Специальность ВАК: 5.2.1
УДК 330
EDN: PVPNZI

НЕНАБЛЮДАЕМЫЕ КОМПОНЕНТЫ ОСНОВНЫХ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ: СОВРЕМЕННЫЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ОЦЕНКИ

Наталья Федоровна ДЬЯЧКОВА, к.э.н.
Старший научный сотрудник, Центр изучения проблем центральных банков, Российская академия народного хозяйства и государственной службы (РАНХиГС) при Президенте Российской Федерации (Москва, Россия). Адрес: 119571, г. Москва, пр-кт. Вернадского, д. 84, стр. 1, e-mail: dyachkova-nf@ranepa.ru
Елена Владимировна СИНЕЛЬНИКОВА-МУРЫЛЁВА, к.э.н.
Ведущий научный сотрудник, Центр изучения проблем центральных банков, Российская академия народного хозяйства и государственной службы (РАНХиГС) при Президенте Российской Федерации (Москва, Россия). Адрес: 119571, г. Москва, пр-кт. Вернадского, д. 84, стр. 1, e-mail: e.sinelnikova@ranepa.ru

Аннотация

Цель исследования: рассмотрение ненаблюдаемых макроэкономических компонент и определение методов их оценки, использующихся в современной теоретической литературе.

Методология исследования: на основе анализа современной литературы проводится обобщение теоретических подходов к определению и эмпирических подходов к оценке ненаблюдаемых компонент основных макроэкономических показателей. В центре рассмотрения находятся выпуск, безработица и инфляция, а также их трендовые составляющие (потенциальный выпуск, естественная безработица и трендовая инфляция) и разрывы.

Результаты: даются определения соответствующим показателям, а также обсуждается их применение и оценка в макроэкономических полуструктурных моделях. Рассматриваются методы фильтрации и декомпозиции данных на тренд и цикл. Проводится сравнительный анализ исследований потенциального выпуска и разрыва выпуска при помощи моделей ненаблюдаемых компонент.

Выводы: показано, что полуструктурные модели ненаблюдаемых компонент активно используются для оценки разрыва выпуска, трендовой инфляции и определения естественного уровня безработицы. В сравнении с DSGE-моделями, полуструктурные модели более просты в построении и дают лучшую иллюстрацию механизмов для отдельных макропоказателей.

Ключевые слова

потенциальный выпуск, естественный уровень безработицы, NAIRU, полуструктурные модели, деловые циклы, разрыв выпуска, инфляционный разрыв

Для цитирования: Дьячкова Н.Ф., Синельникова-Мурылёва Е.В. Ненаблюдаемые компоненты основных макроэкономических показателей: современные модели и методы оценки // Ученые записки Международного банковского института. 2026. № 3 (57). С. 93-117. EDN: PVPNZI

Финансирование: Данная статья подготовлена в рамках государственного задания РАНХиГС.

Code of scientific specialty: 5.2.1
UDC: 330
EDN: PVPNZI

UNOBSERVED COMPONENTS OF KEY MACROECONOMIC INDICATORS: MODERN APPROACHES AND ESTIMATION METHODS

Natalya Feodorovna DYACHKOVA, Candidate of Economic Sciences
Senior Researcher, Center for Central Banks Studies, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA) (Moscow, Russia). Address: 119571, Moscow, Vernadsky Ave., 84. e-mail: dyachkova-nf@ranepa.ru
Elena Vladimirovna SINELNIKOVA-MURYLEVA, Candidate of Economic Sciences
Leading Researcher, Center for Central Banks Studies, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA) (Moscow, Russia). Address: 119571, Moscow, Vernadsky Ave., 84. e-mail: e.sinelnikova@ranepa.ru

Abstract

Objective. The study aims to examine unobserved macroeconomic components and identify the methods used to estimate them in the contemporary theoretical literature.

Methodology. Based on a review of recent literature, the paper summarizes theoretical approaches to defining and empirical approaches to estimating the unobserved components of key macroeconomic variables. The analysis focuses on output, unemployment, and inflation, as well as their trend components (potential output, the natural rate of unemployment, and trend inflation) and the corresponding gaps.

Results. The paper defines the relevant indicators and discusses their application and estimation in semi-structural macroeconomic models. It reviews methods for filtering and decomposing data into trend and cyclical components. It also provides a comparative analysis of studies estimating potential output and the output gap using unobserved-components models.

Conclusions. The findings show that semi-structural unobserved components models are widely used to estimate the output gap, trend inflation, and the natural rate of unemployment. Compared with DSGE models, semi-structural models are easier to construct and provide a clearer representation of the mechanisms underlying individual macroeconomic variables.

Keywords

potential output, natural rate of unemployment, NAIRU, unobserved components model, business cycles, output gap, inflation gap

For citation: Dyachkova N.F., Sinelnikova-Muryleva E.V. Unobserved components of key macroeconomic indicators: modern approaches and estimation methods // Uchenye zapiski Mezhdunarodnogo bankovskogo instituta [Proceedings of the International Banking Institute]. 2026. 3 (57). pp. 93-117. (in Russ.). EDN: PVPNZI.

Funding: The article was written on the basis of the RANEPA state assignment research programme.

Введение

Ненаблюдаемые компоненты делятся на два класса: трендовые, отражающие долгосрочное макроэкономическое равновесие, и циклические, связанные с краткосрочными колебаниями в экономике. В исследовании рассматриваются методы оценки потенциального ВВП, естественного уровня безработицы, включая ее краткосрочные колебания в виде NAIRU, трендовой инфляции, а также разрывов выпуска, безработицы и инфляции. Концепция ненаблюдаемых компонент макроэкономических показателей основывается на выделении и рассмотрении (оценке) трендовых показателей основных макроэкономических переменных. Трендовые и циклические компоненты макропоказателей играют важную роль в макроэкономическом анализе и экономических дискуссиях, начиная с 1970-х годов [1–3]. Важность исследования ненаблюдаемых компонент определяется также необходимостью корректного разграничения циклических колебаний и структурных изменений при анализе текущего состояния экономики и построении

макроэкономических прогнозов. Поскольку потенциальный выпуск, естественный уровень безработицы и трендовая инфляция непосредственно не наблюдаются, их оценки чувствительны к выбранной модели и методу фильтрации и могут сильно изменяться по мере поступления новой информации. Это обусловливает необходимость систематизации и сопоставления существующих подходов к оценке ненаблюдаемых компонент макроэкономических показателей.

