

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени М. В. ЛОМОНОСОВА

*На правах рукописи*

**Джункеев Урмат Кубанович**

**Прогнозирование инфляции на основе методов машинного обучения**

Специальность 5.2.1. Экономическая теория

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени

кандидата экономических наук

Москва – 2026

Диссертация подготовлена на кафедре микро- и макроэкономического анализа экономического факультета Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова

**Научный руководитель:** *Вереникин Алексей Олегович* – профессор, доктор экономических наук

**Официальные оппоненты:** *Дементьев Виктор Евгеньевич* – доктор экономических наук, профессор, член-корреспондент Российской академии наук, Центральный экономико-математический институт Российской академии наук, лаборатория механизмов финансово-промышленной интеграции, главный научный сотрудник.

*Динец Дарья Александровна* – доктор экономических наук, доцент, Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы, экономический факультет, кафедра «Финансы, учет и аудит», заведующий.

*Столбов Михаил Иосифович* – доктор экономических наук, профессор, профессор Российской академии наук, Московский государственный институт международных отношений (университет) Министерства иностранных дел Российской Федерации, Институт международной торговли и устойчивого развития, кафедра прикладной экономики, заведующий.

Защита диссертации состоится «26» мая 2026 г. в 15 часов 40 минут на заседании диссертационного совета МГУ.052.2 Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова по адресу: 119991, г. Москва, ул. Ленинские горы, д. 1, стр. 46, экономический факультет, аудитория 549.

E-mail: [msu.052.2.econ@org.msu.ru](mailto:msu.052.2.econ@org.msu.ru)

С диссертацией можно ознакомиться в отделе диссертаций научной библиотеки МГУ имени М. В. Ломоносова (Ломоносовский проспект, д. 27) и на портале:

<https://dissovet.msu.ru/dissertation/3886>

Автореферат разослан «\_\_» апреля 2026 г.

Ученый секретарь диссертационного совета,  
доктор экономических наук



Т. В. Гудкова

## **I. Общая характеристика работы**

### **Актуальность темы исследования**

Прогнозирование динамики цен приобрело все большую актуальность с переходом Центрального банка Российской Федерации к режиму инфляционного таргетирования. Актуальность составления точных прогнозов инфляции обусловлена тем, что решения по денежно-кредитной политике основываются как на текущей информации о конъюнктуре экономики, так и на будущих сценариях развития макроэкономики. Помимо Центрального банка в точных прогнозах динамики цен заинтересованы частные фирмы и домашние хозяйства. Это объясняется тем, что доходы, долговые обязательства, трудовые контракты, сбережения и инвестиции формируются в номинальном выражении.

В международной академической среде отмечается, что методы машинного обучения могут предоставлять более точные прогнозы инфляции по сравнению с базовыми моделями, такими как авторегрессионные модели первого и более высокого порядка, кривые Филлипса, экспертные оценки, модели ненаблюдаемой компоненты со стохастической волатильностью, модели случайного блуждания. Аналогичные результаты подтверждаются в российских исследованиях. Составление более точных прогнозов инфляции методами машинного обучения по сравнению с базовыми моделями может объясняться возможностью учета структурных сдвигов в экономике, нелинейных взаимосвязей между динамикой цен и показателями производственного сектора, рынка труда, финансового сектора.

Следовательно, с учетом структурных сдвигов, наблюдавшихся в экономике России, в частности, перехода к режиму инфляционного таргетирования, корректировки механизма бюджетного правила и введения ограничений на движение капитала, становится целесообразной разработка модельного аппарата прогнозирования инфляции, который принимает во внимание нелинейные и меняющиеся во времени взаимосвязи между инфляцией и ключевыми макроэкономическими факторами ценовой стабильности. Помимо

внутристрановых преобразований на протяжении исследуемого периода структурные сдвиги наблюдались в мировой экономике: пандемический кризис, рост цен на сырьевые товары, цикл ужесточения денежно-кредитной политики в развитых странах.

### **Степень научной разработанности проблемы**

К числу зарубежных исследований в области прогнозирования инфляции, основанных на кривой Филлипса, относятся работы А. Аткинсон<sup>1</sup>, Ю. А. Городниченко, О. Койбиона, Л. Оганиана, Дж. Стока, М. Уотсона, Дж. Урайта, Дж. Фауста. Оценке кривой Филлипса в задаче выявления закономерностей развития российской инфляции уделяли внимание Б. Н. Гафаров, Е. Б. Дерюгина, О. А. Замулин, А. В. Зубарев, Ф. С. Картаев, Д. А. Мухин, Д. А. Орлов, А. А. Пономаренко, Е. А. Постников, А. В. Соколова, К. А. Стырин. К числу альтернативных методов оценки динамики российской инфляции, обладающих микроэкономическими обоснованиями, относятся динамические стохастические модели общего равновесия, разработанные М. Ю. Андреевым, Д. А. Крепцевым, А. В. Полбиным, С. М. Селезевым, А. Р. Шарафутдиновым. Оценке эконометрических моделей, исследующих закономерности ценовой стабильности в России, посвящены работы А. В. Андреева, А. В. Божечковой, С. М. Дробышевского, Ю. Н. Перевышина, П. В. Трунина, А. А. Синякова.

Помимо использования эконометрических моделей составление прогнозов инфляции может быть основано на ансамблевых методах машинного обучения, чему посвящены зарубежные работы Г. Арайо, В. Гаглианоне, А. Иноуэ, А. Йозефа, Л. Килиана, М. Медейроса, Ч. Чакраборти. Прогнозирование динамики цен в России с помощью ансамблевых моделей машинного обучения также рассматривается в научных исследованиях И. К. Байбузы, О. Н. Семитуркина, А. А. Шевелева, Е. С. Шуляк.

---

<sup>1</sup> Полные библиографические ссылки на работы всех авторов, упоминаемых в тексте, приведены в списке использованных источников.

Нейросетевому подходу к прогнозированию инфляции посвящены зарубежные исследования А. Андресена, Ф. Коломбе, Н. Кэмерона, М. Марселино, С. Мошири, Э. Накамуры, О. Паранхос, Н. Хаузенбергера, Ф. Хубера. При прогнозировании российской инфляции нейросетевые модели также находят практическое применение в научных работах М. О. Мамедли, Е. Е. Павлова, Д. С. Шибитова.

Прогнозирование инфляции на основе байесовского усреднения моделей осуществляется в работах Г. Купа, Д. Коробилиса, К. Стырина, Т. Кларка, Дж. Митчелла, С. Поттера, Н. Хаузенбергера. Учету структурных сдвигов в байесовских моделях прогнозирования инфляции посвящены зарубежные исследования С. Гордона, Г. Купа, Дж. Маха, С. Поттера. Среди российских исследований, посвященных прогнозированию инфляции, стоит отметить работы Ю. Н. Перевышина, Д. В. Третьякова, Н. Д. Фокина, в которых предпринимаются попытки учета структурных сдвигов в экономической конъюнктуре. Разработанный подход предполагает внедрение ретроспективно заданных фиктивных переменных, отделяющих периоды до и после возникновения структурных сдвигов, к числу которых относится переход Банка России к режиму инфляционного таргетирования, разрыв логистических цепочек в поставках товаров. Однако подобный подход ограничивает возможности принятия во внимание структурных сдвигов, которые могут возникнуть в будущем. Объясняется это тем, что модели оценивались с учетом экспертно-заданных структурных сдвигов только за период, доступный на момент прогнозирования инфляции.

### **Цель и задачи исследования**

**Целью** исследования является разработка модельного аппарата для прогнозирования инфляции в Российской Федерации.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- 1) Предложить модификации методов машинного обучения, ориентированные на применение в прогнозировании инфляции в Российской Федерации. Привести теоретическое обоснование применимости нелинейных методов машинного обучения в прогнозировании инфляции.
- 2) Разработать модели, основанные на комбинировании прогнозов модифицированных ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения. Выявить преимущества моделей градиентного бустинга и нейронных сетей, а также их комбинаций по сравнению с эконометрическими моделями прогнозирования инфляции на российских данных. Привести теоретическое обоснование применимости комбинаций моделей для прогнозирования инфляции.
- 3) Систематизировать теоретические механизмы влияния ключевых макроэкономических факторов ценовой стабильности на инфляцию.
- 4) Разработать алгоритмы преобразования выборочной совокупности в многомерные и блочные матрицы для прогнозирования инфляции ансамблевыми и нейросетевыми методами машинного обучения.
- 5) Оценить влияние пересмотров информации о макроэкономических показателях на точность прогнозов инфляции в России ансамблевыми и нейросетевыми методами машинного обучения с использованием предварительных и пересмотренных статистических данных. Определить теоретическую взаимосвязь между пересмотрами статистической информации и проблемой эндогенности моделей вследствие ошибок измерения.
- 6) На основе вектора Шепли привести содержательную интерпретацию наиболее точных прогнозов инфляции в Российской Федерации, полученных ансамблевыми и нейросетевыми методами машинного обучения.

