

Краткосрочное прогнозирование курса рубля с помощью модели временных рядов

Семяшкин Ефим Григорьевич 

кандидат экономических наук, доцент,

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», г. Москва, Российская Федерация

E-mail: egsemyashkin@fa.ru

Воронцов Максим Денисович

Магистрант,

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», г. Москва, Российская Федерация

E-mail: 235727@edu.fa.ru

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА.

курс рубля, модель временных рядов, ARIMA, ARIMAX, прогнозирование

АННОТАЦИЯ.

В статье представлено сравнение двух моделей временных рядов: ARIMA и ARIMAX для краткосрочного прогнозирования курса рубля. Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки надежных инструментов прогнозирования валютных курсов в контексте современных экономических вызовов, включая санкционное давление, колебания цен на нефть и геополитическую нестабильность. Целью исследования является разработка модели временных рядов, позволяющей осуществлять краткосрочное прогнозирование курса рубля с учетом текущей экономической среды. Авторы исследования используют методы эконометрического анализа для построения двух моделей временных рядов, где зависимой переменной выступает среднемесячный курс валютной пары RUB/USD. Модель ARIMA не учитывает влияние экзогенных переменных, а опирается лишь на предыдущие значения курса рубля, в то время как модель ARIMAX включает в себя экзогенные переменные для учета внешних факторов. С помощью статистических показателей, таких как R², MAPE, а также проверки моделей на робастность с помощью тестирования на выбросы и проверки на изменяемость структуры ряда, была определена оптимальная модель для прогнозирования курса рубля в краткосрочном периоде. В результате исследования было выявлено, что оптимальной моделью для прогнозирования курса является модель ARIMA. На основании высокой объясняющей способности у моделей ARIMAX и ARIMA нулевая гипотеза о том, что курс рубля зависит от своих предыдущих значений, подтвердилась. Была отвергнута вторая гипотеза о том, что динамика курса рубля непредсказуема и формируется под воздействием множества качественных факторов, которые тяжело использовать в модели.

JEL codes: C53, F31, G17

DOI: <https://doi.org/10.52957/2221-3260-2025-6-156-172>

Для цитирования: Семяшкин, Е.Г. Краткосрочное прогнозирование курса рубля с помощью модели временных рядов /Е.Г. Семяшкин, М.Д. Воронцов. - Текст : электронный // Теоретическая экономика. - 2025 - №6. - С.156-172. - URL: <http://www.theoreticaleconomy.ru> (Дата публикации: 30.06.2025)

Введение

Курс рубля подвержен влиянию множества факторов, внешних и внутренних, долгосрочных и краткосрочных. Все эти факторы можно разделить на две группы: структурные и конъюнктурные факторы. Структурные и конъюнктурные отличаются друг от друга по своей сути, времени воздействия и механизму влияния на экономику.

Структурные факторы отражают фундаментальные характеристики экономики. Они включают в себя такие показатели как платежный баланс, ВВП, инфляцию, долговую нагрузку государства. Эти показатели связаны с базовыми экономическими процессами, которые происходят в стране, чаще всего изменяются медленно, поэтому структурные показатели еще называют долгосрочными или макроэкономическими.

Конъюнктурные факторы – это временные экономические, социальные и политические факторы, которые оказывают влияние на текущее состояние экономики и ее развитие в краткосрочном периоде. Конъюнктурные факторы не связаны с долгосрочными фундаментальными факторами. Основные характеристики конъюнктурных факторов – это временность, изменчивость, чувствительность к внешним и внутренним условиям.

К конъюнктурным факторам, влияющим на курс рубля, можно отнести мировые цены на нефть, изменение курса доллара США, валютные интервенции Банка России, валютные спекуляции, экономические и финансовые кризисы, новостной фон, выплата дивидендов, налоговый период.

В условиях геополитической напряженности, санкций, изменений в экспортно-импортных потоках, отсутствия биржевого механизма курсообразования прогнозирование курса рубля становится чрезвычайно трудной задачей. В данных условиях волатильность и неопределенность динамики курса рубля возрастает.

В данном исследовании ставится задача разработать факторную модель для краткосрочного прогнозирования курса рубля в условиях высокой волатильности и неопределенности на валютном рынке и в экономике в целом.

В рамках поставленной в исследовании цели были сформулированы следующие гипотезы:

1. Курс рубля зависит от своих предыдущих значений.
2. Динамика курса рубля непредсказуема и формируется под воздействием множества качественных факторов.

Методология исследования

В исследовании, посвященном краткосрочному прогнозированию курса рубля, используются современные методы эконометрического анализа и подходы, направленные на выявление ключевых факторов, влияющих на динамику курса рубля. Рассмотрим методы и подходы, которые легли в основу методологии исследования.

Модели временных рядов. Модель ARIMA учитывает авторегрессионные лаги, интегрирование трендов и скользящие средние ошибок, фокусируясь на внутренней структуре ряда. Её расширенная версия, ARIMAX, включает экзогенные переменные, что позволяет отразить влияние внешних факторов.

Факторный анализ. В исследовании выделены структурные и конъюнктурные факторы, такие как цены на нефть, инфляция, процентные ставки, сальдо торгового баланса и другие показатели.

Статистические методы оценки моделей. Для проверки значимости факторов и качества моделей использовались следующие статистические показатели:

- R-squared (коэффициент детерминации) для оценки доли объясненной дисперсии зависимой переменной;

- F-statistics (критерий Фишера) для проверки общей значимости модели;

- t-statistics (критерий Стьюдента) для оценки значимости отдельных коэффициентов регрессии.

Сравнительный анализ моделей. Проведено сравнение двух моделей (ARIMA и ARIMAX) с целью выявления наиболее точной и адекватной модели, описывающей динамику курса рубля. Это позволило определить, какая из моделей лучше подходит для краткосрочного прогнозирования.

Основная часть

Для подтверждения или опровержения приведенных выше гипотез проанализируем влияние структурных и конъюнктурных факторов на курс рубля.

Для проверки первой гипотезы была построена модель линейной регрессии. Моделирование динамики курса рубля осуществлялось на месячных данных в период с 01.01.2025 по 31.12.2024 гг., всего 120 наблюдений. Исходные данные для построения модели приведены в таблице 1.

Следует отметить, что для построения модели прогнозирования курса рубля данные были взяты начиная с 2015 года. Это связано с тем, что в конце 2014 года Банк России перешел к режиму

плавающего валютного курса, отказавшись от регулярных интервенций на валютном рынке.

Таблица 1 – Исходные данные для построения модели линейной регрессии.