Ненаблюдаемые компоненты, такие как потенциальный выпуск и разрыв выпуска являются ключевыми переменными в эмпирических исследованиях делового цикла. Потенциальный выпуск и естественный уровень безработицы, являясь трендовыми компонентами, имеют важное значение при принятии долгосрочных решений денежно-кредитной политики. С 2014 г. Банк России сменил режим ДКП и перешел к инфляционному таргетированию, в результате для осуществления долгосрочных целей для него стало важно рассматривать и учитывать движение траектории трендовой инфляции, долгосрочная оценка которой может ассоциироваться с целью по инфляции [4].

Методология исследования

В основе исследования лежат научные труды Фридмана [1] и Фелпса [2, 3], посвященные вопросам как теоретической, так и практической разработки моделей оценки ненаблюдаемых компонент макропоказателей, а также обсуждению связанных с ними понятий декомпозиции временных рядов на трендовые и циклические составляющие.

Объектом исследования являются ненаблюдаемые компоненты основных макроэкономических показателей (выпуска, безработицы и инфляции). Предмет исследования составляют теоретические подходы и методы количественной оценки взаимосвязи между трендовыми и циклическими компонентами макроэкономических показателей.

Цель исследования заключается в систематизации и сравнительном анализе современных теоретических и эмпирических подходов к определению и оценке ненаблюдаемых компонент основных макроэкономических показателей. Для достижения поставленной цели используются методы сравнительного анализа и обобщения научной литературы, включая классификацию и систематизацию.

Для достижения указанной цели исследования были решены следующие задачи:

1)Выявлены и описаны понятия (определения) ненаблюдаемых компонент;

2)На основе сравнительного анализа литературы классифицированы способы и методы оценки ненаблюдаемых компонент с помощью полуструктурных моделей;

3)Описаны взаимосвязи ненаблюдаемых компонент макроэкономических показателей друг с другом при построении полуструктурных моделей и с учетом различной фильтрации данных.

Научная новизна и ценность исследования состоит в теоретическом рассмотрении и описании взаимосвязей между ненаблюдаемыми компонентами и возможностей их эмпирической оценки современными методами в рамках полуструктурных моделей.

Результаты исследования и обсуждение

Оценка ненаблюдаемых компонент, в первую очередь, связана с наличием четких определений этих показателей. В обширной эмпирической литературе мы наблюдаем следующее описание взаимосвязей рассматриваемых переменных и их разделение на трендовые и циклические составляющие (см. более подробно в таблице 1). Ниже резюмированы основные и широко используемые подходы к определению трендовых и циклических составляющих выпуска и безработицы, а также основные теоретические подходы и модели, использующие эти переменные в макроэкономическом анализе.

Для того чтобы понять, как трансформировались определения и способы оценки ненаблюдаемых компонент, сначала надо обратиться к рассмотрению взаимосвязи циклических и трендовых составляющих между собой. Одним из самых важных показателей, который объединяет между собой все остальные компоненты является понятие потенциального выпуска. Потенциальный выпуск представляет собой некоторую величину ВВП, который производит экономика при максимальной загрузке производственных мощностей в ситуации полной занятости. Этот трендовый показатель в качестве примера можно рассчитать на основе производственной функции Кобба-Дугласа (1):

$$\overline{Y}_t = L_t^{\alpha} K_t^{1-\alpha}, \qquad (1)$$

где $\overline{Y}_t$ – потенциальный выпуск, L_t^{α} – фактор труда, который связан с оценкой не ускоряющей уровень инфляции безработицы (англ. non-accelerating rate of unemployment, NAIRU), $K_t^{1-\alpha}$ – фактор капитала.

Таблица 1 – Определения трендовых и циклических составляющих выпуска, безработицы и инфляции

Показатель	**Определение и методы сглаживания данных**	**Работы**
Потенциальный выпуск	Максимально возможный объем товаров и услуг, который можно произвести в экономике в долгосрочной перспективе при полной загрузке производственных мощностей и использовании всех имеющихся ресурсов (рабочей силы, капитала, технологий).	[5, 6, 7]
Разрыв выпуска	Разница между фактическим и потенциальным выпуском может быть как положительной, так и отрицательной величиной; отражает степень загрузки производственных мощностей.	[7, 8, 9]
Естественный уровень безработицы	Это ненаблюдаемый уровень безработицы, существующий при полной занятости в экономике. Фактический уровень естественной безработицы определяется структурной и фрикционной безработицей, отражающей время, необходимое работникам для поиска новой работы или для поиска первой работы новыми участниками рынка труда.	[10, 11, 12]
NAIRU	«Не ускоряющая уровень инфляции безработица» – версия «естественной безработицы» в краткосрочном периоде. Уровень NAIRU также характеризует ненаблюдаемый уровень безработицы, при котором инфляция цен и инфляция зарплат в экономике будут оставаться стабильными. В теории уровень NAIRU зависит от институциональных характеристик рассматриваемой экономики, в том числе от степени регулирования рынка труда.	[12, 13]
Разрыв безработицы	Разница между фактическим уровнем безработицы и естественным (долгосрочным равновесным) уровнем безработицы.	[13, 14, 15]
Трендовая инфляция	Ненаблюдаемый показатель; уровень инфляции, очищенный от влияния сезонных и циклических факторов.	[16, 17]
Инфляционный разрыв (разрыв инфляции)	Возникает, когда потенциальный выпуск больше фактического выпуска, что приводит к тому, что экономические агенты задействуют максимальный объем производственных	[11, 14, 18]

Показатель	Определение и методы сглаживания данных	Работы
	мощностей при уменьшении количества свободных ресурсов рабочей силы.	

Источник: составлено авторами.

Также оценки потенциального выпуска можно получить с помощью построения модели Солоу-Свана и статистических методов разложения временного ряда на тренд и циклическую компоненту при помощи фильтров.

Следующим важным показателем, который непосредственно связан с потенциальным выпуском, является разрыв выпуска. Это показатель циклической компоненты, при расчете которого могут использоваться как одномерные, так и многомерные фильтры. С их помощью происходит сглаживание временных рядов и выделение тренда из данных. К основным используемым для этой задачи фильтрам можно отнести фильтры Ходрика-Прескотта, Калмана, Кальво, Бевериджа-Нельсона, Бакстера-Кинга и прочие. Разрыв выпуска в общем виде определяется как (2):

$$\widehat{Y}_t = \frac{Y_t - \overline{Y}_t}{\overline{Y}_t}, \quad (2)$$

где $\widehat{Y}_t$ – разрыв выпуска, Y_t – фактический уровень выпуска, $\overline{Y}_t$ – потенциальный уровень выпуска.