**Объектом исследования** являются инфляционные процессы в Российской Федерации.

В качестве **предмета исследования** выступают механизмы влияния макроэкономических факторов на инфляцию в Российской Федерации.

### **Научная новизна**

1) На основе анализа нелинейных взаимосвязей между уровнем цен и показателями экономической активности теоретически обоснована целесообразность использования модифицированных методов машинного обучения при выработке прогнозов инфляции в России: моделей управляемого рекуррентного блока и долгой краткосрочной памяти; адаптивного, поправочного, упорядоченного градиентного бустинга; сверточных и рекуррентных нейронных сетей. Доказано, что данные модификации способны преодолеть ряд ограничений, присущих методам машинного обучения, применяемым в исследованиях инфляционных процессов – учесть лаговую структуру макроэкономических показателей, что не позволяет сделать полносвязные нейронные сети, и снизить высокие издержки выявления локального минимума функции оптимизации, свойственные традиционным алгоритмам градиентного бустинга.

2) В развитие существующих теоретических подходов и их реализации в деятельности монетарных регуляторов, в частности, в практике Банка России, разработаны модели прогнозирования инфляции, основанные на комбинировании результатов ансамблевых и нейросетевых методов, которые учитывают нелинейные и меняющиеся во времени взаимосвязи между инфляцией и макроэкономическими факторами ценовой стабильности. С учетом среднеквадратических ошибок прогнозов, а также информационного критерия Акаики, теста Дибольда-Мариано и статистического теста на определение доверительного множества моделей выявлены преимущества предложенных моделей комбинирования перед эконометрическим инструментарием

прогнозирования инфляции в России (авторегрессией первого порядка; байесовской векторной авторегрессией; кривой Филлипса).

3) Систематизированы трансмиссионные механизмы влияния макроэкономических показателей на инфляционные процессы. Предложенная систематизация позволила определить теоретически обоснованное множество макроэкономических факторов ценовой стабильности, которое обеспечивает повышение точности прогнозирования инфляции в Российской Федерации и получение содержательной интерпретации оценок ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения.

4) Разработаны алгоритмы преобразования выборочной совокупности в многомерные и блочные матрицы, позволяющие составлять прогнозы инфляции с помощью предложенных модифицированных методов машинного обучения.

5) Разработан алгоритм, на основе которого оценивается влияние пересмотров статистических данных на изменение точности прогнозов моделей. Первым этапом является сохранение оптимальных параметров нейросетевых и ансамблевых методов машинного обучения, по которым получены наиболее точные прогнозы инфляции в российской экономике на предварительных данных. На втором этапе сравнивается точность прогноза инфляции в России, полученного на основе предварительной и пересмотренной статистической информации по макроэкономическим показателям. Реализация предложенного алгоритма позволила теоретически и эмпирически обосновать наличие взаимосвязи между пересмотрами статистической информации и проблемой эндогенности моделей прогнозирования инфляции.

6) На основе вектора Шепли определены макроэкономические показатели, характеризующие результативность денежно-кредитной и бюджетно-налоговой политики, состояние реального сектора экономики и социальной сферы, динамику цен и валютных курсов в мирохозяйственной системе, учет которых приводит к более точным прогнозам инфляции в Российской Федерации ансамблевыми и нейросетевыми методами машинного

обучения. Проведенный анализ позволил уточнить механизмы влияния данных макроэкономических показателей на состояние народнохозяйственной системы.

**Теоретической значимостью** диссертации является развитие методологических подходов к прогнозированию инфляции. Предложенная методика принимает во внимание наличие нелинейной взаимосвязи между инфляцией и ключевыми макроэкономическими переменными производственного и финансового секторов. Методологическая значимость предложенного подхода к прогнозированию инфляции заключается также в учете возникновения структурных сдвигов, что обеспечивается за счет меняющихся во времени параметров, оцениваемых методами машинного обучения. Интерпретация прогнозов, полученных ансамблевыми и нейросетевыми методами машинного обучения, вектором Шепли позволяет проверить теоретические предпосылки о наличии взаимосвязи инфляции и макроэкономических показателей рынка труда, производственного сектора, финансовой системы.

Результаты диссертационной работы имеют **практическую значимость** для: 1) Банка России при изучении закономерностей развития инфляции и последующем проведении денежно-кредитной политики; 2) Министерства финансов Российской Федерации при оценке изменения ценовых показателей, учитываемых в процессе формирования бюджетно-налоговой политики; 3) Минэкономразвития Российской Федерации при построении сценариев развития экономической конъюнктуры, предполагающих различные варианты ценовой стабильности.

Материалы диссертации содержат практику применения современных методов машинного обучения в научных исследованиях по экономической тематике. Поэтому данная научная работа может использоваться в деятельности образовательных организаций при преподавании учебных дисциплин, связанных с прогнозированием микро- и макроэкономических показателей на основе методов машинного обучения.

## **Теоретико-методологические основы исследования**

Теоретической основой исследования являются научные результаты, полученные при разработке новокейнсианских моделей и теории рациональных ожиданий. Методологической основой диссертации являются работы, посвященные прогнозированию инфляции на основе эконометрических моделей. Наряду с эконометрическими моделями для прогнозирования российской инфляции в диссертационной работе применялись такие методы машинного обучения как рекуррентные и сверточные нейронные сети, адаптивный, упорядоченный, поправочный градиентный бустинг, модели случайного леса, бэггинга, управляемого рекуррентного блока и долгой краткосрочной памяти, нейронные сети прямого распространения.

Для выявления фундаментальных факторов ценовой стабильности использовались общенаучные методы анализа и синтеза. Для систематизации эмпирических подходов к прогнозированию инфляции использовались методы группировки и сравнения.

**Информационная база исследования** сформирована на основе статистических данных Федеральной службы государственной статистики, Банка России, Министерства Финансов Российской Федерации. Наряду с источниками официальных государственных ведомств России используются статистические данные международных организаций, таких как Продовольственная и сельскохозяйственная организация, Резервный банк Сент-Луиса, Всемирный банк.

### **Положения, выносимые на защиту**

1. Представленные в диссертации модификации методов машинного обучения, таких как: 1) адаптивный, 2) упорядоченный, 3) поправочный градиентный бустинг; 4) сверточные, 5) рекуррентные нейронные сети; 6) модель долгой краткосрочной памяти; 7) модель управляемого рекуррентного

блока, являются альтернативой традиционных эконометрических подходов при прогнозировании инфляции в российской экономике.

2. Учет структурных сдвигов в экономической конъюнктуре, значимо влияющих на результаты моделирования, может быть осуществлен с помощью разработанных в диссертации четырех типовых моделей, которые основаны на комбинировании прогнозов, полученных различными методами машинного обучения. Первая модель строится на базе прогнозов, которые дают ансамблевые методы машинного обучения. Во второй модели комбинируются прогнозы моделей нейронных сетей. Третья модель представляет собой комбинацию прогнозных значений оцениваемого показателя, рассчитанных с использованием градиентного бустинга и нейронных сетей. Компоненты четвертой модели выбираются по результатам эконометрического теста на доверительное множество моделей. Сравнение точности прогнозов, полученных модифицированными методами машинного обучения, и расчетов, использующих аппарат кривой Филлипса, а также байесовской векторной авторегрессии, на основе информационного критерия Акаики и эконометрического теста на доверительное множество моделей демонстрирует преимущества методов машинного обучения перед эконометрическими моделями.

3. Представленный в диссертации комплексный трансмиссионный механизм влияния макроэкономических показателей на ценовую стабильность позволяет сформировать теоретически обоснованную выборку факторов для прогнозирования инфляции в российской экономике.

