###### **ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ**

###### **"НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

###### **"ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ"**

###### **ФАКУЛЬТЕТ КОМПЬЮТЕРНЫХ НАУК**

Гайтукаев Асламбек Тимурович

Куроедов Виктор Алексеевич

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

**Квантовый анализ временных рядов для прогноза инфляции**

**The quantum analysis of time series for forecasting inflation**

по направлению подготовки 01.04.02 Прикладная математика и информатика

образовательная программа «Машинное обучение и высоконагруженные системы»

Студент

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

А.Т. Гайтукаев

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

В.А. Куроедов

Научный руководитель

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Е.О. Кантонистова,

доцент

Соруководитель

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

А.И. Ковалева

Москва 2025

Аннотация

Данная магистерская диссертация посвящена разработке и валидации моделей прогнозирования месячной инфляции в США на горизонте одного месяца с использованием современных методов эконометрики и машинного обучения. В работе проведён сравнительный анализ классических статистических моделей (SARIMAX), алгоритмов градиентного бустинга (CatBoost) и рекуррентных нейронных сетей (LSTM). Экспериментальные результаты показали, что модели глубокого обучения обеспечивают наивысшую точность, однако требуют больших вычислительных ресурсов и сложной настройки. Важным этапом работы стало создание программного сервиса на базе Docker и Apache Airflow с интеграцией Telegram-бота для автоматизации сбора данных, выполнения прогнозов и информирования пользователей. Результаты подтверждают перспективность гибридного подхода к прогнозированию инфляции, сочетающего классические и современные методы, а также необходимость дальнейших исследований в области интерпретируемости моделей и автоматической адаптации к меняющимся экономическим условиям.

Abstract

This master’s thesis focuses on the development and validation of models for forecasting monthly inflation in the USA at a one-month horizon using modern econometric and machine learning methods. The study includes a comparative analysis of classical statistical models (SARIMAX), gradient boosting algorithms (CatBoost), and recurrent neural networks (LSTM). Experimental results demonstrate that deep learning models achieve the highest accuracy but require significant computational resources and complex tuning. A key part of the work is the development of a software service based on Docker and Apache Airflow, integrated with a Telegram bot to automate data collection, forecast execution, and user notification. The results confirm the promise of a hybrid forecasting approach combining classical and modern techniques, as well as highlight the need for further research on model interpretability and automatic adaptation to changing economic conditions.

Содержание

[Аннотация 2](#_Toc198936863)

[Abstract 3](#_Toc198936864)

[Содержание 4](#_Toc198936865)

[1. Введение 5](#_Toc198936866)

[1.1. Актуальность темы исследования 5](#_Toc198936867)

[1.2. Степень научной разработанности проблемы 5](#_Toc198936868)

[1.3. Проблемное поле и противоречия 6](#_Toc198936869)

[1.4. Цель и задачи исследования 7](#_Toc198936870)

[1.5. Вклад участников 7](#_Toc198936871)

[2. Обзор существующих подходов 9](#_Toc198936872)

[2.1. Эволюция традиционных моделей 9](#_Toc198936873)

[2.2. Кривая Филлипса и структурные изменения 9](#_Toc198936874)

[2.4. Использование байесовских и адаптивных моделей 11](#_Toc198936875)

[2.5. Методы машинного обучения и прогнозирование в среде, богатой данными 12](#_Toc198936876)

[2.6. Учёт структурных сдвигов и неопределённости модели 13](#_Toc198936877)

[2.7. Роль цен на активы и дезагрегированных индикаторов 14](#_Toc198936878)

[2.8. Сравнительный анализ и выводы 14](#_Toc198936879)

[3. Анализ данных 16](#_Toc198936880)

[3.1. Сбор и первичный анализ данных 16](#_Toc198936881)

[3.2. Генерация признаков 16](#_Toc198936882)

[3.3. Статистический отбор признаков 17](#_Toc198936883)

[4. Моделирование 21](#_Toc198936884)

[4.1. Эконометрическое моделирование 21](#_Toc198936885)

[4.2. Машинное обучение 22](#_Toc198936886)

[4.3. Глубокое обучение 23](#_Toc198936887)

[4.4. Вывод 24](#_Toc198936888)

[5. Программный сервис 25](#_Toc198936889)

[5.1. Основные требования к сервису 25](#_Toc198936890)

[5.2. Используемые сервисы и их роль 26](#_Toc198936891)

[5.3. Архитектура программного решения 26](#_Toc198936892)

[Заключение 28](#_Toc198936893)

[Список использованных источников 30](#_Toc198936894)

1. Введение
   1. Актуальность темы исследования

Инфляция – один из ключевых макроэкономических показателей, оказывающий непосредственное влияние как на внутреннюю экономическую политику государства, так и на международные финансовые рынки. В условиях глобальной экономической взаимозависимости и нестабильности, связанных как с постпандемийными шоками, так и с геополитическими конфликтами, прогнозирование инфляции становится задачей первостепенной важности. Особенно это касается Соединённых Штатов Америки — крупнейшей экономики мира [1], чьи инфляционные тренды оказывают заметное воздействие на мировые торговые потоки, стоимость активов и инвестиционные решения транснациональных компаний.

После длительного периода умеренной инфляции, наблюдавшегося в США в течение последних двух десятилетий, начиная с 2021 года экономика США столкнулась с резким ростом цен. Это вызвало волну дискуссий среди экономистов, политиков и представителей бизнеса относительно природы инфляции, её устойчивости, источников, а главное — предсказуемости. Именно в этот период стали особенно востребованными как традиционные методы макроэкономического анализа, так и более современные подходы, основанные на машинном обучении и анализе больших данных.

Невозможность точного прогнозирования инфляции способна привести к ряду серьёзных последствий: ошибочным действиям со стороны Федеральной резервной системы (например, преждевременному повышению процентных ставок), нарушению планов корпоративного сектора, снижению потребительского доверия и инвестиций. Следовательно, исследование, направленное на разработку и оценку предсказательных моделей месячной инфляции, обладает высокой социальной и экономической значимостью. Особенно это касается краткосрочного горизонта в один месяц, который представляет наибольшую практическую ценность как для монетарных властей, так и для участников финансовых рынков, ориентированных на оперативное принятие решений.

