

ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ТЕОРИЯ

Ф. С. Картаев¹

МГУ имени М. В. Ломоносова (Москва, Россия)

М. Н. Беседовская²

МГУ имени М. В. Ломоносова (Москва, Россия)

УДК: 336.748.12

doi: 10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-2

ПОЛЕЗНА ЛИ КРИВАЯ ФИЛЛИПСА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНФЛЯЦИИ В РОССИИ?³

В работе проанализирован опыт применения кривой Филлипса для моделирования инфляции в России с учетом специфических особенностей отечественного рынка труда. На основе российских данных за период с 2000 по 2022 г. построен широкий спектр моделей прогнозирования инфляции как основанных на кривой Филлипса, так и альтернативных. В качестве эконометрического инструментария использованы модели авторегрессии со скользящим средним в остатках с учетом сезонности (SARIMA) и их обобщения, авторегрессионные модели распределенных лагов (ARDL) и их обобщения, а также другие методы оценивания. В ходе моделирования использованы данные об инфляции, инфляционных ожиданиях, динамике производства, безработицы, заработной платы, валютных курсов, денежной массы и других переменных. Модели сопоставлены на основе точности однопериодных и многопериодных вневыборочных прогнозов. На основе результатов моделирования получен вывод о том, что одномерные модели хорошо работают в периоды стабильности экономической динамики, однако проигрывают в своей прогностической силе «треугольной» кривой Филлипса в кризисные годы. Сопоставление моделей для прогнозирования инфляции показывает, что в условиях устойчивой экономической ситуации более надежный прогноз дают одномерные модели. Однако в условиях структурной трансформации, с которой российская экономика столкнулась в 2022 г., максимальное качество прогноза демонстрируют «треугольные» модели кривой Филлипса. Хотя в условиях ускорения инфляции в 2022 г., очевидно, снижается точность любых прогнозных уравнений, однако «треугольная» модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов индекса

¹ Картаев Филипп Сергеевич — д.э.н., заведующий кафедрой микро- и макроэкономического анализа, Экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова; e-mail: kartaev@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5973-3776.

² Беседовская Мария Николаевна — ассистент кафедры микро- и макроэкономического анализа, Экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова; e-mail: bemn19a@econ.msu.ru, ORCID: 0009-0005-1353-4022.

³ Публикация выполнена в рамках программы внутренних грантов экономического факультета МГУ имени М. В. Ломоносова

© Картаев Филипп Сергеевич, 2023 

© Беседовская Мария Николаевна, 2023 

промышленного производства демонстрирует наилучшие результаты. Этот вывод остается устойчивым к изменению длины временного ряда, используемого для прогнозирования, а также к изменению горизонта прогнозирования.

Ключевые слова: инфляция, инфляционные ожидания, кривая Филлипса, прогнозирование.

Цитировать статью: Картаев, Ф. С., & Беседовская, М. Н. (2023). Полезна ли кривая Филлипса для прогнозирования инфляции в России? *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, 58(6), 24–43. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-2>.

Ph. S. Kartaev

Lomonosov Moscow State University (Moscow, Russia)

M. N. Besedovskaya

Lomonosov Moscow State University (Moscow, Russia)

JEL: C53, E31, E47

IS THE PHILLIPS CURVE USEFUL FOR FORECASTING INFLATION IN RUSSIA?

The paper analyzes the experience of using the Phillips curve to model inflation in Russia, taking into account the specific features of domestic labor market. Based on Russian data for the period from 2000 to 2022, a wide range of inflation forecasting models has been built: both based on the Phillips curve and alternative ones. The econometric tools used are autoregression models with a moving average in the residuals taking into account seasonality (SARIMA) and their generalizations; autoregression models of distributed lags (ADL) and their generalizations; as well as other estimation methods. During the simulation, we use data on inflation, inflation expectations, production dynamics, unemployment, wages, exchange rates, money supply and other variables. The models are compared drawing on the accuracy of single-period and multi-period out-of-sample forecasts. The modelling results allows us to conclude that one-dimensional models work well during the periods of stable economic dynamics, but lose in their predictive power to the “triangular” Phillips curve in crisis years. Comparison of models for forecasting inflation shows that in a stable economic situation, one-dimensional models provide a more reliable forecast. However, in the context of structural transformation faced by the Russian economy in 2022, the “triangular” models of the Phillips curve demonstrate maximum quality of the forecast. Although the acceleration of inflation in 2022 obviously reduces the accuracy of any forecast equations, however, the “triangular” model based on the lags in inflation, unemployment and the index of industrial production demonstrates the best results. This conclusion remains stable to changes in the length of the time series used for forecasting, as well as to changes in forecasting horizon.

Keywords: inflation, inflation expectations, Phillips curve, forecasting.

To cite this document: Kartaev, Ph. S., & Besedovskaya, M. N. (2023). Is the Phillips curve useful for forecasting inflation in Russia? *Lomonosov Economics Journal*, 58(6), 24–43. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-2>.

Введение

Высокие темпы инфляции, которые, как казалось многим экономистам, больше не опасны для развитых стран, в 20-е гг. XXI в. снова стали насущной проблемой. В США в 2022 г. годовая инфляция достигла уровня 6,5% (в 2021 г. темпы инфляции составили 7% впервые с 1970-х гг.), в странах Евросоюза — 10,4%, в России — 12%, а в среднем по миру составила 8,8%. Причина роста — долгосрочные последствия коронакризиса 2020 г., когда мягкая кредитно-денежная политика, проводимая денежными властями по всему миру для поддержки экономики в период пандемии и локдаунов, сочеталась с нарушением цепочек поставок и общим сокращением производства. Шок предложения, а также повышенные инфляционные ожидания привели к росту инфляции в большинстве стран в 2021 г. В рамках продолжающейся поддержки экономики большинство центральных банков не ужесточали монетарную политику в течение 2021 г., меры против повышения инфляции не были приняты. Сложная геополитическая ситуация, рост неопределенности и разрыв цепочек поставок в 2022 г. спровоцировали увеличение цен на энергоносители, а летом 2022 г. — на продовольствие, что вызвало очередной виток инфляции.