4. Для прогнозирования инфляции модифицированными методами машинного обучения требуются специальные алгоритмы подготовки многомерных матриц, разработанные и реализованные в рамках данной диссертационной работы. Первый алгоритм служит формированию блочной выборки, которая позволяет применять ансамблевые модели для многопериодного прогнозирования. Вторым алгоритмом направлено на создание

трехмерной выборки, которая предоставляет возможности для прогнозирования инфляции моделями сверточных и рекуррентных нейронных сетей.

5. Прогнозирование макроэкономических показателей предполагает периодическое уточнение статистической информации официальных ведомств. Предложенные в диссертации модификации ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения позволяют генерировать прогнозы инфляции как на предварительных, так и на пересмотренных статистических данных и преодолевать, тем самым, проблемы эндогенности моделей, возникающие из-за ошибок измерения.

6. Подход к интерпретации результатов прогнозирования инфляции моделями градиентного бустинга и случайного леса на основе атрибута важности переменных не является универсальным и не может применяться к результатам моделей нейронных сетей. Предложенный в диссертации подход на основе вычисления вектора Шепли позволяет интерпретировать результаты прогнозов инфляции на российских данных, полученных с использованием как ансамблевых, так и нейросетевых методов машинного обучения.

### **Соответствие диссертации научной специальности**

Диссертация соответствует научной специальности 5.2.1. Экономическая теория. Направления исследований: 9. «Макроэкономическая теория», 18. «Междисциплинарные аспекты экономических исследований».

### **Апробация результатов исследования**

Результаты исследования прошли апробацию на следующих конференциях:

- Ясинские чтения НИУ ВШЭ, 24 апреля 2024 г. Доклад на тему «Прогнозирование ВВП комбинациями ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения».
- XXIV Ясинская (Апрельская) международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества, 13 апреля 2023 г. Доклад на тему «Прогнозирование инфляции в России на основе алгоритмов градиентного бустинга и нейронных сетей».

- XXIV Ясинская (Апрельская) международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества, 13 апреля 2023 г. Доклад на тему «Анализ эффективности денежно-кредитной политики в странах-экспортерах сырья, таргетирующих инфляцию» совместно с А. В. Божечковой.
- XXIII Ясинская (Апрельская) международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества, 5-22 апреля 2022 г. Доклад на тему «Информационная жесткость и возможности для денежно-кредитной политики: первые оценки для России» совместно с А. В. Божечковой, А. С. Евсеевым, М. Е. Чембулатовой.
- Ежегодная научная конференция «Ломоносовские чтения. Секция экономических наук», 20-23 апреля 2021 г. Доклад на тему «Применение методов машинного обучения в экономических исследованиях».
- Международный молодежный научный форум «Ломоносов-2021». Секция «Экономика», подсекция «Макроэкономика», 12-23 апреля 2021 г. Доклад на тему «Моделирование влияния кредитного сектора на динамику валового внутреннего продукта».

Основные выводы и результаты диссертационного исследования представлены в 5 публикациях автора. Все 5 статей (общий объем 6 п.л., в том числе авторских 5,3 п.л.) опубликованы в журналах из списка рецензируемых научных изданий, рекомендованных для защиты в диссертационном совете МГУ имени М.В. Ломоносова по специальности и отрасли наук; в том числе 5 статей в списке научных изданий, входящих в базу научного цитирования RSCI.

### **Структура диссертации**

Поставленные цель и задачи работы определяют логику и структуру диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников и приложения. Общий объем диссертации – 134 страницы. Список использованных источников включает в себя 208 наименований.

## **II. Основное содержание работы**

Во **введении** обоснована актуальность темы диссертации, определены объект, предмет, цель и задачи, степень разработанности проблемы, изложены научная новизна, методологические основы, теоретическая и практическая значимость работы, сформулированы положения, выносимые на защиту, и обозначена структура исследования.

**Первая глава «Методологические подходы к прогнозированию инфляции»** посвящена обзору эмпирических методов оценки ценовой динамики – эконометрических, байесовских, ансамблевых и нейросетевых. В первой главе раскрываются следующие два положения, выносимые на защиту.

**1. Представленные в диссертации модификации методов машинного обучения, таких как: 1) адаптивный, 2) упорядоченный, 3) поправочный градиентный бустинг; 4) сверточные, 5) рекуррентные нейронные сети; 6) модель долгой краткосрочной памяти; 7) модель управляемого рекуррентного блока, являются альтернативой традиционных эконометрических подходов при прогнозировании инфляции в российской экономике.**

Комплексная систематизация российских и зарубежных исследований, посвященных прогнозу инфляции, позволила составить четыре группы ключевых инструментальных методов для прогноза темпов роста цен.

Эконометрические модели составляют первую группу методов прогнозирования инфляции. Эконометрические модели имеют преимущество в теоретическом обосновании их функциональной формы на основе трансмиссионных механизмов экономической теории.

Байесовские методы представляют собой вторую группу методов прогнозирования инфляции. Преимущество байесовских методов состоит в учете динамически меняющейся во времени взаимосвязи между инфляцией и

макроэкономическими факторами ценовой стабильности вследствие структурных сдвигов в экономической конъюнктуре.

К третьей группе методов прогнозирования инфляции относятся ансамблевые методы машинного обучения: модель случайного леса, градиентный бустинг, бэггинг. Ансамблевые методы машинного обучения имеют ряд преимуществ: решают проблемы переобучения посредством агрегирования прогнозов множества базовых моделей, таких как деревья решений; позволяют идентифицировать наиболее значимые объясняющие переменные с помощью атрибута важности факторов; учитывают нелинейные взаимосвязи между целевой переменной и объясняющими факторами посредством комбинации кусочно-линейных функций.

Нейронные сети являются четвертой группой методов прогнозирования инфляции. Преимущество нейронных сетей по сравнению с базовыми моделями заключается в возможности более точной аппроксимации непрерывных функций. В то же время нейронные сети имеют ряд недостатков. Так, полносвязные нейронные сети не учитывают лаговую структуру переменных, а именно то, что информация за предыдущий момент времени является важным фактором при составлении прогнозов на последующий горизонт. Этот пробел учитывается в рекуррентных нейронных сетях, которые последовательно обрабатывают статистические данные. Также рекуррентные нейронные сети по сравнению с полносвязными нейронными сетями имеют ячейку памяти, которая позволяет учесть долгосрочные закономерности между переменными. В свою очередь, преимущество сверточных нейронных сетей по сравнению с полносвязными нейронными сетями состоит в обработке многомерных матриц (тензоров) с помощью ядер, агрегирующих фильтров, объединяющих слоев.

В российских исследованиях для прогнозирования инфляции применяются следующие модели и методы: 1) модели случайного леса и градиентного бустинга; 2) байесовское и динамическое усреднение моделей; 3) полносвязные нейронные сети; 4) векторные авторегрессии; 5) векторные модели коррекции

ошибок; 6) модели со смешанной периодичностью данных; 7) байесовские нейронные сети. Однако в российских исследованиях недостаточное внимание уделяется применению предложенных в диссертации методов машинного обучения: модели упорядоченного блока; сверточных нейронных сетей; адаптивного, поправочного, упорядоченного градиентного бустинга; рекуррентных нейронных сетей; модели долгой краткосрочной памяти.

Применение методов машинного обучения в прогнозировании инфляции объясняется тем, что инфляция может иметь нелинейные взаимосвязи с показателями экономической активности. Теоретическое обоснование нелинейной взаимосвязи между инфляцией и выпуском заключается в том, что спрос на конечные товары характеризуется квази-ломанной функцией.

