

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА И  
ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ»  
(РАНХиГС)

УДК  
Рег. № НИОКТР  
Рег. № ИКРБС

УТВЕРЖДАЮ  
Ректор РАНХиГС  
д-р экон. наук, проф.

\_\_\_\_\_ B.A. May  
«\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 202\_ г.

ПРЕПРИНТ

ОЦЕНКА ЖЕСТКОСТИ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ РОССИЙСКОЙ ЭКОНОМИКИ  
Научно-исследовательская работа выполнена в соответствии с государственным  
заданием РАНХиГС на 202\_ год по научному направлению  
«\_\_\_\_\_»

Руководитель НИР,  
с.н.с., к.э.н.

Божечкова А.В.

Исполнители

Божечкова А.В., ИПЭИ РАНХиГС, с.н.с. к.э.н.,  
0000-0002-9750-9676, Bojekhova@ranepa.ru

Джункеев У.К., ИПЭИ РАНХиГС, м.н.с.

0000-0003-0097-4561, dzhunkeev-u@ranepa.ru

Евсеев А.С., ИПЭИ РАНХиГС, н.с.

0000-0001-7260-6130, evseev-als@ranepa.ru

Исхакова Ф. Я.,

0000-0001-7285-9381, iskhakova-fy@ranepa.ru

Трунин П.В., ИПЭИ РАНХиГС, директор

Центра изучения проблем центральных банков, д.э.н.

0000-0001-8306-9422, Pt@iep.ru

Чембулатова М.Е., ИЭП им. Е.Т. Гайдара, м.н.с.

0000-0002-1624-0565, sherbustanova@iep.ru

Москва, 2021

**Аннотация.** Продолжительность монетарных шоков в экономике объясняется не только жесткостью цен, но и медленным распространением информации и инерционностью ожиданий агентов. В мировой научной литературе представлено множество методов оценки жесткости информации, но среди отечественных исследований практически нет работ, посвященных этой проблеме. Поэтому особую **актуальность** представляет исследование жесткости информации в российской экономике. **Предметом** исследования выступает информационная жесткость. **Цель** исследования – выявление особенностей реализации денежно-кредитной политики с учетом жесткости цен и жесткости информации в России. Для ее выполнения поставлены задачи: обзор моделей несовершенства информации и методов проверки гипотез о соответствии этих моделей наблюдаемым данным на основе обзора теоретической и эмпирической литературы, сбор данных, проверка гипотезы существования несовершенства информации и получение количественных оценок жесткости информации и жесткости цен на российских данных. **Методы** исследования – статистические и эконометрические методы анализа временных рядов. Для расчетов использованы данные по консенсус-прогнозам профессиональных аналитиков агентств Блумберг и Интерфакс, прогнозы Минэкономразвития России за период с 2006 г. по 2020 г. **Выводы** исследования: жесткость информации обнаружена для прогнозов всех рассматриваемых макроиндикаторов; для разных макроэкономических переменных количественная оценка жесткости информации различается; выявлено снижение степени информационной жесткости в периоды повышения нестабильности в экономике. Полученные **результаты** позволяют объяснять инерционность реакции ряда макроэкономических переменных на различные шоки, включая шоки денежно-кредитной политики, и могут использоваться в рамках моделей общего равновесия.

**Ключевые слова.** **ЖЕСТКОСТЬ ИНФОРМАЦИИ, НЕСОВЕРШЕНСТВО ИНФОРМАЦИИ, ПОЛНОТА ИНФОРМАЦИИ, РАЦИОНАЛЬНЫЕ ОЖИДАНИЯ, РАЦИОНАЛЬНОЕ НЕВНИМАНИЕ, ДЕНЕЖНО-КРЕДИТНАЯ ПОЛИТИКА, ЭНТРОПИЯ, ИЗДЕРЖКИ МЕНЮ, ДИНАМИЧЕСКИЕ СТОХАСТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ОБЩЕГО РАВНОВЕСИЯ, ИМПУЛЬСНЫЕ ОТКЛИКИ, VAR-МОДЕЛИ.**

**JEL:** E30 E31, E52, E58, C33, D40, D21.

**Abstract.** The duration of monetary shocks in the economy is often explained not just by price rigidity, but also by the slow dissemination of information and the inertia of economic agents' expectations. Many methods for the information rigidity assessment are presented in the foreign scientific literature, but few such works exist in Russia. Therefore, the study of the information rigidity in the Russian economy is highly **relevant**. The subject of the study is information

rigidity. **The goal** of this work is to study monetary policy in Russia, considering price rigidity and information rigidity. To achieve the goal of the study, we set the following objectives: a review of the models of imperfect information and methods of validating the hypotheses of these models' compliance with the factual data based on a review of theoretical and empirical literature, data collection, validating the hypothesis of existence of imperfect information, obtaining quantitative estimates of information rigidity using the data for Russia. **Research methods** include statistical and econometric methods of time series analysis. We used data of consensus forecasts of professional analysts from Bloomberg and Interfax agencies, forecasts of the Ministry of Economic Development for the period from 2006 to 2020. **Conclusions** of the study: information rigidity was observed for forecasts of all macroeconomic indicators considered; the estimates of information rigidity vary for different macroeconomic variables; we also discovered a decrease in the degree of information rigidity during periods of increased instability in the economy. The results make it possible to explain the inertia in the response of macroeconomic variables to various shocks, including monetary policy shocks, and can be used in general equilibrium models.

**Keywords:** INFORMATION RIGIDITY, PRICE RIGIDITY, IMPERFECT INFORMATION, FULL INFORMATION, RATIONAL EXPECTATION, RATIONAL INATTENTION MONETARY POLICY, ENTROPY, MENU COSTS, DYNAMIC STOCHASTIC GENERAL EQUILIBRIUM MODELS, IMPULSE RESPONSES, VAR-MODELS.

**JEL:** E30 E31, E52, E58, C33, D40, D21.

## **СТРУКТУРА**

<b>ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>5</b>
1   Теоретические аспекты несовершенств информации в новокейнсианских моделях   6	
2   Обзор эмпирических исследований, посвященных оценке жесткости информации на данных прогнозов.....	31
3   Оценка информационной жесткости в российской экономике.....	43
3.1       Описание используемых данных.....	43
3.2       Описание метода оценивания параметра жесткости информации .....	44
3.3       Результаты анализа степени информационной жесткости в российской экономике  45	
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....</b>	<b>57</b>
<b>СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....</b>	<b>61</b>

## ВВЕДЕНИЕ

С точки зрения теоретических представлений, одним из условий ненейтральности монетарной политики и, в частности, работоспособности процентного канала трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики является жесткость цен [1]. Однако результаты ряда эмпирических работ показывают, что жесткости цен недостаточно для полного объяснения устойчивости воздействия шоков монетарной политики на реальный сектор экономики [2]. Одним из дополнительных объяснений значительной продолжительности монетарных шоков является медленное распространение информации, актуальной для принятия ценовых решений, и, как следствие, инерционность ожиданий агентов. Под жесткостью информации в данном исследовании понимается медленная скорость распространения и обработки информации экономическими агентами, инерционность их ожиданий в силу различных видов информационных несовершенств, связанных с издержками сбора и обработки информации, ограниченными когнитивными ресурсами, зашумленными новостными сигналами, осознанным рациональным невниманием агентов к тем или иным шокам.