Важно отметить также связь потенциального выпуска с деловым циклом (см. рисунок 1). Регулярные колебания экономической активности, связанные с последовательным чередованием 4 периодов (фаз): подъема (англ. upturn), пика (англ. peak), спада (англ. downturn) и дна (англ. bottom) рассматриваются как деловой цикл. Продолжительность каждого последующего делового цикла по длительности может отличаться от предыдущего и зависит от внешних и внутренних шоков, а также действия со стороны властей. Деловые циклы сами по себе оказывают значительное влияние на уровни экономической активности, производства и занятости, объем инвестиций и потребительские расходы. В эмпирических исследованиях колебания деловых циклов оцениваются разными статистическими и эконометрическими методами (часто через определение разрыва выпуска) [8, 9, 16]. Во время смены периодов (фаз) делового цикла (например, подъема и пика или спада и дна) фактический выпуск очень часто приближается к уровню потенциального выпуска.

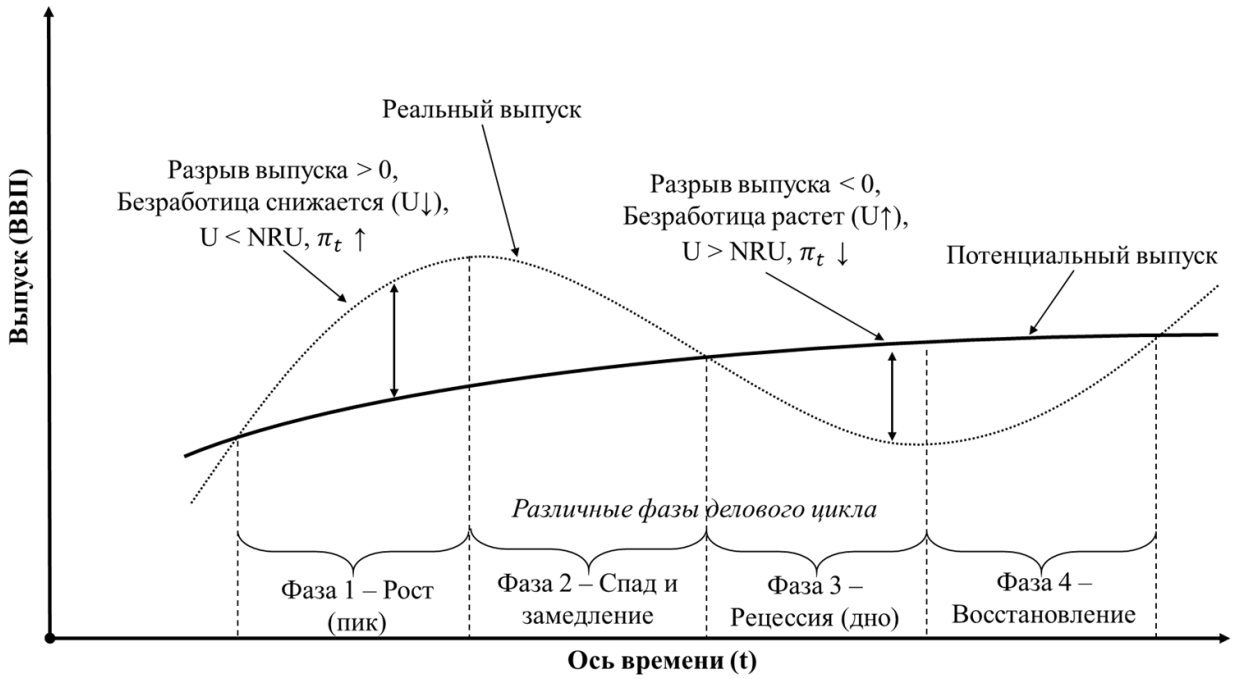


Рисунок 1 – Схематичное представление связи реального и потенциального выпуска, разрыва выпуска и фаз делового цикла

Примечания: U – безработица, NRU – естественный уровень безработицы, π_t – инфляция.

Источник: составлено авторами.

При рассмотрении трендовых и циклических компонент важно обратиться к рассмотрению взаимосвязи между потенциальным выпуском и естественной безработицей. Под естественной безработицей понимается совокупность фрикционной и циклической видов безработицы, существующих в экономике [9, 14]. Речь идет о некотором равновесном состоянии на рынке труда, позволяющем отследить изменения в долгосрочной перспективе и эффективно оценить потенциал роста с помощью фактора труда.

Важным также является рассмотрение краткосрочных колебаний вокруг некоторого долгосрочного равновесного состояния. Для оценки этих колебаний рассматривается уровень безработицы, не ускоряющий рост инфляции (NAIRU, англ. non-accelerating inflation rate of unemployment). В общем виде оценки NAIRU интерпретируются как потенциал занятости, лежащий в основе фактора труда любой экономики на краткосрочном горизонте (рисунок 2), который можно оценить через отношение уровня зарплат (W) и цен (P) в экономике согласно модели Лейарда-Никсела [14] (3):

$$\frac{W}{P} = MPL * (1 - m), \quad (3)$$

где W – уровень реальных зарплат, P – уровень цен в экономике, MPL – предельный продукт труда (англ. marginal product of labor), m – уровень торговых наценок (англ. trading markups).

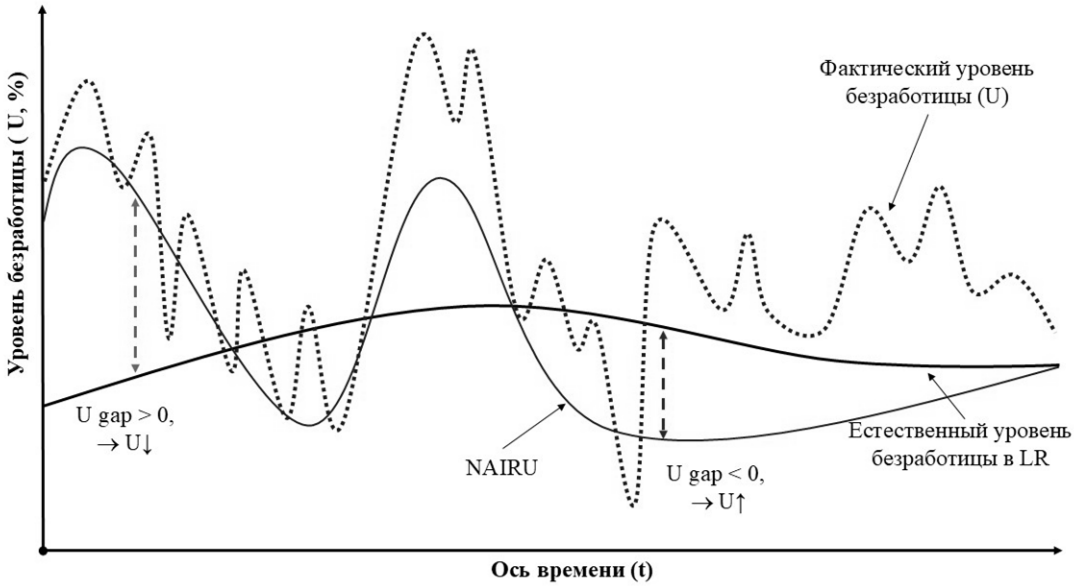


Рисунок 2 – Схематичное представление связи фактической безработицы, естественного уровня безработицы (NRU), NAIRU и разрыва безработицы (U gap)

Источник: составлено авторами.