* 1. Степень научной разработанности проблемы

Прогнозирование инфляции имеет богатую теоретическую и прикладную базу. В экономической науке накоплен обширный инструментарий: от регрессионных и авторегрессионных моделей (AR, ARIMA, VAR) до более современных гибридных методов, использующих нейронные сети, решающие деревья и ансамблевые методы. При этом большинство традиционных подходов сталкиваются с рядом ограничений, таких как недостаточная гибкость, невозможность учитывать нелинейности и взаимодействия между переменными, высокая чувствительность к шумам и выбросам в данных.

С другой стороны, подходы, основанные на машинном обучении и глубоких нейронных сетях, продемонстрировали в последние годы высокую эффективность в задачах прогнозирования временных рядов, включая финансовые и макроэкономические показатели. Однако они по-прежнему требуют серьёзной валидации, адаптации под специфику инфляционных индикаторов и детального анализа чувствительности к входным данным. Особенно сложной задачей остаётся интерпретируемость моделей и оценка достоверности их предсказаний в условиях быстро меняющейся макроэкономической среды.

Таким образом, возникает необходимость в комплексном исследовании, сочетающем обоснованный отбор факторов, тщательную предобработку данных, построение бейзлайна и разработку моделей на основе как традиционных, так и современных алгоритмов с последующим сравнительным анализом их предсказательной силы. Также особую значимость приобретает задача интеграции моделей в программный сервис, ориентированный на пользовательский запрос в реальном времени, который будет полезен для участников финансового рынка.

* 1. Проблемное поле и противоречия

Современные исследования прогнозирования инфляции в США выявляют несколько существенных противоречий в интерпретации факторов, влияющих на её динамику.

С одной стороны, преобладает точка зрения, согласно которой краткосрочная инфляция определяется монетарными и внешнеэкономическими условиями. В частности, мягкая денежно-кредитная политика (низкие ставки, рост денежной массы), а также внешние шоки – рост цен на энергоносители, сбои в логистике – рассматриваются как ключевые детерминанты роста цен [2, 3].

С другой стороны, всё больше внимания уделяется поведенческим индикаторам — особенно инфляционным ожиданиям. Например, некоторые исследования указывают, что прогнозы бизнеса и экономистов могут быть более надёжными индикаторами будущей инфляции, чем модели на основе только количественных факторов [4]. При этом индивидуальные ожидания формируются под влиянием личного опыта и активно отражаются в потребительском поведении [5].

Дополнительную сложность представляет выбор между интерпретируемостью и точностью моделей. Глубокие нейросетевые алгоритмы могут демонстрировать высокую предсказательную силу, но при этом остаются «чёрными ящиками» для конечных пользователей, что снижает их применимость в политике центробанков.

Эти противоречия формируют основу методологического поиска данной работы, предполагающего сбалансированное сочетание экономической интерпретации и точности прогноза.

* 1. Цель и задачи исследования

Цель данной работы – разработка и валидация моделей прогнозирования месячной инфляции в США на горизонте одного месяца, основанных на сочетании традиционных эконометрических методов и современных алгоритмов машинного обучения и глубокого обучения.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Провести обзор теоретических подходов и современных исследований, посвящённых прогнозированию инфляции.
2. Выявить наиболее значимые факторы, влияющие на месячную инфляцию в США, и сформировать репрезентативный датасет на их основе.
3. Выполнить предобработку данных и визуальный анализ временных рядов.
4. Разработать и сравнить бейзлайновую модель и модели на основе машинного обучения и нейросетей.
5. Оценить точность и устойчивость моделей по ряду метрик.
6. Разработать программный сервис, реализующий механизм прогноза с логированием и хранением результатов в БД.
   1. Вклад участников

Данная работа выполнена в соавторстве двух участников исследовательской группы. На всех этапах работы — от постановки проблемы до разработки программного решения — каждый из участников принимал активное участие, что обеспечило междисциплинарный характер исследования и комплексный подход к решению задачи.

При этом с целью оптимального распределения обязанностей вклад участников варьировался в зависимости от этапа работы. Куроедов В.А. взял на себя основную роль в разработке теоретико-методологической части исследования, включая формализацию задачи и анализ литературы. Гайтукаев А.Т. внёс ключевой вклад в построение и тестирование моделей машинного и глубокого обучения, а также в анализ их эффективности. Разработка пользовательского сервиса, включая реализацию интерфейса, логирование и работу с базой данных, осуществлялась в равной степени обоими участниками.

Такое распределение позволило эффективно объединить аналитические и инженерные компетенции авторов.

1. Обзор существующих подходов

Прогнозирование инфляции — одна из наиболее активно развивающихся областей экономического анализа. Учитывая роль инфляции в формировании денежно-кредитной политики, налоговой системы, инвестиционных решений и структуры потребления, точность её предсказания становится критически важной задачей. Современные исследования предлагают широкий спектр подходов – от классических эконометрических моделей до современных методов машинного обучения, а также гибридных и байесовских решений. Ниже представлены ключевые тенденции и выводы из наиболее релевантных научных работ.

* 1. Эволюция традиционных моделей

Классические эконометрические подходы, такие как ARIMA и VAR, долгое время считались стандартом в прогнозировании инфляции. Однако, как отмечают Stock и Watson [6], эффективность этих моделей значительно снизилась после 1980-х годов. Это связано с ростом макроэкономической неопределённости, глобализацией и изменениями в монетарной политике. Авторы подчёркивают, что прежние модели плохо справляются с новыми источниками волатильности, и рекомендуют использовать факторные модели, способные агрегировать скрытые влияния множества переменных.