В существующей мировой научной литературе представлено достаточно много методов оценки различных характеристик жесткости информации, однако среди отечественных исследований практически нет работ, посвященных оценке степени жесткости информации в российской экономике. Однако разработанные российскими экономистами динамические стохастические модели общего равновесия, как правило, оцениваются при помощи показателей жесткости информации, полученных по зарубежным данным, либо с опорой на общее интуитивное представление о том, как устроена жесткость информации в отечественной экономике. В связи с этим высокий исследовательский интерес представляют вопросы о том, какова средняя жесткость информации в российской экономике, насколько она варьируется между макроэкономическими переменными, менялась ли она во времени.

В условиях перехода Банка России к политике инфляционного таргетирования особый интерес представляет оценка степени жесткости информации в российской экономике. При высокой жесткости информации после наступления монетарного шока, направленного на снижение инфляции, ожидается, что средние инфляционные ожидания агентов будут снижаться медленнее, чем фактическая инфляция, из-за неполноты информации о текущем состоянии экономики, которой они располагают. В дополнение к оценке жесткости информации, уточнение ранее полученных на российских данных оценок жесткости цен позволит улучшить представление о характере распространения шоков монетарной политики. Выявление данных факторов сформирует более полное понимание ценообразования на уровне отдельных фирм в экономике, что имеет существенное значение для эффективности проводимой политики Банка России с учетом Основных направлений единой государственной денежно-кредитной политики на 2021 и период 2022 и 2023 гг. Таким образом, оценка параметров жесткости информации и

цен являются важным условием точности моделирования последствий и продолжительности шоков монетарной политики в РФ.

Целью настоящего исследования является оценка степени жесткости информации в России.

Для выполнения цели перед авторами настоящего исследования поставлены следующие задачи. Во-первых, это осуществление обзора теоретической литературы с последующим выявлением основных моделей несовершенства информации и сопоставлением их выводов относительно скорости реакции цен на макроэкономические шоки. Во-вторых, на основе обзора эмпирических статей необходимо выявить методы проверки гипотез о соответствии тех или иных моделей несовершенства информации наблюдаемым данным. В-третьих, важной задачей является сбор необходимых данных об ожиданиях экономических агентов и дальнейшая проверка гипотезы существования несовершенства информации и получения количественной оценки жесткости информации. В-четвертых, формулировка выводов о необходимости учета параметра жесткости информации при принятии решений в области монетарной политики.

Новизна исследования состоит в разработке методологии оценки информационной жесткости на российских данных с учетом информационной жесткости и жесткости цен в экономике, количественной оценке жесткости цен и информации в России.

Результаты данного исследования могут быть использованы для построения сценарных прогнозов макроэкономических показателей, включая динамику промышленного производства и инвестиций в различных отраслях экономики, а также в целях повышения эффективности проводимой денежно-кредитной политики и моделирования ее последствий. Также результаты работы могут быть использованы в интересах Департамента экономического развития и финансов Правительства Российской Федерации, Министерства экономического развития РФ, Банка России, а также в интересах Академии для развития научного потенциала в целях повышения качества экспертно-аналитической работы и образовательных программ.

## **1       Теоретические аспекты несовершенств информации в новокейнсианских моделях**

Ранние теоретические модели сторонников новокейнсианской теории объясняли медленную или неполную подстройку номинальных цен в ответ на экзогенные шоки наличием издержек ценовой корректировки или многoperiodных контрактов [3], [4]. Данные модели позволили обосновать отсутствие нейтральности денежно-кредитной политики, сохраняя предпосылки о рациональности и однородности ожиданий экономических агентов, а также о полноте информации. Однако последующие эмпирические исследования обнаружили, что данные факторы не способны объяснить значительную устойчивость колебаний выпуска в

ответ на шоки, которая наблюдается на фактических данных. Вследствие этого более поздние исследования в качестве альтернативного объяснения ненейтральности монетарной политики начали рассматривать различные виды информационных несовершенств, предполагающих сохранение ценовой гибкости фирм в каждом периоде, но препятствующих отражению полной и актуальной информации в их ценовых решениях.

В настоящем разделе представлен обзор подходов к моделированию информационных несовершенств в соответствии с их исторической эволюцией, а также рассматриваются и сравниваются особенности каждого подхода.

Впервые теоретическое объяснение отсутствия нейтральности денежно-кредитной политики в краткосрочном периоде, связанное с неполнотой информации, представлено в исследованиях [5], [6] и [7] Лукаса (Lucas).

В предложенной автором модели реакция выпуска на неожиданные монетарные шоки наблюдается в силу неверной интерпретации агентами ценовых шоков, возникающей вследствие неполноты информации об агрегированном уровне цен  $p_t$ . Предполагается, что экономика состоит из  $N$  децентрализованных островов. На каждом острове производитель  $z$  устанавливает цену  $p_t(z)$ . Функция предложения товаров каждого производителя задается уравнением (1):

$$y_t(z) = \gamma(p_t(z) - p_t), \quad (1)$$

где  $y_t(z)$  – отклонение выпуска от тренда,  $\gamma$  – параметр чувствительности выпуска к изменению цены.

Из уравнения (1) следует, что объем производимой фирмой продукции является возрастающей функцией от относительной цены. При этом производитель в каждом периоде может наблюдать только цену на свои товары, располагая ограниченной информацией об агрегированном уровне цен. Производитель не знает истинного значения агрегированного уровня цен и наблюдает его с лагом в один период, но формирует ожидания  $E(p_t|I_t(z))$  относительно него на основании информации  $I_t(z)$ , доступной на его острове. С учетом информационных несовершенств кривая предложения может быть преобразована к виду (2):

$$y_t(z) = \gamma(p_t(z) - \mathbb{E}(p_t|I_t(z))), \quad (2)$$

Поскольку в соответствии с предпосылками модели агенты формируют ожидания рационально, агрегированный уровень цен можно выразить, согласно уравнению (3 **Ошибка! Источник ссылки не найден.**):

$$p_t = \mathbb{E}(p_t | I_t(z)) + \epsilon_t, \quad (3)$$

где  $\epsilon$  – ошибка прогноза совокупного спроса,  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ .

Предполагается, что цена на каждом острове отклоняется от агрегированного уровня цен случайным образом в соответствии с (4):

$$p_t(z) = p_t + z_t, \quad (4)$$

где  $z$  – ошибка прогноза индивидуального спроса,  $z \sim N(0, \tau^2)$ .

Если бы агент владел совершенной информацией, он бы реагировал изменением выпуска только на шок относительной цены  $z$ . Однако в силу информационных несовершенств агенты наблюдают только разрыв между ценой на своем острове и ожиданиями агентов в отношении агрегированного уровня цен, т.е. составную ошибку  $z + \epsilon$ . Задача производителя заключается в получении МНК-оценки для доли шока относительной цены  $z$  в составном шоке на основании исторических данных об идиосинкритических и агрегированных шоках, согласно (5):

$$z_t = \theta(z_t + \epsilon_t) + u_t, \quad (5)$$

где  $\theta = \frac{\tau^2}{\sigma^2 + \tau^2}$ ,  $u$  – случайная ошибка.