Современная макроэкономическая теория объединяет и расширяет идеи и классические представления относительно связи между инфляцией и безработицей. Согласно современной концепции, влияние изменений безработицы на инфляцию становится с течением времени нелинейным и зависит как от ожиданий, так и от действий (реакции) экономических агентов на сигналы монетарных властей. Ожидания на рынке относительно будущей инфляции влияют на поведение экономических агентов и определяют динамику ценообразования. В этом случае макроэкономистами признается, что цены и уровень заработных плат в краткосрочной перспективе изменяются медленно, то есть являются «жесткими» (англ. sticky prices). Также несовершенство рынка и его реакции на информацию может привести к появлению асимметрии; подобные искажения часто наблюдаются на фазе спада делового цикла.

Новые представления относительно взаимосвязи между инфляцией, безработицей и выпуском в краткосрочном периоде показывают, что изменения

инфляции обусловлены не только отклонениями фактической безработицы от ее естественного уровня, но также связаны с ожиданиями агентов относительно будущей инфляции и степенью гибкости рынков труда и товаров. Для оценки соответствующих связей, начиная с 1970-х годов, были разработаны различные вариации новокейнсианской кривой Филлипса (NKPC, англ. New Keynesian Philips Curve), описывающей зависимость между краткосрочными изменениями безработицы и инфляции и включающую рациональные или адаптивные ожидания, а также оценку NAIRU.

В теории новокейнсианская кривая Филлипса (сокр. НКФ, NKPC) обычно показывает возможность краткосрочного достижения равновесия между инфляцией следующего периода и предельных затрат, связанных с уровнем безработицы, в текущем периоде времени. Согласно модели Гали и Гертлера [11] в условиях рациональных ожиданий из-за номинальной жесткости цен в долгосрочной перспективе инфляция является постоянной, а безработица находится на уровне, «не ускоряющем инфляцию» (NAIRU). В условиях, когда адаптивные ожидания имеют большой вес, оправданно рассматривать гибридную NKPC, где избыточный спрос измеряется разрывом безработицы, а уровень NAIRU может меняться со временем [7]. В общем виде кривая NKPC может быть записана как (4):

$$\pi_t = \lambda y_t + \beta E_t \pi_{t+1} + u_t, \qquad (4)$$

где $\pi_t = p_t - p_{t-1}$ – уровень инфляции, $\lambda = \frac{(1-\theta)(1-\beta\theta)}{\theta}$ – уровень подстройки цен в экономике, u_t – независимая ошибка.

Тогда из приведенного выше равенства (см. формулу (4)) кривая NKPC может быть переписана как (5):

$$\pi_t = \lambda \sum_{j=0}^{\infty} \beta_j E_t y_{t+j}. \qquad (5)$$

Часто для оценки текущих экономических тенденций инфляционные ожидания измеряются с помощью экспертных опросов. Оценки NAIRU совместно с гибридной NKPC (см. формулы (4) и (5)) могут использоваться в моделях динамического стохастического общего равновесия (DSGE). Важно также отметить, что кривая NKPC часто является линией ограничения в оптимизационной задаче центрального банка [15, 19, 20].

Следующими важными ненаблюдаемыми компонентами макропоказателей являются циклические составляющие – разрыв безработицы и разрыв инфляции

[13–15, 18]. В теоретических работах для анализа потенциального выпуска с учетом максимальной загрузки производственных мощностей предприятий в экономике рассматривается нахождение компромисса между оптимальным уровнем безработицы, количеством открытых вакансий и разрывом безработицы. Разрыв безработицы в краткосрочном периоде также можно представить как разницу между фактическим (наблюдаемым) уровнем безработицы и уровнем безработицы, не ускоряющим инфляцию (NAIRU) [12]. Эту взаимосвязь между различными показателями альтернативно можно оценить с помощью кривой Бевериджа (англ. Beveridge curve). Оценки, полученные с помощью этой кривой, позволяют измерить социально эффективный уровень безработицы для экономики в целом. Кривая Бевериджа и определение эффективного уровня безработицы тесно связаны с эмпирическими наблюдениями закона Оукена (англ. Okun's law). Эмпирические исследования показывают, что оптимальный уровень безработицы в развитых странах равен 3,5% [13, 15, 19, 20].

Разрыв безработицы, в свою очередь, связан с уровнем естественной безработицы через кривую Филлипса следующим образом (6):

$$\mathrm{gap_w} = \frac{w_t - w_{t-1}}{w_{t-1}} = -\epsilon(U - U^*), \qquad (6)$$

где w_{t-1} – уровень зарплат в предыдущем периоде, w_t – уровень текущих зарплат в экономике, U – текущий (фактический, англ. actual) уровень безработицы, U^* – ненаблюдаемый уровень естественной безработицы.

Разница между текущим и ненаблюдаемым уровнем безработицы $(U - U^*)$ является разрывом безработицы. Важно отметить, что при:

$\mathrm{gap_w} < 0 \Rightarrow U > U^*$ – наблюдается падение зарплат и цен в экономике,

$\mathrm{gap_w} > 0 \Rightarrow U < U^*$ – происходит рост зарплат и цен.

В большинстве современных моделей разрыв инфляции рассчитывается на основе гибридной NKPC следующим образом (7):

$$\pi_t - \pi_t^* = \theta E_t(\pi_{t+1} - \pi_{t+1}^*) + (1-\theta)(\pi_{t-1} - \pi_{t-1}^*) + \gamma y_t + \epsilon_t, \qquad (7)$$

где y_t – разрыв выпуска, π_t – текущий уровень инфляции, π_t^* – целевой уровень инфляции (иногда уровень трендовой инфляции).

Гибридная NKPC показывает, что для практических целей разрыв инфляции определяется инфляционными ожиданиями, отложенной инфляцией (англ. delayed inflation) и разрывом выпуска [13, 17, 19].

Далее представлен обзор исследований, посвященных оценке потенциального выпуска и естественной безработицы для целей монетарной политики. Нами рассмотрены одномерные и многомерные методы разделения экономических показателей на долгосрочный тренд и циклические колебания, широко используемые учеными и различными мировыми финансовыми институтами. Особое внимание уделяется обсуждению практических (технических) сложностей, возникающих при оценке моделей и фильтрации данных.