Похожий подход демонстрируют Groen и Kapetanios [7], вводя в анализ факторные модели в сочетании с высокочастотными данными и регуляризацией. Их результаты показывают улучшение точности прогнозов благодаря извлечению латентных структур из больших массивов данных.

* 1. Кривая Филлипса и структурные изменения

Кривая Филлипса традиционно описывает обратную зависимость между инфляцией и уровнем безработицы. В базовой адаптивной форме она выражается следующим уравнением:

где – инфляция, – уровень безработицы, - NAIRU (естественный уровень безработицы), – коэффициент чувствительности. Предполагается, что снижение безработицы ниже ведёт к ускорению инфляции, и наоборот.

Однако эмпирические данные последних десятилетий ставят под сомнение устойчивость этой зависимости. В работе Atkeson и Ohanian [8] показано, что с начала 1980-х годов кривая Филлипса утратила предсказательную силу: простая наивная модель, основанная на лаговой инфляции, часто превосходит по точности модели с использованием уровня безработицы. Это связано с изменениями в монетарной политике, глобализацией и повышением гибкости рынка труда.

Дополнительные объяснения предлагает микроэкономическая теория издержек изменения цен (*menu costs*): Golosov и Lucas [9] показывают, что ценовая ригидность приводит к замедленной реакции инфляции на шоки спроса, особенно в условиях, когда пересмотр цен сопряжён с затратами.

Тем не менее, Gordon [14] вносит коррективы, предлагая расширенную модель, учитывающую инфляционные ожидания и шоки предложения:

где – ожидаемая инфляция, – внешние шоки. В рамках такой гибридной модели кривая Филлипса сохраняет аналитическую ценность, особенно в долгосрочном анализе при стабильной политике ЦБ.

Таким образом, хотя кривая Филлипса остаётся важным теоретическим ориентиром, её практическая применимость в краткосрочном прогнозировании инфляции требует существенных уточнений и дополнений другими переменными.

* 1. Инфляционные ожидания и субъективные индикаторы

В отличие от моделей, опирающихся исключительно на объективные макроэкономические индикаторы, подход с учётом субъективных ожиданий позволяет захватывать аспекты поведенческой экономики и реакций агентов на текущую информацию.

Ang, Bekaert и Wei [10] сравнили три источника данных для инфляционного прогноза: макроэкономические переменные (например, ВВП, безработица), рыночные индикаторы (доходности облигаций, цены активов) и данные опросов ожиданий (*Survey of Professional Forecasters, Michigan Consumer Survey и др.*). Результаты показали, что именно опросные данные обладают наивысшей точностью при краткосрочном прогнозировании инфляции, особенно на горизонте 1-3 месяцев.

Такой результат объясняется тем, что ожидания отражают не только фундаментальные переменные, но и текущие настроения, восприятие риска и реакцию на новостной фон. Особенно важными оказываются адаптивные ожидания, когда экономические агенты формируют прогноз на основе недавнего поведения инфляции и текущих событий.

Дополнительный вклад вносит использование дезагрегированных ожиданий — например, прогнозов по отдельным компонентам CPI. Как отмечают Hendry и Hubrich [11], объединение таких компонентных ожиданий даёт более точную оценку совокупной инфляции, чем использование агрегированного показателя.

Однако следует учитывать, что субъективные индикаторы подвержены поведенческим искажениям, включая эффект якоря, избыточную реакцию на краткосрочные шоки и влияние медиа. Тем не менее, в условиях высокой неопределённости, когда поведение инфляции не укладывается в рамки классических моделей, именно ожидания становятся важнейшим каналом передачи информации о будущих ценах.

* 1. Использование байесовских и адаптивных моделей

Одна из центральных проблем в прогнозировании инфляции – структурная нестабильность экономических связей во времени. Классические модели (ARIMA, VAR) предполагают неизменность параметров, однако в условиях изменений монетарной политики, глобальных шоков или трансформаций инфляционного режима это допущение часто не выполняется. В ответ на эту проблему в последние годы активно развиваются адаптивные и байесовские модели, способные учитывать изменчивость параметров и неопределённость модели.

Одним из таких подходов является метод динамического усреднения моделей (DMA), предложенный Koop и Korobilis [12]. Он предполагает, что в каждый момент времени система выбирает наиболее подходящую модель (или комбинацию моделей) на основе её текущей прогностической способности. Формально прогноз определяется как:

где – прогноз модели , а – её вес в момент времени , обновляемый на основе вероятностного механизма. Такой подход позволяет адаптироваться к смене экономических режимов без необходимости переоценки всей модели.

Схожий результат демонстрируют байесовские временные регрессии с переменными параметрами, применённые Cogley и Sargent [13]. Эти модели позволяют не просто выбирать между фиксированными структурами, а непосредственно моделировать эволюцию коэффициентов регрессии во времени, что особенно ценно в условиях нестабильности. Такой подход хорошо улавливает постепенные изменения в воздействии факторов (например, смягчение влияния безработицы на инфляцию в 2000-х гг.).

Дополнительным преимуществом байесовских методов является их естественная способность учитывать неопределённость как в параметрах модели, так и в прогнозах, что особенно важно для построения доверительных интервалов и оценки рисков.

Однако оба подхода обладают определёнными ограничениями: они требуют больших вычислительных ресурсов, чувствительны к выбору априорных распределений и требуют аккуратной калибровки. Тем не менее, в условиях повышенной экономической волатильности и смены политических режимов они становятся незаменимыми инструментами повышения точности инфляционных прогнозов.

* 1. Методы машинного обучения

В отличие от традиционных эконометрических моделей, ML-алгоритмы способны выявлять сложные нелинейные взаимосвязи и взаимодействия между переменными, что важно для учёта многообразия факторов, влияющих на инфляцию.

В работе Medeiros и соавторов [14] применялись такие алгоритмы, как метод опорных векторов (SVM), Random Forest, регрессия с Lasso-регуляризацией и градиентный бустинг (XGBoost). Исследование показало, что эти модели существенно превосходят классические ARIMA и VAR в точности краткосрочных прогнозов инфляции. Регуляризация, присутствующая в Lasso и XGBoost, позволяет эффективно бороться с переобучением, выбирая релевантные признаки из большого числа потенциальных переменных.

