

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

**ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И
ИНФОРМАТИКИ**

Кафедра математического моделирования и анализа данных

Гловацкая
Дарья Сергеевна

**КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ И НАУКАСТИНГ
ИНДЕКСА ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ ЦЕН**

Дипломная работа

Научный руководитель:
доктор экономических наук, профессор
В.И. Малюгин

Допущен к защите

«__» _____ 2025 г.

Заведующий кафедрой ММАД

доктор экономических наук, профессор В.И. Малюгин

Минск, 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

РЕФЕРАТ	3
РЭФЕРАТ	4
ABSTRACT	5
ВВЕДЕНИЕ	6
1. ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ ОБМЕННЫХ КУРСОВ НА ИНФЛЯЦИЮ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ	7
1.1 Экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в экономиках мира.....	7
1.2 Экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в белорусской экономике.....	9
1.3 Подходы к построению традиционных эконометрических моделей	11
2. МОДЕЛЬ РЕГРЕССИИ MIDAS ПО ДАННЫМ СМЕШАННОЙ ЧАСТОТЫ И ТРАДИЦИОННЫЕ МОДЕЛИ ПО АГРЕГИРОВАННЫМ ДАННЫМ.....	14
2.1 Математическое описание моделей.....	14
2.2 Модели по данным одинаковой частоты	14
2.3 Модель MIDAS по смешанным данным	15
2.4 Экономические основания для использования моделей MIDAS	17
3. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАЗОВОЙ ИНФЛЯЦИИ НА ОСНОВЕ ОБМЕННЫХ КУРСОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ MIDAS	18
3.1 Описание используемых данных и экономических переменных	18
3.2 Статистическое исследование свойств использованных временных рядов	19
3.3 Построение моделей и их анализ	20
3.4 Сравнительный анализ результатов прогнозирования для альтернативных моделей	27
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	29
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	30
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Программный код на языке Python	32

РЕФЕРАТ

Дипломная работа, 36 с., 6 рис., 8 табл., 1 приложения, 26 источник.

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, НАУКАСТИНГ, ИНДЕКС ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ ЦЕН, КУРСЫ ВАЛЮТ, МОДЕЛЬ РЕГРЕССИИ, MIDAS, ДАННЫЕ РАЗНОЙ ЧАСТОТЫ.

Объектом исследования являются инфляционные процессы в экономике Республики Беларусь в краткосрочном горизонте, отражающие взаимосвязь между колебаниями обменного курса и динамикой базовой инфляции.

Предметом исследования выступают эконометрические зависимости между высокочастотными показателями валютного курса и низкочастотными показателями инфляции, а также методы моделирования этих зависимостей с помощью моделей смешанной частоты (MIDAS).

Цель дипломной работы заключается в разработке модельного и программного инструментария для построения модели MIDAS (*Mixed Data Sampling*) по данным разной частоты и ее применения в задачах краткосрочного прогнозирования базовой инфляции в белорусской экономике.

Для достижения поставленной цели в работе *решаются следующие задачи*:

Провести обзор литературы по эффекту переноса обменных курсов на инфляцию.

Описать модель MIDAS и методы её статистической оценки.

Разработать модель MIDAS для краткосрочного прогнозирования базовой инфляции в Республике Беларусь.

Осуществить сравнительный анализ точности прогнозов по смешанным и агрегированным данным.

Полученные результаты и их новизна — получены следующие новые практически значимые результаты: проведен экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в экономиках мира; разработаны эконометрические модели для прогнозирования месячных темпов роста («месяц к месяцу») базовой инфляции в Республике Беларусь, включая модель MIDAS по данным смешанной частоты и альтернативные модели базовой инфляции по агрегированным данным; выполнен сравнительный анализ прогнозной точности моделей ARDL и MIDAS, результаты которого демонстрируют значительное преимущество модели MIDAS.

Работа выполнена самостоятельно, с соблюдением академических стандартов и может быть рекомендована к внедрению в практику инвестиционного анализа.

РЭФЕРАТ

Дыпломная работа, 36 с., 6 мал., 8 табл., 1 прыкладання, 26 крыніца.

КАРОТКАТЭРМІНОВАЕ ПРАГНАЗАВАННЕ, НАУКАСТЦІНГ, ІНДЭКС СПАЖЫВЕЦКІХ ЦЭН, КУРСЫ ВАЛЮТ, МАДЭЛЬ РЭГРЭСЦ, MIDAS, ДАДЗЕННЫЯ РОЗНАЙ ЧАСТОТЫ.

Аб'ектам даследавання з'яўляюцца інфляцыйныя працэсы ў эканоміцы Рэспублікі Беларусь у кароткатэрміновым гарызонце, якія адлюстроўваюць ўзаемасувязь паміж ваганнямі абменнага курсу і дынамікай базавай інфляцыі.

Прадметам даследавання выступаюць эканаметрычнага залежнасці паміж высокачашчыннымі паказчыкамі валютнага курсу і нізкачашчыннымі паказчыкамі інфляцыі, а таксама метады мадэлявання гэтых залежнасцяў з дапамогай мадэляў змяшанай частоты (MIDAS).

Мэта дыпломнай работы заключаецца ў распрацоўцы мадэльнага і праграмнага інструментара для пабудовы мадэлі MIDAS (Mixed Data Sampling) па дадзеных рознай частаты і яе прымянення ў задачах кароткатэрміновага прагназавання базавай інфляцыі ў беларускай эканоміцы.

Для дасягнення пастаўленай мэты ў рабоце вырашаюцца наступныя задачы:

Правесці агляд літаратуры па эффекту пераносу абменных курсаў на інфляцыю.

Апісаць мадэль MIDAS і метады яе статыстычнай ацэнкі.

Распрацаваць мадэль MIDAS для кароткатэрміновага прагназавання базавай інфляцыі ў Рэспубліцы Беларусь.

Ажыццявіць параўнальны аналіз дакладнасці прагнозаў па змяшаным і агрэгаваных дадзеных.

Атрыманыя вынікі і іх навізна — атрыманы наступныя новыя практычна значныя вынікі: праведзены эканамічны аналіз ефекту пераносу абменных курсаў на інфляцыю ў эканоміках свету; распрацаваны эканаметрычнага мадэлі для прагназавання месячных тэмпаў росту («месяц да месяца») базавай інфляцыі ў Рэспубліцы Беларусь, уключаючы мадэль MIDAS па дадзеных змяшанай частоты і альтэрнатыўныя мадэлі базавай інфляцыі па агрэгаваных дадзеных; выкананы параўнальны аналіз прагнознай дакладнасці мадэляў ARDL і MIDAS, вынікі якога дэманструюць значную перавагу мадэлі MIDAS.

Работа выканана самастойна, з захаваннем акадэмічных стандартаў і можа быць рэкамендавана да ўкаранення ў практыку інвестыцыйнага аналізу.

ABSTRACT

Thesis, 36 p., 6 figures, 8 tables, 1 appendix, 26 source.

SHORT-TERM FORECASTING, SCIENCASTING, CONSUMER PRICE INDEX, EXCHANGE RATES, REGRESSION MODEL, MIDAS, DATA OF DIFFERENT FREQUENCY.

The object of the study is the inflationary processes in the economy of the Republic of Belarus in the short term, reflecting the relationship between exchange rate fluctuations and the dynamics of core inflation. The subject of the study is the econometric dependencies between high-frequency indicators of the exchange rate and low-frequency indicators of inflation, as well as methods for modeling these dependencies using mixed frequency models (MIDAS).

The purpose of the thesis is to develop modeling and software tools for building a MIDAS (Mixed Data Sampling) model based on data of different frequencies and its application in short-term forecasting of core inflation in the Belarusian economy.

To achieve this goal, the following tasks are being solved:

To review the literature on the effect of exchange rate transfer on inflation.

Describe the MIDAS model and the methods of its statistical evaluation.

To develop a MIDAS model for short-term forecasting of core inflation in the Republic of Belarus.

To carry out a comparative analysis of the accuracy of forecasts based on mixed and aggregated data.

The results obtained and their novelty are the following new practically significant results: an economic analysis of the effect of exchange rate transfer on inflation in the world's economies has been carried out; econometric models have been developed to predict monthly growth rates ("month to month") core inflation in the Republic of Belarus, including the MIDAS model based on mixed frequency data and alternative models of core inflation based on aggregated data; a comparative analysis of the forecast accuracy of the ARDL and MIDAS models was performed, the results of which demonstrate a significant advantage of the MIDAS model.

The work was performed independently, in compliance with academic standards, and can be recommended for implementation in the practice of investment analysis.

ВВЕДЕНИЕ

В макроэкономике многие ключевые переменные, используемые при построении предиктивных моделей, публикуются статистическими ведомствами с квартальной периодичностью. Это накладывает ограничения на оперативность и точность прогнозов, особенно в условиях быстро меняющейся экономической конъюнктуры. В то же время, целый ряд потенциально информативных индикаторов, таких как данные финансовых рынков, опросы деловой активности или показатели товарных потоков, доступны с существенно более высокой частотой — ежемесячно, ежедневно или даже в режиме реального времени.

