Вестник Воронежского государственного университета
Серия: Экономика и управление

Математические и инструментальные методы экономики

Научная статья
УДК 336.748.2
DOI: https://doi.org/10.17308/econ.2026.3/14215
JEL: C32; C58

Моделирование динамической зависимости между валютным курсом и инфляцией в российской экономике 1995–2026 гг.

Н. А. Моисеев[1]✉, Г. В. Айвазян[2]

[1, 2] Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова,
Стремянный переулок, 36, 115054, Москва, Российская Федерация

Предмет исследования – динамическая взаимосвязь между месячной инфляцией и темпами изменения обменного курса USD/RUB в российской экономике в 1995–2026 гг.
Цель работы – количественно оценить эволюцию корреляции между указанными показателями, определить временную структуру переноса курсовых шоков в цены и сопоставить результаты трех методологических подходов: алгоритма TVP-correlation, модели DCC-GARCH и оценки на основе скользящего окна.
Методология исследования включает тесты единичного корня ADF и тесты KPSS, расчет кросс-корреляционной функции со стандартными ошибками, ARCH(1)-оценку условной дисперсии факторного ряда и байесовский MCMC-алгоритм для получения траекторий динамической корреляции с доверительными интервалами.
Результаты. Эмпирический анализ на выборке из 372 месячных наблюдений показал, что уровень курса является нестационарным, а темпы его изменения – стационарными; наибольшая кросс-корреляция с инфляцией достигается при лаге один месяц (0,536) и остается значимой на горизонте до пяти месяцев. Динамическая корреляция существенно неустойчива во времени: периоды высоких значений совпадают с кризисами 1998, 2008–2009, 2014–2015 и 2022 гг., тогда как в фазы относительной стабильности корреляция снижается и может принимать отрицательные значения. Сопоставление методов выявило умеренную корреляцию TVP-correlation со скользящим окном (r = 0,30) и отсутствие статистически значимой связи с DCC-GARCH (r = 0,05).
Выводы. Взаимосвязь курса и инфляции в России носит нелинейный кризисно-ориентированный характер. Результаты применимы при краткосрочном прогнозировании инфляции и оценке рисков трансмиссии курсовых колебаний.

Ключевые слова: динамическая корреляция, TVP-correlation, DCC-GARCH, ARCH, скользящее окно, трансмиссия валютного курса, кризисные периоды, стационарность.

Для цитирования: Моисеев, Н. А., & Айвазян, Г. В. (2026). Моделирование динамической зависимости между валютным курсом и инфляцией в российской экономике 1995–2026 гг. *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Экономика и управление*, (3), 14–25. DOI: https://doi.org/10.17308/econ.2026.3/14215

© Моисеев Н. А., Айвазян Г. В., 2026
Материал доступен на условиях лицензии CC BY 4.0

Proceedings of Voronezh State University
Series: Economics and Management

Mathematical and Quantitative Methods

Original article
UDC 336.748.2
DOI: https://doi.org/10.17308/econ.2026.3/14215
JEL: C32; C58

Modeling the Dynamic Relationship between the Exchange Rate and Inflation in the Russian Economy 1995–2026

N. A. Moiseev[1]✉, G. V. Aivazian[2]

[1, 2] Plekhanov Russian University of Economics,
36 Stremyannyi lane, 115054, Moscow, Russian Federation

Subject. The dynamic relationship between monthly inflation and the rate of change of the USD/RUB exchange rate in the Russian economy over the period 1995–2026.
Purpose. To quantitatively assess the evolution of the correlation between these indicators, determine the temporal structure of the pass-through of exchange rate shocks to prices, and compare the results of three methodological approaches: the TVP-correlation algorithm, the DCC-GARCH model, and the rolling window estimation.
Methodology. We used ADF unit root tests and KPSS tests, calculated the cross-correlation function with standard errors, obtained ARCH(1) estimates of the conditional variance of the factor series, and applied a Bayesian MCMC algorithm to obtain dynamic correlation trajectories with confidence intervals.
Results. An empirical analysis of a sample of 372 monthly observations showed that the exchange rate level is non-stationary, while its rate of change is stationary; the highest cross-correlation with inflation is achieved at a lag of one month (0.536) and remains significant over a horizon of up to five months. The dynamic correlation is highly unstable over time: periods of high values coincide with the crises of 1998, 2008–2009, 2014–2015, and 2022, whereas during phases of relative stability, the correlation decreases and can take negative values. A comparison of the methods revealed a moderate correlation of the TVP-correlation with the rolling window (r = 0.30) and the lack of a statistically significant relationship with DCC-GARCH (r = 0.05).
Conclusions. The relationship between the exchange rate and inflation in Russia has a non-linear, crisis-oriented nature. The results are applicable for short-term inflation forecasting and assessing the risks of exchange rate fluctuation transmission.

Key words: dynamic correlation, TVP-correlation, DCC-GARCH, ARCH, rolling window, exchange rate pass-through, crisis periods, stationarity.

For citation: Moiseev, N. A., & Aivazian, G. V. (2026). Modeling the Dynamic Relationship between the Exchange Rate and Inflation in the Russian Economy 1995–2026. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Economics and Management*, (3), 14–25. DOI: https://doi.org/10.17308/econ.2026.3/14215

© 2026 by the authors.
This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Введение

Динамика обменного курса национальной валюты и уровень инфляции представляют собой ключевые макроэкономические индикаторы, находящиеся в тесной взаимосвязи. Согласно теоретическим представлениям, в частности концепции паритета покупательной способности, устойчивый рост внутренних цен должен приводить к номинальному ослаблению национальной валюты, тогда как девальвация усиливает инфляционное давление через удорожание импорта (Rubaszek, 2004; Golosov & Lucas Jr, 2007; Koop & Korobilis, 2014; Itskhoki & Mukhin, 2021).