**2. Учет структурных сдвигов в экономической конъюнктуре, значимо влияющих на результаты моделирования, может быть осуществлен с помощью разработанных в диссертации четырех типовых моделей, которые основаны на комбинировании прогнозов, полученных различными методами машинного обучения. Первая модель строится на базе прогнозов, которые дают ансамблевые методы машинного обучения. Во второй модели комбинируются прогнозы моделей нейронных сетей. Третья модель представляет собой комбинацию прогнозных значений оцениваемого показателя, рассчитанных с использованием градиентного бустинга и нейронных сетей. Компоненты четвертой модели выбираются по результатам эконометрического теста на доверительное множество моделей. Сравнение точности прогнозов, полученных модифицированными методами машинного обучения, и расчетов, использующих аппарат кривой Филлипса, а также байесовской векторной авторегрессии, на основе информационного критерия Акаики и эконометрического теста на доверительное множество моделей демонстрирует преимущества методов машинного обучения перед эконометрическими моделями.**

Предложенные модели основаны на комбинировании прогнозов модифицированных методов машинного обучения. Выбор метода комбинирования объясняется его преимуществами перед отдельными моделями прогнозирования. Во-первых, метод комбинирования позволяет принять во внимание больший спектр значимых объясняющих переменных посредством учета моделей с разным набором используемых факторов. Во-вторых, комбинирование позволяет снизить случайную ошибку отдельной модели. По сравнению с отдельными моделями прогноз по методу комбинирования является более гибким к структурным сдвигам. Мы составили три комбинации моделей: ансамблевые; нейросетевые; на основе эконометрического теста на множество оптимальных моделей. Следуя российской и зарубежной практике прогнозирования инфляции, внутри каждого множества веса устанавливаются: (i) равными для всех моделей, (ii) обратно пропорционально среднеквадратической ошибке прогноза:

$$f_{t+h}^c = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_m. \quad (1)$$

$$f_{t+h}^c = \sum_{m=1}^M f'_m \times \frac{\hat{\sigma}^{-2}(m)}{\sum_{k=1}^K \hat{\sigma}^{-2}(k)}. \quad (2)$$

где  $f_{t+h}^c$  – прогноз комбинации моделей;  $h$  – горизонт прогноза;  $f_m$  – прогноз модели  $m$ ; индекс  $c$  – номер комбинации моделей  $c \in \{1,2,3\}$ ;  $f'_m$  – транспонированный вектор прогнозов модели  $m$ ;  $\hat{\sigma}^2(k)$  – среднеквадратичная ошибка прогноза модели  $k$ .

Выбор данных двух методов взвешивания моделей объясняется результатами научных исследований, в которых отмечается, что усреднение прогнозов относится к числу наиболее точных методов комбинирования. Согласно уравнению (2), вес отдельной модели обратно пропорционален среднеквадратической ошибке прогноза. Также мы агрегируем комбинации ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения, что позволяет учесть преимущества каждого из них.

В научной литературе раскрывается экономическое содержание метода комбинирования в задаче прогнозирования инфляции. Согласно теоретической модели, центральный банк применяет комбинацию из трех уравнений для прогнозирования уровня инфляции и безработицы. Первой задачей центрального банка является оценка параметров каждой модели. Вторая задача финансового регулятора заключается в определении весов моделей в их комбинации. Третьей задачей центрального банка является минимизация совместной функции ошибки трех моделей.

Результаты расчетов показывают, что на горизонте 1, 3, 12 месяцев наиболее точные прогнозы могут быть получены с помощью модели полносвязных нейронных сетей, а также комбинации нейросетевых методов. В частности, на горизонте 1 месяца наибольшее сокращение среднеквадратической ошибки прогноза (далее, RMSE) относительно точности авторегрессии первого порядка (далее, AR(1)) на 28% наблюдается в модели полносвязных нейронных сетей. Далее по точности прогноза инфляции на горизонте 1 месяца следуют комбинации нейросетевых методов. В свою очередь, рекуррентные нейронные сети предоставляют наиболее точные прогнозы инфляции в России на горизонте 4 месяцев. Результаты прогнозирования инфляционных процессов в российской экономике на горизонте 1, 2, 12 месяцев подтверждают возможности применения предложенных в диссертации моделей, основанных на комбинировании оценок ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения. При выборе байесовской векторной авторегрессии (далее, BVAR) в качестве эталонной модели получено, что на горизонте 1, 2 месяцев наиболее точные прогнозы предоставляют полносвязные нейронные сети и комбинации нейросетевых методов, по которым наблюдается сокращение RMSE на 38% и 43% соответственно. Предложенные в диссертации сверточные и рекуррентные нейронные сети также точнее прогнозируют инфляцию, чем BVAR на горизонте 1, 2, 4 месяцев. На более долгосрочном горизонте от 5 до 12 месяцев ансамблевые и нейросетевые методы статистически незначимо превышают

точность BVAR. Это согласуется с исследованиями, в которых отмечается, что более сложные методы не всегда превосходят базовые модели по точности прогноза инфляции.

Помимо авторегрессии и байесовских векторных авторегрессий мы проводим сравнение точности ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения относительно теоретически обоснованных моделей кривой Филлипса. Первая, треугольная форма кривой Филлипса включает 24 лага темпов прироста общего уровня цен, уровня безработицы, денежного агрегата M2. Результаты моделирования показывают, что предложенные в диссертации ансамблевые и нейросетевые методы машинного обучения статистически значимо превосходят треугольную кривую Филлипса по точности прогноза инфляции на горизонте 1-12 месяцев.

**Вторая глава «Теоретические подходы к анализу макроэкономических факторов инфляции»** посвящена систематизации трансмиссионных механизмов влияния показателей экономической конъюнктуры на ценовую стабильность. Во второй главе раскрывается следующее положение, выносимое на защиту.

**3. Представленный в диссертации комплексный трансмиссионный механизм влияния макроэкономических показателей на ценовую стабильность позволяет сформировать теоретически обоснованную выборку факторов для прогнозирования инфляции в российской экономике.**

Предложенная систематизация позволила составить четыре группы ключевых макроэкономических факторов инфляции: рынок труда; производственный сектор; национальная и мировая финансовая система; инфляционные ожидания экономических агентов.

Выбор показателей рынка труда в качестве макроэкономических факторов инфляции объясняется следующими трансмиссионными механизмами. Во-

первых, уровень безработицы представляет собой значимый фактор изменения заработных плат. Это объясняется тем, что в условиях высокого уровня безработицы фирмы имеют более высокую переговорную силу в установлении заработных плат. При росте заработных плат фирмы повышают цены на производимые товары и услуги, что создает инфляционную спираль «заработная плата-цены». Во-вторых, при изучении инфляционных процессов важным является учет естественного уровня безработицы. Естественным является уровень безработицы, при котором инфляционные ожидания равны фактическим темпам роста цен. Если уровень безработицы ниже ее естественного уровня, то будет наблюдаться избыточный спрос на труд, что приведет к росту реальных заработных плат. Если уровень безработицы выше ее естественного уровня, то избыточное предложение труда приведет к снижению реальной заработной платы, так как номинальная заработная плата будет расти меньше, чем общий уровень цен.

Трансмиссионный механизм воздействия показателей производственного сектора на ценовую стабильность основывается на законе Оукена и кривой Филлипса. Согласно кривой Филлипса, наблюдается взаимосвязь между неожиданной инфляцией (отклонением инфляции от ее ожидаемой величины) и разрывом безработицы (отклонением безработицы от ее естественного уровня). В свою очередь, согласно закону Оукена имеется взаимосвязь между разрывом выпуска (отклонением фактического объема выпуска от его потенциального уровня) и разрывом безработицы. Также в научной литературе отмечается, что баланс между уровнем вакансий и уровнем безработицы определяется агрегированным спросом. В частности, рост агрегированного спроса приводит к снижению уровня безработицы и росту уровня вакансий, что впоследствии влияет на ценовую стабильность.

Стоит отметить, что показатели рынка труда и производственного сектора зависят от шоков предложения. Одним из шоков предложения являются скачки цен на энергоносители. При росте цен на энергоносители повышаются издержки

производства, что может привести к снижению объема выпуска и уровня занятости. Также рост мировых цен на торгуемые товары приводит к повышению инфляции в малой экономике из-за роста цен импортных и неторгуемых товаров. Вторым трансмиссионным каналом влияния цен энергоносителей на инфляцию является рост экспортной выручки, который приводит к повышению инфляции в результате увеличения агрегированного спроса. Помимо мировых цен на энергоносители к числу значимых финансовых факторов инфляции относятся валютные курсы. В частности, механизм влияния валютных курсов на инфляцию прослеживается через рост цен на импортные товары. При прогнозировании инфляции процентные ставки также являются значимым показателем финансового сектора. Это объясняется тем, что процентные ставки отражают ожидания экономических агентов в отношении монетарной политики.