Важным преимуществом ML-моделей является возможность работы с высокочастотными данными и большим количеством факторов — от макроэкономических индикаторов до цен на сырьё, финансовых метрик и настроений на рынках. Например, Random Forest и XGBoost успешно выявляют нелинейные связи между ценами на энергоносители, индексами потребительских ожиданий и последующей динамикой инфляции.

Однако ML-модели часто критикуются за низкую интерпретируемость: сложно понять, почему алгоритм сделал тот или иной прогноз, что затрудняет применение результатов в рамках экономической политики. Кроме того, для стабильной работы такие модели требуют большой и качественной обучающей выборки, а также тщательной настройки гиперпараметров.

В целом, методы машинного обучения дополняют классические подходы, предоставляя более гибкий и мощный инструментарий для решения задачи прогнозирования месячной инфляции в современных экономических условиях.

* 1. Учёт структурных сдвигов и неопределённости модели

Одной из важных причин снижения точности традиционных моделей прогнозирования инфляции является наличие в экономике структурных сдвигов — значительных изменений в политике, рыночных условиях или поведении экономических агентов. Эти сдвиги могут проявляться как смена монетарной политики (например, переход к инфляционному таргетированию), так и внешние шоки (энергетические кризисы, финансовые потрясения).

Smalter Hall и McKelvey [15] показали, что модели, учитывающие возможность смены режимов (*regime shifts*), существенно повышают качество прогнозов. В частности, они используют статистические методы для выявления структурных разрывов и изменения параметров моделей во времени, что позволяет адаптироваться к новым экономическим реалиям.

Sims и Zha [16] применяют векторные авторегрессионные модели с переключением режимов (*Markov-switching VAR*), которые допускают разные параметры и реакции экономики в зависимости от текущего состояния денежно-кредитной политики. Например, во время периода жесткой политики Федеральной резервной системы наблюдается значительное снижение инфляции и иное поведение макроэкономических индикаторов по сравнению с фазами смягчения.

Такие модели основаны на предположении, что экономика может находиться в одном из нескольких состояний , переход между которыми подчиняется вероятностным законам (Марковские цепи). Формально:

где матрицы коэффициентов зависят от текущего режима . Это даёт возможность более гибко моделировать реальную динамику инфляции, учитывая непредсказуемость политических и экономических изменений.

* 1. Роль цен на активы и дезагрегированных индикаторов

Важным дополнением к традиционным экономическим индикаторам служат данные о ценах на финансовые активы. Stock и Watson [17] в своей работе демонстрируют, что изменение цен на акции, облигации и недвижимость может служить опережающим индикатором инфляции и экономической активности.

Динамика доходности облигаций, особенно разница между доходностью долгосрочных и краткосрочных облигаций (кривая доходности), отражает ожидания рынка относительно будущих темпов инфляции и роста. Включение таких данных позволяет моделям захватывать рыночные ожидания и спекулятивные настроения, которые не всегда выражены в макроэкономических статистиках.

Использование цен активов в моделях прогнозирования требует аккуратного подхода, поскольку финансовые рынки подвержены высокой волатильности и могут быть искажены краткосрочными спекулятивными движениями. Тем не менее, при грамотной фильтрации и обработке эти данные существенно повышают качество прогнозов.

* 1. Сравнительный анализ и выводы

На основе разобранных выше подходов можно составить следующую таблицу (Таблица 1), агрегирующую основную информацию по ним:

Таблица 1 – Сводная информация по рассмотренным методам

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Метод | Преимущества | Ограничения |
| ARIMA / VAR | Простота, интерпретируемость | Плохо адаптируются к режимным сдвигам |
| Факторные модели | Учет скрытых факторов, масштабируемость | Чувствительны к выбору числа факторов |
| Кривая Филлипса | Теоретическая основа, связь с рынком труда | Нестабильность в современных условиях |
| Опросы инфляционных ожиданий | Высокая краткосрочная точность | Поведенческие искажения, шум |
| Дезагрегированные прогнозы | Повышенная точность агрегирования | Необходимость сложной обработки и калибровки |
| DMA (динамическое усреднение) | Адаптивность к изменениям, высокая гибкость | Сложность реализации, вычислительная нагрузка |
| Байесовские модели | Учёт волатильности и дрейфа параметров | Требуют байесовской калибровки, сложны в интерпретации |
| Машинное обучение (ML) | Высокая точность, работа с большими данными | Низкая интерпретируемость, риск переобучения |
| Цены активов | Ранние сигналы, отражают поведение инвесторов | Волатильность и влияние краткосрочных настроений |

Таким образом, обзор существующих методов прогнозирования инфляции показывает, что классические модели (ARIMA, VAR) уступают по точности в условиях структурных сдвигов и высокой волатильности. Факторные модели и учёт инфляционных ожиданий улучшают прогнозы, однако сталкиваются с проблемами выбора факторов и поведенческих искажений.

Адаптивные методы и машинное обучение предлагают гибкость и высокую точность, но требуют больших данных и сложны в интерпретации. Включение цен активов и моделей с переключением режимов повышает качество прогнозов за счёт учёта опережающих сигналов и изменения экономической политики.

Тем не менее, остаётся ряд нерешённых задач, включая интеграцию различных подходов и адаптацию к быстро меняющейся среде. Это обуславливает необходимость собственного исследования, направленного на создание гибридных моделей месячной инфляции в США, способных эффективно сочетать точность, устойчивость и практическую применимость.

1. Анализ данных
   1. Сбор и первичный анализ данных

Исходные данные были собраны из нескольких официальных статистических источников. Они представляют собой временные ряды макроэкономических показателей, включая инфляцию и сопутствующие экономические индикаторы. Первоочередно временные ряды необходимо привести к единым отметкам времени: ежемесячные данные, датируемые началом месяца.