Для России проблема переноса курсовых изменений в цены остается актуальной в силу зависимости экономики от импорта, волатильности сырьевых доходов и эпизодов резких курсовых сдвигов. В работе К. Н. Корищенко и Н. П. Пильник (2016) показано, что волатильность курса доллара и инфляционные процессы в России тесно связаны с макроэкономическими шоками, в том числе колебаниями цен на нефть и оттоком капитала. Синельников-Мурылев и др. (2020) отмечают неоднородность инфляционных процессов в регионах РФ. Ю. Ю. Пономарев и др. (2014) оценивают кратко- и среднесрочный эффект переноса колебаний обменного курса на цены, включая асимметрию и влияние волатильности курса. Engle (2002) и Fakhfekh et al. (2023) демонстрируют эффективность DCC-GARCH для моделирования изменяющихся корреляций. Н. А. Моисеев, Г. В. Айвазян (2025) предложили алгоритм TVP-correlation для оценки динамической связи временных рядов. Вместе с тем сопоставление данного подхода с классическими методами на длинной российской выборке остается недостаточно представленным в литературе.

Взаимосвязь инфляции и валютного курса носит двусторонний характер и может меняться во времени в зависимости от режима денежно-кредитной политики, доверия к национальной валюте и масштаба кризисных потрясений. Это обосновывает использование моделей с изменяющимися во времени параметрами.

Цель настоящей работы – анализ динамической корреляции между инфляцией и обменным курсом российского рубля на периоде 1995–2026 гг. Для ее достижения решаются следующие задачи: (1) описать и протестировать используемые статистические ряды; (2) оценить временную структуру связи с помощью кросс-корреляционной функции; (3) получить траектории динамической корреляции тремя методами; (4) сопоставить результаты и интерпретировать различия. Исследовательские вопросы сформулированы следующим образом: является ли связь между курсом и инфляцией стабильной во времени; усиливается ли перенос курса в цены в кризисные периоды; существует ли статистически значимое опережение курса относительно инфляции; насколько согласованы оценки TVP-correlation, DCC-GARCH и скользящего окна. Гипотезы: (H1) динамическая корреляция непостоянна и возрастает в кризисы; (H2) курсовые изменения статистически значимо опережают инфляцию на 0–1 месяц; (H3) три метода дают качественно сходные пики, но количественно различаются.

Методология

DCC-GARCH

Общее уравнение модели DCC-GARCH:

$$z_t = \mu + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где $\varepsilon_t \in N(0, H_t)$.

$$H_t = D_t R_t D_t, \quad (2)$$

где H_t – матрица условных дисперсий, D_t – диагональная матрица размера $k \times k$ с условными стандартными отклонениями $\sqrt{h_{it}}$ на своей диагонали, а R_t –изменяющаяся во времени матрица корреляций. Условная дисперсия h_{it} в этой модели оценивается с использованием одномерной GARCH(*X, Y*)-модели:

$$h_{it} = \omega_i + \sum_{x=1}^{X_i} \alpha_{ix} \varepsilon_{it-x}^2 + \sum_{y=1}^{Y_i} \beta_{iy} h_{it-y}, \text{ для } i = 1,2,\ldots,k, \quad (3)$$

где ω_i, α_{ix}, и β_{iy} неотрицательны, $\sum_{x=1}^{X_i} \alpha_{ix} + \sum_{y=1}^{Y_i} \beta_{iy} < 1$, и k обозначает количество переменных. В текущем исследовании используется широко распространенная одномерная GARCH(1, 1)-модель в связи с тем, что она позволяет качественно моделировать абсолютное большинство социально-экономических процессов.

Далее выводятся остатки ε_t и условные стандартные отклонения $\sqrt{h_{it}}$. Условное стандартное отклонение выражается в виде диагональной матрицы D_t, состоящей из элементов $\sqrt{h_{it}}$ на своей диагонали:

$$D_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{h_{kk,t}} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Стандартизированные остатки $\sigma_{it} = \varepsilon_{it} / \sqrt{h_{it}}$ далее используются для оценки динамической матрицы корреляций R_t:

$$R_t = \widehat{Q}_t^{-1} Q_t \widehat{Q}_t^{-1}, \quad (6)$$

где $\widehat{Q}_t$ – диагональная матрица, составленная из квадратных корней диагональных элементов Q_t, как указано в уравнении (7):

$$\widehat{Q}_t = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{q_{kk}} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Матрица Q_t определяется как

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + a\left(\varepsilon_{t-1}\varepsilon_{t-1}^T\right) + bQ_{t-1}, \quad (8)$$

где $Q_t = (q_{ij,t})$ – симметричная положительно определенная матрица условных ковариаций, а Q – безусловная ковариация стандартизированных остатков из одномерной GARCH-модели.

Условная корреляция может быть выражена в типичной форме корреляции следующим образом:

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t} q_{jj,t}}} \quad (9)$$

Как при оценке параметров одномерных GARCH-моделей, так и при оценке параметров a и b в (6) используется метод максимального правдоподобия в предположении нормального распределения (более подробно см. Engle (2002))

Алгоритм TVP-correlation

Основным методом оценки динамической корреляции выступает алгоритм TVP-correlation (Моисеев, Айвазян, 2025), основанный на модели TVP-регрессии со стохастической волатильностью. Рассматривается модель с одной факторной переменной x, динамически влияющей на зависимую переменную (т. е. коэффициенты регрессии меняются во времени):

$$z_t = a_{0t} + a_{1t} \cdot x_t + \varepsilon_t, \quad (10)$$

где z_t – наблюдаемая зависимая переменная в момент времени t, x_t – наблюдаемый одномерный фактор, a_{0t} и a_{1t} – изменяющиеся во времени коэффициенты регрессии (свободный член и коэффициент наклона соответственно), а $\varepsilon_t \sim N\left(0, \sigma_t^2\right)$ – случайная ошибка.

$$a_t = a_{t-1} + u_t, \quad (11)$$

где $a_k = \left(a_{0k}, a_{1k}\right)$, и $u_t \sim N(0, \Sigma)$.

$$\begin{aligned} \sigma_t^2 &= \gamma \exp\left(h_t\right), \\ h_{t+1} &= \varphi h_t + \eta_t, \\ \eta_t &\sim N\left(0, \sigma_\eta^2\right), \\ t &= 0, \ldots, n-1. \end{aligned} \quad (12)$$

Корреляция r_t между z_t и x_t может быть рассчитана с использованием известного свойства регрессии следующим образом:

$$r_t = \frac{a_{1t} \cdot \sigma_{xt}}{\sigma_{zt}}, \quad (13)$$

где σ_{xt} и σ_{zt} – стандартные отклонения x_t и z_t соответственно, и a_{1t} – изменяющийся во времени коэффициент наклона из уравнения (10).