С учетом полученной МНК-оценки для параметра  $\theta$ , ожидания агентов относительно агрегированного уровня цен при условии наблюдаемой цены на собственные товары  $p_t(z)$  можно выразить в соответствии с (6):

$$\begin{aligned} E(p_t | I_{t-1}(z), p_t(z)) &= p_t(z) - E(z_t | I_{t-1}(z), p_t(z)) = \\ &= p_t(z) - \theta(p_t(z) - E(p_t | I_{t-1})) = (1 - \theta)p_t(z) + \theta E(p_t | I_{t-1}). \end{aligned} \quad (6)$$

Подстановка выражения (Ошибка! Источник ссылки не найден.6) в уравнение для индивидуального предложения товаров производителя (2) и его агрегирование по островам позволяет выразить совокупную кривую предложения (7):

$$y_t = \gamma \theta(p_t - E(p_t | I_{t-1})). \quad (7)$$

Из (7) следует, что отклонение выпуска от тренда происходит только в ответ на неожиданные ценовые шоки. При добавлении и вычитании  $p_{t-1}$  из правой части соотношения (7) можно получить кривую Филлипса (8):

$$(p_t - p_{t-1}) = \frac{1}{\gamma\theta} y_t + (E(p_t | I_{t-1}) - p_{t-1}). \quad (8)$$

На основании соотношения (8) можно заключить, что выпуск превышает равновесный уровень только в том случае, когда инфляция становится выше ожидаемого уровня.

Спрос на каждом острове  $y^d(z)$  зависит от номинального денежного предложения  $m(z)$  и уровня цен на каждом острове  $p(z)$  (9):

$$y^d = m(z) - p(z). \quad (9)$$

Денежное предложение на каждом острове равно совокупному денежному предложению и случайной ошибке (формула 10):

$$m(z) = m + \eta(z), \quad (10)$$

где  $\eta(z) \sim N(0, \delta^2)$ .

Совокупное денежное предложение следует процессу (11):

$$m_t = m_{t-1} + \mu + \zeta_t, \quad (11)$$

где  $\mu$  – ожидаемый рост денежного предложения,  $\zeta_t$  – неожиданная компонента роста денежной массы ( $\zeta \sim N(0, \lambda^2)$ ).

Равновесие в экономике определяется равенством совокупного спроса и предложения, которое задается соотношением (12):

$$\gamma\theta(p_t - E(p_t | I_{t-1})) = m_t - p_t. \quad (12)$$

В силу рационального характера ожиданий агентов ошибка прогноза агрегированного уровня цен в левой части выражения (12)**Ошибка! Источник ссылки не найден.** непредсказуема в момент  $t - 1$ . Следовательно, ожидания агентов для левой и правой части соотношения (12), формируемые на основании информации, доступной в момент  $t - 1$ , равны нулю. Из этого следует, что  $E(p_t | I_{t-1}) = E(m_t | I_{t-1})$ , т.е. прогнозы, сформированные в момент  $t - 1$ , для агрегированного уровня цен в периоде  $t$ , совпадают с прогнозами денежного предложения, которые, согласно (11)**Ошибка! Источник ссылки не найден.**, равны  $m_{t-1} +$

$\mu$ . Заменяя  $E(p_t|I_{t-1})$  на  $m_{t-1} + \mu$ , можно получить следующее уравнение для равновесной цены на каждом острове (13)(13):

$$p_t(z) = m_{t-1} + \mu + \frac{\varsigma_t + \eta_t(z)}{1+\theta\gamma}. \quad (13)$$

Тогда выражение для равновесного совокупного уровня цен принимает вид (14):

$$p_t = m_{t-1} + \mu + \frac{\varsigma_t}{1+\theta\gamma}. \quad (14)$$

Принимая во внимание (13) и (14), прогнозные ошибки для шока агрегированного уровня цен и шока относительной цены можно представить, согласно формулам (15)-(16):

$$\epsilon_t = \frac{\varsigma_t}{1+\theta\gamma}, \quad (15)$$

$$z_t = \frac{\eta_t(z)}{1+\theta\gamma}. \quad (16)$$

Подстановка (14) в уравнение совокупного предложения (7) позволяет его преобразовать к следующему виду (17):

$$y_t = \frac{\gamma\theta}{1+\gamma\theta} \varsigma_t. \quad (17)$$

Соотношение (17) указывает на ключевой вывод из модели Лукаса – выпуск реагирует только на неожиданные шоки денежного предложения. Предвиденный монетарный шок не оказывает влияния на выпуск, т.к.  $y_t$  в уравнении (17) не зависит от  $\mu$  – ожидаемой компоненты роста денежной массы. Следовательно, действия монетарных властей могут оказывать влияние на переменные в реальном выражении только в том случае, если они располагают информацией, которая доступна не всем экономическим агентам.

Для исследования зависимости силы реакции выпуска от волатильности агрегированных шоков и шока относительной цены автор определяет уравнение (18) для дисперсии выпуска:

$$Var(y_t) = \left[ \frac{\theta\gamma}{1+\theta\gamma} \right]^2 \lambda^2. \quad (18)$$

Если дисперсия шока относительной цены стремится к нулю ( $\tau^2 \rightarrow 0$ ), тогда  $\theta \rightarrow 0$  и, как следствие,  $Var(y_t) \rightarrow 0$ . Если  $\tau^2 \rightarrow \infty$ , то  $\theta \rightarrow 1$  и  $Var(y_t) \rightarrow \left[\frac{\gamma}{1+\gamma}\right]^2 \lambda^2$ , т.е. если специфические для острова цены характеризуются высокой волатильностью, фирмы будут интерпретировать все ценовые изменения как изменения относительных цен. Таким образом, поскольку параметр  $\theta$  монотонно возрастает по  $\tau^2$ , большая волатильность специфических для острова шоков приводит к росту волатильности реального выпуска. Если же агрегированные шоки более волатильны, чем идиосинкритические, производители будут относить большую долю изменений цены к изменению совокупного уровня цен, и, как следствие, меньше корректировать объемы производства при изменении цен на товары.

Из представленного анализа следует, что номинальные шоки должны оказывать более значительные реальные эффекты в странах с более высокой дисперсией выпуска. Лукас в исследовании [4] проверил данный вывод, регressingируя логарифм реального ВВП на приращение логарифма номинального ВВП, согласно следующей спецификации (19):

$$y_t = \beta \Delta x_t + \varphi y_{t-1} + c, \quad (19)$$

где  $y$  – логарифм реального ВВП,  $\Delta x$  – приращение номинального ВВП.

После оценки уравнения (19) отдельно для каждой страны из группы, включающей 18 стран, за период с 1952 по 1967 гг., автор исследует, как связаны оценки чувствительности выпуска к изменению совокупного спроса и волатильность логарифма номинального ВВП, оценивая следующую спецификацию (формула 20):

$$\beta_i = \psi \sigma_{\Delta x, i} + \alpha, \quad (20)$$

где  $\beta_i$  – параметр, характеризующий влияние сдвига совокупного номинального спроса на выпуск для страны  $i$ ,  $\sigma_{\Delta x, i}$  – стандартное отклонение логарифма номинального ВВП в стране  $i$ .