Традиционные эконометрические методы требуют согласования частоты всех переменных, что часто означает принудительное агрегирование высокочастотных данных до уровня самой медленной серии. Как следствие, теряется часть информации, содержащейся в быстро обновляющихся индикаторах. В условиях преобладания квартальных данных широкое распространение получили модели, ориентированные на среднесрочное прогнозирование, в которых такие потери считаются допустимыми. Однако для задач оперативного анализа и краткосрочного прогнозирования необходимы подходы, позволяющие сохранять высокочастотную информацию без ее искажения.

Цель дипломной работы — разработка модельного и программного инструментария для построения модели MIDAS (*Mixed Data Sampling*) по данным разной частоты и ее применения в задачах краткосрочного прогнозирования базовой инфляции в белорусской экономике.

В рамках работы решаются следующие *задачи исследования*:

1) Подготовка аналитического обзора зарубежной и отечественной литературы по исследованию «эффекта переноса обменных курсов на инфляцию», лежащему в основе эконометрических моделей и методов анализа и прогнозирования индексов цен.

2) Математическое описание эконометрической модели MIDAS по данным смешанной частоты и используемой методологии ее статистического оценивания и тестирования адекватности.

3) Разработка модель MIDAS, основанную на эффекте переноса обменных курсов на инфляцию, предназначенную для краткосрочного прогнозирования и наукастинга (*nowcasting*) месячной базовой инфляции в Республике Беларусь по ежедневным обменным курсам белорусского рубля.

4) Сравнительный анализ точности ретроспективных и вневыборочных (*out-of-sample*) краткосрочных прогнозов базовой инфляции на основе построенных моделей по смешанным и агрегированным данным.

1. ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ ОБМЕННЫХ КУРСОВ НА ИНФЛЯЦИЮ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

1.1 Экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в экономиках мира

Эффект переноса обменного курса на инфляцию (*Exchange Rate Pass-Through*, ERPT) представляет собой степень, в которой изменения обменного курса отражаются в динамике внутренних цен, в частности индекса потребительских цен (ИПЦ). В теории, при полном переносе, девальвация национальной валюты на 10% приводит к росту цен на импорт и, соответственно, потребительских цен на 10%. Однако на практике эффект переноса, как правило, является неполным и распределяется во времени.

На степень и скорость переноса влияют следующие ключевые факторы [18, 19, 21, 22]:

- уровень зависимости экономики от импорта,
- структура потребительской корзины,
- валютный режим и степень гибкости обменного курса,
- доверие к денежно-кредитной политике,
- уровень инфляционных ожиданий,
- доля контрактов в иностранной валюте и практика валютного хеджирования,
- конкурентная структура рынка.

ERPT оказывает важное влияние на процессы ценообразования и является критически значимым элементом в краткосрочном прогнозировании инфляции, особенно в условиях высокой волатильности валютных рынков.

Сравнительный анализ различных экономик показывает (табл. 1), что степень ERPT (в долях: 0.0–1.0) значительно варьируется в зависимости от макроэкономической устойчивости, валютного режима и степени открытости экономики.

В странах с низкой инфляцией (США, Германия, Япония) эффект переноса, как правило, слабый. Это объясняется устойчивыми инфляционными ожиданиями, высокой доверием к центральным банкам и способностью компаний поглощать валютные шоки за счёт внутренних резервов (ценовая гибкость, оптимизация логистики, хеджирование). Например, в США краткосрочный ERPT оценивается в пределах 0.1–0.3, а в Японии — 0.2–0.4. [19, 21].

В странах с высокой инфляцией и волатильным валютным курсом (Турция, Аргентина, Россия в 2014–2015 гг.) перенос колебаний обменного курса на ИПЦ происходит быстрее и в большем объеме. Это связано с низкой степенью доверия к монетарной политике, высокой долларизацией и отсутствием развитых механизмов валютного хеджирования. В Турции, например, в периоды резкой девальвации лиры ERPT достигает 0.9–1.0, особенно в импортозависимых секторах [20, 24].

Республика Беларусь представляет собой интересный пример страны с административно управляемым валютным курсом и умеренно высокой инфляцией. До 2015 года валютная политика основывалась на фиксированном или квазиплавающем курсе, с элементами валютного контроля. После перехода к режиму управляемого плавления курс стал более чувствительным к рыночным условиям, однако административные элементы остались значимыми [24].

По оценкам Национального банка Республики Беларусь и внешних аналитических центров, краткосрочный ERPT в стране составляет 0.7–0.9 [24]. Особенно выражена реакция в категориях импорта потребительских товаров, техники, медикаментов и автомобилей. В периоды резкой девальвации (например, в 2011 и 2020 гг.) рост ИПЦ происходил с временным лагом 1–2 месяца, несмотря на попытки административного сдерживания цен.

Таблица 1. Сравнительный анализ влияния эффекта переноса курсов валют

Страна	Валютный режим	Краткосрочный ERPT	Особенности
США	Плавающий	0.1–0.3	Устойчивые ожидания, развитые рынки
Япония	Плавающий	0.2–0.4	Преобладание дефляции, гибкость
Россия	Управляемое плавание	0.6–0.9	Девальвация, санкции
Турция	Плавающий с интервенциями	0.7–1.0	Валютный кризис, высокая инфляция
Аргентина	Административный	>1.0	Гиперинфляция, полный перенос
Беларусь	Управляемое плавание	0.7–0.9	Импортозависимость, валютный контроль

Режим валютного курса оказывает существенное влияние на ERPT. В странах с плавающим курсом и инфляционным таргетированием Центральный банк может сглаживать влияние валютных шоков, используя инструменты денежно-кредитной политики. В странах с фиксированным или

административно контролируемым курсом эффект переноса может быть отложенным, но впоследствии проявляется резко, особенно при вынужденной девальвации.

Инфляционные ожидания играют роль амортизатора: если население и бизнес уверены в способности Центробанка сдерживать инфляцию, то валютные колебания не моментально переносятся в розничные цены. В противном случае ожидания ускоряют процесс переноса. Современные экономические реалии приводят к трансформации механизма ERPT. Глобализация производства, развитие электронной торговли и цифровых каналов ценообразования уменьшают непосредственную зависимость цен от обменного курса. В то же время, в условиях санкций, торговых ограничений и роста геополитической нестабильности роль ERPT может усиливаться, особенно в открытых экономиках [20, 21, 22, 24].

Эффект переноса обменного курса на инфляцию представляет собой сложный макроэкономический процесс, чувствительный к целому ряду факторов: валютному режиму, довериям к институтам, структуре потребления и практике регулирования. В странах с высокой инфляцией и неустойчивой макрополитикой перенос происходит быстрее и с большей амплитудой.

В Беларуси дополнительным фактором является государственное регулирование цен. С одной стороны, оно способно временно сдерживать рост ИПЦ, но с другой – накапливает инфляционное давление, создавая эффект «отложенного переноса». Рост зависимости от альтернативных валют (юань, рубль) также вносит изменения в структуру ERPT [23, 24]. Беларусь демонстрирует высокую чувствительность потребительских цен к валютным шокам, несмотря на элементы административного регулирования. Это подтверждает необходимость учета ERPT при краткосрочном прогнозировании инфляции и разработке монетарной политики, особенно в периоды нестабильности.

Таким образом, количественная оценка и качественное понимание ERPT позволяют повысить точность инфляционного таргетирования и эффективнее управлять макроэкономическими рисками.

1.2 Экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в белорусской экономике

Беларусь относится к числу малых открытых экономик, поэтому колебания внешнеэкономической среды оказывают на нее заметное влияние. В последние годы, на фоне растущей нестабильности на глобальных финансовых и товарных рынках, а также на фоне внутренних структурных несбалансированностей, подходы к проведению денежно-кредитной политики в стране начали меняться. Эти изменения направлены на повышение

способности экономики адаптироваться к внешним и внутренним шокам. По мере трансформации политики изменяются и взаимосвязи между ключевыми макроэкономическими переменными, что способно затруднять интерпретацию текущих экономических процессов и мешать точной оценке эффективности принимаемых мер [5].

Связь между инфляцией и обменным курсом остается одной из ключевых в экономике Беларуси. Под влиянием происходящих изменений характер этой взаимосвязи также мог подвергнуться трансформациям. Эффект переноса обменного курса на инфляцию представляет собой сложное и многослойное явление, для анализа которого необходимо учитывать ряд специфических факторов [1, 5, 7, 24, 30]:

1) *импорт и экспорт*: Беларусь является относительно открытой экономикой и зависит от импорта многих товаров и услуг. Если обменный курс национальной валюты снижается, то это обычно приводит к увеличению стоимости импортируемых товаров и услуг. Если цены на импорт растут, то это может повлиять на общий уровень инфляции в стране [1, 18, 19].

2) *инфляционные ожидания*: обменный курс может оказывать влияние на инфляцию через своё воздействие на инфляционные ожидания участников экономики. Если люди ожидают дальнейшего снижения обменного курса, они могут ускорить свои покупки, чтобы избежать будущего увеличения цен. Это может привести к повышению спроса и, следовательно, к увеличению инфляции [5, 20, 21].

3) *монетарная политика*: Национальный банк Беларуси может использовать обменный курс как один из инструментов монетарной политики. Например, если Национальный банк решает снизить обменный курс, чтобы повысить конкурентоспособность экспорта, это может привести к увеличению денежной массы в стране. Это, в свою очередь, может стимулировать инфляцию [2, 4, 30].