Предполагая, что x_t и ε не коррелируют, и используя свойства дисперсии, получаем:

$$r_t = \frac{a_{1t} \cdot \sigma_{xt}}{\sqrt{a_{1t}^2 \cdot \sigma_{xt}^2 + \sigma_{zt}^2}}. \quad (14)$$

Динамика изменяющихся во времени коэффициентов и стохастической волатильности естественным образом описывается в рамках представления пространства состояний. В следующем разделе дается формальное описание этого представления.

Представление модели TVP-correlation в виде модели пространства состояний

Модель с изменяющимися во времени параметрами и стохастической волатильностью может быть эффективно представлена как модель пространства состояний, которая состоит из двух ключевых уравнений: уравнения наблюдения и уравнения состояния (Nakajima, 2011). Уравнение наблюдения описывает связь между наблюдаемыми данными и ненаблюдаемыми переменными состояния (в данном случае – изменяющимися во времени параметрами).

Модель пространства состояний является хорошим инструментом для анализа динамических систем. Если предположить, что дисперсия ошибок модели постоянна, модель становится линейной и гауссовской, что позво-

ляет оптимально оценивать ненаблюдаемые переменные состояния с помощью фильтра Калмана. Однако ключевой особенностью современных макроэкономических и финансовых данных является кластеризация волатильности. Игнорирование этой характеристики может привести к неэффективным оценкам и ошибочным выводам. Чтобы учесть этот эффект, мы включаем в модель стохастическую волатильность, что делает модель нелинейной, а стандартное оценивание методом максимального правдоподобия – вычислительно очень затратным.

Байесовский вывод и методы MCMC

Для преодоления вычислительных трудностей, связанных с оцениванием нелинейной модели TVP-correlation со стохастической волатильностью, мы применяем байесовский подход с использованием методов MCMC. Байесовский вывод обеспечивает целостную основу для оценивания моделей со сложной структурой и латентными переменными. Основной принцип заключается в объединении априорной информации о параметрах с информацией, содержащейся в данных, для формирования апостериорного распределения.

Пусть θ – вектор, представляющий собой все неизвестные параметры модели. Пусть $\pi(\theta)$ обозначает априорную плотность, которая отражает убеждения исследователя о параметрах до наблюдения данных. Функция правдоподобия, обозначаемая $L(y|\theta)$, обобщает информацию о θ, содержащуюся в наблюдаемых данных y. Согласно теореме Байеса, апостериорное распределение $\pi(\theta|y)$ пропорционально произведению правдоподобия и априорного распределения:

$$\pi(\theta|y)=\frac{L(y|\theta)\pi(\theta)}{\int L(y|\theta)\pi(\theta)d\theta}\propto L(y|\theta)\pi(\theta).$$

Знаменатель $\int L(y|\theta)\pi(\theta)d\theta$ представляет собой нормирующую константу (или маржинальное правдоподобие), которая гарантирует, что апостериорное распределение интегрируется в единицу. В сложных моделях, таких как TVP-correlation со стохастической волатильностью, этот интеграл часто не имеет аналитического решения, что означает, что апостериорное распределение не может быть выражено в замкнутой форме. Именно в таких случаях методы MCMC становятся незаменимыми. Алгоритмы MCMC позволяют получать выборку из распределения вероятностей, не зная его нормирующей константы. Строится марковская цепь, стационарное распределение которой совпадает с целевым апостериорным распределением. После сходимости цепи полученные реализации рассматриваются как зависимая выборка из этого распределения и используются для последующего статистического анализа (например, для расчета апостериорных средних, стандартных отклонений и доверительных интервалов).

Одним из наиболее популярных и мощных алгоритмов MCMC является сэмплер Гиббса. Он особенно полезен, когда модель может быть разбита на блоки параметров, для каждого из которых известно условное апостериорное распределение (т. е. распределение одного блока при условии всех остальных и данных). Алгоритм для вектора параметров, разбитого на d блоков $\theta=(\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_d)$, выглядит следующим образом:

1. Инициализируем алгоритм произвольными начальными значениями: $\theta^{(0)}=(\theta_1^{(0)},\theta_2^{(0)},\ldots,\theta_d^{(0)})$. Устанавливаем $i=1$.

2. Имея текущее состояние $\theta^{(i-1)}$, генерируем следующее состояние $\theta^{(i)}$ путем выборки из каждого условного апостериорного распределения, всегда используя самые последние значения обусловливающих параметров:

– получаем $\theta_1^{(i)}$ из $\pi(\theta_1|\theta_2^{(i-1)},\theta_3^{(i-1)},\ldots,\theta_d^{(i-1)})$;

– получаем $\theta_2^{(i)}$ из $\pi(\theta_2|\theta_1^{(i)},\theta_3^{(i-1)},\ldots,\theta_d^{(i-1)})$;

– получаем $\theta_d^{(i)}$ из $\pi(\theta_d|\theta_1^{(i)},\theta_2^{(i)},\ldots,\theta_{d-1}^{(i)})$.

3. Устанавливаем $i=i+1$ и повторяем шаг 2 большое количество итераций.

Последовательность $\{\theta^{(1)},\theta^{(2)},\ldots,\theta^{(M)}\}$ образует марковскую цепь с искомым стационарным распределением. При соответствующих условиях регулярности эмпирическое распределение полученных реализаций сходится к истинному апостериорному распределению по мере роста M.