В России на протяжении последних 30 лет инфляция в среднем оставалась сравнительно высокой, поэтому инфляционный шок, спровоцированный кризисом 2020 г., для российских денежных властей был гораздо менее уникальным вызовом, чем для их зарубежных коллег. По прогнозам Банка России, сделанным на момент начала пандемии, к концу 2020 г., инфляция достигла бы целевого значения в диапазоне от 3,8 до 4,8% и в будущем осталась бы на этом уровне (ЦБ, 2020). Однако коронакризис, рост неопределенности и меры по поддержке экономики привели к росту инфляции и инфляционных ожиданий в 2020 г. Именно поэтому уже в начале 2021 г. ЦБ РФ начал повышать ключевую ставку, ужесточая кредитно-денежную политику (ЦБ, 2021), в то время, когда большинство развитых стран еще не начинали борьбу с непривычным им ускорением инфляции. Такая консервативная политика помогла Банку России избежать гиперинфляции в 2022 г., однако в настоящее время темпы роста общего уровня цен превышают целевой уровень и в России тоже.

В сложившихся условиях важность точного прогнозирования инфляции в мире в целом и в России в частности увеличилась. Поэтому целесообразно вернуться к этой задаче. Одним из естественных методов ее решения выступает предсказание инфляции на основе кривой Филлипса, оцененной при помощи того или иного метода, однако в последние годы альтернативные подходы эконометрики и машинного обучения постепенно становятся более популярными, демонстрируя хорошую прогностическую силу. В связи с этим мы в своей работе решили исследовать, полезна ли кривая Филлипса для прогнозирования инфляции в России в условиях современной структурной трансформации, и, если полезна,

то какая именно из ее многочисленных модификаций подходит для этого наилучшим образом.

Следует подчеркнуть, что в данном контексте под кривой Филлипса подразумеваются не только традиционная версия, отражающая связь между инфляцией и безработицей, но и ее более современные модификации. Мы будем использовать определение Дж. Стока и М. Ватсона, которые относят к моделям для прогнозирования инфляции на основе кривой Филлипса уравнения, включающие переменные деловой активности (например, показатели рынка труда и отклонение фактического выпуска от его потенциального уровня), а также переменные, отражающие ожидания экономических агентов (Stock, Watson, 2007).

Работа организована следующим образом: в первом разделе обсуждаются доступный в литературе опыт использования кривой Филлипса для предсказания инфляции в России и особенности отечественной экономики, которые важны для выбора подхода к прогнозированию. Во втором и третьем разделах содержится описание используемых нами моделей и данных. Наконец, в четвертом разделе приводятся результаты сопоставления различных способов прогнозирования российской инфляции и их интерпретация.

Опыт оценки российской кривой Филлипса

Модели для прогнозирования инфляции могут быть разделены на два типа: одномерные и многомерные. Одномерные — модели, использующие только данные о предыстории инфляции и не использующие информацию о других переменных. Например, модели случайного блуждания или авторегрессии. Многомерные — модели, использующие также информацию о других переменных, которые могут оказывать влияние на темпы роста общего уровня цен. К этому типу, очевидно, относятся и модели на основе кривой Филлипса.

Эмпирические исследования не пришли к консенсусу по вопросу превосходства определенного типа моделей по качеству прогнозирования инфляции. В литературе встречаются аргументы, подтверждающие как доминирование моделей из первой группы (Atkeson, Ohanian, 2001; Stock, Watson, 2008), так и превосходство моделей из второй группы (Wright, 2009; Atkinson, Koenig, 2012). По всей видимости, выбор модели определяется страновыми особенностями и особенностями временного периода. Поэтому в последнем десятилетии «борьба» между этими подходами прекратилась, а исследователи все чаще используют модели из обеих групп и их комбинации.

Применительно к России следует отметить, что, начиная с 2014 г., когда состоялся переход к режиму инфляционного таргетирования, популярность работ, занимающихся прогнозированием инфляции при помощи различных методов, возросла. Так, за последние пять лет исследо-

ватели использовали ARIMA, VAR и модели на основе кривой Филлипса, DMA и BMA, а также методы машинного обучения (Байбуза, 2018; Стырин, 2019; Павлов, 2020; Saul, 2021; Gasparian et al., 2021).

При оценке качества прогнозов инфляции в качестве базового прогноза, с которым они сравнивают свои модели, авторы указанных работ обычно используют случайное блуждание или AR(1) процесс. Качество моделей в этих статьях превосходит базовый уровень бенчмарка, но о кросс-сравнении в этом случае говорить сложно из-за различий в периодах оценивания и частоте данных. Кроме того, ситуацию усложняет то, что в различных статьях используются разные способы измерения ошибки прогноза: самыми популярными являются Mean Absolute Percentage Error (MAPE) и Root Mean Squared Error (RSME), но встречаются и другие. Таким образом, определить, какая модель точнее всего прогнозирует инфляцию в России на основе сопоставления уже проведенных исследований затруднительно.

На применении непосредственно традиционной кривой Филлипса для улучшения качества прогноза инфляции концентрируются авторы работ (Мавлютов, Орлов, 2017; Хабибуллин, 2019; Gasparian et al., 2021). Все они терпят неудачу в том смысле, что стандартная постановка кривой Филлипса (т.е. модель, в которой для предсказания инфляции используется разрыв между фактическим и натуральным уровнями безработицы) не превосходит по качеству альтернативные подходы.

Такой негативный результат можно объяснить рядом соображений. Во-первых, натуральный уровень безработицы NAIRU в России не рассчитывается на государственном уровне, как, например, в США, Великобритании и Европе, т.е. для применения этого метода прогнозирования инфляции каждый исследователь сначала должен самостоятельно оценить уровни NAIRU (Мавлютов, Орлов, 2017; Орлов, Постников, 2022). Это может приводить к неустойчивости результатов. Во-вторых, эмпирическая оценка NAIRU в России часто строится при помощи кривой Филлипса, т.е. учитывает в себе значения инфляции прошлых периодов, что, по существу, превращает модель кривой Филлипса в обычную авторегрессию.

Наконец, в-третьих, из-за специфических качеств российского рынка труда безработица слабо реагирует на изменение стадии делового цикла, что оставляет открытым вопрос о существовании кривой Филлипса в ее традиционной форме (Gimpelson, 2019; Орлов, Постников, 2022). Несмотря на то, что некоторые исследования подтверждают наличие связи между безработицей и инфляцией в России в краткосрочном периоде (Зубарев, 2018), из-за особенностей трудовой политики российских компаний и специфических институциональных качеств российского рынка труда эта взаимосвязь может быть зашумлена. Главным способом реакции российского рынка труда на кризисы является изменение реальных зарплат (Gimpelson, 2019). Около трети фонда оплаты труда состоит из переменных выплат (премии и бонусы), поэтому в случае плохих финансовых резуль-

татов, в кризисной ситуации компания урезает эти переменные выплаты, но не сокращает штат сотрудников. Эта же особенность российского рынка труда приводит к тому, что реакцию безработицы на рецессию сложно заметить на официальных данных. В результате на российском рынке труда уже много лет сохраняется стабильно низкая безработица со слабой волатильностью. Свой вклад в устойчивость подобного равновесия также вносят крайне низкие пособия по безработице, так как люди, уволенные с работы, стремятся найти любую другую в кратчайшие сроки.