В научных работах отмечается, что режим денежно-кредитной политики влияет на характер взаимосвязи между инфляцией и финансовыми показателями. Объясняется это тем, что режим денежно-кредитной политики может включать валютные интервенции для нивелирования эффекта переноса валютного курса в цены. Важность учета валютного курса при прогнозе инфляции обусловлена его ролью в следующем трансмиссионном механизме: смягчение денежно-кредитной политики → снижение доходности внутренних активов по сравнению с зарубежными активами → обесценение курса национальной валюты → удешевление товаров внутренних производителей относительно импортных товаров → повышение спроса на товары внутренних производителей → рост чистого экспорта → рост совокупного выпуска. Также денежно-кредитная политика влияет на инфляцию через изменение агрегированного спроса. Центральный банк влияет на агрегированный спрос через воздействие процентных ставок на издержки фирм: смягчение денежно-кредитной политики через снижение процентных ставок увеличивает инвестиционный спрос, что также повышает агрегированный выпуск и цены на акции.

Также в научной литературе отмечается, что инфляция меняется не только вследствие монетарных факторов, но также под влиянием бюджетно-налоговой политики. Будущий уровень цен как правило подстраивается под текущий объем налоговых отчислений и государственных облигаций. В то же время, текущий уровень цен подстраивается таким образом, чтобы приравнять реальный объем государственного долга к текущей стоимости реальных будущих налоговых отчислений за вычетом трансфертов. Инфляция возникает под давлением объема денежной массы, превышающего размер налоговых отчислений. Также инфляция повышается в тех случаях, когда будущая эмиссия государственных облигаций меньше объема текущего государственного долга. Это предположение отличается от теории монетаризма, согласно которой инфляция возникает из-за предложения денег, которое превышает спрос на деньги в форме трансакций, сбережений, ликвидности.

Вторым объяснением наличия взаимосвязи между фискальной политикой и инфляцией может являться то, что бюджетный дефицит влияет на денежные агрегаты и ожидания экономических агентов, создавая инфляционное давление. Также при бюджетном правиле стабилизируются расходы государственного бюджета, что сглаживает агрегированный спрос, который влияет на темпы роста цен. Стабилизация государственных расходов происходит при установлении лимита на дефицит бюджета и государственного долга. В то же время, бюджетное правило нивелирует эффект переноса валютного курса в цены через снижение волатильности курса национальной валюты при отрицательных шоках условий торговли.

В исследованиях отмечается, что при проведении экономической политики необходимо учитывать ожидания экономических агентов. Объясняется это тем, что ожидаемая экономическими агентами стимулирующая денежно-кредитная политика не влияет на уровень занятости и объем производства, а соответственно и на инфляцию. Дело здесь в том, что сценарий будущего роста цен заранее закладывается в процессе пересмотра условий труда и формирования

производственных планов. Кроме того, более прозрачная политика центрального банка повышает действенность трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики через уменьшение асимметрии информации и управление инфляционными ожиданиями экономических агентов.

**В третьей главе «Использование ансамблевых и нейросетевых методов для прогнозирования инфляции в России»** представлена авторская апробация предложенных моделей градиентного бустинга, нейронных сетей и их комбинаций для прогнозирования инфляции в российской экономике. В главе раскрываются следующие три положения, выносимые на защиту.

**4. Для прогнозирования инфляции модифицированными методами машинного обучения требуются специальные алгоритмы подготовки многомерных матриц, разработанные и реализованные в рамках данной диссертационной работы. Первый алгоритм служит формированию блочной выборки, которая позволяет применять ансамблевые модели для многопериодного прогнозирования. Второй алгоритм направлен на создание трехмерной выборки, которая предоставляет возможности для прогнозирования инфляции моделями сверточных и рекуррентных нейронных сетей.**

Одним из элементов предобработки статистических данных является формирование выборки, позволяющая составлять прогнозы предложенными в диссертации модифицированными моделями градиентного бустинга и нейронных сетей. Так, для обучения сверточных и рекуррентных нейронных сетей формируется трехмерный тензор, определяемый как многомерная матрица, согласно *алгоритму 1*.

*Алгоритм 1 – формирование трехмерного тензора для обучения нейронных сетей.*

1. Устанавливается длина временного интервала, на котором обучаются нейронные сети:  $\ell = \{12, 24, 36, 48\}$ .

2. Устанавливается горизонт прогнозирования  $h \in \{1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12\}$ .

3. Выборка разделяется на тренировочное  $\Omega_{(n \times \mathcal{P})}^{train}$  и тестовое  $\Omega_{(n \times \mathcal{P})}^{test}$  множества, где  $n$  – общее количество временных периодов,  $\mathcal{P} = (\mathcal{P}^{features} + \mathcal{P}^{target})$  – общее количество переменных:  $\mathcal{P}^{target}$  – объясняемая переменная,  $\mathcal{P}^{features}$  – объясняющие переменные.

4. Формируются два множества: матрица признаков  $\mathcal{X}$ , целевой вектор  $\mathcal{y}$ . Далее, на каждой итерации цикла двумерная подвыборка размерности  $(\ell \times \mathcal{P})$  представляет собой отдельный элемент множества признаков  $\mathcal{X}$ , а двумерная подвыборка размерности  $(\ell \times h)$  – элемент целевого вектора  $\mathcal{y}$ .

На Рисунке 1 приведен иллюстративный пример результата алгоритма 1 при  $\Omega_{(4 \times 4)}$ ,  $\ell = 2$ ,  $h = 1$ .

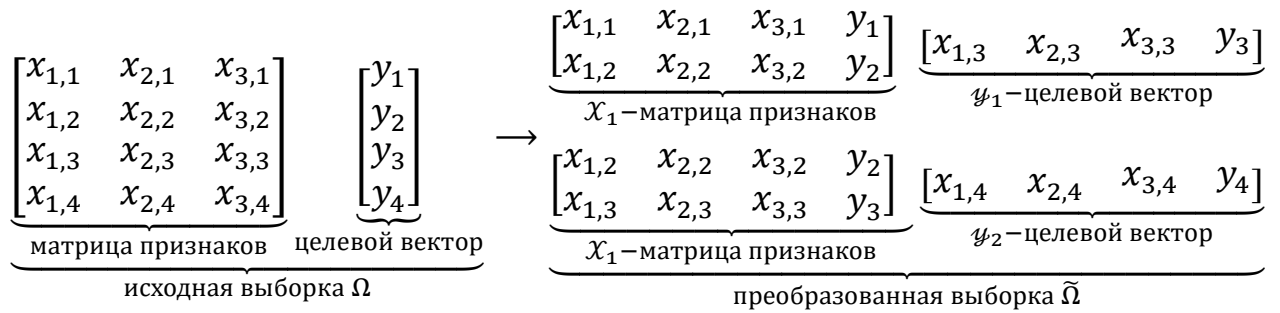


Рисунок 1 – Преобразование исходной выборки в трехмерный тензор для обучения нейронных сетей. Источник: составлено автором

В частности, при исходной выборке размерностью (4 месяца  $\times$  4 переменные),  $\Omega_{(4 \times 4)}$ , а также  $\ell = 2$ ,  $h = 1$  получается преобразованная выборка  $\tilde{\Omega}$ , которая состоит из двух матриц: (i) тензор объясняющих переменных  $\mathcal{X}$  размерностью (2 подвыборки  $\times$  2 месяца  $\times$  4 переменные); (ii) тензор целевой переменной  $\mathcal{y}$  размерностью (2 подвыборки  $\times$  1 месяц  $\times$  4 переменные).

Для обучения ансамблевых методов формируется блочная выборка согласно алгоритму 2 с учетом результата алгоритма 1.

Алгоритм 2 – составление блочной матрицы для обучения моделей градиентного бустинга и случайного леса.

1. Устанавливается длина временного интервала, на котором обучаются модели градиентного бустинга и случайного леса:  $\ell = \{12, 24, 36, 48\}$
2. Устанавливается горизонт прогнозирования  $h \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$
3. Выборка разделяется на тренировочное  $\Omega_{(n \times \mathcal{P})}^{train}$  и тестовое  $\Omega_{(n \times \mathcal{P})}^{test}$  множества, где  $n$  – общее количество временных периодов,  $\mathcal{P} = (\mathcal{P}^{features} + \mathcal{P}^{target})$  – общее количество переменных:  $\mathcal{P}^{target}$  – объясняемая переменная,  $\mathcal{P}^{features}$  – объясняющие переменные.
4. На основе алгоритма 1 определяется размерность трехмерного тензора для нейронных сетей  $\mathcal{X}_{(b, \ell, \mathcal{P})}$ ,  $\mathcal{Y}_{(b, h, \mathcal{P})}$ .
5. Формируются два множества: матрица признаков  $\tilde{\mathcal{X}}$ , целевой вектор  $\tilde{\mathcal{Y}}$ . Далее, на каждой итерации цикла отдельный элемент информационного множества  $\tilde{\Omega}$  размерности  $((b \cdot \mathcal{P}) \times (\ell + h))$  состоит из двух частей: транспонированная подвыборка матрицы признаков размерности  $(\ell \times \mathcal{P})^T$ , транспонированный целевой вектор размерности  $(h \times \mathcal{P})^T$ .