Результаты эмпирической оценки согласуются с выводом из теоретической модели, поскольку знак коэффициента в спецификации (20) оказался отрицательным. Другими словами, реальные эффекты номинальных шоков снижаются по мере увеличения волатильности агрегированного спроса, поскольку с ростом его волатильности агенты с большей вероятностью истолковывают наблюдаемое повышение цен на свою продукцию как результат роста совокупного номинального уровня цен.

Однако вывод модели островов Лукаса относительно реакции выпуска только в ответ на непредсказуемые краткосрочные колебания денежного предложения противоречит

эмпирическим фактам. В работе Mishkin (1982) [8] автор, оценивая влияние наблюдаемого и ненаблюдавшего изменения денежной массы на реальный ВВП в США за период с 1954 по 1976 гг., отвергает гипотезу из теоретической модели Лукаса об отсутствии влияния непредвиденных монетарных шоков на выпуск.

Кроме того, существенным ограничением модели несовершенства информации Лукаса является ее неспособность воспроизводить длительные колебания выпуска в ответ на монетарные шоки. Поскольку в модели предполагается, что информация о номинальных шоках, наступивших в периоде  $t$ , становится общедоступной для всех агентов в периоде  $t + 1$ , реальные эффекты монетарных шоков наблюдаются только в период их наступления. Как только агенты получают информацию о наступившем шоке, они понимают, что рост относительных цен был вызван увеличением совокупного уровня цен, и выпуск возвращается к равновесному уровню. Учитывая, что обычно информация о величине денежного предложения публикуется с лагом в несколько недель, то, согласно модели Лукаса, длительность реальных эффектов монетарных шоков не должна превышать данный период [9]. Однако эмпирические исследования, например [10], обнаруживают, что обычно длительность реальных эффектов монетарных шоков составляет несколько кварталов.

Вследствие указанных ограничений модели островов Лукаса экономисты обратились к поиску альтернативных номинальных несовершенств, не связанных с неполнотой информации, которые обуславливают медленную подстройку цен в ответ на номинальные шоки. В результате были предложены модели жесткости цен, где выпуск реагирует на монетарные шоки вне зависимости от степени их предсказуемости в силу существования долгосрочных зарплатных контрактов, период пересмотра которых детерминирован [11] или носит случайный характер [12], или вследствие наличия издержек ценовой корректировки, сопряженных с обновлением ценников или утверждением новой ценовой стратегии фирмы [13]. Однако в ряде исследований (например, [1], [14]) было обнаружено, что издержки и многoperiodные контракты не могут воспроизводить длительные колебания выпуска в ответ на шоки денежно-кредитной политики, которые наблюдаются на реальных данных. Кроме того, новокейнсианская кривая Филлипса с жесткими ценами, которая выводится из модели жесткости цен Кальво [12], не способна отразить ряд эмпирических фактов – высокую инерционность инфляции и ее запаздывающую реакцию на шок монетарной политики.

Вследствие этого интерес исследователей к информационным несовершенствам как потенциальному источнику длительных реальных эффектов номинальных шоков возобновился в начале 2000-х гг. Так, идеи Лукаса получили развитие в работе Woodford (2001) [9]. В данном исследовании автор модифицирует модель Лукаса для преодоления ее ограничений, связанных с отсутствием реакции выпуска на ожидаемые монетарные шоки и недостаточной длительностью реальных эффектов. Во-первых, в отличие от постановки

Лукаса, фирмы в рассматриваемой модели устанавливают цену на свою продукцию, учитывая не только собственную оценку денежного предложения, но и ожидания других агентов в отношении совокупного уровня цен в текущем периоде. Следовательно, в модели возникает стратегическая комплементарность в установлении цен, в результате которой усиливается неопределенность относительно истинного значения шока. Во-вторых, автор, следуя работе Sims (1998) [15], предполагает, что агенты сталкиваются с когнитивными ограничениями при обработке информации. В связи с этим даже когда информация о номинальных совокупных расходах становится общедоступной, агенты наблюдают ее с зашумлением.

В модели рассматривается экономика, состоящая из континуума производителей, устанавливающих цену  $p_t^i$  в целях максимизации суммы дисконтированных потоков прибыли (21):

$$E\left\{\sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \Pi(p_t^i; P_t, Y_t)\right\}, \quad (21)$$

где  $P_t$  – индекс цен, характеризующий изменение совокупного уровня цен,  $Y_t$  – реальный совокупный спрос.

Прибыль в периоде  $t$  задается соотношением (22):

$$\Pi(p; P, Y) = m(Y)[Y\left(\frac{p}{P}\right)^{1-\theta} - C\left(Y\left(\frac{p}{P}\right)^{-\theta}; Y\right)]. \quad (22)$$

где  $m(Y_t)$  – стохастический дисконтирующий фактор,  $C\left(Y\left(\frac{p_t^i}{P_t}\right)^{-\theta}; Y_t\right)$  – издержки производителя, которые зависят от объема продаж его продукции  $y_t^i = Y\left(\frac{p_t^i}{P_t}\right)^{-\theta}$  и реального совокупного спроса.

Аппроксимация условия первого порядка для задачи максимизации прибыли (21) вокруг равновесия, при котором  $\frac{p_t^i}{P_t} = 1$  и  $Y_t = \bar{Y}$ , позволяет выразить следующее уравнение для оптимальной цены (формула 23):

$$p_t(i) = p_{t|t}(i) + \xi y_{t|t}(i), \quad (23)$$

где  $p_t(i) \equiv \log p_t^i$ ,  $p_{t|t}(i)$  – оценка  $i$ -м производителем оптимальной цены,  $\xi$  – параметр, характеризующий чувствительность цены производителя к его оценке реального

совокупного спроса,  $y_{t|t}(i) = \log\left(\frac{Y}{\bar{Y}}\right)$  – оценка  $i$ -м производителем реального совокупного спроса.

Предполагается, что  $\xi < 1$ , т.е. ценовые решения отдельных производителей являются стратегическими комплементами. Усреднение цены (формула 23) по производителям позволяет получить соотношение (24) для совокупного уровня цен:

$$p_t = \xi q_{t|t} + (1 - \xi)p_{t|t}, \quad (24)$$

где  $q_{t|t}$  – средняя оценка логарифма текущего номинального ВВП,  $p_{t|t}$  – средняя оценка логарифма уровня цен.

Прогноз отдельного производителя представляет собой усреднение ожиданий конкурирующих производителей множества  $k$  фирм:  $q_t^{(k)} \equiv q_{t|t}^{(k-1)}$  для  $k \geq 1$ . С учетом усреднения ожиданий производителей общий уровень цен имеет вид (25):

$$p_t = \sum_{k=1}^{\infty} \xi(1 - \xi)^{k-1} q_t^{(k)}. \quad (25)$$

Поскольку  $y_t = q_t$ , реальный совокупный выпуск можно привести к следующему виду (26)(26):

$$y_t = \sum_{k=1}^{\infty} \xi(1 - \xi)^{k-1} q_t^{(k)}. \quad (26)$$

Из соотношения (26) следует, что в отличие от модели Лукаса, отклонение выпуска в модели зависит не только от средних оценок текущего номинального ВВП (т.е. от  $q_t^{(0)} = q_t$ ), но и от ожиданий конкурирующих фирм.