Мы опираемся на работы, описывающие полуструктурные модели[14] ненаблюдаемых компонент (англ. UC models, unobserved components models) и включающие в себя расчеты трендовых компонент выпуска, безработицы и инфляции, а также соответствующих разрывов. Первые полуструктурные модели строились на основе одномерных статистических подходов. Наиболее известные модели, например, модели Стока и Уотсона [8] и Кларка [5], впоследствии были существенно улучшены и стали базовыми для разработки многомерных моделей. В работах, последовавших после публикации Куттнера [6], который первым предложил включить разрыв выпуска в полуструктурную модель, стали анализироваться не только трендовые показатели, но также различные модификации кривой Филлипса. Впоследствии это позволило оценивать в одной системе уравнений различные макроэкономические показатели и их ненаблюдаемые компоненты.

Предложенные в эмпирических исследованиях двухмерные и многомерные полу- и структурные модели позволили связать между собой такие переменные, как разрывы безработицы и выпуска, проверить выполнение закона Оукена для различных стран. Современные методы анализа, представленные в научной литературе, предполагают построение многомерных полуструктурных моделей, учитывающих одновременно различные макроэкономические показатели (например, разрыв выпуска, номинальную ставку процента, уровень естественной безработицы и инфляцию). В отличие от DSGE моделей, полуструктурные модели гораздо проще в построении, и их результаты лучше интерпретируются с помощью экономической теории. В полуструктурных моделях каналы связи между различными факторами

[14] Полуструктурные модели базируются на строгих экономических предпосылках, однако уравнения, составляющие такие модели, могут включать в себя дополнительные показатели (например, лаги переменных), не обоснованные теоретически.

часто являются более наглядными и интуитивно понятными, чем в сложных DSGE-моделях.

Одними из первых исследований, в которых обсуждались проблемы оценки ненаблюдаемых компонент, были работы начала 1980-х гг., посвященные потенциальному выпуску. Модели ненаблюдаемых компонент (UC-модели, с англ. unobserved components models), предложенные в работах [5, 6, 8], могли также использоваться для построения прогнозов. Такие модели, во-первых, позволяли оценивать полу- и структурные модели с системами нескольких уравнений макропоказателей, а во-вторых, предполагали использование простых методов оценки и одномерность измерений. В данных подходах отсутствовала фильтрация данных, так как ранее в моделях исследователями часто использовались усредненные значения и корректировка на сезонность; в то же время они продемонстрировали успешные попытки по оценке ненаблюдаемых компонент выпуска (потенциального выпуска) и безработицы (естественной безработицы).

Следующим этапом в развитии эмпирических моделей потенциального выпуска и естественной безработицы стала полуструктурная модель Гордона [10] для оценки и выделения трендов в макропоказателях с включением разрыва выпуска и инфляции. Модель предполагала наличие двухмерности измерений и предлагала попытки фильтрации данных и введения корректировок остатков для повышения точности расчетов в модели.

В течение 1995–2005 гг. развитие методов оценки UC-моделей было тесно связано с расширением методов и способов линейной и нелинейной декомпозиции переменных на трендовые и циклические компоненты. Новые способы и методы фильтрации данных существенно повысили точность моделей. Последующие усложнения моделей с 1995 г. по настоящее время характеризуются следующим:

– Осуществлен переход от одно- и двухмерности измерений к многомерности (т. е. одномоментному выделению трендов у нескольких показателей);

– Разделение на трендовые и циклические компоненты стало значительно точнее;

– Оценка и выделение циклических компонент стало возможным с различением фаз (этапов) деловых циклов, шоков и структурных сдвигов;

– Использование модифицированных новокейнсианской кривых Филлипса, а также гибридных NKPC для получения оценок инфляции и безработицы.

Благодаря разработке новых методов оценки потенциального выпуска и разрыва выпуска в полуструктурных моделях стало возможным оценить их связь с деловыми циклами [13, 15]. Оценка потенциального выпуска и связанного с ним разрыва выпуска, согласно мнению большинства исследователей, сегодня больше связана с техникой расчетов, нежели с экономической теорией.

Определение и расчет потенциального выпуска может рассматриваться с разных позиций. Во-первых, модели и методы оценки различаются степенью опоры на теоретические основы. Среди особенно популярных и часто используемых подходов для получения оценок потенциального выпуска можно выделить следующие три:

1) Применение однофакторных (одномерных) фильтров, которые базируются на интуитивном понимании экономических процессов и фокусируются на выделении цикличности из статистических данных;

2) Использование многофакторных (многомерных) фильтров, основанных на новокейнсианских идеях о кривой Филлипса и на предпосылке об устойчивости системы вне зависимости от типа инфляционных ожиданий;

3) Построение полу- и структурных моделей (например, на основе производственных функций типа Кобба-Дугласа), предполагающих включение в расчеты факторов капитала и труда, а также дополнительных макропеременных.

Усложнение способов фильтрации данных привело к эволюции подходов к построению моделей потенциального выпуска и естественной безработицы. Получаемые оценки и вычислительная способность модели основаны на выборе между стабильностью оценок в реальном времени и правдоподобностью оценок с точки зрения экономической интерпретации. Для сохранения достоверности оценок разрыва выпуска с учетом экономической интерпретируемости полученных результатов и адекватности модели большинство авторов рекомендует избегать резких переоценок (англ. sharp estimates) и избыточной фильтрации выпуска, особенно для анализа краткосрочной динамики. Предлагаемые методы оценки и фильтрации данных, учитывающие общую правдоподобность (адекватность) оценок разрыва выпуска,

должны интуитивно тестироваться на специфичные для страны шоки и структурные сдвиги.

Существует множество различных методов, с помощью которых можно провести декомпозицию показателей на трендовые и циклические компоненты, при этом ни один из существующих методов фильтрации данных на сегодняшний момент не является превосходящим другие. Методы фильтрации и декомпозиции данных на тренд и цикл можно сгруппировать в три пересекающихся категории, подчеркивающие их особые характеристики:

1) параметрические, полупараметрические и непараметрические методы,

2) одномерные и/или многомерные оценки,

3) линейные и нелинейные методы оценки.

Мнения исследователей сходятся на том, что на практике лучше всего использовать множество альтернативных методологий одновременно для возможности сравнения разных оценок разрывов. Это приводит к тому, что в современных эмпирических исследованиях обычно используется несколько подходов с выбором оценок из «лучших» моделей. Чтобы избежать проблем при сравнении и выборе оценок, следует руководствоваться следующими принципами отбора: экономической обоснованностью, статистическим качеством оценок, а также прозрачностью расчетов в модели.