На Рисунке 2 приведен пример результата алгоритма 2 при  $\Omega_{(4 \times 4)}$ ,  $\ell = 2$ ,  $h =$

1.

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline x_{1,1} & x_{2,1} & x_{3,1} \\ \hline x_{1,2} & x_{2,2} & x_{3,2} \\ \hline x_{1,3} & x_{2,3} & x_{3,3} \\ \hline x_{1,4} & x_{2,4} & x_{3,4} \\ \hline \end{array} & \begin{array}{|c|} \hline y_1 \\ \hline y_2 \\ \hline y_3 \\ \hline y_4 \\ \hline \end{array} & \rightarrow \\
 \underbrace{\hspace{10em}}_{\text{исходная выборка } \Omega} & & \begin{array}{|c|c|c|} \hline x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} \\ \hline x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} \\ \hline x_{3,1} & x_{3,2} & x_{3,3} \\ \hline y_1 & y_2 & y_3 \\ \hline x_{1,2} & x_{1,3} & x_{1,4} \\ \hline x_{2,2} & x_{2,3} & x_{2,4} \\ \hline x_{3,2} & x_{3,3} & x_{3,4} \\ \hline y_2 & y_3 & y_4 \\ \hline \end{array} \\
 & & \underbrace{\hspace{10em}}_{\text{преобразованная выборка } \tilde{\Omega}}
 \end{array}$$

Рисунок 2 – Преобразование исходной выборки в блочную матрицу для обучения ансамблевых методов. Источник: составлено автором

**5. Прогнозирование макроэкономических показателей предполагает периодическое уточнение статистической информации официальных ведомств. Предложенные в диссертации модификации ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения позволяют генерировать**

**прогнозы инфляции как на предварительных, так и на пересмотренных статистических данных и преодолеть, тем самым, проблемы эндогенности моделей, возникающие из-за ошибок измерения.**

В научных работах отмечается, что пересмотры статистических данных являются важным элементом при прогнозировании макроэкономических показателей. В настоящей диссертации прогнозы инфляции составляются на винтажных данных, то есть статистических данных доступных на момент прогнозирования, согласно *алгоритму 3*.

*Алгоритм 3 – оценка изменения точности прогнозов при пересмотрах статистических данных.*

1. Нейронные сети, модели градиентного бустинга и случайного леса оцениваются на предварительных данных.
2. Осуществляется подбор и сохранение оптимальных гиперпараметров, на основе которых выявлена наименьшая среднеквадратическая ошибка (RMSE)
3. На основе оптимальных гиперпараметров составляются прогнозы инфляции как на предварительных, так и на пересмотренных винтажах
4. Точность прогнозов на предварительных и пересмотренных винтажах сравнивается с помощью информационного критерия Акаики (AIC), RMSE, теста Дибольда-Мариано.

В свою очередь, наше исследование отличается от работы Мамедли М., Шибитова Д.<sup>3</sup> тем, что вместо оценки моделей градиентного бустинга (XGBoost, Sklearn Boosting), полносвязной нейронной сети на винтажных данных мы оцениваем модифицированные ансамблевые модели (CatBoost, LightGBM), сверточные и рекуррентные нейронные сети. Наблюдается небольшое изменение точности моделей в результате пересмотра статистических данных с ноября 2020 г. по сентябрь 2021 г. Повышение среднеквадратической ошибки прогноза

---

<sup>3</sup> Mamedli M., Shibitov D. Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. The Bank of Russia Working Paper

выявлено в полносвязных нейронных сетях на горизонте 2 кварталов, в модели управляемого рекуррентного блока – 4 кварталов, в модели долгой краткосрочной памяти – 3 кварталов.

**6. Подход к интерпретации результатов прогнозирования инфляции моделями градиентного бустинга и случайного леса на основе атрибута важности переменных не является универсальным и не может применяться к результатам моделей нейронных сетей. Предложенный в диссертации подход на основе вычисления вектора Шепли позволяет интерпретировать результаты прогнозов инфляции на российских данных, полученных с использованием как ансамблевых, так и нейросетевых методов машинного обучения.**

Большую долю в прогнозе темпов роста индекса потребительских цен (ИПЦ) с использованием модели градиентного бустинга имеет первый лаг инфляции, что характеризует адаптивные инфляционные ожидания (Рисунок 3).

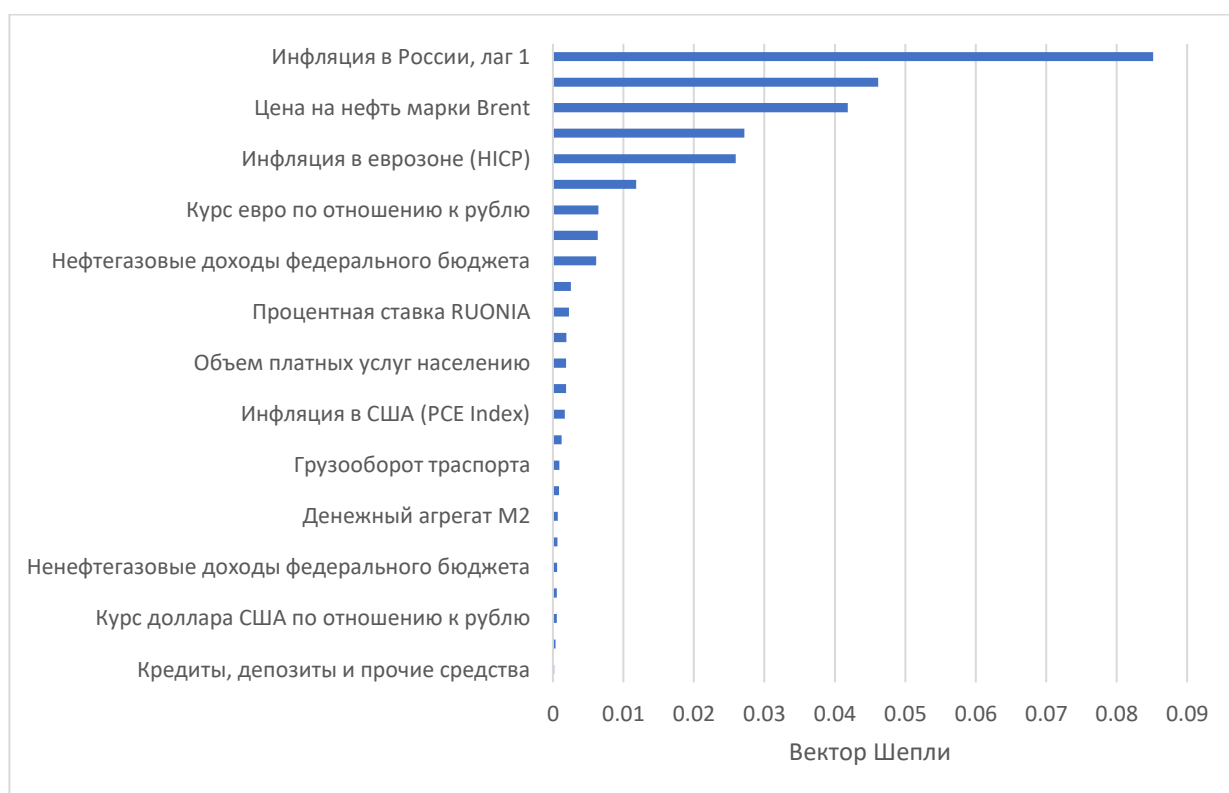


Рисунок 3 – Вектор Шепли для модели градиентного бустинга. Источник: составлено по материалам [Джункеев, 2024]

Тестовый период здесь представляет собой временной интервал август 2019 г. – апрель 2023 г., который включает пандемический шок с марта 2020 г., рост цен на сырьевые товары, ослабление валютного курса рубля в I квартале 2022 г. Следовательно, нестабильность инфляционных ожиданий может объясняться последствиями шоков, которые произошли в I квартале 2020 г. и I квартале 2022 г.