В ходе первичного анализа:

* Произведена проверка и обработка пропущенных значений. Для незначительного количества пропусков применялась линейная интерполяция с учетом временных интервалов, для более крупных пропусков — удаление.
* Просмотрены данные на предмет периодичности. Квартальные и годовые данные отброшены, как слишком редкие и неинформативные при моделировании.
* Были рассчитаны статистики: среднее, медиана, дисперсия, квартильные значения. Например, средняя инфляция за период составила 3.7%, с дисперсией 1.2%, что указывает на умеренную изменчивость.
* Некоторые данные могу поступать с задержкой. Такие данные сдвигаются к моменту наблюдения и учитываются со сдвигом.
* Построена матрица корреляций, выявившая высокую корреляцию между инфляцией и некоторыми экономическими показателями, такими как индекс потребительских цен и ставка рефинансирования.
* Данные содержали выраженную сезонность и автокорреляцию, что подсказывало о необходимости использования методов, учитывающих эти особенности.

В конечном счете было собрано 171 экзогенный признак и целевая переменная в промежутке с начала 2001 года по апрель 2025 года. Количество временных отметок: 292.

* 1. Генерация признаков

Распространенной практикой для улучшения прогностических моделей временных рядов является генерация дополнительных признаков.

Библиотека *Tsfresh* представляет собой мощный инструмент для автоматизированного извлечения признаков из временных рядов, что значительно упрощает и ускоряет процесс предобработки данных в задачах анализа временных рядов и построения моделей машинного обучения. Ключевыми преимуществами Tsfresh являются следующие:

*Автоматизация процесса извлечения признаков*. Tsfresh способна автоматически вычислять сотни и тысячи статистических характеристик временных рядов — включая простые (среднее, дисперсия), сложные (энергетические характеристики, автокорреляции) и специализированные метрики (например, параметры из области фрактальной геометрии). Это позволяет существенно сократить трудозатраты на ручной подбор и генерацию признаков.

*Универсальность и гибкость*. Библиотека поддерживает различные форматы временных рядов и легко интегрируется с популярными инструментами анализа данных и машинного обучения в Python. Пользователь может настраивать набор вычисляемых признаков и фильтровать их по значимости, что способствует адаптации к конкретным задачам и снижению размерности.

*Встроенные методы отбора информативных признаков*. Tsfresh реализует статистические тесты, позволяющие автоматически отбирать только те признаки, которые имеют значимую связь с целевой переменной. Это помогает повысить качество моделей и избежать переобучения, уменьшая шум в данных.

*Масштабируемость и производительность*. Благодаря параллельной обработке и эффективной реализации алгоритмов, tsfresh обеспечивает приемлемую производительность при работе с большими и многомерными временными рядами, что особенно актуально для индустриальных приложений.

*Научная обоснованность.* Алгоритмы и методики, реализованные в tsfresh, основаны на современных научных исследованиях в области анализа временных рядов и статистики, что гарантирует качество и обоснованность извлекаемых признаков.

Библиотека tsfresh представляет собой надежный и эффективный инструмент для предварительной обработки временных рядов.

Целевой временной ряд был проанализирован на стационарность с помощью теста Дикки-Фуллера. Ввиду стационарности на уровне значимости 0.05, мы не прибегали к дифференцированию или логарифмированию таргета.

* 1. Статистический отбор признаков

Нулевой этап: отбрасывание всех признаков, дисперсия которых близка к нулю, как мало изменяющиеся или вовсе неизменяющиеся признаки.

**Первый этап:** функция select\_features библиотеки tsfresh. Данная функция реализует математически обоснованный подход к отбору информативных признаков временных рядов на основе статистического тестирования значимости связи между каждым признаком и целевой переменной.

Математический механизм селекции признаков в select\_features:

1. Формулировка гипотезю. Для каждого признака формулируется нулевая гипотеза : «Признак не связан с целевой переменной », и альтернативная гипотеза : «Признак статистически значимо связан с ».
2. Выбор статистического теста. В зависимости от типа признака (непрерывный, категориальный) и типа целевой переменной (регрессия, классификация) применяется соответствующий непараметрический или параметрический статистический тест. Например:
   1. Для бинарной целевой переменной и непрерывных признаков – тест Манна-Уитни.
   2. Для регрессии – корреляционный тест Спирмена или тест Кендалла.
   3. Для мультиклассовых задач — критерий Крускала-Уоллиса и др.
3. Вычисление p-значений. Для каждого признака вычисляется p-значение – вероятность получить наблюдаемое или более экстремальное значение статистики теста при условии, что Н0 истинна.
4. Коррекция множественной проверки (контроль ошибки первого рода). Поскольку тестирование проводится одновременно для множества признаков, применяется корректировка p-значений для контроля уровня ложноположительных срабатываний. В tsfresh чаще всего используется метод Бенджамини–Хохберга (FDR – false discovery rate), который снижает вероятность ошибочного включения нерелевантных признаков.
5. Отбор признаков по пороговому значению. Признаки c p-значениями после коррекции ниже заданного уровня значимости (например, 0.05) считаются статистически значимыми и отбираются, остальные – отбрасываются.

Функция select\_features сводит задачу отбора признаков к серии статистических проверок взаимосвязи между каждым признаком и целевой переменной с применением корректировок для множественной проверки. Такой подход обеспечивает формально обоснованную фильтрацию, минимизируя вероятность включения шумовых и неинформативных признаков в итоговый набор, что способствует повышению обобщающей способности и интерпретируемости моделей машинного обучения.

**Второй этап:** Функция mutual\_info\_regression библиотеки scikit-learn. В машинном обучении служит для оценки взаимной информации (mutual information, MI) между каждым признаком и целевой непрерывной переменной в задаче регрессии. Рассмотрим её с математической точки зрения и объясним, как на основе этой оценки можно проводить селекцию признаков.

Математическая сущность mutual\_info\_regression.

1. Взаимная информация. Взаимная информация между случайными величинами X (признак) и Y (целевая переменная) измеряет степень статистической зависимости между ними и определяется как:

где:

— совместная плотность вероятности и ,

— маргинальные плотности и .