Тип переменной	Наименование переменной	Период
Зависимая (y)	Среднемесячный курс рубля к доллару (RUB/USD) Банка России	01.01.2015-31.12.2024
	Среднемесячный ВВП России в млрд долл. США	01.01.2015-31.12.2024
Независимая (x)	Торговый баланс в млн долл. США на конец каждого месяца	01.01.2015-31.12.2024
	ИПЦ м/м в и.п.	01.01.2015-31.12.2024
	Величина внутреннего долга в млрд долл. США на начало каждого месяца	01.01.2015-31.12.2024
	Величина внешнего долга в млрд долл. США на начало каждого месяца	01.01.2015-31.12.2024
	Среднемесячная цена нефти марки Brent в долл. США	01.01.2015-31.12.2024
	Среднемесячное значение индекса доллара DXY и.п.	01.01.2015-31.12.2024
	Среднемесячное значение индекса RVI в и.п.	01.01.2015-31.12.2024
	Среднемесячное значение международных резервов Банка России в млрд долл. США	01.01.2015-31.12.2024
	Объем продажи валютной выручки экспортерами за месяц в млрд долл. США	01.01.2015-31.12.2024

Данные в модели были приведены к единой валюте — долларам США (USD), так как большинство анализируемых переменных, таких как значение торгового баланса, внешнего долга, международных резервов Банка России, цен на нефть марки Brent и объемов продаж валютной выручки экспортерами, изначально выражены в долларах. Для согласованности данных за основу была взята валютная котировка RUB/USD, а показатели ВВП и внутреннего долга были пересчитаны в доллары США по среднемесячному курсу. Это позволило обеспечить единообразие данных и повысить точность анализа.

Поскольку данные по ВВП России публикуются только на ежеквартальной основе, с помощью методов сезонной декомпозиции с использованием STL (Seasonal-Trend decomposition using Loess) и интерполяции трендовой компоненты (кубические сплайны) была произведена интерполяция квартальных данных по ВВП на месячные посредством применения библиотек «Statsmodels» (модуль «STL») и «Scipy» (модуль «CubicSpline») на языке Python.

Для определения значимых экзогенных переменных, влияющих на курс рубля, была построена модель линейной регрессии.

Модель в целом и значимость коэффициентов будут проверены на 95% доверительном интервале. Это означает, что для оценки статистической значимости модели и её параметров будет использоваться уровень значимости $\alpha = 0,05$.

Не все независимые переменные статистически значимы на 95% доверительном интервале. Показатели уровня ВВП, внешнего долга, цен на нефть марки Brent и индекса DXY оказались не значимы на 5% уровне значимости.

Таблица 2 – Результаты оценки значимости экзогенных факторов на курс рубля.

Коэффициент	Значение		
R-squared	0,767		
Adj. R-squared	0,745		
F-statistic	35,81		
Prob (F-statistic)	5,62*10 ⁻³⁰		
MAPE	6,20%		
	coef	stderr	P> t
const	0,1199	0,018	0
ВВП	1,52*10 ⁻⁵	9,42*10 ⁻⁶	0,109
Торговый баланс	1,23*10 ⁻⁷	3,46*10 ⁻⁸	0,001
ИПЦ	-0,0009	0	0
Внутренний долг	2,17*10 ⁻⁵	9,11*10 ⁻⁶	0,019
Внешний долг	4,89*10 ⁻⁹	6,68*10 ⁻⁸	0,942
Brent	-1,7*10 ⁻⁵	1,43*10 ⁻⁵	0,244
DXU	-7,7*10 ⁻⁵	4,01*10 ⁻⁵	0,058
RVI	2,68*10 ⁻⁵	1,24*10 ⁻⁵	0,033
Международные резервы	-2,4*10 ⁻⁵	2,34*10 ⁻⁵	0
Продажа валютной выручки	-0,0001	5,02*10 ⁻⁵	0,013

Проверим остатки модели линейной регрессии на стационарность, чтобы избежать ложной регрессии и убедиться в достоверности значимости коэффициентов по t-статистике. Проверка стационарности остатков позволяет удостовериться, что модель отражает реальную взаимосвязь переменных, а не случайное совпадение. Линейная регрессия предполагает, что остатки стационарны. Если это условие нарушается, стандартные ошибки коэффициентов оцениваются неверно, что приводит к некорректным t-статистикам и p-значениям. В результате коэффициенты могут казаться значимыми, даже если их значимость обусловлена нестационарностью данных.

Для проверки стационарности остатков в модели линейной регрессии применим 2 теста: тест Дикки-Фуллера (ADF) и тест KPSS.

Тест Дикки-Фуллера проверяет наличие единичного корня во временном ряде, то есть его нестационарность. Нулевая гипотеза (H₀) говорит о том, что ряд нестационарен (имеет единичный корень), альтернативная гипотеза (H₁): ряд стационарен (не имеет единичного корня). Результат ADF-статистики -3,3056, p-value=0,0146, что меньше уровня значимости $\alpha = 0,05$, в связи с чем, мы отвергаем нулевую гипотезу (H₀) о нестационарности ряда. Остатки модели линейной регрессии стационарны на 5% уровне значимости.

KPSS-тест проверяет гипотезу о стационарности временного ряда вокруг определенного уровня. Нулевая гипотеза (H₀): ряд стационарен (вокруг уровня или тренда). Альтернативная гипотеза (H₁): ряд нестационарен (имеет стохастический тренд). KPSS-тест оценивает накопленную сумму остатков и проверяет их дисперсию. KPSS-статистика=0,1982, p-value=0,1, что больше уровня значимости 0,05, в связи с чем, мы не можем отвергнуть нулевую гипотезу о (H₀) о стационарности ряда. Остатки стационарны на 5% уровне значимости, нет оснований считать их нестационарными.

Проверив стационарность остатков в модели линейной регрессии и убедившись в достоверности значимости коэффициентов по t-статистике, исключим показатели уровня ВВП, внешнего долга, цен на нефть марки Brent и индекса DXU из экзогенных переменных в модели ARIMAX.

Модель ARIMAX сочетает в себе учет автокорреляции возможность интеграции экзогенных переменных, таких как торговый баланс, инфляцию и прочие факторы. Это делает ее гибким и точным инструментом для прогнозирования, особенно в условиях нестабильной экономической среды, где курс рубля подвержен значительным колебаниям.