4) *внешние факторы*: обменный курс белорусского рубля может зависеть от внешних факторов, таких как изменения в мировой экономике, колебания цен на энергоносители или изменения валютных курсов основных торговых партнеров. Эти внешние факторы могут оказывать значительное влияние на инфляцию в Беларуси, и их анализ может быть важным при понимании связи между обменным курсом и инфляцией [18, 22, 23, 31].

Учитывая сложность взаимосвязи между обменным курсом и инфляцией, белорусские экономисты и аналитики обычно проводят детальные исследования и экономический анализ, чтобы оценить конкретные воздействия переноса обменных курсов на инфляцию в белорусской экономике. Они используют статистические данные, моделирование и эконометрические методы для изучения этих взаимосвязей [3, 6, 8–14, 16, 17].

Важно учитывать, что эффект переноса обменных курсов на инфляцию может быть неоднозначным и зависит от многих факторов, включая макроэкономическую ситуацию, политику национального банка, внешние условия и поведение экономических агентов. Поэтому для получения более точного представления о влиянии обменных курсов на инфляцию в конкретном контексте Беларуси рекомендуется обратиться к актуальным исследованиям и аналитическим отчетам, которые основаны на актуальных данных и учитывают специфические особенности экономики страны [1–7, 24, 30, 31].

1.3 Подходы к построению традиционных эконометрических моделей

Модели, использующие данные разной частоты, представляют собой важный класс инструментов в современной эконометрике, особенно в условиях необходимости оперативного прогнозирования. Одной из первых и наиболее известных моделей, работающих с данными смешанной частоты, является модель MIDAS (*Mixed Data Sampling*), предложенная для учета информации, обновляющейся с разной частотой. Эти модели дают возможность включать в анализ переменные, поступающие чаще, чем основная прогнозируемая величина, что делает их особенно актуальными в макроэкономике [8, 13, 14].

При использовании данных смешанной частоты существует несколько способов построения классических эконометрических моделей. Один из распространённых подходов заключается в агрегировании высокочастотных экзогенных переменных до частоты, соответствующей низкочастотной эндогенной. Это обеспечивает возможность использования стандартных спецификаций, в которых все переменные синхронизированы по частоте наблюдений. Для целей краткосрочного прогнозирования в рамках такой методологии применяются авторегрессионные модели, модели с авторегрессией и скользящим средним, дополненные экзогенными переменными (ARX, ARMAX), а также модели с распределёнными лагами — ARDL (*Autoregressive Distributed Lag*) [2, 6, 8].

Модели ARDL представляют собой линейные динамические уравнения, включающие как текущие, так и запаздывающие значения зависимых и независимых переменных. Это дает возможность учитывать временное воздействие экзогенных факторов на прогнозируемую величину. При заданных порядках лагов такие модели могут быть оценены методом наименьших квадратов. Современное программное обеспечение позволяет автоматически подбирать оптимальное число лагов, опираясь на информационные критерии — в первую очередь критерии Акаике, Шварца и

Хэннана – Куинна. После оценки проводится анализ статистических характеристик модели и проверка её адекватности [6].

Тем не менее, жёстко заданная лаговая структура может приводить к проблемам мультиколлинеарности и перенасыщенности параметрами, особенно при коротких временных рядах или большом числе предикторов. В таких случаях применяются упрощённые модификации ARDL с ограничением числа лагов или модели с равномерным распределением лаговых коэффициентов [2].

Альтернативный подход к работе с данными разной частотности основан на применении моделей, допускающих включение в уравнение переменных с различной частотой наблюдения [8, 13, 14]. Одним из первых решений в этом направлении стали модели регрессии на основе данных смешанной частоты — MIDAS (*Mixed Data Sampling*) [13, 14]. Такие модели предоставляют возможность напрямую учитывать предикторы, обновляющиеся чаще, чем основная прогнозируемая переменная, включая, например, месячные и ежедневные показатели при прогнозировании квартальных значений [8].

Преимущества моделей по данным разной частоты:

1) модели MIDAS, интегрирующие данные разной частоты, обеспечивают возможность построения компактных лаговых структур, что позволяет избежать переизбыточности параметров;

2) ограниченное количество гиперпараметров в MIDAS-моделях облегчает их автоматическую калибровку с применением методов машинного обучения, повышая эффективность моделирования.

Проблемы, возникающие при анализе данных с разной частотой:

1) традиционные эконометрические модели, как правило, плохо приспособлены к совместному использованию переменных с различной частотой наблюдения;

2) при включении высокочастотных переменных возникает необходимость введения большого числа лагов, что увеличивает количество оцениваемых параметров и может вызывать проблемы, связанные с гетероскедастичностью и нестабильностью оценок.

Примеры практического применения MIDAS-моделей в макроэкономике:

1) *краткосрочный прогноз* на горизонте одного-двух кварталов по низкочастотной переменной с привлечением более оперативных высокочастотных данных;

2) *nowcasting* – уточнение текущих значений низкочастотных индикаторов в режиме реального времени с использованием высокочастотной информации.

Как и в случае других регрессионных моделей, корректная работа моделей MIDAS требует, чтобы все временные ряды были стационарными.

Это обычно обеспечивается путём приведения данных к приростам или предварительным дифференцированием.

Методология MIDAS основывается на использовании компактных параметрических форм для задания весов лагов высокочастотных переменных. Наиболее часто применяются распределения весов по Алмону – полиномиальные или экспоненциальные (*Polynomial Distributed Lags* и *Exponential Almon Lags* соответственно) [2].

В рамках заданной спецификации и максимального количества лагов осуществляется оценка модели MIDAS с выбором оптимальных весов и количества лагов для каждой переменной. Для оценки качества модели применяются статистики, отражающие точность аппроксимации и экономичность модели (например, сумма квадратов остатков и информационные критерии). Также предоставляются результаты регрессионного анализа, включая значимость параметров и характеристики остатков. Эти данные, хотя и не всегда участвуют в автоматическом выборе модели, могут использоваться для её ручной корректировки и достижения лучших характеристик прогноза.

2. МОДЕЛЬ РЕГРЕССИИ MIDAS ПО ДАННЫМ СМЕШАННОЙ ЧАСТОТЫ И ТРАДИЦИОННЫЕ МОДЕЛИ ПО АГРЕГИРОВАННЫМ ДАННЫМ

2.1 Математическое описание моделей

Ниже приведено краткое описание математических выражений, лежащих в основе моделей, использованных в работе — как для случая агрегированных данных, так и при смешанной частотности.

Обозначим:

Y_t^L ($t = 1, \dots, T$) — низкочастотная (*Low frequency*) эндогенная переменная — целевой показатель, подлежащий прогнозированию. Эта переменная Y_t^L может иметь квартальную (*Quarterly*) Y_t^Q или месячную (*Monthly*) частоту Y_t^M ;

$X_{1,t}^H, \dots, X_{N_H,t}^H$ — высокочастотная экзогенная переменная (*High frequency*) — предиктор, значения которого наблюдаются чаще. Количество таких наблюдений внутри одного периода низкочастотной переменной обозначается как N_H : для месячной переменной $N_M = 30$, для квартальной — $N_Q = 90$ (при использовании ежедневных данных).

В зависимости от частоты целевого показателя в модели могут использоваться экзогенные переменные с более частыми наблюдениями — например, ежедневные (*Daily data*), еженедельные (*Weekly data*) или месячные (*Monthly data*) значения. При этом для квартальной модели допустимо включение как месячных, так и более детализированных данных.

В частном случае применения ежедневных предикторов модель строится с учетом того, что в пределах одного периода t низкочастотной переменной содержится соответствующее число ежедневных значений:

- $N_M = 22$ дневных наблюдений $X_{1,t}^D, \dots, X_{N_M,t}^D$ для месячной переменной Y_t^M ,
- $N_Q = 66$ дневных наблюдений $X_{1,t}^D, \dots, X_{N_Q,t}^D$ для квартальной переменной Y_t^Q .

Предполагается, что все временные ряды, входящие в модели, приведены к стационарному виду. Это условие необходимо для корректной оценки параметров и устойчивости прогнозов.

2.2 Модели по данным одинаковой частоты

При построении моделей на данных одинаковой частотности высокочастотные экзогенные переменные предварительно агрегируются до уровня частоты эндогенной переменной. Наиболее универсальной формой в этом случае выступает ARDL (p_Y^L, q_X^L) — авторегрессионная модель с

распределёнными лагами. Для случая, когда в уравнение включается K экзогенных переменных, модель принимает следующий вид:

$$Y_{t+1}^L = \mu + \sum_{i=0}^{p_Y^L-1} \alpha_i Y_{t-i}^L + \sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^{q_X^L-1} \beta_{k,j+1} X_{k,t-j}^L + \sum_{l=1}^r \gamma_l d_{l,t}^L + \eta_t, \quad t=1, \dots, T, \quad (1)$$

где $\{\alpha_i\} (i=1, \dots, p_Y^L)$, $\{\beta_j\} (j=1, \dots, q_X^L)$ – набор коэффициентов при лаговых значениях эндогенной и экзогенных переменных; $\{X_{k,t-j}^L\} (j=0, 1, \dots, q_X^L)$ – агрегированные показатели экзогенных переменных; $d_{l,t}^L (l=1, \dots, r)$ – детерминированные экзогенные факторы, включая, например, фиктивные переменные; μ – константа, η_t – некоррелированные случайные отклонения с предположением нормального распределения.