На практике выбор модели для оценки и методов оценивания часто сопряжен с субъективным представлением исследователя о рассматриваемом процессе и предпочтительной комбинации переменных для анализа. Наименее «требовательные» одномерные методы полезны прозрачностью получаемых расчетов, но получаемые в рамках них результаты страдают от смещения оценок разрывов в зависимости от конечных точек в выборке. Однако, как показали эмпирические исследования, более продвинутые методы не обязательно решают проблему конечных точек.

Отдельного внимания заслуживают работы российских авторов [4, 9, 16, 17, 20], в которых рассматриваются и моделируются ненаблюдаемые компоненты, включая разрыв выпуска и трендовую инфляцию. Полученные авторами оценки позволяют получить независимые оценки цикла и трендов для мониторинга целей по ДКП. Сопоставление оценок из российских эмпирических исследований показывает, что такие ненаблюдаемые компоненты как потенциальный выпуск,

разрыв выпуска, трендовая инфляция характеризуются общей «проблемой», а именно высокой чувствительностью результатов к спецификации модели и периоду данных.

В частности, в работе [16] авторы отмечают значительное влияние внешних макроэкономических шоков на российскую экономику на протяжении последних 10 лет. В двух других работах [4, 9] показано, что для оценки ненаблюдаемых компонент важно учитывать особенности рассматриваемого периода. Так, например, для оценок потенциального выпуска существенную роль играет учет структурных особенностей российской экономики и выбор переменных, используемых для идентификации цикла, поскольку тренды реальных переменных и спецификации разрывов зависимы от выбора эталонной переменной (англ. benchmark variable), которая существенно влияет на итоговый показатель разрыва [9]. При оценке уровня инфляции и уровня безработицы важную роль играет учет региональной неоднородности рынка труда [20]. Исследовательский опыт показывает, что целесообразно использовать несколько альтернативных методов оценки ненаблюдаемых компонент для сопоставления получаемых результатов.

Выработка оптимального подхода к решению проблемы оценки потенциального выпуска зачастую сводится к выбору наименее плохого варианта среди множества несовершенных альтернатив. Одно из перспективных решений этой проблемы заключается в применении методов многомерной фильтрации данных. Исследования по этой теме предлагают следующие пути решения проблемы:

– Изучение асимметрии функции потерь оценки разрыва выпуска, которые были вызваны пропуском значимых отклонений от наблюдающихся;

– Исследование возможностей включения элементов неопределенности в процесс оценки потенциального выпуска, возможность разбиения выборки на интервалы;

– Расширение спектра методов оценки разрыва выпуска путем внедрения современных методов и инструментов машинного обучения, таких как вейвлет-анализ (англ. wavelet) или случайный лес (англ. random forest);

– Определение смещений в расчетах и изучение их роли в остатках и статистических «хвостах» оценок модели.

Эти пути решения проблемы оценки потенциального выпуска представляют значительный интерес как для исследователей, так и для практиков, стремящихся совершенствовать процессы моделирования и прогнозирования для целей экономического развития страны.

В целом, большая часть литературы [6, 9, 11, 13, 17], сфокусированная на оценке полу- и структурных моделей, включает показатели инфляции как в явном, так и неявном виде. Отдельно поднимается вопрос о том, является ли разрыв выпуска латентной (скрытой) переменной, зависящей от уровня безработицы и динамики изменений цен. Это достаточно актуальный вопрос как с академической точки зрения, так и с точки зрения денежно-кредитной политики, потому что в этом случае инфляция и инфляционные ожидания могут косвенно предоставить информацию о разрыве выпуска. Последние разработки в литературе [16, 17, 19] по линейной декомпозиции трендовых и циклических компонент отмечают значительную неопределенность в отношении нахождения циклической компоненты выпуска, а также, что обычные одномерные методы выделения тренда могут давать очень разные оценки как величины, так и знака разрыва выпуска (см. таблицу 2). Включение в модели новокейнсианской кривой Филлипса и появление гибридных форм NKPC позволило совместно оценивать динамику инфляции, безработицы и выпуска в полу- и структурных моделях.

Хотя существующие модели ненаблюдаемых компонент обладают рядом преимуществ по сравнению с другими видами моделей и DSGE-моделями, они характеризуются определенными недостатками, главный из которых заключается в ограниченной способности давать точные прогнозы. Результаты, полученные на основе этих моделей, часто трудно интерпретировать при возникновении новых структурных сдвигов в экономике. Это означает, что подобные модели неспособны в полной мере учитывать воздействие случайно возникающих факторов и оказываемое ими влияние на макропоказатели. Однако преимуществом полуструктурных моделей ненаблюдаемых компонент является возможность иллюстрации большого количества макроэкономических процессов в экономике.

Анализ различных методов фильтрации данных и сравнение оценок, полученных в рамках полуструктурных моделей для ненаблюдаемых компонент, показывает, что эмпирические оценки зависят от степени аналитической

разработки модели и прописанных в ней уравнений основных макропоказателей. В таблице 2 показано, что не существует единственного и наилучшего подхода в сочетании со способом фильтрации данных, который позволял бы получить оценки одновременно для трех и более переменных. Несмотря на сходство базовых предпосылок, разные подходы к моделированию отличаются уровнем сложности, степенью адекватности результатов и оптимальным соотношением между теоретическим обоснованием и эмпирической (практической) достоверностью.

Наиболее высокой аналитической наглядностью обладают модели ненаблюдаемых компонент (UC). Этот класс моделей позволяет гибко связывать динамику ненаблюдаемых переменных с фазами делового цикла, а также обладает высокой графической интерпретируемостью. Альтернативно, DSGE-модели, несмотря на глубокое описание процессов и их проработку на микроуровне, характеризуются «сверхгибкостью» (англ. superflexibility) и высокой чувствительностью к калибровке параметров, что может приводить к искажениям в получаемых результатах оценок.[15]

[15] Термин «сверхгибкость» обозначает склонность моделей подстраиваться практически под любые экономические данные *ex post* (за счет введения различных шоков и свободных параметров) зачастую в ущерб реальной прогностической способности и структурной обоснованности. Изначально DSGE-модели создавались как структурно обоснованные инструменты для макроэкономического анализа, опирающиеся на микроэкономические основы, современная практика их оценки вызывает опасения у макроэкономистов, занимающихся прогнозированием, поскольку DSGE-модели стали слишком податливыми и легко подстраиваемыми под данные (англ. too malleable).