Модель ARIMAX была построена на основании библиотеки «Statsmodels» (модуль «ARIMA») на языке Python. Для подбора параметров p , q и d модели ARIMAX в исследовании использовались следующие методы. Сначала определялся параметр d (порядок дифференцирования) путем проверки стационарности временного ряда с помощью теста Дики-Фуллера (ADF). Если ряд оказывался нестационарным, применялось последовательное дифференцирование до достижения стационарности. Для подбора параметров p и q (порядки авторегрессии и скользящего среднего) использовался перебор возможных значений в заданном диапазоне от 0 до 3 с последующей оценкой каждой модели с помощью информационного критерия Акаике (AIC). Модель с наименьшим значением AIC выбиралась как оптимальная. Для обеспечения устойчивости процесса перебора исключались случаи, приводящие к ошибкам при построении модели.

Такой подход позволил автоматизировать выбор параметров, обеспечивая баланс между точностью модели и ее сложностью, что делает его удобным для анализа временных рядов в рамках исследования.

Изначально была построена модель ARIMAX, которая учитывала следующие экзогенные переменные: торговый баланс в млн долл. США на конец каждого месяца, ИПЦ м/м в и.п., величина внутреннего долга в млрд долл. США на начало каждого месяца, среднемесячное значение индекса RVI в и.п., среднемесячное значение международных резервов Банка России в млрд долл. США, объем продажи валютной выручки экспортерами за месяц в млрд долл. США.

Однако в ходе проверки модели на мультиколлинеарность критерий «Внутренний долг» продемонстрировал умеренный уровень мультиколлинеарности, о чем свидетельствует значение VIF (8,638). Хотя это значение формально находится в допустимом диапазоне, его приближение к пороговому значению 10 вызывает определенные опасения. Это указывает на потенциальную сильную корреляцию с другими переменными модели, что может негативно сказаться на устойчивости оценок коэффициентов и их статистической значимости.

Результаты модели ARIMAX после исключения фактора «Внутренний долг» рассмотрены далее.

Таблица 3 – Результаты модели ARIMAX после исключения фактора «Внутренний долг».

Оценка модели	
Критерий	Значение
R-squared	0,9197
MAPE	0,84%
Лучшая модель	(1, 0, 0)
Результаты теста Дарбина-Уотсона	
Гипотезы	H0: нет автокорреляции H1: автокорреляция присутствует
Тестовая статистика DW	1,693
DL	1,634
DU	1,734
Результаты VIF-теста	
Торговый баланс	1,151
ИПЦ	1,297
RVI	1,511

Оценка модели	
Международные резервы	1,359
Продажа валютной выручки	1,653

Несмотря на незначительное снижение качества модели, выраженное в уменьшении коэффициента детерминации R² на 1,12% и увеличении средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) на 0,09%, модель сохранила высокую объясняющую способность.

При этом по результатам теста Дарбина-Уотсона на автокорреляцию статистика теста DW попала в зону неопределенности, то есть невозможно сделать однозначный вывод о наличии или отсутствии автокорреляции в остатках. В связи с этим, было принято решение провести дополнительный тест Льюнга-Бокса, который проверяет гипотезу о независимости остатков на нескольких лагах. В нашем случае тест был проведен для 10 лагов, для всех лагов p-value > 0,05 (уровня значимости), что говорит о том, что автокорреляция остатков в модели ARIMAX отсутствует.

Удалось достичь важных улучшений: модель избавилась от проблем автокорреляции и мультиколлинеарности в данных, что повысило её надежность и устойчивость. Эти изменения способствуют более точной интерпретации результатов и повышают доверие к прогнозам, делая модель более пригодной для практического использования.

Дополнительно проведем тест Бреуша-Пагана на гетероскедастичность. Гетероскедастичность — это непостоянство дисперсии ошибок модели, которое зависит от значений независимых переменных. Она опасна тем, что делает оценки коэффициентов неэффективными, нарушает достоверность статистических тестов и снижает точность прогнозов.

Таблица 4 – Результаты теста Бреуша-Паганана гетероскедастичность остатков модели ARIMAX.

Гипотезы	H ₀ : отсутствие гетероскедастичности H ₁ : наличие гетероскедастичности
P-value	0,075

В данном случае p-value (0,075) больше 0,05, что означает, что у вас нет достаточных оснований для отклонения нулевой гипотезы о гомоскедастичности на уровне 5%. Это говорит о том, что на этом уровне значимости нет явных признаков гетероскедастичности.

Итоговое уравнение модели ARIMAX выглядит следующим образом :

$$\ln(RUB/USD_t) = 30,6230 + 0,9969 \cdot \ln(RUB/USD_{(t-1)}) + 0,0293 \cdot \ln(\text{Торговый баланс}) - 5,9158 \cdot \ln(\text{ИПЦ}) - 0,1435 \cdot \ln(\text{RVI}) - 1,1733 \cdot \ln(\text{Международные резервы}) + 0,0042 \cdot \ln(\text{Продажа валютной выручки}) + \varepsilon_t$$

где ε_t – случайная ошибка.

Чтобы оценить целесообразность включения экзогенных переменных в модель, было принято решение провести сравнительный анализ между моделью ARIMAX, учитывающей внешние факторы, и моделью ARIMA, которая опирается исключительно на предыдущие значения курса рубля. Такой подход позволяет проверить, насколько значим вклад экзогенных переменных в объяснение динамики курса рубля и определить, можно ли ограничиться только историческими данными для построения прогнозов.

Для построения модели ARIMA будут взяты котировки валютной пары RUB/USD в период с 01.01.2015 по 31.12.2024 гг. Для избежания возможных проблем с гетероскедастичностью к валютной паре RUB/USD будет применено логарифмическое преобразование.

Таблица 5 – Результаты модели ARIMA.

Оценка модели	
Критерий	Значение
R-squared	0,8889

Оценка модели	
Критерий	Значение
MAPE	3,51%
Лучшая модель	(1, 0, 1)
Результаты теста Бреуша-Пагана	
Гипотезы	H0: отсутствие гетероскедастичности H1: наличие гетероскедастичности
P-value	0,444

Модель ARIMA (1, 0, 1) демонстрирует высокое качество: коэффициент детерминации $R^2=0,8889$ указывает, что модель объясняет 88,89% изменчивости данных, а средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) в 3,51% подтверждает её точность. По результатам теста Бреуша-Пагана p – value (0,444) больше 0,05, что означает, что у вас нет достаточных оснований для отклонения нулевой гипотезы о гомоскедастичности на уровне 5%. Это говорит о том, что на этом уровне значимости нет явных признаков гетероскедастичности. Отметим, что по результатам теста Дарбина-Уотсона на наличие автокорреляции в остатках модели тестовая статистика DW составила 1,9359, что примерно равно 2. Это означает, что в модели ARIMA отсутствует автокорреляция остатков. Дополнительно автокорреляция в остатках была проверена с помощью теста Льюнга-Бокса, по результатам которого p -value для 10 лагов превышало уровень значимости 5%, в связи с чем, можно подтвердить отсутствие автокорреляции в остатках модели ARIMA.