В частном случае, когда $q_X^L = 0$, уравнение (1) описывает модель $ARX(p_Y^L)$ – авторегрессию с экзогенными переменными без лагов. Если дополнительно исключить экзогенные переменные, формула сводится к классической авторегрессии порядка p без экзогенных переменных $AR(p)$.

В рамках рассматриваемой дипломной такие модели выступают в роли базовой альтернативы по отношению к моделям MIDAS, которые позволяют напрямую учитывать смешанную частоту данных.

2.3 Модель MIDAS по смешанным данным

Для упрощения записи ниже приведено выражение для модели MIDAS в случае одной высокочастотной экзогенной переменной и эндогенной переменной, принимающей квартальное или месячное значение, обозначаемой как или соответственно. При использовании ежедневных данных модель принимает следующий вид [9]:

$$Y_{t+1}^L = \mu + \sum_{i=0}^{p_Y^L-1} \alpha_{i+1} Y_{t-i}^L + \sum_{j=0}^{q_X^D-1} \sum_{i=0}^{N_D-1} w_{i+j \times N_D}(\theta^D) X_{N_D-i,t-j}^D + \sum_{l=1}^r \gamma_l d_{l,t}^L + \eta_{t+1}, \quad t=1, \dots, T, \quad (2)$$

где:

q_X^D – число лагов экзогенного предиктора, включённых в модель;

N_D – количество ежедневных наблюдений в одном интервале низкочастотной переменной;

$X_{N_D-i,t}^D (i=0, \dots, N_D-1)$ – значение i -го лага $j=1, \dots, q_X^D$ экзогенной переменной в момент времени $t=1, \dots, T$.

Ключевым компонентом модели (2) выступает весовая функция

$$w_{i+j \times N_D}(\theta^D) \quad (i=0, \dots, N_D-1, j=1, \dots, q_X^D), \quad (3)$$

применяемая к лаговым значениям экзогенной переменной. Эта функция определяется через вектор параметров $\theta^D = (\theta_1^D, \dots, \theta_m^D)'$ малой размерности $m < N_D$, где символ «'» указывает на транспонирование вектора.

Самым простым вариантом задания весов является равномерное распределение — когда каждому лагу присваивается одинаковый вес, то есть:

$$w_{i+j \times N_D}(\theta^D) = 1 / N_D \text{ для всех } i = 0, \dots, N_D - 1, j = 1, \dots, q_X^D. \quad (4)$$

Однако такой подход не является экономически обоснованным, поскольку приводит к высокой мультиколлинеарности из-за включения большого количества лагов.

С целью устранения подобных недостатков в модели используются специальные функции взвешивания (3), позволяющие задать структуру лагов оптимальным образом.

Чаще всего применяются распределённые лаговые функции Алмона [2], в том числе:

- модели с полиномиальным распределением лагов (*Polynomial Distributed Lags* — *PDL / Almon weighting*);
- модели с экспоненциальным распределением лагов (*Exponential Almon Lags*).

Конструкция моделей MIDAS допускает расширение уравнения за счёт добавления дополнительных экзогенных переменных, включая переменные с той же частотой, что и у эндогенной. Однако при использовании модели для краткосрочного прогнозирования или наукастинга включение таких переменных может затруднить построение прогноза из-за необходимости задания их значений на прогнозный период.

С другой стороны, большинство макроэкономических индикаторов обладают высокой краткосрочной инерционностью, что позволяет ограничить число используемых переменных. При этом внешние шоки, возникающие в прогнозируемом временном интервале, часто начинают проявляться именно в высокочастотных данных, что даёт возможность оперативного их учёта при построении прогнозов на основе моделей MIDAS.

Сравнение прогностических свойств моделей MIDAS с традиционными моделями ARX и ARDL, построенными на агрегированных данных, во многих эмпирических работах показывает преимущество MIDAS по точности вневыборочного прогнозирования.

В рамках данной дипломной применяется многомерная модель типа *Multi-MIDAS*, включающая более одной ($K > 1$) экзогенной высокочастотной переменной, причём допускается использование переменных с разной частотой наблюдений [9].

Для каждой из экзогенных переменных с высокой частотой по заданному максимуму лагов определяется оптимальное количество учитываемых значений. Далее на этом интервале рассчитываются веса с использованием модели полиномиально распределённых лагов *PDL/Almon(M)* при степени полинома $M=3$.

2.4 Экономические основания для использования моделей MIDAS

Эффективность применения моделей MIDAS в значительной степени определяется наличием устойчивой и экономически интерпретируемой зависимости между высокочастотными экзогенными переменными и низкочастотной эндогенной переменной.

В рамках данной дипломной основной акцент сделан на оценке возможностей использования моделей MIDAS для краткосрочного прогнозирования и текущей оценки (наукастинга) базового индекса потребительских цен (БИПЦ) в условиях белорусской экономики. В качестве целевых показателей применяются квартальные и месячные темпы прироста данного индикатора, рассчитываемые по схемам «квартал к кварталу» и «месяц к месяцу» соответственно.

При формировании пула высокочастотных предикторов для обеих разновидностей моделей в качестве исходных данных были выбраны ежедневные изменения официальных обменных курсов белорусского рубля по отношению к трем ключевым иностранным валютам — российскому рублю, доллару США и евро.

Выбор этих переменных основан на предположении о наличии эффекта переноса обменного курса на инфляцию (*exchange rate pass-through*), который в макроэкономической теории объясняется концепцией паритета покупательной способности.

Влияние валютного курса на динамику инфляционных процессов рассматривается в ряде работ, посвящённых применению эконометрических подходов к анализу инфляции, в том числе применительно к экономике Беларуси. Указанный вопрос нашёл подробное отражение в ряде научных и аналитических публикаций, подготовленных экспертами Национального банка Республики Беларусь [1, 4, 5].

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАЗОВОЙ ИНФЛЯЦИИ НА ОСНОВЕ ОБМЕННЫХ КУРСОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ MIDAS

3.1 Описание используемых данных и экономических переменных

В рамках данной дипломной представлены результаты построения и оценки точности краткосрочного прогнозирования и текущих оценок инфляции с помощью двух разновидностей месячных моделей. Основу моделей составляют данные по обменным курсам белорусского рубля к валютам четырёх основных торговых партнёров в рассматриваемый период — России, Европейского союза, США и Китая, который в данном контексте выступает в роли представителя прочих стран мира.

Работа охватывает два типа моделей:

- 1) ARDL-модели, в которых используются показатели, агрегированные до месячной частоты;
- 2) MIDAS-модели, основанные на включении переменных с более высокой частотой наблюдения.

В ARDL-моделях в качестве предикторов выступают усреднённые за месяц значения обменных курсов, соответствующие периоду измерения индекса потребительских цен. В отличие от этого, модели MIDAS опираются на ежедневные изменения валютных курсов по отношению к белорусскому рублю, отражающие динамику курсов «день ко дню» для стран — ведущих внешнеторговых контрагентов Беларуси за аналогичный временной отрезок.

В силу того, что цены на некоторые товары и услуги, входящие в потребительскую корзину, регулируются административными методами, представляет интерес рассмотреть два индекса цен, описывающие базовую и общую инфляцию. Выбор помимо общей инфляции или индекса потребительских цен (ИПЦ), традиционно используемой в моделях, индекса базовой инфляции (ИБИ) обусловлен особенностями состава соответствующих корзин товаров и услуг и, вытекающих из этого различных вероятностных свойств временных рядов.

Известно, что цены на базовые товары и услуги являются менее волатильными и определяются рыночными механизмами установления цен. На их долю приходится более 70% процентов корзины индекса потребительских цен (ИПЦ). Цены на внебазовые товары и услуги, как правило, растут быстрее и имеют более высокую волатильность. В связи с чем проводилась оценка влияния указанных особенностей временных рядов базовой и общей инфляции на точность их прогнозов на основе используемых моделей.

Используются следующие обозначения для экономических переменных:

- CPI_core_MM – соответственно месячные сезонно скорректированные временные ряды темпов роста («месяц к месяцу») индекса базовой инфляции (CPI_core).
- EQ - Estimation Equation или уравнения оценки.
- DUM20xxMx – фиктивная импульсная переменные для месяца Mx в году 20xx.

3.2 Статистическое исследование свойств использованных временных рядов

Для построения моделей использовались следующие временные ряды:

- CPI_CORE_MM – сезонно скорректированные временные ряды месячных темпов роста индекса базовой инфляции, в %;
- RUR_DD, USD_DD, EUR_DD, CNY_DD – ежедневные официальные обменные курсы белорусского рубля по отношению к российскому рублю, доллару США, евро и китайскому юаню.

Для устранения сезонной компоненты в квартальных и месячных темпах роста индекса потребительских цен применялся метод TRAMO/SEATS. Квартальный ряд темпов прироста базового индекса инфляции демонстрирует чётко выраженную сезонность. В то же время, у месячного ряда приростов сезонные колебания проявляются в меньшей степени. Однако модельные расчёты показали, что использование сезонно очищенного ряда CPI_CORE_MM повышает точность прогнозов, что делает его предпочтительным вариантом при построении моделей.