Вторая категория показателей, которые повышают точность прогноза инфляции в российской экономике, являются цены на сырьевые и продовольственные товары: индекс цен ФАО, цены на энергоносители (нефть, природный газ).

Учет оборота розничной торговли пищевых продуктов, непродовольственных товаров повышает точность прогнозирования российской инфляции. Пандемический шок привел к задержке поставок товаров. Это вызвало превышение спроса товаров над их предложением, что привело к повышению инфляции.

Более точный прогноз инфляции в России также возможен, если учитывать инфляцию в еврозоне, валютный курс евро к рублю. Это может объясняться эффектом переноса валютного курса в цены, а также ограничением импорта российской нефти и природного газа в страны еврозоны.

Таким образом, результаты настоящей работы согласуются с исследованиями о значимом влиянии валютного курса на цены. Согласно вектору Шепли для полносвязной нейронной сети, наблюдаются следующие закономерности, которые связаны со значимостью макроэкономических факторов в получении более точных прогнозов инфляции в России. Темп прироста численности официально зарегистрированных безработных позволяет получить наиболее точные прогнозы инфляции, что согласуется с предпосылками кривой Филлипса: более высокий уровень безработицы ассоциируется с меньшим темпом роста общего уровня цен.

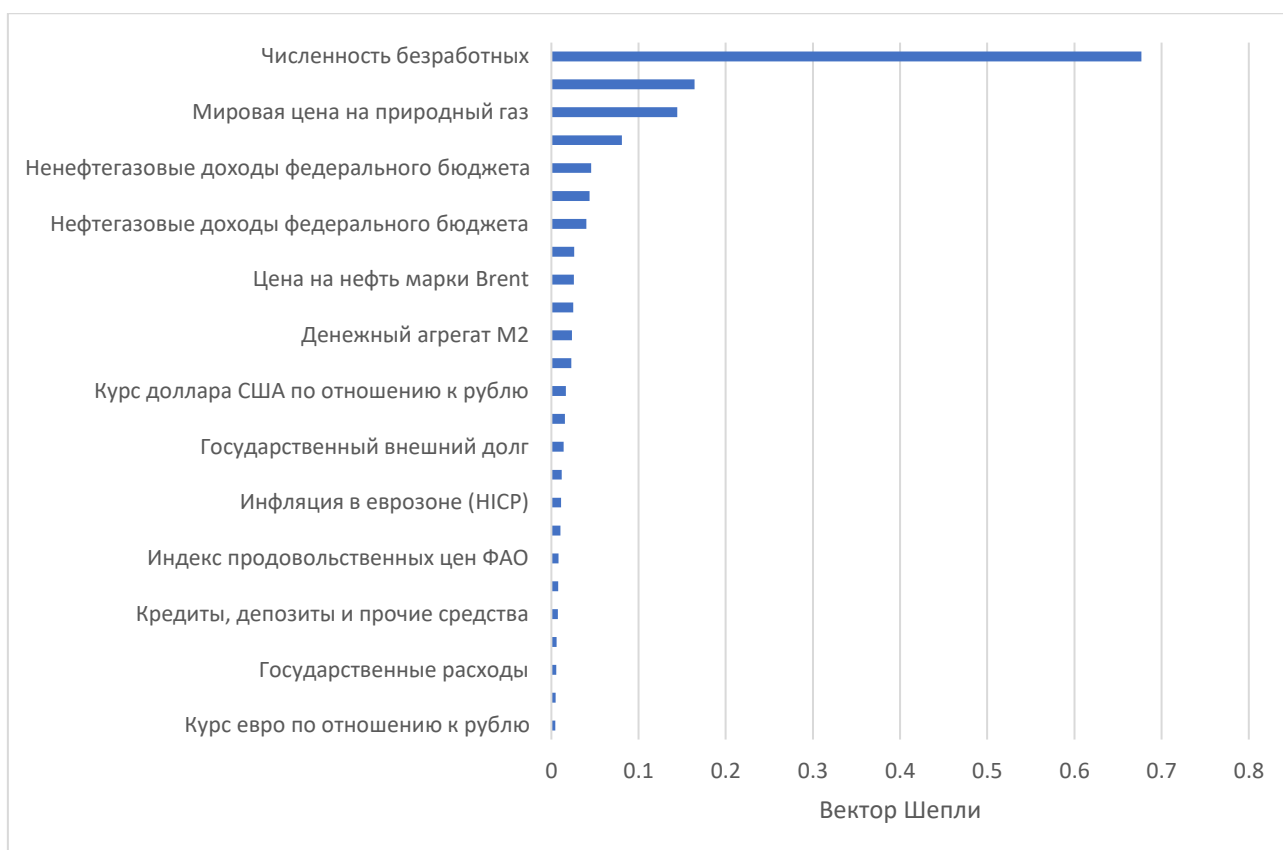


Рисунок 4 – Вектор Шепли для полносвязной нейронной сети. Источник: составлено по материалам [Джункеев, 2024]

Второй группой значимых макроэкономических показателей для получения наиболее точных прогнозов инфляции являются нефтегазовые и ненефтегазовые доходы федерального бюджета. Данный результат может объясняться тем, что стимулирующая бюджетно-налоговая политика в форме роста государственных расходов, трансфертов домашним компаниям и частным компаниям приводит к росту агрегированного спроса, что также способствует повышению инфляции.

Помимо бюджетно-налоговой политики более точные прогнозы инфляции в России возможны, если учитывать показатели, которые зависят от денежно-кредитной политики: денежный агрегат M2, доходность облигаций федерального займа с 3-месячным сроком до погашения. Стимулирующая денежно-кредитная политика в форме роста объема денежной массы приводит к повышению инфляции через рост агрегированного спроса. Доходность краткосрочных государственных облигаций отражает ожидания экономических агентов относительно денежно-кредитной политики, а также вероятности наступления

рецессий. Повышение точности прогнозов инфляции за счет объема платных услуг населению может быть обусловлено несоответствием между агрегированным спросом и предложением, которое наблюдалось при пандемическом шоке. В частности, улучшение эпидемиологической ситуации позволило снять ограничения на социальное дистанцирование, что повысило спрос на услуги. Важность учета темпов роста цен в США при прогнозе инфляции в России может объясняться тем, что цикл повышения ключевой ставки Федеральной резервной системы (ФРС) (который наблюдался на прогнозном, тестовом периоде) ассоциируется с ужесточением условий на мировых финансовых рынках, которое отражается на финансовую систему и инфляцию малой экономики. Помимо нефтегазовых доходов повышению точности прогноза инфляции в российской экономике способствуют ненефтегазовые доходы федерального бюджета. Это может объясняться косвенным каналом влияния мировой экономики на инфляцию в малой экономике. Так, страны еврозоны вводили прямые ограничения на экспорт и повышали импортные тарифы на сельскохозяйственную продукцию России, что также отразилось на инфляции в российской экономике.

Помимо вектора Шепли для модели градиентного бустинга мы используем коэффициент важности переменной для интерпретации результатов данной ансамблевой модели.