В модели предполагается, что номинальный совокупный спрос следует процессу авторегрессии первого порядка (27)(27):

$$\Delta q_t = (1 - \rho)g + \rho \Delta q_{t-1} + u_t, \quad (27)$$

где  $\Delta q_t$  – темп роста номинального ВВП,  $g$  – долгосрочный средний темп роста номинального ВВП,  $u_t$  – гауссовский белый шум, характеризующий шок монетарной политики.

В векторном виде процесс (27) может быть представлен в соответствии с уравнением (28):

$$X_t = c + AX_{t-1} + au_t, \quad (28)$$

$$\text{где } c \equiv \begin{bmatrix} (1-\rho)g \\ 0 \end{bmatrix}, A \equiv \begin{bmatrix} 1+\rho & -\rho \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, a \equiv \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Ключевой предпосылкой в модели является то, что производитель наблюдает в каждый период информацию о номинальном совокупном спросе в виде зашумленного сигнала (29):

$$z_t(i) = q_t + v_t(i), \quad (29)$$

где  $v_t(i)$  – гауссовский белый шум, распределенный независимо от ошибок наблюдения других производителей.

После вывода аналитического решения задачи получения производителем оптимальной оценки совокупного номинального спроса с помощью фильтра Калмана автор исследует зависимость силы реакции выпуска и инфляции на шок монетарной политики  $u_t$  от  $\xi$  (параметра стратегической комплементарности ценовых решений фирм),  $\sigma_v^2$  (дисперсии шума сигнала) и  $\sigma_u^2$  (дисперсии шока монетарной политики). В результате решения модели автор иллюстрирует, что длительность реальных эффектов монетарных шоков является монотонно убывающей функцией от  $\gamma \equiv \frac{\xi \sigma_u^2}{\sigma_v^2} > 0$ . Продолжительность колебаний выпуска возрастает по мере увеличения зашумления сигнала, получаемого производителем, и снижается по мере увеличения дисперсии монетарного шока. Кроме того, длительность шока возрастает по мере снижения параметра  $\xi$ , характеризующего степень реальной жесткости. Следовательно, в данной постановке продолжительность реальных эффектов монетарных шоков может быть длительной в случае значительного зашумления сигнала и высокой чувствительности фирмы к ожиданиям других производителей.

Далее автор сравнивает реакцию выпуска и инфляции на шок монетарной политики в модели зашумленной информации и в модели жесткого ценообразования Кальво [12], где интервал пересмотра цен фирмами является стохастической величиной (*рисунок 1*).

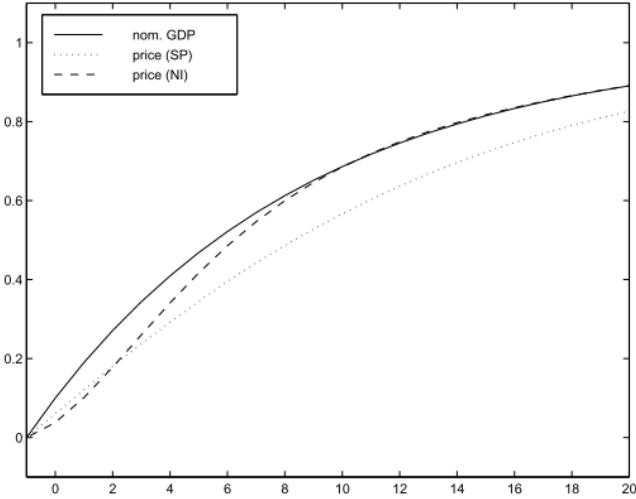


Рисунок 1 – Импульсный отклик номинального выпуска (сплошная линия) и уровня цен (светлая пунктирная линия – в модели жесткости цен, темная пунктирная линия – в модели зашумленной информации) для случая, когда  $\rho = 0,9$

Источник: Woodford (2001) [7].

Две модели предсказывают, что скорость реакции цен в ответ на шок монетарной политики будет уступать скорости реакции номинального выпуска, вследствие чего будет происходить увеличение реального выпуска. Однако в модели жесткости цен реакция цен на шок более быстрая, чем в модели зашумленной информации. Различия в скорости реакции цен объясняются тем, что в модели жесткости цен производители, учитывая значительную вероятность того, что они не смогут скорректировать цены в будущем, повышают цены заблаговременно на значительную величину сразу после наступления шока. В модели зашумленной информации такой необходимости в заблаговременном повышении цен нет, поскольку производители могут изменить цены в каждый период. В связи с этим максимальная реакция цен на шок наступает спустя несколько кварталов после его наступления – когда производители уверены, что другие агенты также заметили увеличение номинальных расходов и учли его в своих ожиданиях. Таким образом, в модели зашумленной информации максимальная реакция инфляции на шок наблюдается после наступления максимальной реакции выпуска, что согласуется с эмпирической оценкой последствий монетарных шоков, например, представленной в работе Christiano et al. (2001) [8] по данным об инфляции и выпуске в США в период с 1965 по 1995 гг.

Таким образом, включение в модель островов Лукаса двух дополнительных условий в виде зашумленности сигнала, получаемого агентом в силу его когнитивных ограничений, и зависимости оптимальных ценовых решений производителей от ожиданий других агентов в отношении номинального выпуска, позволяет воспроизвести длительные колебания выпуска и запаздывающую реакцию инфляции на шок монетарной политики.

В исследовании Mankiw, Reis (2002) [2] была предложена альтернативная модель информационных несовершенств – модель жесткости информации, где жесткость цен возникает в результате медленного распространения макроэкономической информации.

В модели предполагается, что все фирмы в экономике могут корректировать цены в каждый период, однако только доля  $\lambda$  фирм обновляет информацию о текущем состоянии экономики для расчета новой оптимальной цены. При этом доля  $(1 - \lambda)$  фирм продолжает устанавливать цены исходя из устаревшей информации. Важно отметить, что ожидания всех фирм рациональны, вследствие чего в случае обновления информации фирмы получают полную информацию о прошлых и текущих состояниях экономики.

Фирма устанавливает оптимальную цену  $p_t^*$  в соответствии с соотношением (30):

$$p_t^* = p_t + \varphi y_t, \quad (30)$$

где  $p_t$  – совокупный уровень цен в экономике,  $y_t$  – разрыв выпуска,  $\varphi$  – параметр, характеризующий чувствительность цены фирмы к колебаниям выпуска.

Фирма, которая пересматривала в последний раз цену  $j$  периодов назад, устанавливает ее, согласно уравнению (31)**Ошибка! Источник ссылки не найден.**:

$$x_t^j = \mathbb{E}_{t-j} p_t^*. \quad (31)$$

Тогда агрегированный уровень цен в экономике можно выразить как среднее всех цен в экономике (формула 32):

$$p_t = \lambda \sum_{j=0}^{\infty} (1 - \lambda)^j x_t^j. \quad (32)$$

Уравнения (31)**Ошибка! Источник ссылки не найден.** и (32) позволяют выразить новокейнсианскую кривую Филлипса с жесткой информацией (формула 33)(33):

$$\pi_t = \left( \frac{\alpha \lambda}{1 - \lambda} \right) y_t + \lambda \sum_{j=0}^{\infty} (1 - \lambda)^j \mathbb{E}_{t-1-j} (\pi_t + \lambda \Delta y_t). \quad (33)$$

Согласно соотношению (33)**Ошибка! Источник ссылки не найден.**, текущий уровень инфляции зависит не только от текущего уровня выпуска, как в новокейнсианской кривой Филлипса, но и от прошлых ожиданий в отношении изменения текущего выпуска.