Алгоритм MCMC для модели TVP-correlation

Для модели TVP-correlation со стохастической волатильностью мы задаем априорные плотности для всех неизвестных параметров, обозначаемые как $\pi(\theta)$. Затем цель состоит в том, чтобы получить выборку из совместного апостериорного распределения $\pi(a,h,\theta|y)$, где a представляет всю историю изменяющихся во

времени коэффициентов, а h – всю историю стохастических волатильностей. Реализуемый нами алгоритм MCMC представляет собой многошаговый сэмплер, который итеративно выполняет выборку из полных условных апостериорных распределений параметров и латентных переменных.

Упрощенная версия алгоритма имеет следующую структуру:

1. Инициализировать θ, α и h.
2. Сэмплировать $\alpha \mid \Sigma, \gamma, h, y$.
3. Сэмплировать $\Sigma \mid \alpha$.
4. Сэмплировать $h \mid \gamma, \varphi, \sigma_\eta, \alpha, z$.
5. Сэмплировать $\varphi \mid \sigma_\eta, h$.
6. Сэмплировать $\sigma_\eta \mid \varphi, h$.
7. Сэмплировать $\gamma \mid \alpha, h, z$.
8. Перейти к шагу 2.

Этот итеративный процесс повторяется тысячи раз. После того как мы отбрасываем начальные итерации (burn-in-период), необходимые для достижения сходимости, оставшиеся сэмплы можно рассматривать как выборку из совместного апостериорного распределения параметров.

Оценка корреляции

На основе полученных полных условных распределений мы строим сэмплер Гиббса, который позволяет последовательно генерировать выборочные значения всех параметров модели. После удаления начальных итераций (burn-in-периода), необходимых для сходимости марковской цепи, мы усредняем оставшиеся реализации, получая таким образом точечные оценки искомых параметров.

Пусть $\hat{a}_{1t}$ – оценка коэффициента a_{1t}, а $\hat{\sigma}_t^2$ – оценка дисперсии σ_t^2. Тогда, учитывая (13), корреляция в момент времени t оценивается следующим образом:

$$\hat{r}(t) = E\left(\frac{\hat{a}_{1t}\hat{\sigma}_x[t]}{\sqrt{\hat{a}_{1t}^2\hat{\sigma}_x^2[t] + \hat{\sigma}_t^2}} \right), \qquad (15)$$

где $\hat{\sigma}_x[t]$ – оценки $\sigma_x[t]$, полученные из GARCH-модели для переменной x.

Доверительные интервалы с заданным уровнем значимости могут быть вычислены с использованием функции квантилей эмпирического распределения в уравнении (15).

Результаты

Исходные данные и предварительный анализ

Использованы месячные данные за период с февраля 1995 г. по январь 2026 г. (N = 372). Месячная инфляция в РФ получена из таблиц СтатБюро[1]. Курс USD/RUB взят с портала Investing.com[2] в виде цены закрытия на 1-е число каждого месяца. Выбор неофициальных агрегированных источников обусловлен необходимостью получить согласованный помесячный ряд максимальной длины в едином формате; при этом для инфляции используются те же месячные темпы прироста, что публикуются в открытых таблицах на основе данных Росстата. Для анализа применяются темпы изменения курса (процентное изменение к цене предыдущего месяца) и месячная инфляция в процентах. Описательная статистика и тесты стационарности представлены в табл. 1, 2.

[1] URL: https://www.statbureau.org/ru/russia/inflation-tables

[2] URL: https://ru.investing.com/currencies/usd-rub-historical-data

Таблица 1

Описательная статистика рядов

Показатель	Среднее	Ст. откл.	Мин.	Макс.
Курс USD/RUB, руб.	41,84	25,01	4,41	113,50
Инфляция, % м/м	1,18	2,44	−0,54	38,43
Изменение курса, % м/м	0,96	6,33	−16,34	61,06

Таблица 2

Тесты стационарности ADF и KPSS

Ряд	ADF	p-value (ADF)	Вывод ADF	KPSS	p-value (KPSS)	Вывод KPSS
Курс (уровень)	−1,06	0,730	нестационарен	2,76	0,010	нестационарен
Инфляция, % м/м	−7,25	<0,001	стационарен	1,21	0,010	нестационарен
Изменение курса, % м/м	−13,10	<0,001	стационарен	0,25	0,100	стационарен

Для уровня курса оба теста согласно указывают на нестационарность. Для темпов изменения курса – на стационарность. Для инфляции выводы тестов расходятся, что может отражать структурные сдвиги в 1990-х гг. и посткризисные эпизоды. В основном анализе используются месячные темпы прироста.

На рис. 1 представлена динамика уровней и темпов прироста инфляции и курса USD/RUB. Первая половина выборки характеризуется высокой инфляцией и волатильностью курса; после 2000-х гг. наблюдается снижение инфляции при периодических курсовых шоках (1998, 2008–2009, 2014–2015, 2020, 2022 гг.).

Для определения временной структуры связи рассчитана кросс-корреляционная функция (CCF) между темпами изменения курса и инфляцией для лагов от −24 до +24 месяцев (рис. 2). Стандартные ошибки оценены на уровне значимости 5 %. Результаты представлены в табл. 3.

Статистически значимы только неотрицательные лаги от 0 до 5 месяцев; максимум достигается при лаге 1 ($\rho = 0{,}536$), что подтверждает гипотезу H2 об опережении курса. С лага 6 связь не значима. Таким образом, влияние курсовых изменений на инфляцию реализуется преимущественно в горизонте от нуля до пяти месяцев, с наибольшей силой – в текущем и следующем месяце.

На рис. 3, 4 представлены оценки динамической корреляции при лагах 0 и 1 месяц. На всем периоде наблюдается выраженная нестабильность: пики положительной корреляции приходятся на кризисы 1998, 2008–2009, 2014–2015 и 2022 гг., что подтверждает гипотезу H1. В периоды относительной стабильности (2016–2019, 2023–2025) корреляция по методу скользящего окна и TVP-correlation снижается и может принимать отрицательные значения. Экономически это может отражать успешное таргетирование инфляции, накопление курсового запаса прочности и снижение доли импорта в потребительской корзине. Рост корреляции в кризисы может быть связан с паникой на валютном рынке, сдвигом в структуре импорта и ограниченной временной нейтрализацией курсовых шоков денежно-кредитной политикой.