Взаимная информация показывает, насколько знание значения X уменьшает неопределённость Y.

1. Оценка взаимной информации на выборке. Поскольку плотности распределения обычно неизвестны, mutual\_info\_regression реализует численную оценку на выборке с помощью непараметрических методов, чаще всего основанных на алгоритмах k-ближайших соседей (k-NN). Один из распространённых подходов — метод Кулбака-Лейблера для оценивания энтропий через расстояния до соседей.
2. Отсутствие предположений о линейности. В отличие от корреляции, взаимная информация улавливает любые (в том числе нелинейные) зависимости между признаком и целевой переменной.

Как происходит селекция признаков на основе mutual\_info\_regression

* Для каждого признака вычисляется оценка , которая характеризует степень взаимозависимости с целевой переменной.
* Значения взаимной информации интерпретируются как меры информативности признака: чем выше , тем более значимый вклад в объяснение вариаций .
* Для отбора признаков устанавливается порог (например, минимальное значение взаимной информации) либо отбирается топ-N признаков с наибольшими значениями
* Признаки с низкой взаимной информацией считаются слабо информативными и могут быть исключены из модели, что позволяет уменьшить размерность и улучшить обобщающую способность модели.

Функция mutual\_info\_regression вычисляет непараметрическую оценку взаимной информации между каждым признаком и целевой переменной, отражая любую форму статистической зависимости, включая нелинейные и сложные взаимосвязи. Селекция признаков на её основе базируется на сравнении значений взаимной информации, что позволяет объективно выделить наиболее информативные переменные без предположений о конкретной форме связи, способствуя построению более точных и устойчивых моделей регрессии.

По завершению генерации вспомогательных признаков и статистической селекции был получен набор данных, готовый к этапу моделирования.

1. Моделирование

Эксперименты с прогностическими моделями чаще всего начинается с простых алгоритмов, называемых бейзлайнами. Следующим этапом являются эконометрические модели, затем модели машинного обучения и модели глубокого обучения. Ниже приводится описание самых удачных экспериментов из каждой категории.

* 1. Эконометрическое моделирование

Наиболее результативной моделью оказалась модель SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous regressors) — это статистическая модель временных рядов, дополняющая модель ARIMA возможностью учета сезонных колебаний (seasonal) и использованием экзогенных признаков, влияющих на целевую переменную.

Модель описывается через параметры p - порядок авторегрессии, зависимость от прошлых значений, d - порядок интегрирования, сколько раз нужно продифференцировать ряд, чтобы он стал стационарным, q - порядок скользящего среднего MA, зависимость от прошлых ошибок. И сезонные параметры (P, D, Q), все то же самое, но для сезонных лагов. И параметр s в качестве длинны сезонного цикла.

Важным преимуществом такой модели является хорошая интерпертуремость. В основе четкая математическая основа, а не «черный ящик», как LSTM.

Параметры модели были выбраны путем перебора с использованием AIC и BIC. Оптимальные параметры: (месячная сезонность). Обучение модели проводилось на всех данных за исключением последних 6 месяцев, оставшиеся 6 месяцев - для теста. Метрики качества на тестовой выборке: MАE = 0.5 процентных пункта, MAРE = 0.2.

График прогнозов (рисунок 1) демонстрирует не более, чем удовлетворительное совпадение предсказанных и фактических значений с учётом сезонности.

A graph with a line going up

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 1. Демонстрация прогноза, полученного с использованием модели SARIMAX

* 1. Машинное обучение

В качестве примера алгоритма машинного обучения для прогнозирования инфляции был использован градиентный бустинг CatBoost - метод ансамблевого машинного обучения, который строит модель как последовательность слабых моделей, каждая из которых исправляет ошибки предыдущих. В процессе обучения каждая новая модель минимизирует ошибку с помощью градиентного спуска по функции потерь.

Выборка была разделена на обучающую, валидационную и тестовую части с учётом временного сдвига – последние шесть месяцев выделялись для проверки качества прогноза. Основной этап включал настройку и оптимизацию гиперпараметров модели с помощью библиотеки Optuna, в ходе которой варьировались параметры задержек (lags), скорость обучения, глубина деревьев и число итераций для минимизации ошибки MAPE на валидационном наборе. Валидационный набор использовался для применения критерия остановы, позволяющей обрезать количество деревьев в случае, если улучшение ошибки становится совсем незначительным. После выбора оптимальных параметров и обучения финальной модели результаты сглаживались скользящим средним для повышения стабильности прогноза. Для оценки качества модели использовались метрики средняя абсолютная ошибка (MAE) и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE), по которым модель показала приемлемую точность. Валидационный сет: МАЕ = 0.38, МАРЕ = 0.013. Тестовый сет: МАЕ = 0.17, МАРЕ = 0.061. Но при визуализации (рисунок 2) прогнозов стало ясно, что модель уловила среднее значение, но не прослеживает вариативность.