С учётом наличия структурных сдвигов на протяжении всего периода анализа, проверка стационарности сезонно скорректированных месячных темпов роста базового индекса потребительских цен (CPI_CORE_MM), а также ежедневных изменений обменных курсов RUR_DD, USD_DD и EUR_DD осуществлялась с использованием теста BPUR (*Break Point Unit Root*). Указанный подход позволяет учитывать возможность наличия структурных изменений как в стационарных, так и в нестационарных временных рядах, что особенно актуально для белорусской экономики в условиях частых внешних и внутренних шоков.

Таблица 2. Результаты тестирования временных рядов с помощью BPUR-теста

Временной ряд	В модель включена константа	Минимум ADF-статистики	Порог для $\xi = 0.05$	P-значение
CPI_CORE_MM	с	-10.91247	-4.443649	<0.01
RUB_DD	с	-156.5542	-4.443649	<0.01
USD_DD	с	-176.7202	-4.443649	<0.01

Результаты проверки стационарности временных рядов, представленные в таблице 2, свидетельствуют о том, что нулевая гипотеза о наличии единичного корня отклоняется при использовании модели, включающей константу и допускающей наличие аддитивных выбросов (*additive outliers* – АО) в среднем значении, на уровне значимости $\varepsilon = 0,05$. Это указывает на стационарность всех рассматриваемых временных рядов при условии наличия в них импульсных структурных сдвигов, отражающихся в виде аддитивных выбросов в среднем значении, описываемом константой.

Наиболее существенные структурные разрывы, зафиксированные в пределах периода оценки, дополнительно учитываются в построении месячных моделей с помощью включения импульсных фиктивных переменных, что позволяет повысить адекватность спецификации и учесть влияние экстремальных изменений на динамику инфляции.



Рисунок 1 – Динамика темпов роста обменных курсов белорусского рубля

На рисунке 1 представлены временные ряды ежедневных официальных обменных курсов EUR, USD, CNY, RUB с января 2024 г. по апрель 2025 г., где: EUR – евро, USD – доллар США, CNY – китайский юань, RUB – российский рубль.

3.3 Построение моделей и их анализ

На данном этапе были построены эконометрические модели, направленные на количественную оценку степени переноса обменного курса на инфляцию.

Уравнение построенной модели MIDAS из статистического пакета EViews:

MIDAS(maxlag=22, lag=auto) CPI_CORE_MM CPI_CORE_MM (-1)
DUM2022M3 DUM2022M10 @ daily\rub_dd(-6) daily\usd_dd(-7)

При построении модели мы использовали 2 фиктивных переменных: DUM2022M3 и DUM2022M10. Модель MIDAS строилась для временного ряда CPI_CORE_MM на промежутке 1 января 2015 – 31 марта 2025. По результатам, приведенным в таблице 3.1, можем сделать вывод, что фиктивные переменные значимы, т. к. коэффициенты при лаговых функциях для обоих курсов значимы ($p < 0.001$). Это говорит о наличии эффекта переноса обменных курсов на инфляцию с задержкой в 6–7 дней.

Заметим, что p -значение для курсов валют также мало. Значит, они значимы и эффект переноса на инфляцию есть.

Для анализа качества построенных моделей использовались следующие метрики:

1. R^2 (коэффициент детерминации) показывает, какая доля дисперсии зависимой переменной объясняется моделью. Чем выше значение R^2 , тем лучше модель объясняет наблюдаемые данные. Однако следует учитывать, что слишком высокое значение может указывать на переобучение, особенно в случае множественных лагов.

2. Тест Дарбина-Уотсона (*Durbin-Watson statistics – DW*) применяется для проверки автокорреляции остатков. Значение теста, близкое к 2, свидетельствует об отсутствии автокорреляции, что говорит о корректной спецификации модели.

3. Критерии информационного отбора (AIC и BIC) используются для выбора между конкурирующими моделями. Чем меньше значения AIC (*Akaike Information Criterion*) и BIC (*Bayesian Information Criterion*), тем лучше модель балансирует между точностью и сложностью.

В таблице 3.1 представлены результаты оценки модели с использованием данных разной частоты, реализованной на основе метода распределённых лагов (PDL) в MIDAS-формате. Высокое значение коэффициента детерминации ($R^2 = 0.9519$) указывает на отличную объясняющую способность модели, а статистика Дарбина-Уотсона ($DW = 1.93$) свидетельствует об отсутствии автокорреляции остатков. Практически все переменные статистически значимы на уровнях 1–5%, включая лаг инфляции, фиктивные переменные, отражающие внешние шоки (март и октябрь 2022 года), а также лаги по ежедневным значениям курсов рубля и доллара, демонстрирующие характерную нелинейную структуру весов, типичную для моделей MIDAS.

Кроме того, значимость лагов инфляции шестого порядка подтверждает наличие инерционности в ценовой динамике. Низкое значение средней квадратической ошибки (0.096) и благоприятные значения информационных критериев (Akaike, Schwarz, Hannan–Quinn) указывают на корректную спецификацию модели при ограниченном числе параметров. В совокупности эти результаты подтверждают эффективность модели для краткосрочного прогнозирования инфляции с учётом влияния высокочастотных предикторов.

Таблица 3.1 – Оценка модели MIDAS

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CPI_CORE_MM(-1)	-0.297781	0.100299	-2.968948	0.0086
DUM2022M3	0.734886	0.118286	6.212802	0.0000
DUM2022M10	-1.986310	0.353897	-5.612683	0.0000
Page: DAILY Series: RUB_DD(-7) Lags: 10				
PDL01	0.218113	0.042862	5.088727	0.0001
PDL02	-0.112509	0.021784	-5.164666	0.0001
PDL03	0.011415	0.002063	5.531699	0.0000
Page: DAILY Series: USD_DD(-6) Lags: 9				
PDL01	0.514199	0.070240	7.320589	0.0000
PDL02	-0.230090	0.028191	-8.161771	0.0000
PDL03	0.023761	0.002786	8.528298	0.0000
Page: MONTHLY Series: CPI_CORE_MM(-6) Lags: 4				
PDL01	0.250598	0.098104	2.554415	0.0205
PDL02	-0.380511	0.108241	-3.515403	0.0027
PDL03	0.088906	0.022786	3.901756	0.0011
R-squared	0.951897	Mean dependent var		99.98595
Adjusted R-squared	0.920771	S.D. dependent var		0.341603
S.E. of regression	0.096153	Akaike info criterion		-1.552244
Sum squared resid	0.157172	Schwarz criterion		-0.986467
Log likelihood	34.50754	Hannan-Quinn criter.		-1.375050
Durbin-Watson stat	1.926824			

На рис. 3.1 представлена гистограмма распределения остатков модели, значения дескриптивных статистик и результаты тестирования гипотезы о нормальном распределении остатков с помощью теста Жака – Бера. Данная гипотеза не отклоняется на уровне значимости 0.05, поскольку P -значение теста больше 0.05.

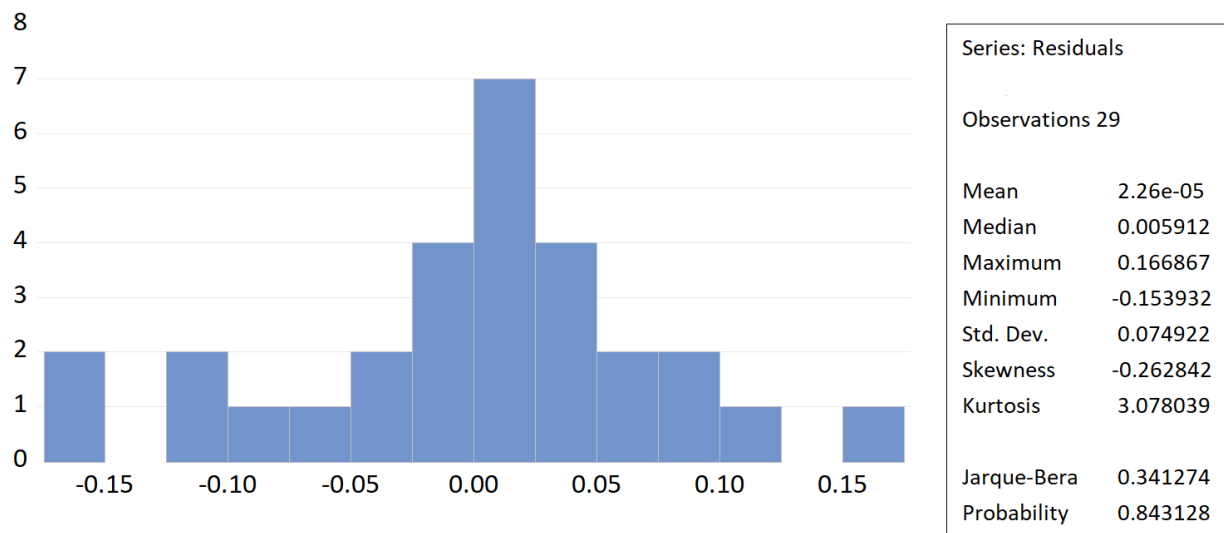


Рисунок 3.1 — Результаты тестирования гипотезы о нормальном распределении остатков

Рисунок 3.2 демонстрирует диаграмму суммы квадратов остатков (SSR) для двадцати лучших спецификаций моделей MIDAS, оцененных по критерию минимизации ошибки прогноза. Каждая колонка на графике соответствует отдельной модели, различающейся по числу лагов, форме распределения весов (например, полиномиальное или экспоненциальное), а также комбинациям предикторов.