Сопоставление трех методов показало, что их траектории качественно совпадают в кризисные пики, но количественно различаются. Корреляция Пирсона между рядами динамической корреляции (табл. 4): TVP-correlation и скользящее окно – 0,30 ($p < 0{,}01$); DCC-GARCH и скользящее окно – 0,20 ($p < 0{,}01$); TVP-correlation и DCC-GARCH – 0,05 ($p = 0{,}36$, незначимо). Следовательно, гипотеза H3 подтверждается частично: пики совпадают, но уровни оценок различаются; предложенный алгоритм ближе к скользящему окну, чем к DCC-GARCH.

Обсуждение результатов

Полученные результаты согласуются с выводами зарубежных исследований о непостоянстве exchange rate pass-through (Choudhri & Hakura, 2006; Mihaljek & Klau, 2008; Frankel et al., 2012; Shintani et al., 2013; Ca'Zorzi et al.,

Таблица 3

Кросс-корреляция инфляции и изменения курса USD/RUB

Лаг, мес.	ρ	SE	z	p-value	Значима 5 %
−1	0,049	0,052	0,95	0,342	нет
0	0,490	0,052	9,46	<0,001	да
1	0,536	0,052	10,32	<0,001	да
2	0,180	0,052	3,47	<0,001	да
3	0,221	0,052	4,25	<0,001	да
4	0,232	0,052	4,44	<0,001	да
5	0,136	0,052	2,61	0,009	да
6	0,069	0,052	1,32	0,186	нет

Таблица 4

Корреляция Пирсона между оценками динамической корреляции

	TVP-correlation	DCC-GARCH	Скользящее окно
TVP-correlation	1,000	0,047	0,300
DCC-GARCH	0,047	1,000	0,201
Скользящее окно	0,300	0,201	1,000

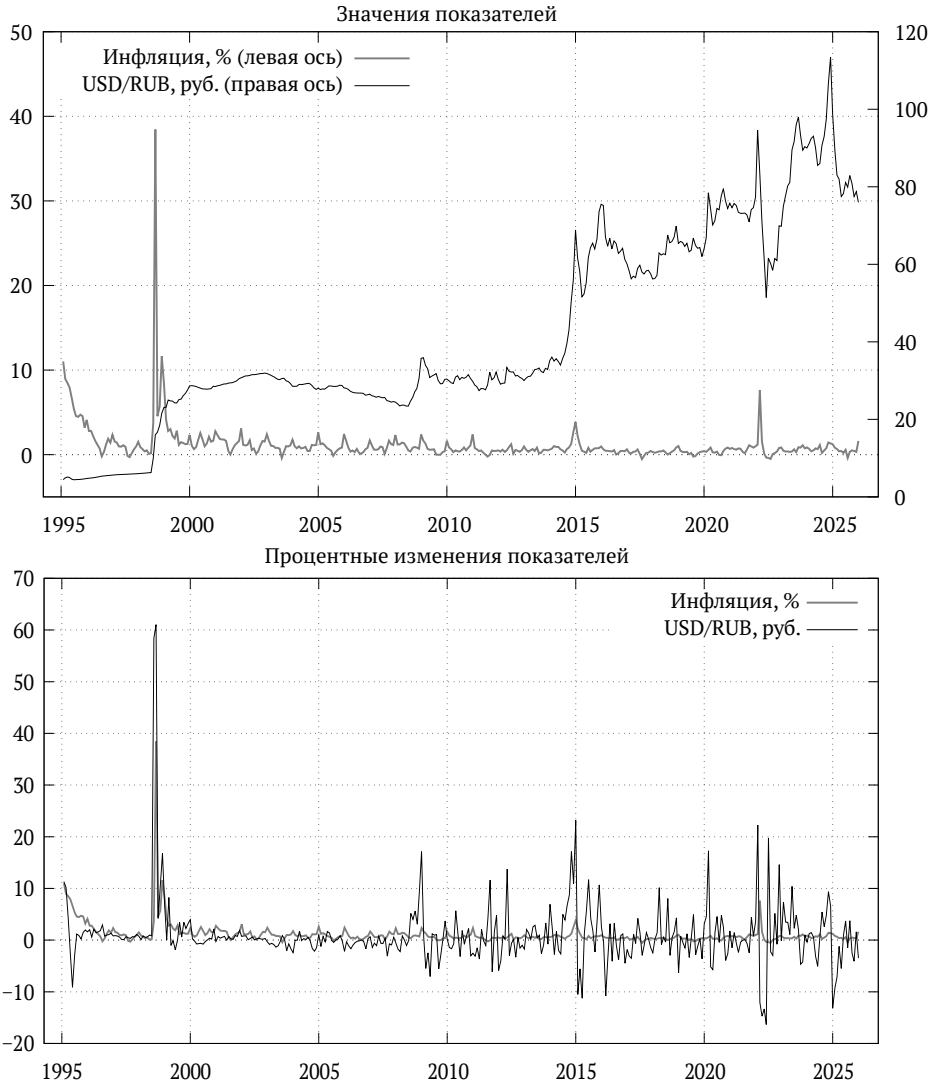

Рис. 1. Исходные данные курса USD/RUB и инфляции в период 1995–2026 гг., а также их приросты