Еще одним фактором, влияющим на качество прогноза инфляции, является частые пересмотры макроэкономических показателей. Изменения и пересмотры возникают как из-за изменения методологии подсчета показателя (например, переход с ОКОНХ на ОКВЭД в 2005 г.), так и из-за поступления новых данных. Так, Д. Горностаев и др. проводят комплексный анализ пересмотров большинства макроэкономических показателей Росстата (Горностаев и др., 2022). Он приходит к выводу, что такие пересмотры сильно влияют на качество прогнозов, основанных на первичных данных.

Доступные временные ряды инфляции, безработицы и других макроэкономических показателей в России гораздо короче, чем в США или европейских странах, что также осложняет получение надежных оценок коэффициентов в уравнениях для кривой Филлипса. Большинство исследований в России для прогнозирования инфляции используют данные с 2000 г., однако за это время экономика столкнулась с рядом существенных структурных изменений. Например, со сменой режима денежно-кредитной политики в 2014 г. Использовать данные только в рамках периода инфляционного таргетирования до настоящего времени было затруднительно из-за недостаточного количества наблюдений. В нашей работе, однако, мы это делаем, так как в текущий момент длину соответствующих временных рядов можно считать удовлетворительной.

Обращаясь непосредственно к результатам исследований на российских данных, начнем с работы (Гафаров, 2010), автор которой анализирует качество прогнозов инфляции трехфакторной модели на основе кривой Филлипса, включающей лаги инфляции, безработицы, обменного курса доллара и мировых цен на нефть, используя данные с 1997 по 2010 г. Он приходит к выводу о том, что на российском рынке существует отрицательная зависимость между уровнем инфляции и безработицы. Тем не менее автор не проводит сравнение качества этого прогноза с одномерными моделями.

В работе (Хабибуллин, 2019) автор рассматривает эффективность прогнозирования моделей на основе кривой Филлипса при помощи различных переменных реальной активности и разрывов выпуска. Для этого он использует квартальные и месячные данные с 2000 по 2018 г., в которые включены уровень инвестиций, экспорта и импорта, индекс промышленного производства, перевозок и строительства, индекс уверенности бизнеса (business confidence), прогноз Bloomberg как прокси ожи-

даний, цены на нефть и уровень безработицы. Автор оценивает качество вневыборочных прогнозов на 1, 3, 6, 12 месяцах и на 1, 2, 3, 4 кварталах на основе RMSE ошибок. Он приходит к выводу о том, что переменные реальной экономической активности не улучшают качество прогнозов для российской инфляции.

К. Стырин прогнозирует российскую инфляцию на основе DMA моделей, используя спецификацию, предложенную в работе (Коор, Korobilis, 2012). Месячные данные с 2002 по 2017 г. включают 97 показателей экономической активности, в том числе индексы цен на товары и услуги, переменные денег и кредита, показатели рынка труда, показатели реального сектора, финансового сектора (например, обменные курсы и процентные ставки), опросные индексы, показатели товарных рынков (например, цены на нефть, газ и пшеницу), показатели экономической активности в системно значимых экономиках. Оценка качества моделей производится на основе 1-, 2-, 3-, 4-, 5-, 6-месячных прогнозов. Автор приходит к выводу, что DMA прогнозы часто проигрывают по качеству прогнозам, полученных на основе одномерных моделей (UC-SV и AR(2)). Наиболее информативными предикторами оказались кредиты банков, заработная плата, денежный агрегат, опросные показатели, валютный курс и мировые цены на товары. При этом некоторые из предикторов лучше работают на краткосрочном периоде, а некоторые — на долгосрочном (Стырин, 2019).

В статье (Байбуза, 2018) автор изучает качество прогнозирования инфляции на основе различных методов машинного обучения, используя месячные данные с 2002 по 2018 г. Он приходит к выводу о том, что методы машинного обучения помогают улучшить качество прогнозов по сравнению с авторегрессионными моделями, при этом улучшение сильнее проявляется на коротком периоде прогнозирования. Предикторами с наибольшими весами в моделях оказались лаги инфляции, кредиты юридическим лицами и ключевая ставка.

Е. Павлов использовал для прогнозирования инфляции простые нейронные сети на месячных данных с 2002 по 2018 г. В качестве предикторов автор берет десять переменных экономической активности, а в качестве бенчмарка — AR (1). В результате нейронные сети превзошли линейные модели на долгосрочном горизонте прогнозирования. Ключевыми переменными для прогнозирования оказались ВВП, ключевая ставка, денежная масса и цена на нефть. Информативность предикторов меняется с изменением срока прогноза (Павлов, 2020).

Таким образом, наиболее часто в работах по прогнозированию российской инфляции используются и показывают точные прогнозы следующие предикторы: лаги инфляции и прокси для ожиданий инфляции в виде опросных показателей, показатели рынка труда (безработица и заработная плата) и показатели реальной экономической активности (ВВП или индексы производства), кредитные показатели, а также цены на нефть и валютные курсы.

Модели для прогнозирования инфляции

Для прогнозирования инфляции мы опираемся на три основные группы моделей: одномерные модели, модели на основе кривой Филлипса и прочие многомерные модели.

Одномерные модели — модели, в которых используется только один ряд данных: значения инфляции. Эта группа включает SARIMA модели, AR модели и «наивные» модели. В качестве бенчмарка мы используем модель AR(12) для первых разностей инфляции, что обусловлено месячной периодичностью наших данных.

Для того чтобы предположить наилучший вид одномерной модели для прогнозирования инфляции, мы строим эмпирические автокорреляционную функцию и частную автокорреляционную функцию временного ряда по стационарным первым разностям инфляции (рис. 1). На графике заметна автокорреляция двенадцатого порядка. Так как анализ проводится на основе ежемесячных данных, это довольно ожидаемо и говорит о существовании сезонности. Поэтому в качестве более сложных одномерных моделей мы используем SARIMA модели, учитывающие сезонность.