Визуально можно отметить, что наилучшие модели характеризуются минимальными значениями суммы квадратов остатков, что свидетельствует о высокой точности аппроксимации фактических значений целевой переменной. Постепенное увеличение SSR у моделей с более высокой порядковой позицией в рейтинге указывает на устойчивость выбранной спецификации: даже небольшие изменения в структуре лагов или наборе переменных приводят к ухудшению прогноза. Таким образом, рисунок наглядно подтверждает значимость корректного выбора параметров в рамках методологии MIDAS.

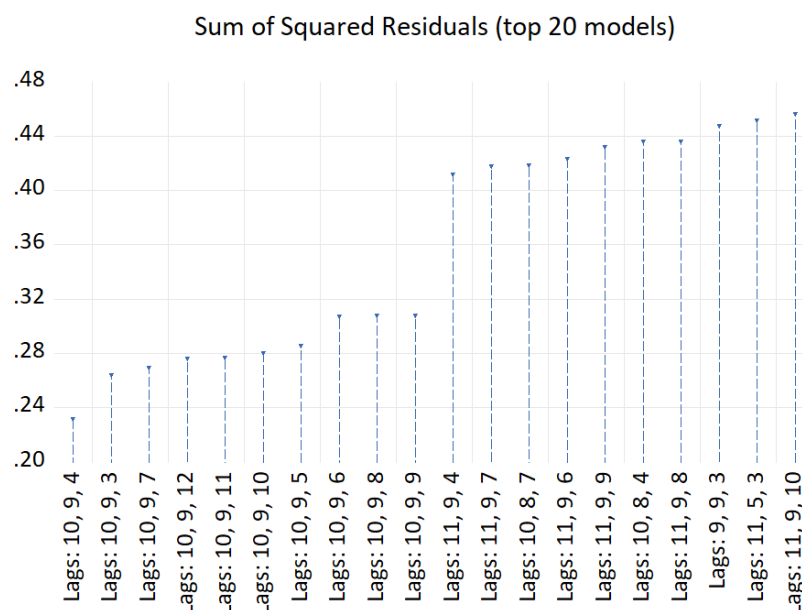


Рисунок 3.2 – Диаграмма суммы квадратов остатков для 20 лучших моделей MIDAS

В таблице 3.2 представлено таблица значений всех тестовых статистик для 20 лучших моделей MIDAS. Представляемая в работе модель является лучшей из них.

Таблица 3.2 – Таблица критериев выбора модели

Model	SSR*	LogL	AIC	BIC	HQ
762	0.231192	33.477826	-1.342364	-0.792713	-1.160170
761	0.263837	31.364507	-1.210282	-0.660631	-1.028088
765	0.269080	31.049667	-1.190604	-0.640953	-1.008410
770	0.275970	30.645147	-1.165322	-0.615671	-0.983128
769	0.276594	30.609008	-1.163063	-0.613412	-0.980869
768	0.279973	30.414722	-1.150920	-0.601269	-0.968726
763	0.285651	30.093468	-1.130842	-0.581191	-0.948648
764	0.306878	28.946628	-1.059164	-0.509513	-0.876971
766	0.307388	28.920069	-1.057504	-0.507853	-0.875311
767	0.307684	28.904678	-1.056542	-0.506891	-0.874349
862	0.411545	24.251147	-0.765697	-0.216046	-0.583503
865	0.417626	24.016430	-0.751027	-0.201376	-0.568833
755	0.418525	23.982026	-0.748877	-0.199226	-0.566683

Уравнение построенной модели ARDL с 1 лагом:

ARDL(DEPLAGS=1) CPI_CORE_MM @ DUM2022M3 DUM2022M10 DUM2020M7

Модель ARDL была построена с одним лагом зависимой переменной и включением фиктивных переменных для учёта структурных сдвигов в инфляционных процессах.

При построении модели мы использовали 3 фиктивных переменных: DUM2020M7, DUM2022M3, DUM2022M10. По результатам, приведенным в

таблице 3.3, можем сделать вывод, что все коэффициенты являются значимыми ($p < 0.05$). Эти фиктивные переменные отражают влияние особых макроэкономических событий, таких как изменения курса политики Нацбанка, внешнеторговые шоки или пандемийные эффекты. Знак коэффициента показывает характер отклонения инфляции от тренда.

В таблице 3.3 представлены результаты оценки модели с квартальными данными, включающей лаг зависимой переменной и несколько фиктивных переменных, отражающих специфические кварталы. Значение коэффициента детерминации R^2 , равное 0.71, указывает на достаточно высокую объяснённую вариацию зависимой переменной моделью. При этом скорректированное R^2 (0.66) подтверждает хорошее качество подгонки с учётом числа параметров. Значение F -statistic (15.1) и очень низкий уровень значимости ($Prob(F) < 0.001$) свидетельствуют о статистической значимости всей модели в целом.

Статистика Дарбина–Уотсона, равная 2.08, находится близко к 2, что указывает на отсутствие значимой автокорреляции остатков, что подтверждает корректность спецификации модели. Все включённые переменные, включая фиктивные, являются статистически значимыми на уровне 5% (p -значения меньше 0.05), что повышает надёжность сделанных выводов.

Таблица 3.3 — Оценка модели ARDL

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
CPI_CORE_QQ(-1)	-0.367723	0.163146	-2.253945	0.0332
DUM2022Q4	-1.373418	0.215975	-6.359144	0.0000
DUM2022Q2	0.594488	0.201108	2.956056	0.0067
DUM2020Q3	0.529604	0.206813	2.560788	0.0169
C	136.7425	16.31806	8.379823	0.0000
R-squared	0.707341	Mean dependent var		99.96261
Adjusted R-squared	0.660515	S.D. dependent var		0.335347
S.E. of regression	0.195391	Akaike info criterion		-0.276619
Sum squared resid	0.954439	Schwarz criterion		-0.043086
Log likelihood	9.149280	Hannan-Quinn criter.		-0.201910
F-statistic	15.10590	Durbin-Watson stat		2.083017
Prob(F-statistic)	0.000002			

На рисунке 3.3 изображена диаграмма распределения. Диаграмма остатков ARDL-модели указывает на отклонение от нормального распределения. Наблюдается смещённость и повышенная плотность вблизи нуля, что может быть следствием наличия выбросов или несбалансированных фиктивных переменных.

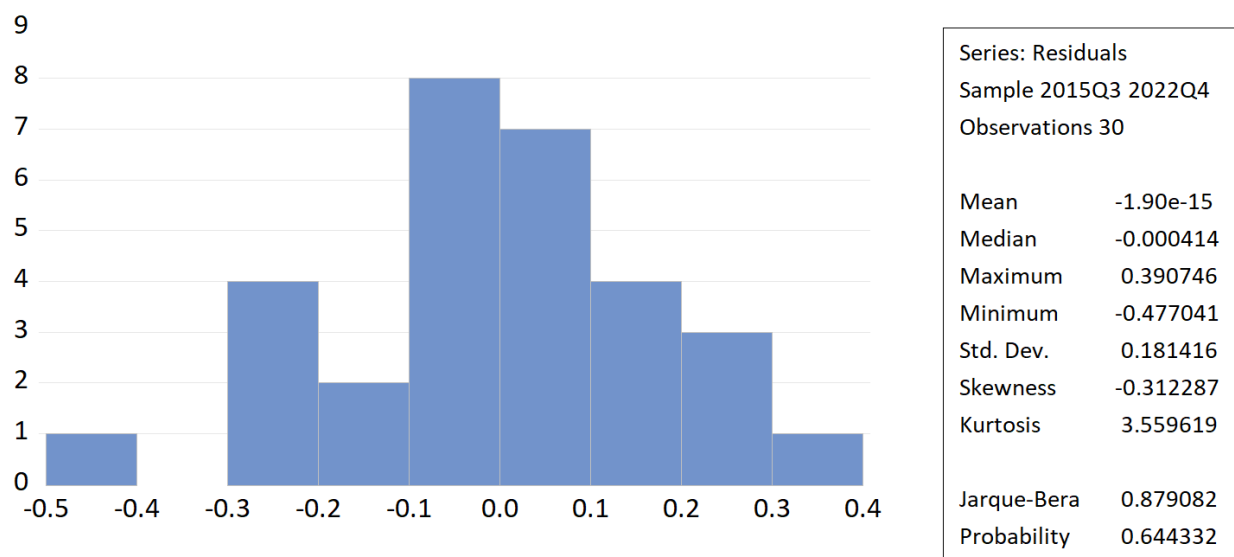


Рисунок 3.3 – Диаграмма распределения остатков

В таблице 3.4 представлена сводная информация о качестве модели, оцененной на квартальных данных. Значение логарифма функции правдоподобия (LogL) равно 9.15, что свидетельствует о приемлемой подгонке модели к данным. Критерии информационного качества — Акаике (AIC = -0.28), Шварца (BIC = -0.04) и Хэннана-Куинна (HQ = -0.20) — имеют отрицательные значения, что указывает на хорошее соотношение между качеством подгонки и сложностью модели.