Таблица 2 – Сравнение различных видов моделей оценки макроэкономических показателей

Вид модели	**Модель ненаблюдаемых компонент (англ. UC, Unobserved components model)**	**Модель с включением многомерных фильтров (англ. MUF, Multivariate filter model)**	**PF–модель (модель на основе производственной функции, англ. Production function)**	**DSGE–модель (англ. Dynamic stochastic general equilibrium)**
Работы	[5, 6,7, 8]	[10, 12, 14]	[9, 15]	[4, 19]
Размерность	Одномерность и многомерность	Многомерность	Одномерность и многомерность	Многомерность
Устойчивость результатов во времени	Зависит от способов оценки и фильтрации данных	Устойчивы в краткосрочном периоде	Недостаточно устойчивы во времени	Достаточно устойчивы
Связь с деловыми циклами	Существует, есть возможность учесть разные фазы деловых циклов с помощью простых инструментов	Существует, если есть возможность учесть разные фазы деловых циклов на основе оценок	Не существует (не наблюдается), учет смены деловых циклов невозможен	Существует, если в модели заданы соответствующие параметры, требует дополнительных корректировок модели
Интерпретируемость результатов и соответствие эмпирическим наблюдениям	Высокая интерпретируемость, большинство процессов можно графически проиллюстрировать	Средняя интерпретируемость, большая часть процессов может быть описана с помощью статистических данных	Низкая или средняя интерпретируемость, подходит больше для теоретических разработок	Средняя интерпретируемость, можно проиллюстрировать, но нечеткость результатов и сверхгибкость (высокая адаптивность модели) приводят к искажениям в моделируемых экономических процессах
Вычислительная сложность	Низкая/средняя	Низкая/средняя	Низкая	Высокая

Вид модели	**Модель ненаблюдаемых компонент (англ. UC, Unobserved components model)**	**Модель с включением многомерных фильтров (англ. MUF, Multivariate filter model)**	**PF–модель (модель на основе производственной функции, англ. Production function)**	**DSGE–модель (англ. Dynamic stochastic general equilibrium)**
Аналитическая разработка	Средняя	Низкая/средняя	Низкая	Высокая
Данные и вариативность оценок в зависимости от предварительной обработки (сезонные корректировки, выбросы)	Сопоставимость оценок связана с методом фильтрации данных.		Модель позволяет описывать общие закономерности для экономических процессов.	Ведутся дискуссии о том, может ли DSGE модель давать прогнозы, сопоставимые по точности с оценками, полученными в рамках неструктурных моделей.
Возможности построения прогнозов	Да, можно сделать с помощью простых методов (прогнозы инфляции и выпуска)	Да, можно сделать с помощью простых методов (прогнозы инфляции и выпуска) с учетом ограничений, вводимых в модель.	Нет, можно сделать прогноз только для совокупного уровня выпуска, труда.	Да, но только определенными инструментами и методами (ошибки минимальные и не выходят за значимые критические интервалы).

Источник: составлено авторами.

Выводы

В исследовании обсуждаются ненаблюдаемые компоненты. Основных макроэкономических переменных – трендовые (потенциальный выпуск, естественный уровень безработицы, NAIRU, трендовая инфляция) и циклические (соответствующие разрывы). Ненаблюдаемые компоненты макропоказателей играют ключевую роль в долгосрочном экономическом анализе и в оценке их связи с деловыми циклами.

Нами систематизированы соответствующие определения, подробно описаны основные подходы к оценке ненаблюдаемых компонент и проведен разбор наиболее распространенных методов и моделей оценки ненаблюдаемых компонент на основе эмпирических исследований. К ключевым моментам исследования относятся описание методов оценки потенциального выпуска и эволюция моделей ненаблюдаемых компонент. На основе системного рассмотрения научной литературы было выявлено, что данные рынка труда и данные по инфляционным ожиданиям играют важную роль в оценке потенциального выпуска для экономики. Полуструктурные модели ненаблюдаемых компонентов активно используются для оценки разрыва выпуска, трендовой инфляции и определения естественного уровня безработицы. Первые полуструктурные модели основывались на одномерных статистических подходах, позднее были усовершенствованы и трансформированы в многомерные системы уравнений, позволяющие оценивать взаимосвязанные макроэкономические показатели.

Подобные модели легче строить и интерпретировать, поскольку они показывают достаточно наглядные каналы связи между различными макропоказателями. Современные исследования ориентированы на разработку многомерных полуструктурных моделей, позволяющих одновременно включать большое количество ненаблюдаемых компонент, таких как разрыв выпуска, разрыв инфляции и естественный уровень безработицы. В сравнении с DSGE-моделями, полуструктурные модели более просты в построении и дают лучшую иллюстрацию механизмов для отдельных макрофакторов. В настоящее время существует некоторый методологический компромисс между разными классами моделей, широко используемыми монетарными властями. Так, например, полуструктурные модели служат оперативным инструментом для мониторинга текущей фазы цикла

и оценки трендов, в то время как DSGE-модели остаются важным исследовательским инструментом для анализа долгосрочных альтернативных сценариев в макроэкономике.

Среди множества подходов к моделированию не существует единственно верного решения: выбор метода и модели оценки ненаблюдаемых компонент требует взвешенного подхода, учитывающего специфику и поставленные цели. Существует большое количество методов фильтрации и декомпозиции данных, каждый из которых обладает своими преимуществами и недостатками. Методы можно классифицировать по трем основным категориям: параметричность/непараметричность, размерность (одномерные/многомерные), линейность/нелинейность. Современная научная литература подчеркивает необходимость одновременного использования нескольких методик для повышения качества и надежности результатов оценок. Необходимо искать компромисс между техническими характеристиками моделей и их способностью корректно отражать реальные экономические процессы.

Список источников

1. **Friedman M.** The Role of Monetary Policy // American Economic Review. 1968. T. 58. C. 1–17.
2. **Phelps E.S.** Phillips curves, expectations of inflation and optimal unemployment over time // Economica. 1967. T. 34. C. 254–281.
3. **Phelps E.S.** Money-wage dynamics and labor-market equilibrium // Journal of Political Economy. 1968. T. 76. C. 678–711.
4. **Коршунов Д.А.** Что такое разрыв выпуска, как его мерить и почему это так важно для центрального банка // Аналитические материалы Банка России. Серия экономических докладов. 2024. С. 1–17.
5. **Clark P.** The Cyclical Component of U. S. Economic Activity // The Quarterly Journal of Economics. 1987. T. 102. № 4. C. 797–814.
6. **Kuttner K.** An unobserved-components model of constant-inflation potential output. Working Papers Series, Macroeconomic Issues. Chicago: Federal Reserve Bank of Chicago, 1993. № 93-2. 42 c.
7. **Grant A., Chan C.** Reconciling Output Gaps: Unobserved Components Model and Hodrick-Prescott Filter // Journal of Economic Dynamics and Control. 2017. T. 75. C. 114–121.
8. **Stock J., Watson M.** Testing for Common Trends // Journal of the American Statistical Association. 1988. T. 83. № 404. C. 1097–1107.