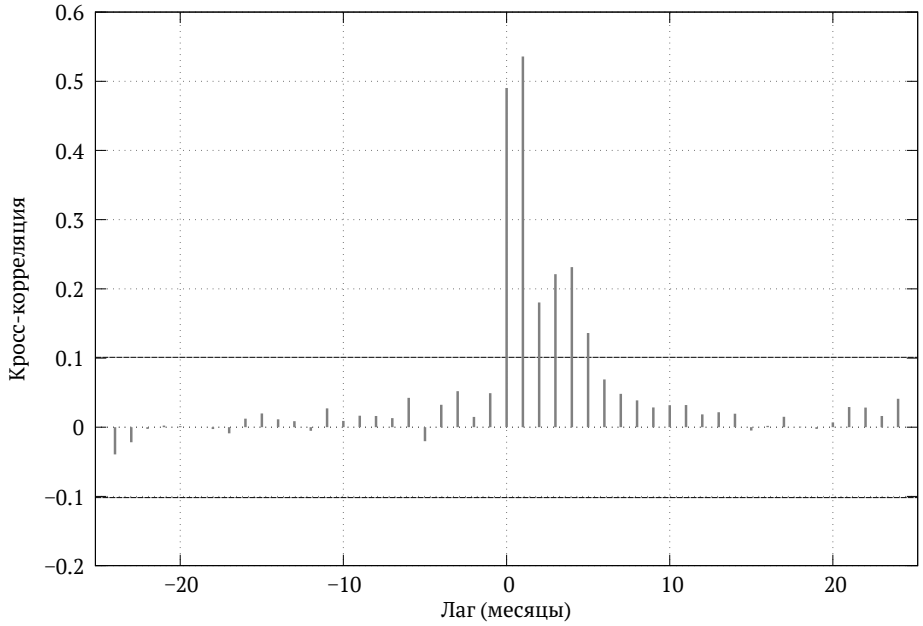

Рис. 2. Кросс-корреляция курса USD/RUB и инфляции

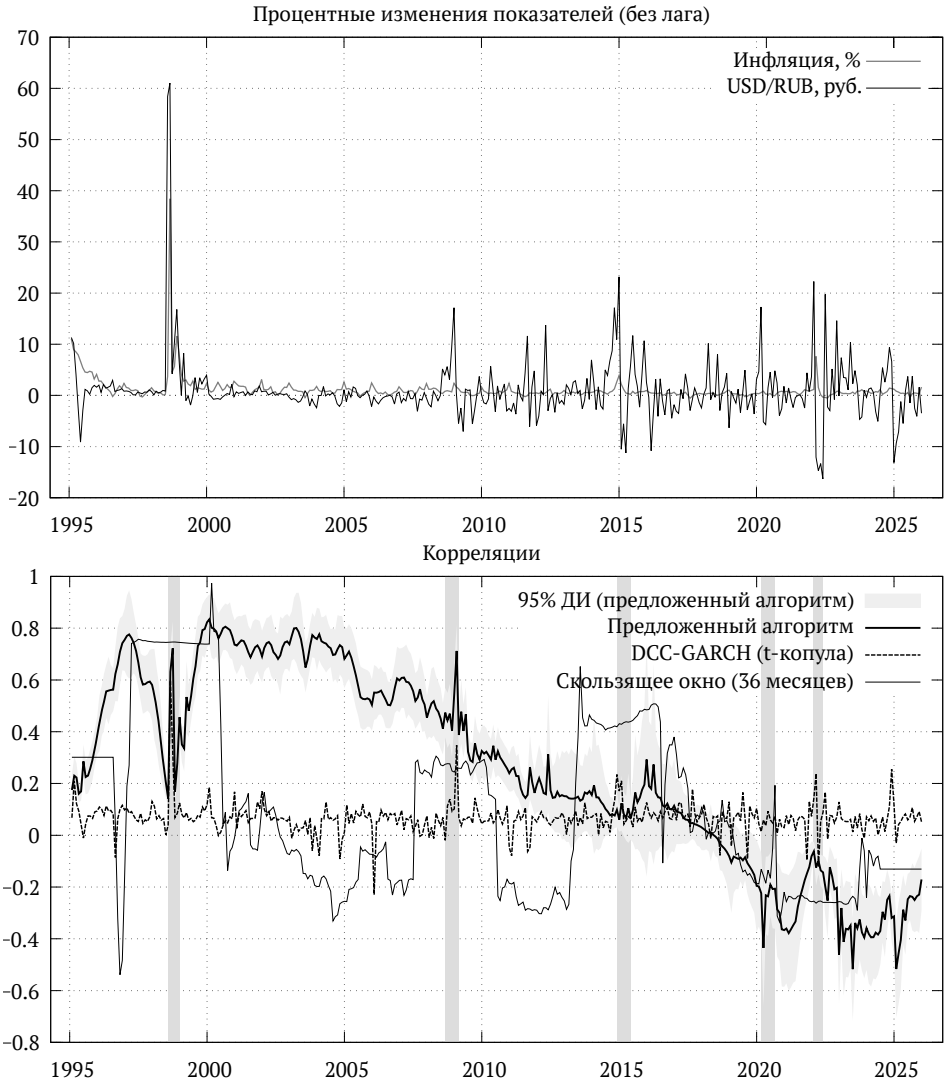

Рис. 3. Корреляция между курсом USD/RUB и инфляцией (лаг = 0)

2020) и работами о российской экономике, фиксирующими усиление трансмиссии курса в кризисные периоды (Корищенко, Пильник, 2016; Пономарев и др., 2014; Симбирёва, 2024; Узденова, Урусов, 2024; Eliseev et al., 2023; Яроменко и др., 2022). По сравнению с классическим DCC-GARCH предложенный алгоритм позволяет строить доверительные интервалы для динамической корреляции в байесовской постановке. Ограничения исследования: анализируется парная связь «курс – инфляция» без учета денежной массы, ключевой ставки и цен на нефть; для инфляции тесты стационарности неоднозначны. Практическая значимость результатов заключается в возможности краткосрочного прогнозирования инфляции при резких курсовых движениях. Перспективным направлением для дальнейших исследований являются расширение модели дополнительными макропеременными и проверка устойчивости при альтернативных размерах скользящего окна и спецификациях волатильности.