Далее авторы калибруют параметры модели ( $\lambda = 0,25$ ,  $\alpha = 0,1$ ) и оценивают реакцию инфляции и выпуска на падение уровня и темпов роста номинального совокупного спроса,

который задается уравнением количественной теории денег как  $m_t = p_t + y_t$ . Авторы сравнивают импульсные отклики с реакцией показателей, предсказываемой кривой Филлипса с адаптивными ожиданиями ( $\pi_t = \beta y_t + \pi_{t-1}$ , где  $\mathbb{E}_t \pi_{t+1} = \pi_{t-1}$ ), и кривой Филлипса с жесткими ценами ( $\pi_t = \left[ \frac{\alpha \lambda^2}{1-\lambda} \right] y_t + \mathbb{E}_t \pi_{t+1}$ ). Проведенные авторами эксперименты иллюстрируют, что динамика выпуска в ответ на сдерживающий шок лучше согласуется с эмпирическими наблюдениями в модели жесткости информации, чем в моделях с адаптивными ожиданиями и жесткими ценами. В модели жесткой информации инфляция более инерционна, чем в моделях с жесткими ценами, вследствие чего реакция выпуска в модели с жесткой информацией более запаздывающая. Кроме того, в отличие от новокейнсианской кривой Филлипса с жесткими ценами, дезинфляция в модели жесткости информации всегда приводит к рецессии, а не к бумам.

В работе Reis (2006) [16] автор предложил микроэкономическое обоснование для модели жесткости информации [2]. В отличие от модели Mankiw, Reis (2002), где частота обновления агентами своих информационных множеств была случайной экзогенной величиной, в рассматриваемой работе данный параметр выводится из задачи максимизации фирмой прибыли.

В модели предполагается, что фирма-производитель сталкивается с издержками, сопряженными с получением и синтезом информации для принятия оптимальных ценовых решений. В силу издержек фирма в каждый период принимает решение о том, обновлять ли ей информацию или следовать ранее установленной ценовой стратегии. Если фирма обновляет информацию, она с ее учетом определяет новую ценовую стратегию – траекторию цен, устанавливаемых до следующей даты обновления информации. Следовательно, фирма в момент обновления информации одновременно принимает решение о последовательности цен и горизонте планирования.

Фирма производит товар с использованием стохастической технологии производства, которая определяется функцией издержек  $C(Y, s)$ , где  $Y$  – объем произведенной продукции,  $s$  – векторный стохастический марковский процесс с  $S$  компонентами. Спрос на товары фирмы задается непрерывной функцией  $Q(P, s)$ , где  $P$  – цена, устанавливаемая производителем.

Вероятностное пространство с фильтром  $F = \{F_t, t \geq 0\}$  характеризует стохастический процесс  $s_t$ . Переход из состояния в периоде  $t$  в состояние в периоде  $t + \tau$  можно обозначить как  $s_{t+\tau} = \psi(s_t, u^\tau)$ , где  $u^\tau = (u_t, u_{t+\tau}]$  – множество инноваций.

Фирмы обновляют информацию и ценовые планы в даты, представленные неубывающей функцией  $D(i)$ , где  $D(0) = 0$ . Период, в течение которого фирма не обновляет информацию, выражается как  $d(i) = D(i) - D(i-1)$ . Оптимальный выбор фирмой дат обновления информации характеризуется фильтром  $\zeta = \{\zeta_t, t \geq 0\}$ , для которого  $\zeta_t = F_{D(i)}$ , где

$t \in [D(i), D(i + 1))$ . В соответствии с установленными для фильтра ограничениями выбор цены производителем в периоде  $t$  должен основываться на информации, которая ему доступна в периоде  $t$ , т.е. на информации, имеющейся у производителя в последнюю дату ее обновления.

С учетом вышеизложенных условий задачу максимизации прибыли фирмы можно выразить в соответствии с уравнением (формула 34):

$$\Pi^P(S_{D(i)}, t - D(i)) = \max_{P_t} E[P_t Q(P_t, s_t) - C(Q(P_t, s_t)s_t) | \zeta_t], \quad (34)$$

где  $s_{D(i)}$  – состояние экономики на последнюю дату обновления информации,  $t - D(i)$  – длительность временного периода с момента последнего обновления информации.

Предполагая, что при обновлении информационного множества агент сталкивается с издержками, представленными непрерывной функцией  $K(s_t): R^S \rightarrow R$ , задачу максимизации прибыли (34) можно записать через уравнение Беллмана (формула 35):

$$V(s) = \sup_d \left\{ \int_0^d e^{-rt} \Pi(s, t) dt + e^{-rd} E[-K(s_d) + V(s_d)] \right\}, \quad (35)$$

где  $s_d = \psi(s, u^d)$ .

В результате решения оптимизационной задачи (35) автор выводит оптимальную длительность периода «невнимания» фирмы к новой информации (36):

$$d^*(s) = \sqrt{\frac{2K(s)}{G_t(s, 0)}}, \quad (36)$$

где  $G_t(\cdot)$  – потери фирмы от необновления информации, равные разнице между прибылью в условиях полной информации и прибылью, получаемой в случае следования фирмой предопределенной ценовой стратегии.

Важно отметить, что оптимальный горизонт планирования не зависит от текущего состояния экономики, но рекурсивно зависит от состояния экономики в последнюю дату обновления информации. Из уравнения (35) следует, что длительность периода необновления информации фирмой увеличивается по мере роста издержек  $K(s)$ , связанных с ее обновлением, и снижается с увеличением потерь от «невнимания» фирмы, определяемых функцией  $G_t(\cdot)$ . В свою очередь, потери фирмы от необновления информации увеличиваются в случае роста волатильности спроса или объемов производства фирмы.

Далее автор расширяет задачу (35) до экономики, включающей множество идентичных фирм, для поиска оптимального распределения периодов обновления информации фирмами. Предполагается, что последовательность периодов обновления информации, выбранных каждым производителем, представляет собой последовательность случайных событий  $D = \{D(i)\}_{i=1}^{\infty}$ , в то время как периоды необновления информации  $\{d(i)\}_{i=1}^{\infty}$  являются последовательностью неотрицательных случайных величин. Тогда наступление дат обновления ценовых планов принимает форму случайного точечного процесса. Свойства данного процесса описываются множеством из функций плотности распределения длительности периодов невнимания агентов к новой информации  $f_i(t)$ . Предполагается, что случайные величины, распределение которых описывается данной функцией плотности, независимы в разрезе производителей и взаимно независимы. Предпосылка о независимости дат обновления информации между производителями позволяет интерпретировать  $f_i(t)$  как фактическую долю агентов, обновляющих информацию в заданный момент времени.