Итоговое уравнение модели ARIMA :

$$\ln(RUB/USD)_t = -4,2694 + 0,9207 \cdot \ln(RUB/USD_{(t-1)}) + 0,2330 \cdot \varepsilon_{(t-1)} + \varepsilon_t$$

где ε – случайная ошибка;

$\varepsilon_{(t-1)}$ – случайная ошибка за предыдущий период.

Для более глубокого анализа и подтверждения надежности моделей ARIMA и ARIMAX будет проведена проверка их робастности. Робастность подразумевает способность модели сохранять точность и стабильность прогнозов даже при изменении условий, таких как наличие выбросов в данных, изменения в структуре временного ряда или влияние внешних шоков. Проверка на робастность позволяет оценить, насколько модель устойчива к различным нарушениям исходных предположений и насколько ее прогнозы остаются достоверными в реальных условиях.

При оценке робастности моделей ARIMA и ARIMAX будут использованы следующие методы:

1. Тестирование на выбросы. В данные будут искусственно добавлены выбросы, чтобы проверить, насколько модели устойчивы к их влиянию. Это позволит оценить, как модели справляются с аномальными значениями, которые могут возникать в реальных данных.

2. Проверка на изменяемость структуры ряда. Будет проведено разделение данных на несколько временных интервалов, чтобы проверить, как модели работают на разных участках ряда. Это особенно важно для оценки устойчивости моделей к изменениям в динамике курса рубля, например, в периоды экономических кризисов или резких колебаний на рынке.

Таблица 6 – Сравнение результатов моделей ARIMA и ARIMAX по критериям R^2 и MAPE до и после добавления выбросов.

	Модель	R^2	MAPE	Параметры модели
До выбросов	ARIMA	88,89%	3,51%	(1, 0, 1)
	ARIMAX	91,97%	0,84%	(1, 0, 0)
После выбросов	ARIMA	72,54%	5,41%	(1, 0, 1)
	ARIMAX	60,84%	1,80%	(1, 0, 1)

По приведенным в таблице данным можно сделать вывод о том, что до добавления выбросов модель ARIMAX превосходит ARIMA по точности (R^2 и MAPE), а использование экзогенных переменных улучшает качество модели.

После добавления выбросов обе модели стали менее точными, но ARIMAX потеряла больше в объясняющей способности (R^2). Стоит отметить, что даже после добавления выбросов в данные, обе модели демонстрируют хорошую объясняющую способность ($R^2 > 0,6$). ARIMA оказалась более устойчивой к выбросам, так как её R^2 и MAPE изменились меньше, чем у ARIMAX. ARIMAX стала использовать параметр скользящего среднего (MA), что может указывать на попытку модели адаптироваться к выбросам.

Проверим модели ARIMA и ARIMAX на изменяемость структуры ряда. Для этого разделим данные на 3 временных интервала по 40 наблюдений в каждом, чтобы проверить, как модели работают на разных участках ряда.

Необходимо добавить, что для каждого интервала проводится проверка на стационарность ряда, подбираются наилучшие параметры модели (p, q, d) и проводится оценка качества модели с помощью метрик R^2 и MAPE.

Результаты модели ARIMA на изменяемость структуры ряда приведены ниже.

Таблица 7 – Результаты модели ARIMA на изменяемость структуры ряда .

	R^2	MAPE	Параметры модели
Янв. 2015 – Апр. 2018	79,39%	2,91%	(1, 0, 1)
Май 2018 –Авг. 2021	80,65%	2,19%	(1, 0, 1)
Сен. 2021 – Дек. 2024	80,15%	5,12%	(1, 0, 0)

В ходе анализа модели на робастность и изменяемость структуры временного ряда были рассмотрены три периода: январь 2015 – апрель 2018, май 2018 – август 2021 и сентябрь 2021 – декабрь 2024. В первых двух периодах модель демонстрировала высокую точность прогноза, что подтверждается высокими значениями коэффициента детерминации R^2 (79,39% и 80,65% соответственно) и низкими значениями средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) (2,91% и 2,19%). Это указывает на стабильность модели и её способность адаптироваться к данным без значительных изменений в структуре ряда.

Однако в третьем периоде, несмотря на сохранение высокого значения R^2 (80,15%), наблюдается значительное увеличение MAPE до 5,12%. Это свидетельствует об ухудшении точности прогноза, что может быть связано с изменением структуры временного ряда или с изменением параметров модели (с (1, 0, 1) на (1, 0, 0)). Такое ухудшение точности вызвано сильной волатильностью курса рубля в начале и середине 2022 года.

Результаты модели ARIMAX на изменяемость структуры ряда приведены ниже.

Таблица 8 – Результаты модели ARIMAX на изменяемость структуры ряда .

	R^2	MAPE	Параметры модели
Янв. 2015 – Апр. 2018	86,27%	0,62%	(1, 0, 1)
Май 2018 – Август 2021	91,91%	0,40%	(1, 0, 1)
Сен. 2021 – Дек. 2024	88,48%	1,06%	(1, 0, 0)

Во всех трех рассмотренных периодах модель демонстрирует высокую точность, что подтверждается значениями коэффициента детерминации R^2 , превышающими 86%. Наивысшее значение R^2 (91,91%) наблюдается во втором периоде (май 2018 – август 2021), что указывает на наилучшую общность модели в этом интервале. В то же время средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) в этом периоде минимальна (0,40%), что свидетельствует о высокой точности прогноза.

Однако в третьем периоде (сентябрь 2021 – декабрь 2024) наблюдается увеличение MAPE до 1,06%, несмотря на сохранение высокого значения R² (88,48%). Это ухудшение точности модели вызвано сильной волатильностью курса рубля в начале и середине 2022 года.

По результатам разделения данных моделей ARIMA и ARIMAX можно заключить, что на разных временных интервалах они обладают достаточно высокой точностью прогнозов (R²>0,79) и невысокой ошибкой прогноза (MAPE <6%). Это указывает на стабильность моделей и их способность адаптироваться к данным без значительных изменений в структуре ряда.