Для определения числа лагов в SARIMA моделях применяется информационные критерии Шварца (BIC) и Акаике (AIC). Эти два критерия действуют похоже, и в некоторых работах предпочтение отдается AIC, а в некоторых — BIC (Stock, Watson, 2008; Faust, Wright, 2013; Marsellino et al., 2006).

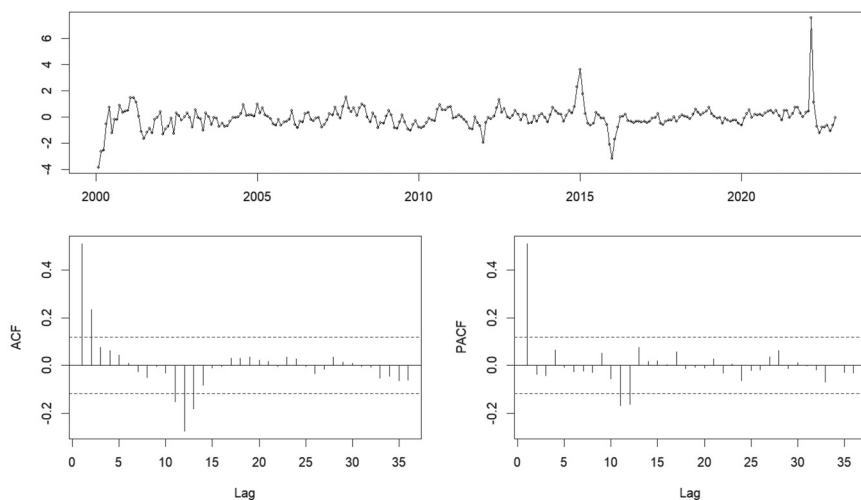


Рис. 1. Автокорреляционная функция и эмпирическая частная автокорреляционная функция временного ряда первых разностей месячной инфляции РФ

Источник: расчеты авторов на основе данных Росстата за период с 2000 по 2022 г.

Кроме того, группа одномерных моделей также включает «наивную» модель, построенную по методу (Atkeson, Ohanian, 2001) и полагающую, что уровень инфляции в текущий период π_t равен среднему за предыдущие 12 месяцев $\bar{\pi}_t^{12}$.

$$\pi_{t+12}^{12} = \bar{\pi}_t^{12} + \varepsilon_{t+12}^{12}. \quad (1)$$

Модели на основе кривой Филлипса. Вслед за работой (Stock, Watson, 2008) мы интерпретируем прогнозы на базе кривой Филлипса как модели, основанные на рядах инфляции и переменных, отражающих уровень активности в стране, например, уровень безработицы и темп прироста индекса промышленного производства. Такие модели делятся на две основные группы: «треугольные» модели, предложенные (Gordon, 1988) и «прямые» модели, основанные на эконометрической авторегрессионной модели распределенных лагов (ADL).

В «треугольной» модели инфляция π_t зависит от ее прошлых значений (лагов), уровня безработицы u_t и его лагов, а также переменной шока предложения z_t и ее лагов.

$$\pi_{t+1} = \mu + \alpha(L)\pi_t + \beta(L)u_t + \gamma(L)z_t + \varepsilon_{t+1}. \quad (2)$$

В оригинальной модели (Gordon et al., 1982; Gordon, 1988), построенной для квартальных данных, использовались 24 лага темпа инфляции, четыре лага сезонно сглаженной безработицы, а также четыре лага инфляции только для цен на продукты питания и энергию, четыре лага инфляции импорта и фиктивные переменные для периода специфических временных периодов. Часто вместо безработицы также используется ее отклонение от уровня естественной безработицы (NAIRU).

В группу «треугольных» моделей, оцененных нами, входят следующие версии:

- модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов индекса промышленного производства (*triangle Y*);
- модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов новостного индекса ЦБ РФ (*triangle expect*);
- модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов цен на нефть (*triangle oil*);
- модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов темпов прироста денежной массы (*triangle M2*).

«Прямая» модель основана на ADL моделях, при этом инфляция π_t зависит от ее лагов, а также значения безработицы или других переменных экономической активности и их лагов α_t (Stock, Watson 2007).

$$\Delta\pi_{t+1} = \mu + \alpha(L)\Delta\pi_t + \beta(L)a_t + \varepsilon_{t+1}. \quad (3)$$

Для корректного использования ADL модели необходимо, чтобы все переменные были стационарными. Так как инфляция имеет первый

порядок интегрированности, в этой модели используются ее первые разности.

Согласно неокейнсианской модели кривой Филлипса, инфляция зависит от ожиданий экономических агентов. Если эти ожидания не являются адаптивными, такая модель будет отличаться от одномерной, опирающейся на лаги инфляции. Поэтому в эту группу также часто включают модели, построенные на основе какого-либо индекса ожиданий экономических агентов (Третьяков, Фокин, 2021). Другие исследователи выделяют такие модели в отдельную группу — прогнозы на основе других прогнозов (Stock, Watson, 2008).

В нашем случае в эту группу входят следующие модели:

- модель на основе лагов инфляции и лагов безработицы (*ADL (unemployment)*);
- модель на основе лагов инфляции и лагов индекса промышленного производства (*ADL (Y growth)*);
- модель на основе лагов инфляции и лагов индекса PMI для обрабатывающих отраслей (*ADL (PMI_1)*) — использован ряд, до января 2005 г. заполненный средними значениями;
- модель на основе лагов инфляции и лагов индекса PMI для услуг (*ADL (PMI_2)*) — использован ряд, до января 2005 г. заполненный средними значениями;
- модель на основе лагов инфляции, лагов индекса PMI для обрабатывающих отраслей и лагов индекса PMI для услуг (*ADL (PMI comb)*) — использованы ряды, до января 2005 г. заполненные средними значениями;
- модель на основе лагов инфляции и лагов новостного индекса ЦБ РФ (*ADL (expectations)*) — использован ряд, до января 2004 г. заполненный средними значениями;
- модель на основе лагов инфляции и лагов средней номинальной начисленной месячной заработной платы (*ADL (wage)*) — использован ряд, до января 2013 г. заполненный средними значениями;
- модель на основе лагов инфляции и лагов цен на нефть (*ADL (Brent Oil)*).

Прочие многомерные модели. Эта группа включает все многомерные модели, не вошедшие во вторую группу, в частности модели, включающие валютный курс и денежную массу в качестве предикторов инфляции.