Заключение

В работе проанализирована динамическая корреляция между инфляцией и обменным курсом USD/RUB в России за 1995–2026 гг. с применением TVP-correlation, DCC-GARCH и скользящего окна. Подтверждено непостоянство связи и ее усиление в кризисные эпизоды. Кросс-корреляционный анализ выявил статистически значимое опережение курса на горизонте 0–5 месяцев с максимумом при лаге 1. Полученные результаты свидетельствуют о выраженной нестационарности корреляционной связи между рассматриваемыми показателями. На всем временном промежутке наблюдаются

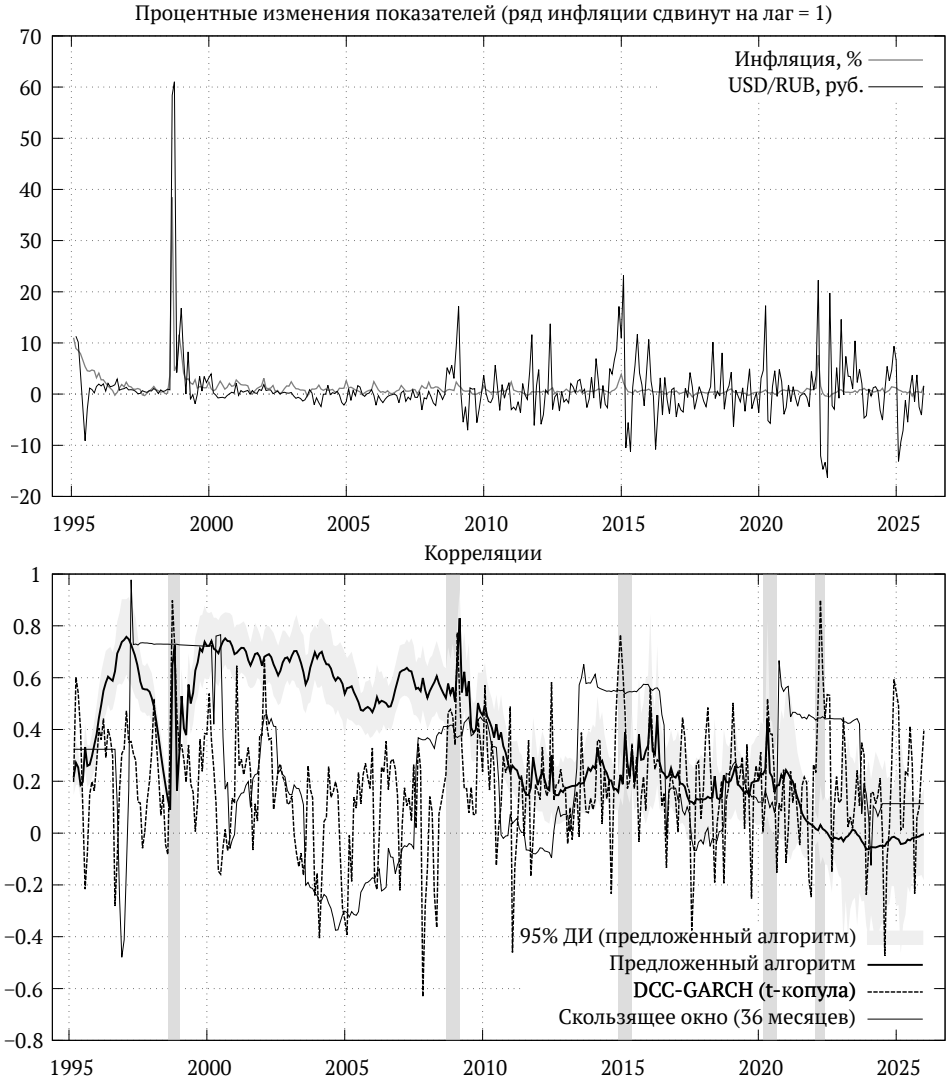

Рис. 4. Корреляция между курсом USD/RUB и инфляцией (лаг = 1)

периоды резкого усиления положительной корреляции, приуроченные к кризисным эпизодам 1998, 2008–2009, 2014–2015 и 2022 гг., что подтверждает теоретические представления об усилении эффекта переноса валютного курса в цены в условиях макроэкономической нестабильности. В периоды относительной стабильности, напротив, корреляция снижается вплоть до отрицательных значений, указывая на доминирование иных факторов инфляции, не связанных непосредственно с динамикой курса.

Сопоставление синхронной связи и связи с запаздыванием в один месяц показало, что временная структура переноса курсовых колебаний в цены не является фиксированной: в зависимости от конкретного исторического периода эффект может реализовываться как мгновенно, так и с задержкой. При этом высокая степень согласованности всех трех использованных методов подтверждает робастность полученных оценок.

Таким образом, проведенное исследование подтверждает гипотезу о нелинейном, кризисно-ориентированном характере взаимосвязи курса рубля и инфляции на длительном временном интервале. Полученные результаты могут быть использованы при разработке прогнозных моделей инфляции и при обосновании мер денежно-кредитной политики, особенно в периоды повышенной курсовой волатильности.

Источник финансирования

Данное исследование выполнено в рамках государственного задания в сфере научной деятельности Министерства науки и высшего образования РФ на тему «Методы и алгоритмы искусственного интеллекта в решении задач моделирования и прогнозирования динамики сложных социально-экономических систем», проект № FSSW-2026-0004.

Авторский вклад

Авторы внесли равный вклад в работу, представленную в статье.

Конфликт интересов

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Funding Source

This study was carried out within the framework of the state assignment in the field of scientific activity of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation on the topic “Artificial intelligence methods and algorithms in solving problems of modeling and forecasting the dynamics of complex socio-economic systems”, project No. FSSW-2026-0004.

Contributions of the authors

The authors contributed equally to this article.