В ходе оценки робастности моделей ARIMA и ARIMAX было установлено, что после добавления выбросов обе модели показали снижение точности. Однако, ARIMAX потеряла больше в объясняющей способности (R²), чем ARIMA. Важно отметить, что даже после добавления выбросов обе модели сохраняют хорошую объясняющую способность (R²>0,6). ARIMA продемонстрировала большую устойчивость к выбросам, так как её R² и MAPE изменились меньше, чем у ARIMAX.

Результаты разделения данных для моделей ARIMA и ARIMAX показывают, что на различных временных интервалах они обеспечивают высокую точность прогнозов (R²>0,79) и низкую ошибку прогноза (MAPE <6%). Это свидетельствует о стабильности моделей и их способности адаптироваться к данным без значительных изменений в структуре ряда.

Таким образом, ARIMA является более предпочтительной моделью для краткосрочного прогнозирования курса, так как она более устойчива к выбросам.

Результаты наших исследований показывают, что курс рубля — не такая уж загадка, как может показаться на первый взгляд. Мы протестировали модели ARIMA и ARIMAX, и они продемонстрировали высокую эффективность. ARIMA объясняет около 89% изменений, а ARIMAX — почти 92%, при этом ошибки прогнозирования оказались минимальными (3,51% и 0,84% соответственно). Это говорит о том, что курс рубля, вероятно, подчиняется определенным закономерностям, которые можно выявить и использовать для прогнозов.

Однако стоит отметить, что статистическая значимость моделей — это одно, а их практическая применимость — совсем другое. Да, модели ARIMA и ARIMAX показывают достаточно хорошие результаты на исторических данных, но реальная жизнь часто вносит свои корректировки. Мы не можем исключать, что на новых данных, которые мы проверим в этой главе, модели могут ошибаться и давать неточные прогнозы. Рынок валют — это сложная система, на которую влияет множество факторов, включая те, которые трудно учесть в количественных моделях. Поэтому, несмотря на высокие показатели R² и низкие ошибки, мы сохраняем долю сомнения и готовы к тому, что реальные данные могут преподнести сюрпризы.

В этой главе мы сосредоточимся на моделях ARIMAX и ARIMA, которые показали себя как надежные инструменты для краткосрочного прогнозирования. Они не только точны, но и лишены серьезных недостатков, что делает их идеальными кандидатами для нашей задачи. Однако окончательные выводы о их эффективности мы сделаем только после проверки на реальных данных, которые могут как подтвердить, так и опровергнуть наши ожидания.

Необходимо уточнить, что модели ARIMA и ARIMAX были построены на основании 120 наблюдений в период с 01.01.2015 по 31.12.2024 года. Результаты моделей ARIMA и ARIMAX приведены в таблице 9.

Таблица 9 – Модели временных рядов для прогнозирования курса рубля

Модель	R ²	MAPE	Параметры модели	Уравнение модели
ARIMA	88,89%	3,51%	(1, 0, 1)	$\ln(\text{RUB/USD}_t) = -4,2694 + 0,9207 \cdot \ln(\text{RUB/USD}_{(t-1)}) + 0,2330 \cdot \varepsilon_{(t-1)} + \varepsilon_t$

Модель	R ²	MAPE	Параметры модели	Уравнение модели
ARIMAX	91,97%	0,84%	(1, 0, 0)	$\ln(\text{RUB/USD}_t) = 30,6230 + 0,9969 \cdot \ln(\text{RUB/USD}_{(t-1)}) + 0,0293 \cdot \ln(\text{Торговый баланс}) - 5,9158 \cdot \ln(\text{ИПЦ}) - 0,1435 \cdot \ln(\text{RVI}) - 1,1733 \cdot \ln(\text{Международные резервы}) + 0,0042 \cdot \ln(\text{Продажа валютной выручки}) + \varepsilon_t$

Модель ARIMA демонстрирует высокое качество прогнозирования валютной пары RUB/USD. Оценка качества прогноза модели ARIMA на основе исторических данных проводится с целью проверки точности и адекватности модели. Для этого используется метод предсказания значений на историческом интервале, то есть на тех данных, на которых модель была обучена. В данном случае применяется метод «Predict» (библиотека «Statsmodels»), который позволяет получить прогнозные значения для каждого момента времени в пределах исторического периода. Прогноз строится в логарифмированной шкале, после чего выполняется обратное преобразование с помощью экспоненты, чтобы вернуть значения в исходную шкалу. Это позволяет сравнить прогнозные значения с фактическими данными и оценить, насколько точно модель описывает историческую динамику курса рубля.

Для количественной оценки качества модели используются метрики, такие как коэффициент детерминации R² и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE).

Результаты сравнения фактических и предсказанных значений модели ARIMA валютной пары RUB/USD представлены на рисунке 1.

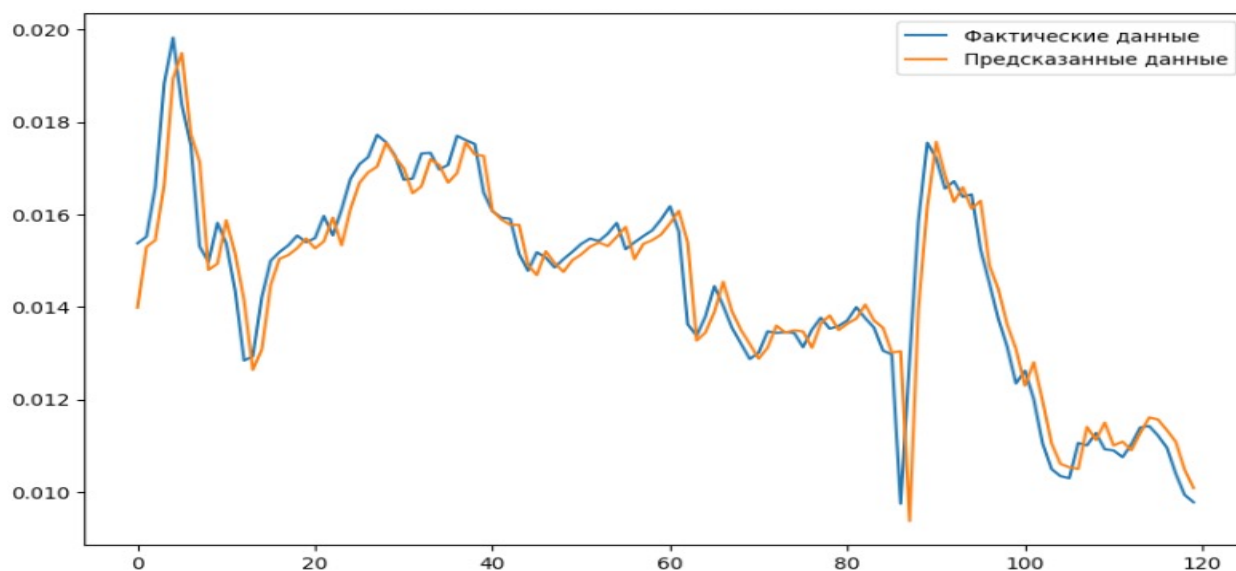


Рисунок 1 – Фактические и прогнозные значения рубля по модели ARIMA на основе исторических данных