Многие исследователи отмечают влияние валютного курса на инфляцию через эффект переноса (pass-through effect), при этом для развивающихся стран с большой долей ресурсного экспорта эта зависимость сильнее (Frankel et al., 2012). Таким образом, можно ожидать влияния валютного курса на уровень инфляции в России. В качестве моделей, опирающихся на значения валютного курса, мы используем авторегрессионные модели

распределенных лагов на основе 24 лагов первых разностей инфляции и 24 лагов первых разностей валютного курса доллара в рублях (*ADL (USD)*), а также 24 лагов первых разностей инфляции и 24 лагов первых разностей валютного курса юаня в рублях (*ADL (CNY)*).

В свою очередь, темп прироста денежной массы влияет на инфляцию в соответствии с традиционными монетаристскими моделями. Поэтому в работе оценена авторегрессионная модель распределенных лагов на основе 24 лагов первых разностей инфляции и 24 лагов вторых разностей объема денежной массы (*ADL (M2)*).

В группе прочих многомерных моделей также оценены уравнения, которые расширяют треугольную модель, добавляя в нее новые переменные. Модель, в которую включены все ранее использованные переменные с полными рядами, заполненными средними значениями (*ADL long + wage*) и такая же модель без переменной заработной платы (*ADL long*). В эту же группу включены многомерные модели, построенные по укороченным рядам, которые полностью доступны на дату начала построения модели: так, (*ADL 2000*) включает все переменные, по которым были доступны данные на 2000 г., т.е. все переменные за исключением новостного индекса ЦБ, PMI индексов и номинальных зарплат. Аналогично, (*ADL 2004*) включает все переменные за исключением PMI индексов и номинальных зарплат и учитывает данные только с января 2004 г., а (*ADL 2005*) — все переменные, кроме номинальных заработных плат и учитывает данные только с января 2005 г.

Для оценки качества прогноза модели мы строим однопериодные и многопериодные вневыборочные (out-of-sample) прогнозы для четырех лет с 2019 по 2022 г. и рассчитываем ошибки.

Однопериодные прогнозы используют реальные данные за текущий период для построения прогнозов следующего периода. Многопериодные прогнозы используют прогнозные данные для построения прогнозов, т.е. в начале каждого года могут предсказать инфляцию на 12 месяцев вперед, не используя фактические данные этого года.

Во всех случаях в качестве меры (не)точности вневыборочного прогноза используется его средняя квадратичная ошибка (mean squared errors, *MSE*):

$$MSE = \frac{1}{12} \sum_{m=1}^{12} (\pi_m^{real} - \pi_m^f)^2, \quad (4)$$

где π_m^{real} — уровень инфляции за месяц m по данным Росстата;

π_m^f — прогноз уровня инфляции за месяц m на основе данной модели.

Выбор меры обоснован тем, что она является наиболее распространенным в литературе способом оценки качества прогнозов для данного класса моделей.

Данные

Данные по инфляции мы берем с сайта Федеральной службы государственной статистики Российской Федерации (Росстат) и Единой межведомственной информационно-статистической системы (ЕМИСС): инфляция на все товары и услуги, рассчитанная на основе ИПЦ, год к году (для проверки устойчивости и чтобы избежать эффекта базы мы также оценивали основные спецификации, используя сезонно-сглаженную инфляцию, рассчитанную месяц к месяцу; сезонное сглаживание осуществлялось при помощи X-13ARIMA-SEATS). Кроме того, безработица (уровень безработицы в возрасте старше 15 лет), индекс промышленного производства на всю продукцию, номинальная заработная плата и денежная масса в национальном определении (M2) также были взяты с сайта Росстата. Валютные курсы доллара и юаня, а также фьючерсы на нефть марки Brent были взяты с сайта Investing.com. За период с 2011 по 2022 г. корреляция между ценами на нефть марки Brent и нефть марки Urals составила 0,98, а ряды цен на нефть марки Brent длиннее и дают больше информации при использовании в модели.

Индекс промышленного производства¹ использовался в анализе как аналог темпа роста ВВП с месячными данными, так как ВВП рассчитывается только на квартальной и годовой основе. Конечно, к такому аналогу следует относиться с некоторой осторожностью, так как ВВП включает помимо промышленного производства также транспортировку и хранение, торговлю (оптовую и розничную), строительство и другие отрасли, однако такое решение является стандартным компромиссом при необходимости получить модель на ежемесячных данных. Для переменной уровня безработицы дополнительно сезонно сглажены при помощи X-13ARIMA-SEATS.

Кроме того, в анализе использовались индексы экономической активности, рассчитанные Центральным банком РФ и S&P Global. Так, ЦБ рассчитывает новостной индекс деловой активности, который строится на основе новостных статей методами анализа текста и машинного обучения. Таким образом, этот индекс учитывает не только последние события, отраженные в новостях, но и отношение авторов новостей к этим событиям, т.е. отражает ожидания агентов. Этот индекс рассчитывается на недельной и месячной основе начиная с января 2004 г.

¹ «Индекс промышленного производства — агрегированный индекс производства по видам деятельности “Добыча полезных ископаемых”, “Обрабатывающие производства”, “Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха”, “Водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений”» (ЕМИСС, методика расчета).

Используемые переменные

Переменная	Название	Дата с	Дата по	Источник
<i>inflation</i>	Инфляция по ИПЦ (все товары и услуги), % г./г.	01.01.2000	01.03.2022	OECD data
		01.04.2022	01.12.2022	ЕМИСС
<i>unemployment</i>	Уровень безработицы в возрасте старше 15 лет, %	01.01.2000	01.02.2017	ЦБ РФ
		01.03.2017	01.12.2022	ЕМИСС
<i>y_growth</i>	Индекс промышленного производства (вся продукция), % г./г.	01.01.2000	01.12.2021	OECD data
		01.01.2022	01.12.2022	ЕМИСС
<i>expect</i>	Новостной индекс	01.01.2004	01.12.2022	ЦБ РФ
<i>pmi_obr</i>	PMI в обрабатывающих отраслях	01.01.2005	01.12.2022	S&P Global
<i>pmi_usl</i>	PMI сферы услуг	01.01.2005	01.12.2022	S&P Global
<i>usd</i>	Курс валют — USD/RUB	01.01.2000	01.12.2022	Investing.com
<i>cny</i>	Курс валют — CNY/RUB	01.01.2000	01.12.2022	Investing.com
<i>brent</i>	Цена на фьючерс нефти марки Brent	01.01.2000	01.12.2022	Investing.com
<i>M2</i>	Денежная масса в национальном определении (денежный агрегат M2), млрд руб.	01.01.2000	01.12.2022	ЕМИСС
<i>wage_nom</i>	Среднемесячная номинальная начисленная заработная плата работников по полному кругу, руб.	01.01.2013	01.12.2022	Росстат

Источник: расчеты авторов на основе данных Росстата за 2022 г.