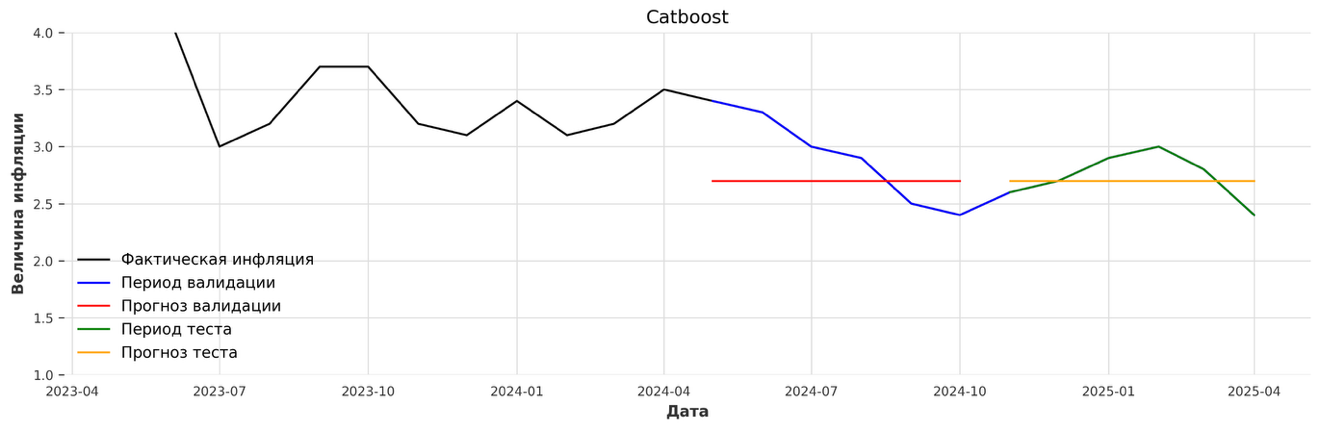


Рисунок 2. Демонстрация прогноза, полученного с использованием модели Catboost

* 1. Глубокое обучение

Построена LSTM-модель из библиотеки darts. Это тип рекуррентной нейронной сети, специально разработанный для запоминания информации на длительные промежутки времени. Модель позволяет успешно решать задачи с последовательными данными, такие как прогнозирование временных рядов или обработка текста.

Параметры: , , , , были подобраны с использованием библиотеки optuna.

Пояснения:

* - число рекуррентных слоёв в самой LSTM-сети
* - это количество нейронов (размерность вектора состояния) в каждом рекуррентном слое LSTM
* – вероятность обнуления части нейронов слоя
* – размер батча
* – количество эпох

Входные данные были подготовлены в виде последовательностей длиной 13 месяцев (12 входные данные, 1 – выходные). Нормализация с помощью MinMaxScaler улучшила сходимость.

На валидационной выборке, на которой проверялся критерий остановы, модель достигла следующих результатов: МАЕ = 0.17, МАРЕ = 0.068. На тестовой выборке модель достигла следующих результатов: MAE = 0.28, MАРЕ = 0.11.

График (рисунок 3) прогнозов демонстрирует высокое качество предсказания.

A graph with a line and a line

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 3. Демонстрация прогноза, полученного с использованием модели LSTM

Сравнение моделей показывает, что LSTM немного превосходит SARIMAX по точности за счёт способности моделировать нелинейные зависимости, однако требует больше данных и ресурсов.

* 1. Вывод

Проведённый анализ, включающий сбор и обработку данных, расширенную генерацию и отбор признаков, а также применение нескольких подходов к моделированию, позволил получить достаточно устойчивые модели прогнозирования инфляции. SARIMAX показала хорошую интерпретируемость, но не самую высокую точность при умеренных вычислительных затратах, LSTM — более гибкий подход, выявляющий сложные зависимости, но требующий более сложной настройки. Catboost представляет собой очень тяжеловесную модель, требующую еще более детальной настройки, чего в рамках данной работы добиться не удалось.

1. Программный сервис

В условиях стремительного развития технологий и доступности больших данных возможности традиционных методов прогнозирования ограничены из-за их недостаточной гибкости и адаптивности. Кроме того, растёт потребность в автоматизации процессов анализа и предоставления результатов прогноза конечным пользователям в удобной и доступной форме. Это обуславливает необходимость создания комплексного программного сервиса, который обеспечит непрерывный сбор актуальных данных, выполнение современных моделей машинного обучения, автоматизированную генерацию прогнозов и их оперативное предоставление заинтересованным пользователям. Такой сервис должен сочетать в себе надёжность, масштабируемость, удобство использования и минимальные требования к сопровождению.

В последующем разделе подробно рассматривается архитектура и основные компоненты разработанного программного решения, которое отвечает перечисленным требованиям и реализует весь цикл – от данных до автоматического уведомления пользователей.

* 1. Основные требования к сервису

Разработанный сервис «Inflation Forecast Service» предназначен для автоматизированного прогнозирования месячной инфляции в США и доставки результатов пользователям. Главные требования к системе включают:

* Автоматический запуск расчёта прогноза 15-го числа каждого месяца в 09:00 по часовому поясу UTC+3, а также возможность ручного запуска через Telegram-бота.
* Рассылка результатов прогноза в указанный Telegram-чат и (опционально) по электронной почте.
* Обработка пользовательских запросов в Telegram в режиме реального времени с ответом на команду /inflation.
* Логирование всех запусков, ошибок и событий с доступом к логам через Airflow UI и стандартный вывод контейнеров.
* Простота развертывания – сервис должен запускаться локально одной командой docker compose up, не требуя сложных DevOps настроек.
* Минимизация зависимостей: отсутствие базы данных, отсутствие автоматического переобучения моделей.
* Производительность – время инференса LSTM-модели не должно превышать 200 мс на CPU с 1 виртуальным ядром и 512 МБ оперативной памяти.
* Надёжность – при сбоях Docker автоматически перезапускает контейнеры.
* Безопасность – хранение секретов в файле .env, который не коммитится в репозиторий.
* Использование исключительно open-source ПО с лицензиями Apache-2.0, MIT или GPL.
  1. Используемые сервисы и их роль

Для реализации сервисного решения используются следующие сервисы и решения:

*Docker* – контейнеризация приложения, объединяющая компоненты в единый стек. Docker обеспечивает изоляцию, стабильность и удобство запуска на различных платформах, а Docker Compose управляет совместным развертыванием нескольких контейнеров (бота и Airflow).

*Apache Airflow* – инструмент для планирования и автоматизации рабочих процессов (workflow). В сервисе используется standalone-режим Airflow, который выполняет ежемесячный DAG с задачами:

* скачивание и подготовка актуальных данных CPI;
* запуск LSTM-модели для инференса прогноза;
* отправка уведомлений через Telegram и опционально email.

Airflow обеспечивает прозрачное логирование, мониторинг и возможность ручного запуска и тестирования задач.