9. **Хабибуллин Р.А.** Какие показатели разрывов выпуска и реальной деловой активности позволяют прогнозировать инфляцию в России? М.: Банк России, 2019. 42 с. (Серия докладов об экономических исследованиях. № 50, октябрь 2019).
10. **Gordon R.J.** The Time-Varying NAIRU and its Implications for Economic Policy // Journal of Economic Perspectives. 1997. Т. 11. № 1. С. 11–32.
11. **Gali J., Gertler M.** Inflation dynamics: a structural econometric analysis // Journal of Monetary Economics. 1999. Т. 44. № 2. С. 195–222.
12. **Ball L., Mankiw G.** The NAIRU in Theory and Practice // Journal of Economic Perspectives. 2002. Т. 16. № 4. С. 115–136.
13. **Haschka R.** Examining the New Keynesian Phillips Curve in the U.S.: Why has the relationship between inflation and unemployment weakened? // Research in Economics. 2024. Т. 78. С. 100987.
14. **Layard R., Nickell S., Jackman R.** Unemployment: Macroeconomic Performance and the Labour Market. 2nd ed. Oxford: Oxford University Press, 2005.
15. **Florio A., Siena D., Zago R.** Global value chains and the Phillips curve: A challenge for monetary policy // European Economic Review. 2025. Т. 174. С. 104966. DOI: 10.1016/j.euroecorev.2025.104966.
16. **Дробышевский С., Казакова М., Синельникова-Мурылева Е., Трунин П., Фокин Н.** Трендовая инфляция: оценки для российской экономики // Вопросы экономики. 2023. № 1. С. 5–25. DOI: 10.32609/0042-8736-2023-1-5-25.
17. **Дерюгина Е.Б., Пономаренко А.А.** Дезинфляция и надежность показателей трендовой инфляции. М.: Банк России, 2019. 28 с. (Серия докладов об экономических исследованиях. № 44, сентябрь 2019).
18. **Cogley T., Primiceri G., Sargent T.** Inflation-Gap Persistence in the US // American Economic Journal: Macroeconomics. 2010. Т. 2. № 1. С. 43–69. DOI 10.1257/mac.2.1.43.
19. **Kartaev P., Besedovskaya M.** Is The Phillips Curve Useful For Forecasting Inflation In Russia? // Lomonosov Economics Journal. 2023. № 6. С. 24–43.
20. **Иноземцев Е.С., Кротова Ю.И.** Кривая Филлипса с пространственными эффектами на данных регионов России // Журнал Новой экономической ассоциации. 2024. № 2(63). С. 35–56.

References

1. **Friedman M.** The Role of Monetary Policy. *American Economic Review*, 1968, vol. 58, pp. 1–17.
2. **Phelps E.S.** Phillips curves, expectations of inflation and optimal unemployment over time. *Economica*, 1967, vol. 34, pp. 254–281.
3. **Phelps E.S.** Money-wage dynamics and labor-market equilibrium. *Journal of*

Political Economy, 1968, vol. 76, pp. 678–711.

4. **Korshunov D.A.** [The output gap: what it is, how to measure it, and why it is so important for the central bank]. Analiticheskie materialy Banka Rossii. Seriya ekonomicheskikh dokladov, 2024, pp. 1–17. (In Russ.)
5. **Clark P.** The Cyclical Component of U. S. Economic Activity. *The Quarterly Journal of Economics*, 1987, vol. 102, no. 4, pp. 797–814.
6. **Kuttner K.** An unobserved-components model of constant-inflation potential output. Working Papers Series, Macroeconomic Issues. Chicago, Federal Reserve Bank of Chicago, 1993, no. 93-2, 42 p.
7. **Grant A., Chan C.** Reconciling Output Gaps: Unobserved Components Model and Hodrick-Prescott Filter. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2017, vol. 75, pp. 114–121.
8. **Stock J., Watson M.** Testing for Common Trends. *Journal of the American Statistical Association*, 1988, vol. 83, no. 404, pp. 1097–1107.
9. **Habibullin R.A.** [Which indicators of output gaps and real business activity help forecast inflation in Russia?]. Moscow, Bank of Russia, 2019, 42 p. (Series of reports on economic research, no. 50, October 2019). (In Russ.)
10. **Gordon R.J.** The Time-Varying NAIRU and its Implications for Economic Policy. *Journal of Economic Perspectives*, 1997, vol. 11, no. 1, pp. 11–32.
11. **Gali J., Gertler M.** Inflation dynamics: a structural econometric analysis. *Journal of Monetary Economics*, 1999, vol. 44, no. 2, pp. 195–222.
12. **Ball L., Mankiw G.** The NAIRU in Theory and Practice. *Journal of Economic Perspectives*, 2002, vol. 16, no. 4, pp. 115–136.
13. **Haschka R.** Examining the New Keynesian Phillips Curve in the U.S.: Why has the relationship between inflation and unemployment weakened? *Research in Economics*, 2024, vol. 78, pp. 100987.
14. **Layard R., Nickell S., Jackman R.** Unemployment: Macroeconomic Performance and the Labour Market. 2nd ed. Oxford, Oxford University Press, 2005.
15. **Florio A., Siena D., Zago R.** Global value chains and the Phillips curve: A challenge for monetary policy. *European Economic Review*, 2025, vol. 174, p. 104966. DOI: 10.1016/j.euroecorev.2025.104966.
16. **Drobyshevskij S., Kazakova M., Sinel'nikova-Muryleva E., Trunin P., Fokin N.** [Trend inflation: estimates for the Russian economy]. Voprosy ekonomiki, 2023, vol. 1, pp. 5–25. DOI: 10.32609/0042-8736-2023-1-5-25. (In Russ.)
17. **Deryugina E.B., Ponomarenko A.A.** [Disinflation and reliability of trend inflation indicators]. Moscow, Bank of Russia, 2019, 28 p. (Series of reports on economic research, no. 44, September 2019). (In Russ.)
18. **Cogley T., Primiceri G., Sargent T.** Inflation-Gap Persistence in the US. *American*

Economic Journal: Macroeconomics, 2010, vol. 2, no. 1, pp. 43–69. DOI 10.1257/mac.2.1.43.

19. **Kartaev P., Besedovskaya M.** Is The Phillips Curve Useful For Forecasting Inflation In Russia? *Lomonosov Economics Journal*, 2023, no. 6, pp. 24–43.
20. **Inozemcev E.S., Krotova Yu.I.** [The Phillips curve with spatial effects based on data from Russian regions]. Zhurnal Novoj ekonomicheskoj associacii, 2024, no. 2(63), pp. 35–56. (In Russ.)