Скорректированное значение коэффициента детерминации (Adj. R-sq = 0.66) подтверждает, что модель объясняет около 66% вариации зависимой переменной с учетом числа параметров, что является достаточно высоким показателем для эконометрических моделей в данной области. В целом, данные показатели свидетельствуют о сбалансированной и адекватной модели, подходящей для дальнейшего анализа.

Таблица 3.4 – Значение Akaike Information Criteria

Model	LogL	AIC*	BIC	HQ	Adj. R-sq
1	9.149280	-0.276619	-0.043086	-0.201910	0.660515

3.4 Сравнительный анализ результатов прогнозирования для альтернативных моделей

На рисунке 3.4 изображен график результатов прогноза базовой инфляции, которые были получены с помощью MIDAS.

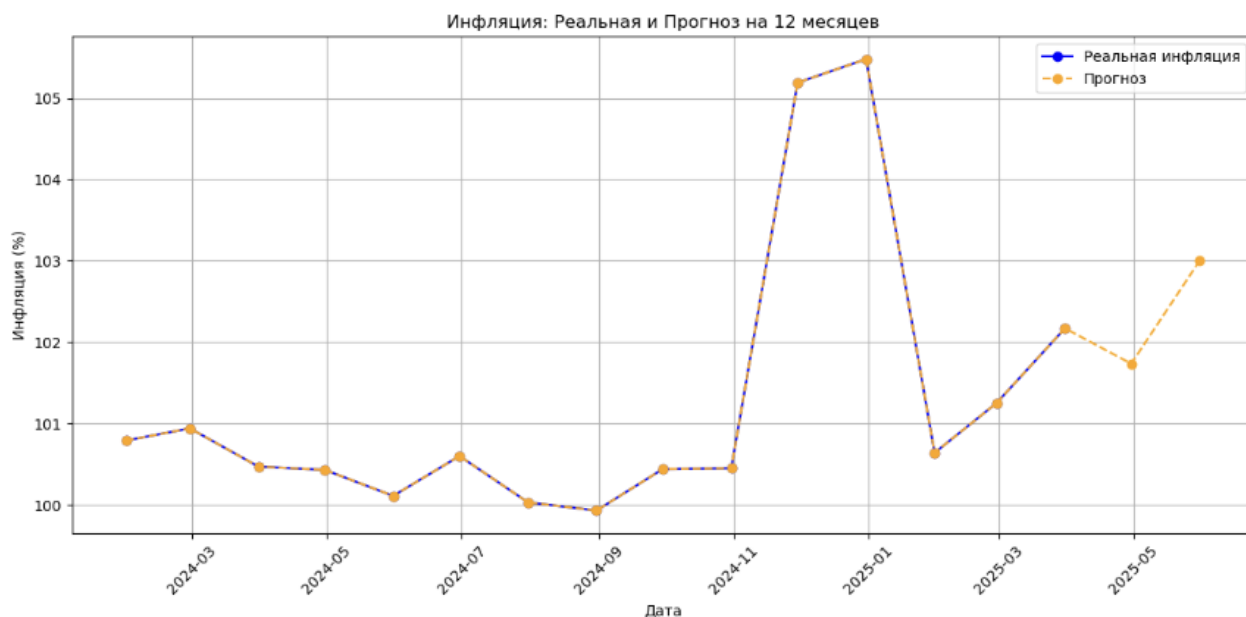


Рисунок 3.4 — График прогноза базовой инфляции с помощью MIDAS

На рисунке 3.5 приведен график изменения инфляции в 2024 году, спрогнозированного моделью ARDL.



Рисунок 3.5 — График прогноза базовой инфляции с помощью ARDL

В таблице, представленной ниже, можем увидеть характеристики, по которым мы можем оценить результаты прогнозирования моделей:

Таблица 3.5 – Характеристики результатов прогнозирования

Модель/Характеристика	RMSE	MAE	MAPE
MIDAS	0.28	0.24	0.24%
ARDL	0.36	0.40	0.40%

RMSE (*Root Mean Squared Error* — среднеквадратическая ошибка) — эта метрика измеряет среднюю величину отклонений прогнозируемых значений от фактических, где большие ошибки штрафуются сильнее за счёт возведения в квадрат. Для модели MIDAS: 0.28 — ошибка прогноза небольшая, что указывает на высокую точность. Для модели ARDL: 0.36 — большее значение указывает на менее точные предсказания.

MAE (*Mean Absolute Error* — средняя абсолютная ошибка) — это простая средняя абсолютных отклонений между фактическими и прогнозируемыми значениями. MAE проще интерпретировать, чем RMSE, так как она не зависит от квадратичных штрафов. MIDAS даёт в среднем меньшую погрешность, что особенно важно при ежедневной оценке текущей инфляции и для целей оперативной макроэкономической политики.

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error* — средняя абсолютная процентная ошибка) — измеряет среднюю ошибку прогноза в относительных процентах. Это ключевая метрика при сравнении моделей с разным масштабом или при оценке эффективности на уровне индексов. Разница в MAPE особенно показательна: прогнозы модели MIDAS в среднем отклоняются всего на четверть процента от фактических значений, тогда как у ARDL — почти в два раза больше. Это критично для точного таргетирования инфляции.

Модель ARDL показала удовлетворительное качество прогнозирования ($R^2 \approx 0.71$), однако уступает модели MIDAS как по точности, так и по стабильности остатков. Основное преимущество ARDL заключается в простой интерпретации и наличии как краткосрочных, так и долгосрочных компонентов связи. Недостатками являются чувствительность к агрегированию данных и ограниченная возможность учёта текущих колебаний, что особенно критично для краткосрочного прогнозирования.

Тем не менее, ARDL остаётся надёжной альтернативой в условиях ограниченности высокочастотных данных или при наличии устойчивых ежемесячных рядов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В дипломной работе были получены следующие основные результаты:

1) проведен экономический анализ эффекта переноса обменных курсов на инфляцию в экономиках мира и в экономике Республики Беларусь;

2) разработаны эконометрические модели для прогнозирования месячных темпов роста («месяц к месяцу») базовой инфляции в Республики Беларусь на временном интервале с 1 января 2015 года до 31 декабря 2024 года, включая следующие модели:

- модель MIDAS по месячным временным рядам базовой инфляции и ежедневным обменным экскурсам белорусского рубля по отношению к доллару США, евро, рублю РФ и юаню;
- альтернативные модели базовой инфляции по агрегированным данным;

3) выполнен сравнительный анализ прогнозной точности моделей ARDL и MIDAS, результаты которого демонстрируют значительное преимущество модели MIDAS;

Полученные результаты показывают, что влияние валютных курсов на инфляцию наиболее отчётливо выражено в моделях, построенных на основе данных разной частотности.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Картун, А. Эффект переноса обменного курса на инфляцию в Республике Беларусь и оценка его изменений / А. Картун, А. Харитончик // Банкаўскі веснік. – 2016. – №9 (638). – С. 3–11.
2. Малюгин, В.И. Краткосрочное прогнозирование и наукастинг темпов роста инфляции на основе моделей по смешанным данным // Банкаўскі веснік. – 2024. – №1 (726). – С. 23–36.
3. Малюгин, В.И. Об использовании эконометрических моделей по данным разной частоты для краткосрочного прогнозирования инфляции в белорусской экономике / Минск. НИЭИ, 2023, 21 с.
4. Мирончик, Н. Л. Неокейнсианский подход к анализу и прогнозированию монетарной политики / Н. Л. Мирончик, М. В. Демиденко, Т. В. Цукарев / Белорусский экономический журнал. – 2007. – №1. – С. 38–51.
5. Мирончик, Н. О влиянии обменного курса на инфляцию / Н. Мирончик, С. Профатилов // Банкаўскі веснік. – 2015. – №10 (627). – С. 25–34.
6. Харин, Ю.С. Эконометрическое моделирование: учебное пособие / Ю.С. Харин, В.И. Малюгин, А.Ю. Харин. – Минск: БГУ, 2003.
7. Харитончик, А. Нелинейность эффекта переноса обменного курса на инфляцию в Республике Беларусь / А. Харитончик, А. Картун // Банкаўскі веснік. – 2017. – №3 (644). – С. 15–24.
8. Andreou, E. Should macroeconomic forecasters use daily financial data and how? / E. Andreou, E. Ghysels, A. Kourtellis, // Journal of Business & Economic Statistics – 2013. – Vol. 31, №2. – P. 240–251.
9. Andreou, E. Regression models with mixed sampling frequencies. / E. Andreou, E. Ghysels, A. Kourtellis // Journal of Econometrics. – 2010. – Vol. 158. – P. 246–261.
10. Banbura, M. Nowcasting. In Oxford Handbook on Economic Forecasting, Clements MP, Hendry DF (eds) / M. Banbura, D. Giannone, L. Reichlin // Oxford University Press – Oxford, 2011.
11. Foroni, C., and M. Marcellino, 2013. A survey of econometric methods for mixed frequency data. Working Paper 2013/06, Norges Bank.
12. Ghysels, E. MIDAS Regressions: Further Results and New Directions / E. Ghysels, A. Sinko, R. Valkanov // Econometric Reviews – 2006. – P. 53–90.
13. Ghysels, E. Mixed Frequency Data Sampling Regression Models: The R Package midasr / E. Ghysels, A. Sinko, R. Valkanov // Econometric Reviews – 2002.