*Aiogram* – асинхронная библиотека Python для создания Telegram-ботов. Бот держит в оперативной памяти загруженную модель LSTM и обрабатывает пользовательские запросы в реальном времени, отвечая на команду /inflation.

*LSTM-модель* – основная используемая модель машинного обучения для прогнозирования месячной инфляции, загружается в память при старте бота и Airflow-заданий.

* 1. Архитектура программного решения

Архитектура сервиса представляет собой мультиконтейнерное приложение, состоящее из двух основных компонентов:

*Aiogram Bot* – поддерживает долгоживущий процесс, загружает модели, обрабатывает входящие запросы пользователей Telegram и отвечает на них мгновенно, используя загруженную LSTM-модель. Это обеспечивает возможность оперативного ручного получения прогноза в любой момент.

*Airflow Standalone* – выполняет ежемесячные автоматические задачи (DAG), которые включают скачивание свежих данных CPI, запуск модели для расчёта прогноза и отправку результатов через Telegram и email. Airflow гарантирует надёжность, логирование и мониторинг.

Связь между компонентами реализована через:

* общий Docker volume, где хранятся модели (weights), данные и результаты прогнозов;
* виртуальную сеть Docker для обмена внутренними запросами.

Контейнеры настроены на автоматический перезапуск в случае сбоев (режим restart: always), что повышает отказоустойчивость.

Такой подход обеспечивает удобство разработки и деплоя: сервис разворачивается локально командой docker compose up, при этом пользователи могут сразу получать актуальные прогнозы через Telegram или наблюдать результаты в Airflow UI.

Заключение

В данной работе была проведена разработка и комплексная оценка моделей прогнозирования месячной инфляции в США на горизонте одного месяца с использованием современных методов эконометрики и машинного обучения.

Основной акцент был сделан на сравнительном анализе традиционных статистических моделей, таких как SARIMAX, и современных алгоритмов, включая градиентный бустинг CatBoost и рекуррентные нейронные сети LSTM. Экспериментальные результаты показали, что:

* Модель SARIMAX обладает хорошей интерпретируемостью и низкими вычислительными затратами, однако уступает по точности более сложным методам в условиях нелинейной динамики инфляции.
* Алгоритм CatBoost продемонстрировал высокую точность на тренировочных и валидационных выборках, но при визуальном анализе предсказаний не полностью уловил вариативность временного ряда.
* LSTM-модель показала наилучшие результаты по точности, эффективно учитывая нелинейные зависимости и временную структуру данных, но потребовала более сложной настройки и больших вычислительных ресурсов.

Важной частью работы стала разработка и внедрение программного сервиса, обеспечивающего автоматизацию сбора актуальных данных, выполнение инференса моделей и передачу результатов конечным пользователям через удобный Telegram-бот и систему уведомлений. Использование контейнеризации с помощью Docker и планировщика задач Apache Airflow позволило обеспечить надежность, масштабируемость и простоту развёртывания сервиса.

Достигнутые результаты подтверждают перспективность использования гибридного подхода – сочетания классических моделей и современных методов машинного обучения – для решения задачи прогнозирования краткосрочной инфляции. Автоматизация рабочего процесса и интеграция модели в пользовательский сервис расширяют возможности практического применения результатов исследования.

Однако ряд вопросов остаётся открытым и требует дальнейшей проработки:

* Улучшение интерпретируемости моделей глубокого обучения с целью повышения доверия пользователей и интеграции в экономическую политику.
* Интеграция дополнительных источников данных, включая новостные источники (семантический анализ), поведенческие и альтернативные индикаторы, для повышения точности прогнозов.
* Масштабирование сервиса и внедрение мониторинга качества прогнозов в реальном времени.

В перспективе дальнейшие исследования будут направлены на решение перечисленных задач, а также на создание комплексной платформы с расширенными аналитическими возможностями.

Список использованных источников

1. URL:<https://www.statista.com/statistics/268173/countries-with-the-largest-gross-domestic-product-gdp/> (дата обращения 13.04.2025).
2. J. Taylor: What causes inflation? Stanford News. 2022. URL: <https://news.stanford.edu/stories/2022/09/what-causes-inflation> (дата обращения: 10.04.2025).
3. Bernanke B., Blanchard O. Bernanke Says Fed Was Too Slow on Inflation. URL: <https://www.investopedia.com/bernanke-says-fed-too-slow-on-inflation-7501848> (дата обращения: 23.04.2025).
4. Cleveland Federal Reserve Bank. Whose Inflation Expectations Best Predict Inflation? Economic Commentary. 2021.
5. D’Acunto F., Malmendier U., Ospina J., Weber M. Inflation Experiences and Expectations: Evidence from the U.S. Quarterly Journal of Economics. 2016.
6. Stock, J. H., & Watson, M. W. Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast? 2007.
7. Groen, J. J. J., & Kapetanios, G. Revisiting useful approaches to forecasting US inflation. 2016.
8. Atkeson, A., & Ohanian, L. E. Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation? 2001.
9. Golosov, M., & Lucas, R. E. Jr. Menu Costs and Phillips Curves. 2007.
10. Ang, A., Bekaert, G., & Wei, M. Do macro variables, asset markets, or surveys forecast inflation better?. 2007.
11. Hendry, D. F., & Hubrich, K. Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate. 2011.
12. Koop, G., & Korobilis, D. Forecasting inflation using dynamic model averaging. 2012.
13. Cogley, T., & Sargent, T. J. Drifts and volatilities: Monetary policies and outcomes in the post WWII US. 2005.
14. Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F. R., Veiga, Á., & Zilberman, E. Forecasting inflation in a data-rich environment: The benefits of machine learning methods. 2021.
15. Smalter Hall, A., & McKelvey, R. D. Forecasting Inflation: The Role of Structural Breaks and Model Uncertainty. 2012.
16. Orphanides, A., & van Norden, S. The unreliability of output gap estimates in real time. 2002.
17. Stock, J. H., & Watson, M. W. Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices. 2003.