Прогнозирование курса рубля на последующие 12 месяцев с использованием модели ARIMA будет основываться на исторических данных о динамике курса, которые были предварительно обработаны и использованы для обучения модели. Исторические данные представляют собой временной ряд, где по оси X отложены временные метки (даты), а по оси Y — соответствующие значения курса рубля. Перед построением модели временной ряд подвергся преобразованиям, таким как логарифмирование, чтобы стабилизировать дисперсию и улучшить качество модели. После прогнозирования было выполнено обратное преобразование (экспонента), чтобы вернуть прогноз в

исходную шкалу.

Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) строится на основе исторических данных и учитывает три основных компонента: авторегрессию (AR), интегрированность (I) и скользящее среднее (MA). Авторегрессия отражает зависимость текущего значения курса рубля от его предыдущих значений, интегрированность устраняет тренд и делает ряд стационарным, а скользящее среднее учитывает зависимость текущего значения от ошибок прогноза в прошлом.

Важно отметить, что модель была построена на основе среднемесячных значений валютной пары RUB/USD, что определяет характер прогнозирования. Соответственно, прогноз также будет представлять собой среднемесячные значения курса рубля на горизонте одного года. Такой подход позволяет сгладить краткосрочные колебания и сосредоточиться на общей тенденции, что особенно полезно для анализа среднесрочной динамики курса.

Для прогнозирования курса рубля на последующие 12 месяцев была использована библиотека «Statsmodels» в Python. Эта библиотека предоставляет широкие возможности для работы с временными рядами и построения моделей ARIMA/ARIMAX. Прогноз строится путем экстраполяции выявленных закономерностей на будущие периоды с использованием метода «Predict», который продолжает исторический временной ряд на 12 шагов вперед. Модель основывается на последних известных значениях курса рубля, параметрах модели. Для каждого шага прогноза учитываются выявленные тренды, сезонность и ошибки, что позволяет получить точечные оценки будущих значений курса рубля.

Однако важно учитывать, что такой прогноз строится на предположении о сохранении выявленных закономерностей в будущем. Это означает, что модель не учитывает непредсказуемые события, такие как геополитические шоки или изменения в политике Банка России, которые могут существенно повлиять на динамику курса рубля. Таким образом, прогноз, полученный с помощью модели ARIMA, реализованной на Python, является оценкой, основанной на исторических данных и выявленных закономерностях, но реальная динамика курса рубля может отличаться из-за ряда непредсказуемых событий, которые тяжело отразить в количественном выражении.

В таблице 10 представлен прогноз среднемесячного курса рубля с помощью модели ARIMA на 2025 год.

Таблица 10 – Краткосрочное прогнозирование среднемесячного курса рубля с помощью модели ARIMA на 2025 год

	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь
RUB/USD	0,01	0,0103	0,0105	0,0108	0,011	0,0112
USD/RUB	100,08	97,44	95,08	92,95	91,03	89,31
	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
RUB/USD	0,0114	0,0116	0,0118	0,0119	0,0121	0,0122
USD/RUB	87,74	86,33	85,05	83,89	82,83	81,87

Согласно прогнозам модели ARIMA в течение прогнозируемого периода будет наблюдаться значительное укрепление рубля по отношению к доллару США. В начале года (с января по март) рубль будет укрепляться, что отразится в росте курса RUB/USD и снижении USD/RUB. Эта тенденция продолжится до июня, хотя темпы роста постепенно замедлятся. В июле-сентябре рубль достигнет своего пика, после чего в октябре-декабре будет небольшое ослабление. Несмотря на это, к концу года рубль останется сильнее по сравнению с началом года. Такое движение валютной пары может быть обусловлено различными экономическими факторами, которые будут рассмотрены в параграфе 3.3 настоящей главы.

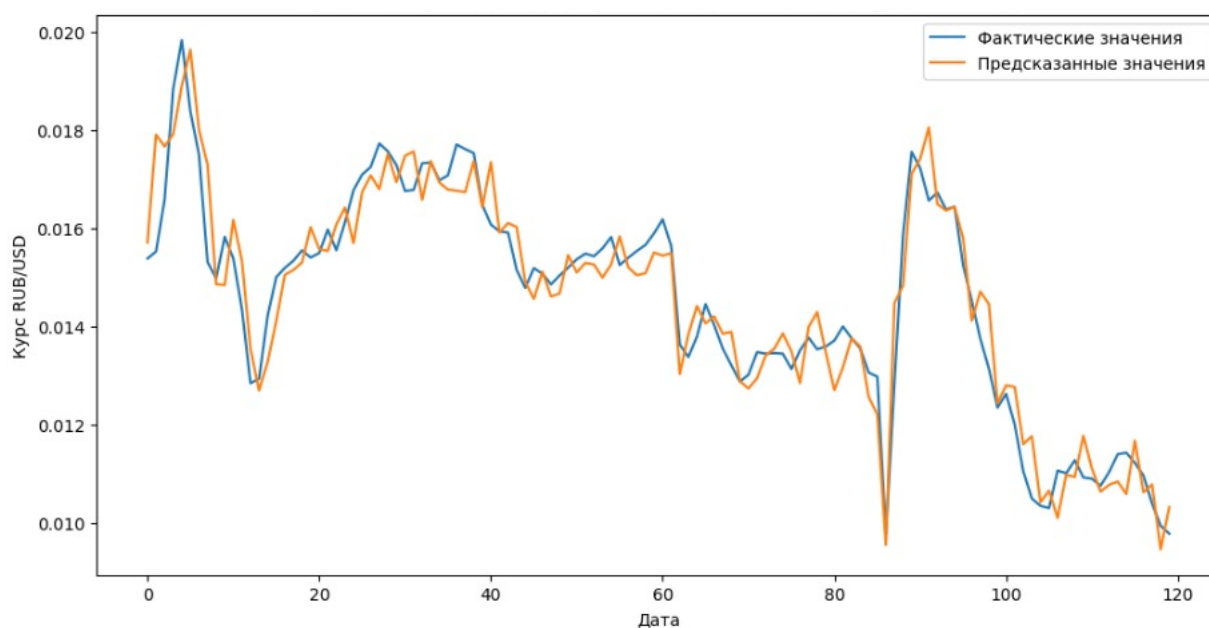
Сравним полученные прогнозы модели ARIMA с реальными данными в таблице 11. Для этого рассчитаем среднемесячные значения курса рубля от Банка России за доступный период (январь-март).