14. Ghysels, E. The MIDAS touch: mixed data sampling regression / E. Ghysels, A. Sinko, R. Valkanov // *Econometric Reviews* – 2004.
15. Shirley, A. The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures/ A. Shirley // *The Econometric Society*. – 1965. – P. 178-196.
16. Tsay, R.S. Analysis of Financial Time Series. Financial Econometrics / R.S. Tsay // John Wiley & Sons, Inc. – 2002. — P. 450.
17. Verbeek, M. A Guide to Modern Econometrics / M. Verbeek // John Wiley & Sons, Ltd – 2000 г.
18. Campa J. M., Goldberg L. S. Exchange Rate Pass-Through into Import Prices // *The Review of Economics and Statistics*. – 2005. – Vol. 87, No. 4. – P. 679–690.
19. Taylor J. B. Low Inflation, Pass-Through, and the Pricing Power of Firms // *European Economic Review*. – 2000. – Vol. 44, No. 7. – P. 1389–1408.
20. Burstein A., Eichenbaum M., Rebelo S. Large Devaluations and the Real Exchange Rate // NBER Working Paper No. 10986. – 2004.
21. Frankel J. A., Parsley D. C., Wei S.-J. Slow Pass-Through Around the World: A New Import for Developing Countries? // *Open Economies Review*. – 2012. – Vol. 23, No. 2. – P. 213–251.
22. Gopinath G. The International Price System // Jackson Hole Symposium Proceedings. – 2015.
23. Égert B. Labor Productivity and Real Exchange Rate: The Balassa-Samuelson Connection in Central and Eastern Europe, Russia, and Ukraine // IMF Working Paper No. 05/113. – 2005.
24. Жукова Е. М. Оценка эффекта переноса валютного курса в инфляцию в России // *Вопросы экономики*. – 2021. – № 4. – С. 123–140.
25. Национальный банк Республики Беларусь. Денежно-кредитная политика. Обзор и аналитика. – Минск: НБРБ, 2022.
26. Национальный банк Республики Беларусь. Анализ инфляции в Республике Беларусь: 2015–2023 гг. – Минск: НБРБ, 2023.

ПРИЛОЖЕНИЕ А. Программный код на языке Python

```
import pandas as pd
import numpy as np
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.regression.mixed_linear_model import MixedLM
import seaborn as sns

# Загрузка данных
inflation_data = pd.read_csv('infl_2025.csv') # Месячные данные по инфляции
exchange_rates_data = pd.read_csv('exchange_2025.csv') # Ежедневные данные
по курсам валют
# Установим дату в качестве индекса
inflation_data.set_index('date', inplace=True)
exchange_rates_data.set_index('Date', inplace=True)
# Ресемплинг данных по курсам валют до месячных
monthly_exchange_rates = exchange_rates_data.resample('ME').mean()
# Объединение данных
combined_data = inflation_data.join(monthly_exchange_rates, how='inner')
# Создание лагов для курсов валют
currency_cols = ['CNY', 'EUR', 'USD', 'RUB']
for lag in range(1, 16):
    for currency in currency_cols:
        combined_data[f'{currency}_lag_{lag}'] =
combined_data[currency].shift(lag)
# Заменяем NaN в лаговых переменных на 0
lag_columns = [f'{currency}_lag_{lag}' for currency in currency_cols for lag in
range(1, 16)]
combined_data[lag_columns] = combined_data[lag_columns].fillna(0)
Y = combined_data['core']
X = combined_data[[f'{currency}_lag_{lag}' for currency in currency_cols for lag
in range(1, 11)]]
X = sm.add_constant(X)
model = sm.OLS(Y, X)
results = model.fit()
print(results.summary())
last_lags = combined_data[lag_columns].iloc[-1].values
predictions = []

for month in range(2):
    new_lags = np.roll(last_lags, shift=1)
```

```

new_lags = np.insert(new_lags, 0, 1)

prediction = results.predict(new_lags.reshape(1, -1))[0] # Прогнозируем
predictions.append(prediction) # Сохраняем прогноз

last_lags = np.roll(last_lags, shift=-1)
last_lags[-1] = prediction
forecast_dates = pd.date_range(start=combined_data.index[-1] +
pd.DateOffset(months=1), periods=2, freq='M')
forecast_df = pd.DataFrame({
    'Forecast_11': [predictions[0]],
    'Forecast_12': [predictions[1]]
}, index=forecast_dates)

# Прогнозирование
forecast = results.predict(X)
forecast["2024-11-30"] = 100.292026
forecast["2024-12-31"] = 100.751114
combined_data['forecast'] = forecast
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(combined_data.index, combined_data['core'], label='Реальная инфляция',
color='blue', marker='o')
plt.plot(forecast.index, forecast, label='Прогноз', color='orange', linestyle='--',
marker='o')
plt.title('Инфляция: Реальная и Прогноз на 12 месяцев')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Инфляция (%)')
plt.legend()
plt.grid()
plt.xticks(rotation=45)
plt.tight_layout()
plt.show()

summary_df = pd.DataFrame({
    "Variable": results.params.index,
    "Coefficient": results.params.values,
    "Std. Error": results.bse.values,
    "t-Statistic": results.tvalues.values,
    "P-value": results.pvalues.values
})

```

```

rsquared = results.rsquared
adj_rsquared = results.rsquared_adj
f_statistic = results.fvalue
f_pvalue = results.f_pvalue
dw_stat = sm.stats.durbin_watson(results.resid)
summary_table = pd.DataFrame({
    "Metric": ["R-squared", "Adjusted R-squared", "F-statistic", "F-statistic p-
value", "Durbin-Watson stat"],
    "Value": [rsquared, adj_rsquared, f_statistic, f_pvalue, dw_stat]
})

print("Оценка модели MIDAS")
print(summary_df.to_string(index=False))
print("\nСтатистика модели")
print(summary_table.to_string(index=False))
# Умножение значений CNY на 10 и RUB на 100
exchange_rates_data['CNY'] = exchange_rates_data['CNY'] * 10
exchange_rates_data['RUB'] = exchange_rates_data['RUB'] * 100

# Построение графика для всех валют
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(exchange_rates_data.index, exchange_rates_data['EUR'], label='EUR',
color='blue')
plt.plot(exchange_rates_data.index, exchange_rates_data['USD'], label='USD',
color='green')
plt.plot(exchange_rates_data.index, exchange_rates_data['CNY'], label='CNY',
color='orange')
plt.plot(exchange_rates_data.index, exchange_rates_data['RUB'], label='RUB',
color='red')
plt.title('Динамика ежедневных обменных курсов')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Курс')
plt.legend()
plt.grid()
plt.xticks(rotation=45)
plt.tight_layout()
plt.show()

import pandas as pd
import numpy as np

```

```

import statsmodels.api as sm
from statsmodels.regression.mixed_linear_model import MixedLM
import seaborn as sns
from statsmodels.tsa.ardl import ARDL

# Загрузка данных
inflation_data = pd.read_csv('infl_2025.csv')
exchange_rates_data = pd.read_csv('exchange_2025.csv')
inflation_data['date'] = pd.to_datetime(inflation_data['date'])
exchange_rates_data['Date'] = pd.to_datetime(exchange_rates_data['Date'])
inflation_data.set_index('date', inplace=True)
exchange_rates_data.set_index('Date', inplace=True)
combined_data = inflation_data.join(monthly_exchange_rates, how='inner')

currency_cols = ['CNY', 'EUR', 'USD', 'RUB']
for lag in range(1, 2): # Создаем 12 лагов
    for currency in currency_cols:
        combined_data[f'{currency}_lag_{lag}'] =
combined_data[currency].shift(lag)

lag_columns = [f'{currency}_lag_{lag}' for currency in currency_cols for lag in
range(1, 13)]
combined_data[lag_columns] = combined_data[lag_columns].fillna(0)
# Определение модели ARDL
model = ARDL(combined_data['core'], lags=1)
results = model.fit()
# Вывод результатов
print(results.summary())
# Прогнозирование (если необходимо)
forecast = results.predict()
combined_data['forecast'] = forecast
# Визуализация результатов
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(combined_data.index, combined_data['core'], label='Фактическая
инфляция', color='blue')
plt.plot(combined_data.index, combined_data['forecast'], label='Прогноз
инфляции', color='red', linestyle='--')
plt.title('Прогнозирование инфляции с использованием модели ARDL')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Инфляция')
plt.legend()

```

```

plt.grid()
plt.show()
last_date = combined_data.index[-1]
forecast_index = pd.date_range(start=last_date + pd.DateOffset(months=1),
periods=2, freq='M')

last_cny_value = combined_data['CNY'].iloc[-1]
last_cny_lag = last_cny_value

forecast_data = pd.DataFrame(index=forecast_index)
forecast_data['CNY_lag_1'] = [last_cny_lag] *

# Прогнозируем значения
forecast_values = results.predict(start=len(combined_data),
end=len(combined_data) + 1, exog=forecast_data)
forecast_data['forecast'] = forecast_values

# Вывод результатов
print(forecast_data)
# Визуализация результатов
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(combined_data.index, combined_data['инфляция'], label='Фактическая
инфляция', color='blue')
plt.plot(forecast_data.index, forecast_data['forecast'], label='Прогноз инфляции',
color='red', linestyle='--')
plt.title('Прогнозирование инфляции на 11 и 12 месяцы')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Инфляция')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()

```