкевич Ю.М. – Москва: Юрайт, 2009. – 177с.
2. Трофимов, В.Б. Прогнозирование в экономике: теория и практика. / Трофимов В.Б. – Москва: Издательство "Дело", 2008. – 505с.
3. Шумпетер Й. Теория экономического развития. – Москва: Прогресс, 1982. (Schumpeter, J. (1982). The Theory of Economic Development.) – 864с.
4. Прасолов, А. В. Математические методы экономической динамики / Прасолов А. В. Москва: Лань(2022).– 352с.
5. Шикин, Е.В. , Учебник. Математические методы и модели в управлении. / Е.В. Шикин, А.Г. Чхартишвили , Москва: Дело. (2002). – 439с.
6. Подкорытова, О. А. Анализ временных рядов : учебное пособие для вузов / О. А. Подкорытова, М. В. Соколов. — 2-е изд., перераб. и доп. — Москва : Издательство Юрайт, 2023. — 267 с.
7. Magnit Tech (2023). – статья о кейсе компании: «Модели прогнозирования продаж в «Магните»: Легенда об Ансамбле». Хабр.