S&P Global рассчитывает Purchasing Managers' Index (PMI), который строится на основе опросных данных об объемах производства, новых заказах, уровне занятости, затратах, отпускных ценах, экспорте, закупочной деятельности, производительности поставщиков, невыполненных заказах и запасах как вводимых ресурсов, так и готовой продукции. Для России данные по этому индексу публикуются ежемесячно с января 2005 г.

Полный список переменных с обозначениями, используемыми в исследовании, источниками, а также границами периодов, за которые данные были доступны в данном источнике, указан в табл. 1.

Результаты

Оценки качества различных однопериодных (на месяц) прогнозов инфляции представлены в табл. 2. Оценки качества различных многопериодных (до 12 месяцев) прогнозов инфляции в России за 2019–2022 гг. представлены в табл. 3. Так как многомерные многопериодные прогнозы строились на основе прогнозных данных для предикторов, их точность в среднем может быть хуже, чем точность аналогичных моделей для однопериодных прогнозов. Прогнозировать на 12 месяцев вперед, конечно, сложнее, чем на месяц.

Таблица 2

Средние квадраты ошибок однопериодных прогнозов инфляции в РФ за 2019–2022 гг.

	2019	2020	2021	2022
Одномерные модели				
<i>AR (12)</i>	0,052	0,053	0,108	6,661
<i>SARIMA (BIC)</i>	0,025	0,083**	0,080	6,929
<i>SARIMA (AIC)</i>	0,023*	0,085	0,077**	7,487
<i>Previous</i>	0,113	0,117	0,170	5,299*
<i>AO</i>	1,813	1,389	3,635	26,426
<i>ADL (inflation_24)</i>	0,108	1,241	1,512	8,664
«Прямые» модели на основе кривой Филлипса				
<i>ADL (unemployment)</i>	0,147	0,519	6,659	5,512*
<i>ADL (Ygrowth)</i>	0,197	1,220	2,052*	7,061
<i>ADL (expectations)</i>	0,018**	0,213*	8,872	10,850
<i>ADL (PMI_1)</i>	0,239	0,683	2,212	10,731
<i>ADL (PMI_2)</i>	0,319	0,366	4,339	12,763
<i>ADL (PMI comb)</i>	2,291	1,008	3,203	14,685
<i>ADL (Brent Oil)</i>	0,277	0,826	3,939	9,368
<i>ADL (wage)</i>	0,259	5,675	3,787	18,948
«Треугольные» модели на основе кривой Филлипса				
<i>triangle Y</i>	0,413	1,550	5,294*	4,365**
<i>triangle expect</i>	0,510	0,548*	20,821	8,487
<i>triangle oil</i>	0,337*	0,635	9,711	6,298
<i>triangle M2</i>	0,487	2,266	10,002	8,752
«Малые» многомерные модели				
<i>ADL (USD)</i>	0,654	0,397	9,465	7,982*

Окончание табл. 2

	2019	2020	2021	2022
<i>ADL (CNY)</i>	0,057*	0,101*	6,267	10,065
<i>ADL (M2)</i>	0,770	3,013	0,871*	13,203
«Большие» многомерные модели				
<i>ADL 2000</i>	0,529*	1,800	7,140*	23,508
<i>ADL 2004</i>	0,977	0,538*	10,698	19,254
<i>ADL 2005</i>	3,498	2,393	30,303	23,058
<i>ADL long</i>	0,931	3,240	28,557	18,464
<i>ADL long + wage</i>	2,538	4,444	32,509	15,815*

Примечание: знаком * выделены модели, показавшие наименьшую ошибку прогноза в данном году среди моделей своей группы. Знаком ** выделены модели, показавшие наименьшую ошибку прогноза в данном году среди всех оцененных моделей.

Источник: расчеты авторов на основе данных Росстата за период с 2000 по 2022 г.

Таблица 3

Средние квадраты ошибок многопериодных прогнозов инфляции в РФ за 2019–2022 гг.

	2019	2020	2021	2022
Одномерные модели				
<i>AR (12)</i>	0,334**	2,622	2,926	50,154
<i>SARIMA (BIC)</i>	5,030	0,241*	1,457	48,494
<i>SARIMA (AIC)</i>	4,091	1,027	1,225**	41,551
<i>previous</i>	0,554	0,685	4,338	36,845*
<i>AO</i>	2,473	1,454	9,876	51,589
<i>ADL (inflation_24)</i>	2,814	0,548	6,019	39,858
«Прямые» модели на основе кривой Филлипса				
<i>ADL (unemployment)</i>	1,884	0,565	15,273	33,689
<i>ADL (Ygrowth)</i>	2,818	0,558	5,060	42,941
<i>ADL (expectations)</i>	3,303	0,229	9,154	34,893
<i>ADL (PMI_1)</i>	2,374	0,498	6,741	39,306
<i>ADL (PMI_2)</i>	3,064	0,611	3,205*	41,011
<i>ADL (PMI comb)</i>	3,806	0,144**	7,248	36,499
<i>ADL (Brent Oil)</i>	1,877*	0,576	7,955	34,219
<i>ADL (wage)</i>	3,106	0,443	4,806	29,434*
«Треугольные» модели на основе кривой Филлипса				
<i>triangle Y</i>	1,612	0,512	23,618	26,840**

	2019	2020	2021	2022
<i>triangle expect</i>	1,302	0,438	13,888*	49,329
<i>triangle oil</i>	2,177	0,485	15,330	32,302
<i>triangle M2</i>	1,046*	0,194*	17,467	34,183
«Малые» многомерные модели				
<i>ADL (USD)</i>	5,630	0,151*	15,704	29,227*
<i>ADL (CNY)</i>	5,485	0,178	10,582	33,711
<i>ADL (M2)</i>	2,827*	0,215	7,556*	39,861
«Большие» многомерные модели				
<i>ADL 2000</i>	6,854	0,291*	41,136	84,463
<i>ADL 2004</i>	3,906*	0,315	41,412	87,191
<i>ADL 2005</i>	4,917	0,353	15,386*	87,813
<i>ADL long</i>	5,473	0,729	51,726	66,542
<i>ADL long + wage</i>	5,973	1,381	57,769	65,730*

Примечание: знаком * выделены модели, показавшие наименьшую ошибку прогноза в данном году среди моделей своей группы. Знаком ** выделены модели, показавшие наименьшую ошибку прогноза в данном году среди всех оцененных моделей.