В результате решения задачи максимизации прибыли для множества производителей автор иллюстрирует, что в единственном стационарном равновесии распределение внимания фирм описывается экспоненциальным распределением с параметром  $\rho = 1/E[d(i)]$ , который характеризует «интенсивность» внимания агентов, т.е. долгосрочное значение среднего числа фирм, обновляющих информацию в единицу времени при  $t \rightarrow \infty$ . Следовательно, наступление дат обновления информации представляет собой пуассоновский процесс, при котором доля фирм, обновляющих информацию в каждый период, постоянна и равна  $\rho$ .

Таким образом, автор в работе [16] предложил микрообоснование для постоянства параметра  $\lambda$  из модели [2], характеризующего долю фирм, обновляющих информацию в каждый период. В то же время постоянство параметра  $\lambda$  плохо согласуется с эмпирическими фактами, свидетельствующими о зависимости частоты обновления информации от соотношения издержек на обработку информации для принятия ценовых решений и ожидаемого выигрыша, которое может изменяться в зависимости от микро- и макроэкономических условий. Например, в работе Roth et. al (2020) [17] было проиллюстрировано, что домашние хозяйства, которые сталкиваются с высоким риском потери работы, проявляют большее внимание к макроэкономическим прогнозам экспертов в период рецессии, чем в период экономического подъема. Возросший риск безработицы в период рецессии увеличивает предполагаемый выигрыш таких агентов от принятия оптимального решения с учетом новой информации. В исследовании Gorodnichenko et. al (2018) [18] на основании результатов опроса фирм в Новой Зеландии выявлено, что информированность менеджеров фирм относительно макроэкономических условий возрастает по мере роста числа конкурентов в отрасли и в случае высокой чувствительности функции прибыли к отклонению текущей цены от оптимального значения. Кроме того, в

работе Carroll (2001) [19] на основании данных опросов об инфляционных ожиданиях домохозяйств Мичиганского университета в период с 1981 по 2000 гг. автор обнаружил, что частота пересмотра инфляционных ожиданий и их точность зависит от интенсивности покрытия темы инфляции в медиа. Результаты расчетов автора демонстрируют, что параметр скорости обновления информации домашними хозяйствами в период высокой освещенности темы инфляции в новостях составляет 0,7 (т.е. в течение квартала 70% домашних хозяйств обновляет информацию для пересмотра инфляционных ожиданий), а в период низкого покрытия инфляционных тем в медиа данный параметр составляет 0,2.

Также в работе Dovern (2013) [20] автор обнаружил, что модель жесткости информации [2] предсказывает недостаточную частоту обновления информации для соответствия наблюдаемой на межстрановых данных частоте пересмотра прогнозов ВВП в силу того, что модель не учитывает гетерогенность информационных множеств агентов и стратегические взаимосвязи между агентами.

Кроме того, модель жесткости информации не согласуется с эмпирическим фактом о большей чувствительности фирм к отраслевым шокам, чем макроэкономическим, что отражается в наблюдаемом значительном размере ценовых изменений в отдельных секторах. Модель противоречит данному факту, поскольку предсказывает одинаковую скорость реакции как на шоки совокупного спроса, так и на идиосинкразические шоки.

Вследствие вышеперечисленных недостатков модели жесткости цен исследователи обратились к идее ограниченного внимания агентов, предложенной в работе Sims (2003) [21], допускающей изменчивость скорости реакции цен на шоки в зависимости от их природы и характеристик, например, волатильности.

В моделях рационального невнимания предполагается, что агентам доступна вся необходимая информация для принятия оптимальных решений, однако в силу когнитивных ограничений они могут обработать ее только в ограниченном объеме. В этой связи обрабатываемая агентом информация моделируется в виде зашумленного сигнала об истинном состоянии, степень зашумления которого агент может выбирать. Выбранная агентом точность сигнала зависит от соотношения выигрыша от обработки новой информации и издержек затраченного внимания, которое может изменяться в зависимости, например, от фазы делового цикла.

Для наглядности представим общую идею моделей рационального невнимания в соответствии с работой Maćkowiak et. al (2020) [22] и отметим основные ее отличия от модели жесткости информации.

Пусть оптимальная цена  $y$ , устанавливаемая фирмой в целях максимизации прибыли, зависит от состояния природы  $x$ , характеризующего текущие рыночные условия – эластичность спроса на товары фирмы или ее предельные издержки.

В модели жесткости информации если фирма обновляет информацию, она получает полные сведения об истинном состоянии  $x$ , и на основании этого детерминированным образом выбирает значение цены  $y$ , максимизирующее ожидаемую прибыль. Если фирма не обновляет свое информационное множество в модели жесткости информации, она принимает ценовые решения на основе устаревшей информации об  $x$ , доступной в последнюю дату обновления информации.

В модели рационального невнимания, напротив, фирмы обновляют информацию непрерывно, но в каждый период вместо истинного значения  $x$  наблюдают зашумленный сигнал  $s$ . До получения сигнала фирма располагает априорным представлением о случайному состоянии  $x$ , которое задается функцией распределения  $g(x)$ . После получения зашумленного сигнала об  $x$  фирма формирует апостериорное представление о состоянии природы и распределении  $f(y|x)$ . При этом фирма может выбирать оптимальную форму  $f(y|x)$ . Выбор функции распределения зависит от характера функции полезности агента  $U(y,x)$ , отражающей потенциальные потери получения неполной информации и определяющей, какие шоки важнее всего отслеживать фирме. Например, если фирма отказывается получать новую информацию, она устанавливает постоянную цену  $y$  для всех  $x$ . Если фирма уделяет большее внимание периодам низкого спроса, тогда  $f(y|x)$  имеет более высокую плотность распределения (меньший разброс значений относительно среднего) для низких значений  $x$ .

На основании сформированного апостериорного представления о состоянии природы фирма принимает решение о том, какую цену установить в целях максимизации функции полезности  $U(y,x)$ .

Таким образом, процесс принятия решения фирмой включает в себя два шага: на первом этапе фирма выбирает информационную стратегию для обновления своего представления о состоянии природы, принимая во внимание стратегию ценообразования, которую она будет использовать позже. Информационная стратегия определяется тем, какие сигналы  $s$  получает агент для состояния  $x$ , т.е. распределением  $f_{sx}(s|x)$ . На втором шаге после того, как агент понес информационные издержки и сформировал апостериорное представление о состоянии природы, он принимает решение о назначении цены.

Ключевое отличие рассматриваемой модели от моделей жесткой и зашумленной информации заключается в том, что в модели рационального невнимания издержки обработки информации моделируются в явном виде, а не являются предпосылкой как в обозначенных моделях. Информационные издержки в модели рационального невнимания моделируются как мера снижения неопределенности – энтропии. Большее снижение энтропии, и как следствие, более высокая точность получаемого сигнала сопряжены с большим объемом обрабатываемой информации, т.е. с большими издержками внимания агента.

Первой работой, где рассматривается модель ценообразования в условиях, когда фирмы сталкиваются с издержками внимания, которые являются функцией условной энтропии, является исследование Mackowiak, Wiederholt (2009) [23].