Таблица 11 – Сравнение прогнозных значений курса рубля с фактическими по модели ARIMA

	Январь	Февраль	Март
USD/RUB (прогнозный)	100,08	97,44	95,08
USD/RUB (фактический)	100,41	92,74	86,02
Отклонение, %	0,33%	5,07%	10,5%

Результаты, представленные в таблице, свидетельствуют о значительном отклонении фактического курса USD/RUB в феврале (5,07%) и в марте (10,5%) от прогнозного значения, что может быть связано с высокой волатильностью рубля в этот период. Высокой волатильностью была вызвана внешними факторами, такими как переговоры между Россией и США. Эти переговоры оказали значительное влияние на валютный рынок, вызвав колебания курса рубля из-за ожиданий участников рынка относительно исхода переговоров, что привело к резким изменениям в спросе и предложении на рубль.

Рассмотрим предсказательную способность модели ARIMAX, которая по критериям R2 и MAPE лучше прогнозирует курс рубля.

**Рисунок 2** – Фактические и прогнозные значения рубля по модели ARIMAX на основе исторических данных

Для прогнозирования курса рубля на последующие 12 месяцев также была использована библиотека «Statsmodels» (метод «Predict») в Python. Разница состоит в том, что для предсказания курса рубля по модели ARIMAX будут использованы не только значения валютной пары RUB/USD за предыдущий период, но и внешние факторы, описанные выше.

Результаты краткосрочного прогнозирования среднемесячного курса рубля с горизонтом 1 год представлены в таблице 12.

Таблица 12 – Краткосрочное прогнозирование среднемесячного курса рубля с помощью модели ARIMAX на 2025 год

	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь
RUB/ USD	0,0116	0,0121	0,0123	0,012	0,012	0,0118
USD/ RUB	86,43	82,78	81,48	83,51	83,4	84,91
RUB/ USD	0,0109	0,0112	0,0106	0,0104	0,0095	0,0098

	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь
USD/ RUB	91,41	89,49	94,54	96,08	105,57	101,7

Согласно прогнозам модели ARIMAX в начале года курс RUB/USD будет демонстрировать относительно стабильные значения, находясь в диапазоне от 0,0116 до 0,0123. Однако начиная с июля наблюдается постепенное снижение курса рубля, что выражается в уменьшении значений RUB/USD до 0,0098 к декабрю. Это свидетельствует об ослаблении рубля по отношению к доллару США во второй половине года.

Обратный курс USD/RUB подтверждает эту тенденцию. В первой половине года значения USD/RUB колебались в пределах от 81,48 до 86,43, что указывает на относительную стабильность. Однако с июля наблюдается рост курса USD/RUB, достигая пика в ноябре (105,57), после чего в декабре происходит небольшое снижение до 101,70. Это также подтверждает ослабление рубля в конце года.

Таким образом, можно сделать вывод, что курс рубля по отношению к доллару США в течение года претерпел значительные изменения. Если в первой половине года наблюдалась относительная стабильность, то во второй половине года произошло заметное ослабление рубля. Для более глубокого анализа значения курса рубля будут проанализированы в параграфе 3.3 настоящей главы.

Сравним полученные прогнозы модели ARIMAX с реальными данными в таблице 13. Для этого также возьмем среднемесячные значения курса рубля от Банка России за доступный период (январь-март).

Таблица 13 – Сравнение прогнозных значений курса рубля с фактическими по модели ARIMAX

	Январь	Февраль	Март
USD/RUB (прогнозный)	86,43	82,78	81,48
USD/RUB (фактический)	100,41	92,74	86,02
Отклонение, %	13,92%	10,74%	5,6%

На основании данных, представленных в таблице, можно сделать вывод о значительном расхождении между прогнозным и фактическим курсом USD/RUB за анализируемый период. Прогнозное значение курса USD/RUB в январе составляло 86,43, тогда как фактическое значение в феврале составило 92,74, 86,02 в марте. Это свидетельствует о том, что рубль ослаб по сравнению с прогнозом. Отклонение в январе составило 13,92%, в феврале — 10,74%, а в марте – 5,6%.

Несмотря на то, что модель ARIMAX демонстрирует лучшие показатели качества, такие как коэффициент детерминации R2 и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE), ее прогнозные значения курса рубля оказываются менее точными при сравнении с реальными данными. Это может быть связано с переобучением модели из-за учета большого количества экзогенных факторов, которые, хотя и улучшают статистические метрики, могут вносить избыточную сложность и снижать обобщающую способность модели на новых данных. В результате прогнозы ARIMAX существенно отклоняются от фактических значений, особенно в условиях нестабильной экономической среды, где внешние факторы могут вести себя непредсказуемо.

В то же время модель ARIMA, несмотря на более скромные показатели R2 и MAPE, демонстрирует более адекватные и устойчивые прогнозы. Это объясняется тем, что ARIMA фокусируется исключительно на исторической динамике курса рубля, не перегружая себя внешними переменными. Такой подход позволяет модели лучше улавливать базовые закономерности временного ряда, что делает ее прогнозы более надежными и близкими к реальным данным.

Таким образом, несмотря на кажущуюся простоту, модель ARIMA оказывается более практичной и точной для прогнозирования курса рубля в условиях неопределенности.

Заключение

В ходе исследования было выявлено, что наибольшее влияние на динамику курса рубля в период с 01.01.2015 по 31.12.2024 гг. оказывали такие факторы как торговый баланс, ИПЦ, величина внутреннего долга, индекс RVI, международные резервы Банка России и продажа валютной выручки экспортерами. Модель ARIMAX с такими экзогенными переменными демонстрирует высокую объясняющую способность ($R^2=91,97\%$). Однако при проверке модели ARIMAX на робастность выяснилось, что модель является менее устойчивой к выбросам, чем модель ARIMA.