Источник: расчеты авторов на основе данных Росстата за период с 2000 по 2022 г.

Анализ представленных в таблицах результатов позволяет сделать ряд выводов. Модели на основе кривой Филлипса («прямые» и «треугольные») помогают прогнозировать инфляцию с меньшими ошибками в 2022 г. «Классические» модели — *ADL (unemployment)* и *triangle Y*, опирающиеся на лаги инфляции, безработицы и индекса промышленного производства, в этот год показали наиболее точный прогноз среди всех рассматриваемых моделей. В 2019–2021 гг. они тем не менее проигрывали одномерным моделям по качеству однопериодных прогнозов.

В среднем самые большие ошибки прогнозов все рассмотренные модели давали за 2022 г. При этом, если ориентироваться на графическое представление результатов, можно заметить резкий пик ошибок всех представленных моделей, приходящийся на март–апрель 2022 г. Это говорит о том, что ни одна из моделей не смогла предсказать резкий рост инфляции в данный период. Это в том числе подтверждается тем, что самые большие оценки прогнозов давали модели, построенные на основе новостного индекса ЦБ и отражающие ожидания экономических агентов — *triangle expect* и *ADL (expectations)*.

В случае однопериодных прогнозов в 2019–2021 гг. наиболее точные прогнозы получались на основе одномерных моделей *SARIMA (BIC)* и *SARIMA (AIC)*. Это согласуется с выводами, полученными (Stock, Watson, 2007) о том, что в более стабильные периоды экономики одномерные мо-

дели поучают более точные прогнозы инфляции. Тем не менее в случае многопериодных прогнозов одномерные модели показывают результаты хуже многомерных в 2020 и 2022 гг., когда инфляция меняла основной тренд.

Увеличение количества переменных в модели часто приводит к ухудшению качества прогноза. Так, «большие» многомерные модели обычно проигрывают по качеству прогнозам моделям, использующим меньшее число переменных. Аналогично в большей части случаев модель, построенная на основе двух индексов PMI (*ADL (PMI comb)*), давала большие ошибки, чем обе модели, построенные на основе только одного из индексов PMI (*ADL (PMI_1)* и *ADL (PMI_2)*).

В 2022 г., несмотря на большие по абсолютному значению ошибки, модели, дающие наименьшую ошибку прогноза в своей группе, для однопериодных и многопериодных прогнозов совпадают во всех группах, кроме «прямых» моделей на основе кривой Филлипса. В этой группе для однопериодных прогнозов наименьшую ошибку дает модель на основе данных о безработице (*ADL (unemployment)*), а для многопериодных — модель на основе данных о номинальных зарплатах (*ADL (wage)*).

В среднем многопериодные прогнозы давали большие ошибки, чем однопериодные. Это связано с тем, что ошибка прогноза одного периода потом усиливается в следующих, так как будущие прогнозы строятся с учетом предыдущих. В случае многомерных моделей на общие ошибки модели также влияют ошибки прогнозов предикторов, получаемых при помощи AR (24). Для однопериодных прогнозов в среднем все модели давали наименьшие ошибки в 2019 г., а для многопериодных прогнозов — в 2020 г.

Среди «прямых» моделей на основе кривой Филлипса маленькие ошибки в период 2019–2021 гг. часто давали модели, основанные на прокси ожиданий экономических агентов (*ADL (expectations)*, *ADL (PMI)*). Это подтверждает неоклассическую теорию кривой Филлипса, которая включает рациональные инфляционные ожидания.

Среди «треугольных» моделей на основе кривой Филлипса для однопериодных прогнозов в 2021 и 2022 гг. (годы высоких абсолютных ошибок всех моделей) наиболее точный прогноз давала классическая треугольная модель *triangle Y*.

Прогнозная сила «больших» многомерных моделей на многопериодных прогнозах в общем совпадает с ней на однопериодных и представляет собой компромисс между количеством переменных в модели и длиной доступного ряда данных. Модели, построенные на укороченных рядах, в большинстве случаев дают меньшие ошибки прогнозов, чем модели, построенные на основе рядов, где пропуски были заполнены средними значениями. Проверка устойчивости результатов на данных за период с 2014 г. (с момента перехода к режиму инфляционного таргетирования) дает в целом такие же результаты, что и расчет на данных с 2000 г. Это сви-

детельствует о том, что ранние годы вносят малый вклад в формирование прогноза по сравнению со свежими данными.

Заключение

Сопоставление широкого спектра моделей для прогнозирования инфляции показывает, что в условиях устойчивой экономической ситуации более надежный прогноз дают одномерные модели. Однако в условиях структурной трансформации, с которой российская экономика столкнулась в 2022 г., максимальное качество прогноза демонстрируют «треугольные» модели кривой Филлипса. Хотя в условиях ускорения инфляции в 2022 г., очевидно, снижается точность любых прогнозных уравнений, однако «треугольная» модель на основе лагов инфляции, лагов безработицы и лагов индекса промышленного производства демонстрирует наилучшие результаты. Этот вывод остается устойчивым к изменению длины временного ряда, используемого для прогнозирования, а также к изменению горизонта прогнозирования.

Кроме того, в пользу надежности данного вывода говорит тот факт, что он совпадает с выводами исследований, сравнивающих качество прогнозов инфляции одномерных моделей и моделей на основе кривой Филлипса в других странах и/или на других временных промежутках (Fischer et al., 2002; Orphanides, Van Norden, 2005; Stock, Watson, 2007; Гафаров, 2010; Хабибуллин, 2019). Во всех упомянутых работах одномерные модели хорошо работают в периоды стабильности экономической динамики, однако проигрывают в своей прогностической силе кривой Филлипса в кризисные годы.

В условиях продолжающихся структурных преобразований российской экономики, модели кривой Филлипса, скорее всего, останутся лучшим инструментом для прогнозирования инфляции в среднесрочной перспективе.

Перспективным направлением исследований в области прогнозирования инфляции, которое осталось за рамками данного исследования, является разработка модели прогнозирования с учетом переключения состояния экономики, которая могла бы автоматически отслеживать смену стадии экономической динамики и выбирать соответствующее уравнение для прогнозирования инфляции.