Conflict of Interest

The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Библиографический список

1. Корищенко, К. Н., & Пильник, Н. П. (2016). Оценка вклада основных факторов в динамику потребительских цен. *Глобальные рынки и финансовый инжиниринг*, *3*(1), 67–82. [Korishchenko, K. N., & Pilnik, N. P. (2016). Assessment of the impact of the main factors on the consumer price dynamics. *Global markets and financical engineering*, *3*(1), 67–82. (In Russian).] DOI: 10.18334/grfi.3.1.37065

2. Моисеев, Н. А., & Айвазян, Г. В. (2025). Алгоритм оценки динамической корреляции между временными рядами, связанными моделью TVP-регрессии. *Вестник Российского экономического университета им. Г. В. Плеханова*, *22*(3), 34–40. [Moiseev, N. A., & Aivazian, G. V. (2025). Algorithm of assessing dynamic correlation between time series connected by tvp-regression model. *Plekhanov Russian University of Economics*, *22*(3), 34–40. (In Russian).] DOI: 10.21686/2413-2829-2025-3-34-40

3. Пономарев, Ю. Ю., Трунин, П. В., & Улюкаев, А. В. (2014). Эффект переноса динамики обменного курса на цены в России. *Вопросы экономики*, (3), 21–35. [Ponomarev, Y. Y., Trunin, P. V., & Ulyukayev, A. V. (2014). Exchange Rate Pass-through in Russia. *Voprosy Ekonomiki*, (3), 21–35. (In Russian).]

4. Симбирёва, М. В. (2024). Ключевая ставка банка России в условиях санкций. *Инновационная наука*, (6–1), 118–119. [Simbiryova, M. V. (2024). The key rate of the Bank of Russia under sanctions. *Innovation science*, (6–1), 118–119. (In Russian).]

5. Синельников-Мурылев, С. Г., Перевышин, Ю. Н., & Трунин, П. В. (2020). Различия темпов роста потребительских цен в российских регионах: эмпирический анализ. *Экономика региона*, *16*(2), 479–493. [Sinelnikov-Murylev, S. G., Perevyshin, Yu. N., & Trunin, P. V. (2020). Inflation Differences in the Russian Regions: an Empirical Analysis. *Economy of Region*, *16*(2), 479–493. (In Russian).] DOI: 10.17059/2020-2-11

6. Узденова, Ф. М., & Урусов, М. И. (2024). Процентная ставка Центрального банка Российской Федерации, инфляция и спрос. *Естественно-гуманитарные исследования*, (2), 353–356. [Uzdenova, F. M., & Urusov, M. I. (2024). Interest rate of the Central Bank of the Russian Federation, inflation and demand. *Natural Sciences and humanities research*, (2), 353–356. (In Russian).]

7. Яроменко, Н. Н., Вейсова, А. Д., & Катаев, Т. А. (2022). Инфляция: причины возникновения и последствия. Анализ ИПЦ, как показателя инфляции. *Естественно-гуманитарные исследования*, (40(2)), 333–337. [Yaromenko, N. N., Veysova, A. D., & Kataev, T. A. (2022). Inflation: causes and consequences. Analysis of the CPI as an indicator of inflation. *Natural and Humanitarian Research*, (40(2)), 333–337. (In Russian).]

8. Ca’Zorzi, M., Hahn, E., & Sánchez, M. (2007). Exchange rate pass-through in emerging markets. DOI: 10.2139/ssrn.970654

9. Choudhri, E. U., & Hakura, D. S. (2006). Exchange rate pass-through to domestic prices: does the inflationary environment matter*? Journal of international Money and Finance*, *25*(4), 614–639.

10. Eliseev, A., Novak, A., & Shulgin, A. (2023). Long-Term Exchange Rate Pass-Through to Prices. *Russian Journal of Money and Finance*, *82*(2), 21–51.

11. Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models.

Journal of business & economic statistics, *20*(3), 339–350.

12. Fakhfekh, M., Jeribi, A., Ghorbel, A., & Hachicha, N. (2023). Hedging stock market prices with WTI, Gold, VIX and cryptocurrencies: a comparison between DCC, ADCC and GO-GARCH models. *International Journal of Emerging Markets*, *18*(4), 978–1006. DOI: 10.1108/ijoem-03-2020-0264

13. Frankel, J. A., Parsley, D., & Wei, Sh. J. (2012). Slow pass-through around the world: a new import for developing countries? *Open Economies Review*, *23*(2), 213–251. DOI: 10.1007/s11079-011-9210-8

14. Golosov, M., & Lucas Jr, R. E. (2007). Menu costs and Phillips curves. *Journal of Political Economy*, *115*(2), 171–199.

15. Itskhoki, O., & Mukhin, D. (2021). Exchange rate disconnect in general equilibrium. *Journal of Political Economy*, *129*(8), 2183–2232. DOI: 10.1086/714447

16. Koop, G., & Korobilis, D. (2014). A new index of financial conditions. *European Economic Review*, *71*, 101–116.

17. Mihaljek, D., & Klau, M. (2008). Exchange rate pass-through in emerging market economies: what has changed and why? *BIS papers*, *35*, 103–130.

18. Nakajima, J. (2011). Time-varying parameter VAR model with stochastic volatility: An overview of methodology and empirical applications. *Monetary and Economic Studies*, *29,* 107–142.

19. Rubaszek, M. (2004). A model of balance of payments equilibrium exchange rate. *Eastern European Economics*, *42*(3), 5–22.

20. Shintani, M., Terada-Hagiwara, A., & Yabu, T. (2013). Exchange rate pass-through and inflation: A nonlinear time series analysis. *Journal of international Money and Finance*, *32*, 512–527.

Моисеев Никита Александрович, д-р экон. наук, доцент, Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова, Москва, Российская Федерация

E-mail: Moiseev.na@rea.ru

ORCID ID: 0000-0002-5632-0404

Айвазян Григорий Витальевич, аспирант, Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова, Москва, Российская Федерация

E-mail: Aivazian.Grigory25@yandex.ru

ORCID ID: 0009-0008-2625-9332

Получена 20.03.2026

Получена в доработанном виде 26.06.2026

Одобрена 30.07.2026

Nikita A. Moiseev, Dr. Sci. (Econ.), Assoc. Prof., Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russian Federation

E-mail: Moiseev.na@rea.ru

ORCID ID: 0000-0002-5632-0404

Grigory V. Aivazian, Postgraduate Student, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russian Federation

E-mail: Aivazian.Grigory25@yandex.ru

ORCID ID: 0009-0008-2625-9332

Received 20.03.2026

Revisited 26.06.2026

Accepted 30.07.2026