В ходе построения моделей временных рядов ARIMAX и ARIMA подтвердилась первая гипотеза о том, что курс рубля зависит от своих предыдущих значений. Оптимальной моделью временных рядов для прогнозирования динамики курса рубля, несмотря на свою простоту, является модель ARIMA. Она продемонстрировала высокую объясняющую способность и устойчивость к выбросам. Была отвергнута вторая гипотеза о том, что динамика курса рубля непредсказуема и формируется под воздействием множества качественных факторов, которые тяжело использовать в модели, в силу высокой объясняющей способности модели ARIMA. В дальнейшем необходимо сравнить полученные прогнозные значения по модели ARIMA с другими прогнозными моделями.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1) Cbonds. Электронный ресурс. – URL: Cbonds.ru – провайдер данных по финансовым рынкам. Облигации, акции, индексы
- 2) InvestFunds. Электронный ресурс. – URL: InvestFunds сайт про инвестиции и фондовые рынки
- 3) Investing.com. Электронный ресурс. – URL: Investing.com - котировки и финансовые новости
- 4) Агеев А.И., Глазьев С.Ю., Митяев Д.А. [и др.]. Построение модели прогноза курса валют на долгосрочном и краткосрочном горизонтах // Экономические стратегии. – 2022. – Т. 24, № 6(186). – С. 16-25.
- 5) Алехин Б. И. Нефть и рубль: коллапс коинтеграции // Финансовый журнал. – 2021. – Т. 13. – №. 1. – С. 58-74.
- 6) Андрианова Е. Г., Чукалина Е. Р. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ // ИТ-Стандарт. – 2021. – №. 2. – С. 40-45.
- 7) Банк России: официальный сайт. – 2025. URL: Режим валютного курса Банка России | Банк России (cbr.ru)
- 8) Бедин А., Куликов А., Полбин А. Моделирование связи курса доллара к рублю с ценами на нефть на основе копул // Деньги и кредит. – 2023. – Т. 82. – №. 3. – С. 87-109.
- 9) Буневич К. Г., Горбачева Т. А. Современная характеристика валютного курса рубля и платежного баланса // Труд и социальные отношения. – 2021. – №. 2. – С. 112-123.
- 10) Вытнова А. О. Мировой валютный рынок // Наука, образование и культура. – 2017. – №. 9 (24). – С. 22-24.
- 11) Гимадеев С. А., Трегуб И. В. Моделирование валютного курса России и зарубежных стран // Современная экономика: проблемы и решения. – 2017. – Т. 4.
- 12) Зиненко А. В. Разработка алгоритма модели ARIMA для прогнозирования временных рядов на финансовых рынках. – 2023.
- 13) Карабут В. А., Рытикова Е. А. Анализ динамики и прогнозирование валютного курса // Фундаментальные и прикладные аспекты глобализации экономики. – 2021. – С. 308-311.
- 14) Карабут В. А., Рытикова Е. А. АНАЛИЗ ДИНАМИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВАЛЮТНОГО КУРСА // Фундаментальные и прикладные аспекты глобализации экономики. – 2021. – С. 308-311.
- 15) Киселев Е. А., Новикова А. В. ДИНАМИКА И ПРОГНОЗ ВАЛЮТНЫХ КУРСОВ В РФ В УСЛОВИЯХ САНКЦИЙ // Статистический анализ социально-экономического развития субъектов Российской Федерации. – 2022. – С. 116-118.
- 16) Князева Е. Г. и др. Международный валютный рынок и валютный дилинг: учебное пособие. – 2014.
- 17) Комаровская Н. В. СПОСОБЫ ИЗМЕРЕНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ // ЭТАП: экономическая теория, анализ, практика. – 2024. – №. 6. – С. 82-104.
- 18) Корнилов Д. А., Бардаков А. А. Какие факторы повлияли на российский фондовый и валютный рынок в начале 2022 года? // Развитие и безопасность. – 2022. – №. 2 (14). – С. 66.
- 19) Министерство Финансов Российской Федерации: официальный сайт. – 2024. URL: Министерство финансов Российской Федерации (minfin.gov.ru)
- 20) Миронов, Р. Ю. Анализ динамики курса рубля и построение модели / Р. Ю. Миронов, Е. А. Трушков // Экономика и менеджмент инновационного пространства развивающихся рынков: сборник статей Международной молодежной научно-практической конференции в трех томах, Москва, 18 ноября 2021 года. Том III. – Москва: Российский университет дружбы народов (РУДН), 2021. – С. 91-96.
- 21) Московская биржа: официальный сайт. – 2024. URL: Московская Биржа (moex.com)
- 22) Скринникова А. В. Математические методы в прогнозировании курсов валютных пар // ВЕСТНИК. – 2023. – Т. 2. – С. 91.

23) Субоч В. К., Ковалев М. М. Применение моделей ARIMA для прогнозирования валютного курса. – 2023.

24) Федеральная служба государственной статистики: официальный сайт. – 2025. URL: Росстат — Национальные счета (rosstat.gov.ru)

25) Эксперт Ра. Порядок проведения проверки качества (валидации) рейтинговых методологий. – 2024. URL: Порядок проведения проверки качества (валидации) рейтинговых методологий | Эксперт РА

Short-term forecasting of the russian ruble exchange rate using a time series model

Voroncov Maksim Denisovich

Student,

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

Email: maks.vorontsov.2001@bk.ru

Semyashkin Efim Grigorievich

Candidate of Economics Sciences, Associate Professor,

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

Email: semyashkin-efim@mail.ru

KEYWORDS.

russian ruble exchange rate, time series model, arima (autoregressive integrated moving average), arimax (autoregressive integrated moving average with exogenous variables), forecasting (preferred in this context)

ABSTRACT.

This paper presents a comparative analysis of two time series models, ARIMA and ARIMAX, for the short-term forecasting of the Russian Ruble exchange rate. The relevance of this study is justified by the necessity to develop reliable forecasting tools for currency exchange rates within the context of contemporary economic challenges, including sanctions pressure, oil price fluctuations, and geopolitical instability. The research objective is to develop a time series model capable of performing short-term forecasts of the Ruble exchange rate, accounting for the current economic environment. The authors employ econometric analysis methods to construct two time series models where the dependent variable is the monthly average exchange rate of the RUB/USD currency pair. The ARIMA model does not account for the influence of exogenous variables, relying solely on the past values of the Ruble exchange rate, whereas the ARIMAX model incorporates exogenous variables to control for external factors. Utilizing statistical metrics, such as R^2 and MAPE, along with robustness checks via outlier testing and structural break analysis, the optimal model for short-term Ruble exchange rate forecasting was identified. The study results indicate that the ARIMA model is optimal for exchange rate forecasting. Based on the high explanatory power of both the ARIMAX and ARIMA models, the null hypothesis—that the Ruble exchange rate depends on its own past values—was confirmed. Consequently, the second hypothesis—that the Ruble's dynamics are unpredictable and shaped by a multitude of qualitative factors difficult to incorporate into a model—was rejected.