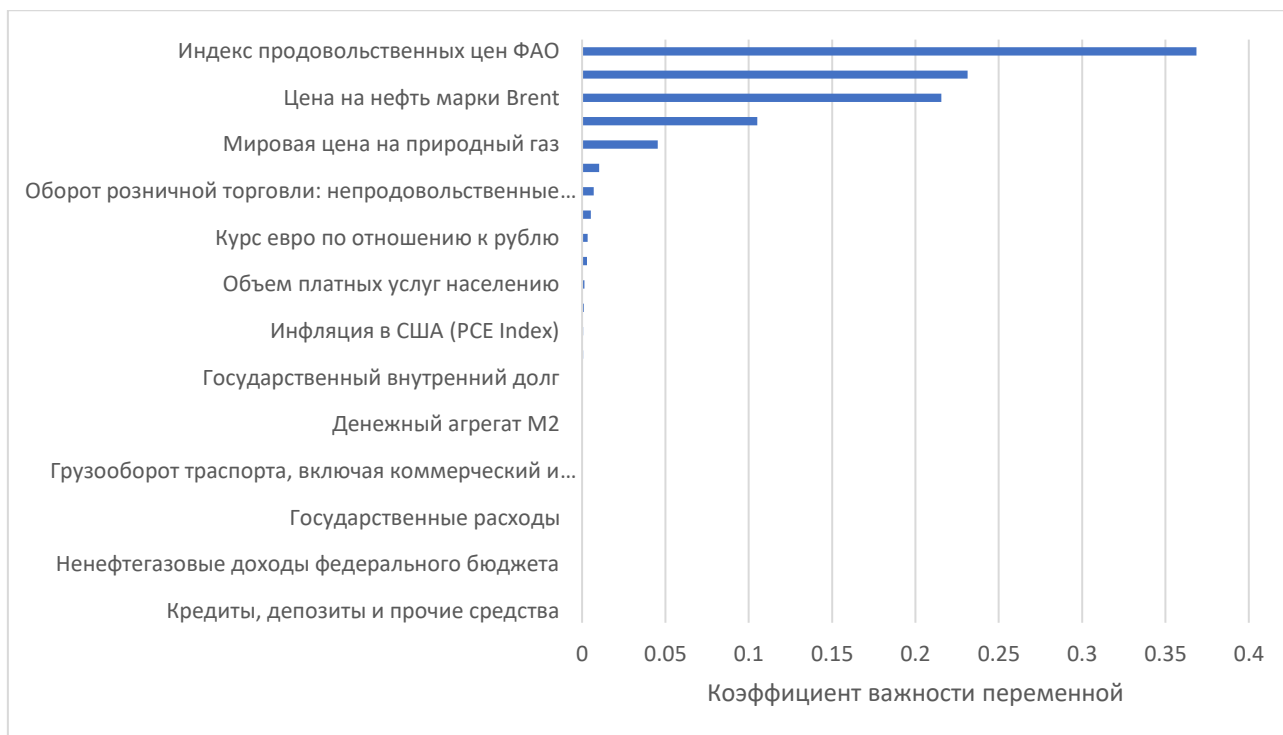


Рисунок 5 – Важность переменной в модели градиентного бустинга. Источник: составлено по материалам [Джункеев, 2024]

Объясняющие переменные с наибольшим коэффициентом важности аналогичны значениям вектора Шепли. А именно, к числу значимых факторов инфляции в России относятся мировые цены на сырьевые товары, первый лаг темпов роста ИПЦ в России, индекс продовольственных цен ФАО, оборот торговли продовольственных и непродовольственных товаров, темп роста ИПЦ в еврозоне. Таким образом, для получения более точных прогнозов российской инфляции ансамблевыми методами необходимо учитывать цены на сырьевые товары, внутри- и межстрановые инфляционные ожидания, потребительский спрос.

### III. Заключение

В диссертации разработана методология прогнозирования инфляции в России на основе моделей градиентного бустинга и случайного леса, нейронных сетей. Прогнозное преимущество оцениваемых методов машинного обучения по сравнению с эконометрическими моделями согласуется с экономико-теоретическими работами, в которых отмечается нелинейная взаимосвязь между темпом роста цен и проинфляционными факторами.

Наряду с прогнозным преимуществом предложенной методологии в диссертации отмечается важность выбора факторов инфляции, основанных на трансмиссионных механизмах, действующих в экономической системе. В работе [Джункеев, 2024] на основе вектора Шепли получено, что к числу наиболее значимых факторов инфляции в России относится темп роста численности безработного населения. Таким образом, результаты вектора Шепли согласуются с теоретическими механизмами кривой Филлипса.

Предложенная методология прогнозирования также апробирована на российских данных по безработице [Джункеев, 2022] и ВВП [Божечкова, Джункеев, 2024]. Поскольку предложенная методология основана на рекурсивном прогнозировании, при котором в каждый момент времени составляются прогнозы как целевой переменной, так и ее факторов, то возникает необходимость выявления значимых переменных не только инфляции, безработицы, ВВП, но и их объясняющих показателей. В частности, на основе моделей на панельных данных получено, что значимыми факторами уровня безработицы и занятости регионов России являются технологическое развитие и импорт из зарубежных стран [Джункеев, 2021, 2023].

Помимо рекурсивного прогнозирования предложенная методология учитывает пересмотры статистической информации. Важность пересмотров информации объясняется это тем, что эконометрические модели и методы машинного обучения оцениваются на основе статистических данных доступных на момент прогнозирования, то есть на винтажных данных. На примере темпов

роста безработицы [Джункеев, 2022] и ВВП в России [Божечкова, Джункеев, 2024] получено, что пересмотры статистической информации влияют на точность ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения. Полученные результаты согласуются с проблемой эндогенности в форме ошибок измерения при оценке эконометрических моделей.

Дальнейшее развитие методологии прогнозирования выражается в комбинировании ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения. Выбор метода комбинирования согласуется с экономико-теоретическими исследованиями, согласно которым при разработке денежно-кредитной политики макроэкономические прогнозы составляются на основе трехэтапной процедуры: (1) оценивание параметров множества моделей, (2) определение весов отдельных моделей в их комбинации, (3) выбор мер денежно-кредитной политики с учетом прогнозов взвешенной комбинации моделей. В работе [Божечкова, Джункеев, 2024] выявлено, что по сравнению с динамическими факторными моделями, байесовскими векторными авторегрессиями прогнозное преимущество демонстрирует комбинирование ансамблевых и нейросетевых методов, при котором веса моделей определяются среднеквадратичной ошибкой прогноза. В исследовании [Божечкова, Джункеев, 2024] предложено комбинирование методов машинного обучения результатами эконометрического теста на доверительное множество моделей, позволяющий на основе меры Кульбака-Лейблера определить модели, наиболее точно соответствующие процессу генерации данных при указанном уровне статистической значимости.

Диссертация посвящена апробации ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения для прогнозирования российской инфляции. Разработаны алгоритмы подготовки статистических данных, необходимые для применения модифицированных методов машинного обучения к анализу динамики цен. Особое внимание уделено формированию выборки факторов ценовой стабильности с опорой на трансмиссионные механизмы влияния макроэкономических показателей на инфляцию. На российских данных показано,

что применение предложенных моделей градиентного бустинга, нейронных сетей и их комбинаций позволяет получить более точные прогнозы инфляции по сравнению с эконометрическими моделями. Интерпретация прогнозов моделей градиентного бустинга и нейронных сетей с помощью вектора Шепли подтвердила ключевую роль показателей мировой экономики и внутренней макроэкономической политики в ценовой стабильности. Результаты работы имеют прикладное значение для совершенствования аналитического аппарата органов экономической политики.

## Список работ, опубликованных по теме диссертации

Статьи, опубликованные в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных для защиты в диссертационном совете МГУ имени М. В. Ломоносова по специальности и отрасли наук:

1. Божечкова А., Джункеев У. CLARA и CARLSON: комбинации ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения для прогнозирования ВВП // Деньги и кредит. – 2024. – Т. 83. – №. 3. – С. 45-69. EDN: JOJTWН. Импакт-фактор 1,571 (РИНЦ). 0,75 из 1,5 п.л.
2. Джункеев У. Прогнозирование инфляции в России на основе градиентного бустинга и нейронных сетей // Деньги и кредит. – 2024. – Т. 83 – №. 1. – С. 53-76. EDN: RKGТАF. Импакт-фактор 1,571 (РИНЦ). 1,43 из 1,43 п.л.
3. Джункеев У. К. Моделирование влияния технологического развития и импорта на занятость в России // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. – 2023. – Т. 58. – №. 6. – С. 192-213. EDN: RHKOR. Импакт-фактор 1,647 (РИНЦ). 1,31 из 1,31 п.л.
4. Джункеев У. Прогнозирование безработицы в России с помощью методов машинного обучения // Деньги и кредит. – 2022. – Т. 81. – №. 1. – С. 73-87. EDN: SVXEEZ. Импакт-фактор 1,571 (РИНЦ). 0,875 из 0,875 п.л.
5. Джункеев У. К. Моделирование влияния цифровых технологий на уровень безработицы в России // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. – 2021. – №. 6. – С. 186-201. EDN: UDFBGD. Импакт-фактор 1,647 (РИНЦ). 0,93 из 0,93 п.л.