Список литературы

- Байбуза, И. (2018). Прогнозирование инфляции с помощью методов машинного обучения. *Деньги и кредит*, (4), 42–59. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.42>
- Гафаров, Б. Н. (2010). Эконометрическое исследование связи безработицы и инфляции в России в рамках трехфакторной модели с адаптивными ожиданиями. *Высшая школа экономики*, 04, 1–32.

Горностаев, Д., Пономаренко, А., Селезнев, С., & Стерхова, А. (2022). База данных пересмотров макроэкономических показателей в России. *Деньги и кредит*, 81(1), 88–103. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202201.88>

Зубарев, А. В. (2018). Об оценке кривой Филлипса для российской экономики. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 22(1), 40–58. <https://doi.org/10.17323/1813-8691-2018-22-1-40-58>

Мавлютов, М. К., & Орлов, Ю. Н. (2017). Методы оценки NAIRU и кривая Филлипса для России в 2002–2016 гг. *Труды Международной научной конференции, СРТ1617*, 267–270.

Орлов, Д., & Постников, Е. (2022). Кривая Филлипса: инфляция и NAIRU в российских регионах. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 3(55), 61–80. <https://doi.org/10.31737/2221-2264-2022-55-3-4>

Павлов, Е. (2020). Прогнозирование инфляции в России с помощью нейронных сетей. *Деньги и кредит*, 79(1), 57–73. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57>

Стырин, К. (2019). Прогнозирование инфляции в России методом динамического усреднения моделей. *Деньги и кредит*, (1), 3–18. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201901.03>

Третьяков, Д. В., & Фокин, Н. Д. (2021). Помогают ли высокочастотные данные в прогнозировании российской инфляции? *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 37(2), 318–343. <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.206>

Хабибуллин, Р. (2019). Какие показатели разрывов выпуска и реальной деловой активности позволяют прогнозировать инфляцию в России. *Серия докладов Банка России об экономических исследованиях*, (50).

Atkeson, A., & Ohanian, L. E. (2001). Are Phillips curves useful for forecasting inflation? *Federal Reserve bank of Minneapolis quarterly review*, 25(1), 2–11. <https://doi.org/10.21034/qtr.2511>

Atkinson, T., & Koenig, E. F. (2012). *Inflation, slack, and Fed credibility*. Staff Papers, (Jan).

Faust, J., & Wright, J. H. (2013). Forecasting inflation. *Handbook of economic forecasting* (Vol. 2, p. 2–56). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-444-53683-9.00001-3>

Fisher, J. D. M., Chin, T. L., & Ruilin, Z. (2002). When Can We Forecast Inflation? *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives*, 1Q, 30–42.

Frankel, J., Parsley, D., & Wei, S. J. (2012). Slow pass-through around the world: a new import for developing countries? *Open Economies Review*, 23, 213–251.

Gasparian, M. S., Kiseleva, I. A., Titov, V. A., Sysoev, N. A., & Chernysheva, E. N. (2021). Socioeconomic development: search for optimal models for forecasting inflationary processes. *International Journal of Criminology and Sociology*, 10, 479–485. <https://doi.org/10.6000/1929-4409.2021.10.55>

Gimpelson, V. (2019). The labor market in Russia, 2000–2017. *IZA World of Labor*. <https://doi.org/10.15185/izawol.466>

Gordon, R. J., King, S. R., & Modigliani, F. (1982). The output cost of disinflation in traditional and vector autoregressive models. *Brookings Papers on Economic Activity*, (1), 205–244. <https://doi.org/10.2307/2534320>

Gordon, R. J. (1988). *US inflation, labor's share, and the natural rate of unemployment*. <https://doi.org/10.3386/w2585>

Marcellino, M., Stock, J. H., & Watson, M. W. (2006). A comparison of direct and iterated multistep AR methods for forecasting macroeconomic time series. *Journal of econometrics*, 135(1-2), 499–526. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.020>

Orphanides, A., & Van Norden, S. (2005). The reliability of inflation forecasts based on output gap estimates in real time. *Journal of Money, Credit and Banking*, 583–601. <https://doi.org/10.1353/mcb.2005.0033>

Saul, S. (2021). Do global output gaps help forecast inflation in Russia. *Bank of Russia working paper series*, 85.

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2008). *Phillips curve inflation forecasts*. <https://doi.org/10.3386/w14322>

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2007). Why has US inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and banking*, 39, 3–33. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x>

Wright, J. H. (2009). Forecasting US inflation by Bayesian model averaging. *Journal of Forecasting*, 28(2), 131–144. <https://doi.org/10.1002/for.1088>

References

Baybuza, I. (2018). Inflation forecasting using machine learning methods. *Russian Journal of Money and Finance*, 77(4), 42–59. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.42>

Gafarov, B. N. (2010). Econometric study of the correlation between the unemployment and inflation in Russia in the framework of the model with three factors and adaptive expectations distributions. *Higher school of Economics*. 04, 1–32.

Gornostaev, D., Ponomarenko, A., Seleznev, S., & Sterkhova, A. (2022). A real-time historical database of macroeconomic indicators for Russia. *Russian Journal of Money and Finance*, 81(1), 88–103. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202201.88>

Khabibullin, R. (2019). What measures of real economic activity slack are helpful for forecasting Russian inflation? *Bank of Russia Working Paper Series*, (50).

Mavlyutov, M. K., & Orlov, Yu. N. (2017). Estimation Methods For Nairu And Phillips Curve In Russia, 2002–2016. *Proceedings of the International Scientific Conference, CPT1617*, 267–270.

Orlov, B. A., & Postnikov, E. A. (2022). Phillips curve: inflation and NAIRU in the Russian regions. *Journal of the New Economic Association*, 3(55), 61–80. <https://doi.org/10.31737/2221-2264-2022-55-3-4>

Pavlov, E. (2020). Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks. *Russian Journal of Money and Finance*, 79(1), 57–73. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57>

Styrin, K. (2019). Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging. *Russian Journal of Money and Finance*, 78(1), 3–18. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201901.03>

Tretyakov D. V., & Fokin N. D (2021). Does the high-frequency data is helpful for forecasting Russian inflation? *Bulletin of St. Petersburg University. Economics*, 37(2), 318–343. <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.206>

Zubarev, A. V. (2018). On the Estimation of the Phillips Curve for the Russian Economy. *Higher School of Economics Economic Journal*, 22(1), 40–58. <https://doi.org/10.17323/1813-8691-2018-22-1-40-58>