Условная энтропия или неопределенность случайного вектора  $X^T = (X_1, \dots, X_T)$ , имеющего многомерное нормальное распределение и ковариационную матрицу  $\Omega$  при заданном случайному векторе  $Y^T = (Y_1, \dots, Y_T)$ , задается в модели, согласно формуле (37):

$$H(X^T|Y^T) = \frac{1}{2} \log_2 [(2\pi e)^T \det \Omega_{X|y}], \quad (37)$$

Предполагается, что агент хочет узнать истинную реализацию вектора  $X^T$ , но может наблюдать только  $Y^T$ . Информативность  $Y^T$  в этом случае измеряется сокращением энтропии вектора  $X^T$  или мерой взаимной информации  $I(X^T, Y^T)$  между векторами  $X^T$  и  $Y^T$  – наблюдение за  $Y^T$  снижает энтропию  $X^T$ , поскольку вектор  $Y^T$  содержит информацию об  $X^T$ . Мера взаимной информации  $I(X^T, Y^T)$  определяется, согласно формуле (38):

$$H(X^T|Y^T) = \frac{1}{2} \log_2 [(2\pi e)^T \det \Omega_{X|y}], \quad (38)$$

Если  $X_1, \dots, X_T$  и  $Y_1, \dots, Y_T$  представляют собой первые элементы стохастических процессов  $\{X_t\}$  и  $\{Y_t\}$ , то меру взаимной информации или информационный поток между двумя стохастическими процессами можно определить как среднее за период количество информации, которую один процесс содержит о другом (39):

$$I(\{X_t\}; \{Y_t\}) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} I(X_1, \dots, X_T; Y_1, \dots, Y_T) \quad (39)$$

На основании меры взаимной информации авторы устанавливают ограничение на информационный поток, который агент способен обработать в силу когнитивных ограничений (40):

$$I(\{P_t, Z_{it}\}; \{s_{it}\}) \leq k \quad (40)$$

Выражение (40) указывает на то, что среднее за период количество информации, которую сигнал  $s_{it}$  содержит о совокупном уровне цен  $P_t$  и идиосинкразической переменной состояния  $Z_{it}$ , не должен превышать  $k$ , т.е. агенты не могут снизить энтропию относительно экономических условий более, чем на  $k$  бит.

В модели [23] предполагается, что цены абсолютно гибкие, и фирмы непрерывно обновляют информацию, но она отражается в ценных решениях фирм только частично в силу их ограниченного внимания. Когнитивные ограничения, с которыми агенты сталкиваются при обработке информации, вынуждают их осуществлять рациональный выбор – отслеживать информацию об отраслевых или макроэкономических условиях.

Рассматриваемая в модели экономика состоит из континуума фирм с индексом  $i \in [0,1]$ . Каждая фирма в каждый период получает сигнал  $s_{it}$ , представляющий собой вектор значений, который включает в себя две векторные независимые компоненты:  $s_{1it}$  и  $s_{2it}$ . Вектор  $s_{1it}$  содержит информацию об общих макроэкономических условиях – номинальном спросе  $q_t \equiv \ln Q_t - \ln \bar{Q}$  и уровне цен  $p_t \equiv \ln P_t - \ln \bar{P}$ , которые записаны в виде логарифмического отклонения от тренда. Вектор  $s_{2it}$  содержит информацию об отраслевых условиях – идиосинкритической переменной состояния  $z_{it} \equiv \ln Z_t - \ln \bar{Z}$ . В модели предполагается, что  $q_t$  и  $z_{it}$  – попарно независимые стационарные гауссовые процессы. В силу установленного ограничения на информационный поток фирма вынуждена выбирать, на отслеживание какой из переменных направлять наибольшее внимание. Предполагается, что для снижения ошибок при отслеживании фирма уделяет большую долю внимания отслеживанию переменной с более низкой автокорреляцией и более высокой дисперсией.

При заданном ограничении на информационный поток фирма выбирает сигнал  $s_{1it}$  из множества  $\Gamma$ , максимизируя ожидаемую сумму дисконтированных потоков прибыли, согласно задаче (41):

$$\max_{\{s_{it}\} \in \Gamma} E_{it} [\sum_{t=1}^{\infty} \beta^t \pi(P_{it}, P_t, Y_t, Z_{it})], \quad (41)$$

где  $\beta \in (0,1)$  – фактор дисконтирования,  $\pi(P_{it}, P_t, Y_t, Z_{it})$  – прибыль фирмы в реальном выражении,  $P_{it}$  – цена фирмы,  $P_t$  – уровень цен,  $Y_t$  – реальный совокупный спрос.

Выбранный фирмой процесс для сигнала определяет, какую цену  $P_{it}^*$  она установит в периоде  $t$  (42)(42):

$$P_{it}^* = \underset{P_{it}}{\operatorname{argmax}} E[\sum_{t=1}^{\infty} \beta^t \pi(P_{it}, P_t, Y_t, Z_{it} | s_i^t)], \quad (42)$$

где  $s_i^t = \{s_i^1, s_i^2, \dots, s_{it}\}$  – последовательность сигналов, получаемых фирмой до периода  $t$ .

Равновесие в модели определяется стохастическими процессами для цен фирмы  $\{P_{it}\}$ , совокупного уровня цен  $\{P_t\}$  и реального совокупного спроса  $\{Y_t\}$  с учетом, что  $\ln P_t = \int_0^1 \ln P_{it} di$  и  $Q_t \equiv P_t Y_t$ .

При установленном распределении внимания авторы, осуществляя аппроксимацию функции прибыли вокруг нестохастического равновесия, где  $Q_t = \bar{Q}$  для всех  $t$ ,  $\bar{P} = \frac{\bar{Q}}{\bar{Y}}$  и  $Z_{it} = \bar{Z}$ , выводят соотношение для оптимальной цены. Преобразуя функцию прибыли через разложение в ряд Тейлора второго порядка и выражая ее в отклонениях от равновесия как  $\hat{\pi}$  ( $p_{it}, p_t, y_t, z_{it}$ ), где  $p_{it} = \ln P_{it} - \bar{P}$ ,  $p_t = \ln P_t - \bar{P}$ ,  $y_t = \ln y - \bar{Y}$ ,  $z_{it} = \ln z - \bar{Z}$ , авторы выражают цену, которую фирма устанавливает в периоде  $t$  при заданной последовательности сигналов  $s_i^t$  как  $p_{it}^* = E[p_{it}^\nabla | s_i^t]$ , где  $p_{it}^\nabla$  – оптимальная цена, максимизирующая прибыль фирмы. Учитывая представленные преобразования, оптимальная цена фирмы задается соотношением (43) (нижние индексы соответствуют смешанным частным производным функции прибыли):

$$p_{it}^\nabla = p_t + \frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|} y_t + \frac{\hat{\pi}_{14}}{|\hat{\pi}_{11}|} z_{it} = \Delta_t + \frac{\hat{\pi}_{14}}{\hat{\pi}_{11}} z_{it}, \quad (43)$$

В выражении (43) соотношение  $\Delta_t = p_t + \frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|} y_t$  характеризует величину реакции оптимальной цены на изменение макроэкономических условий, соотношение  $\frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|}$  характеризует реальную жесткость, т.е. то, насколько чувствительна оптимальная цена к изменению реального совокупного спроса,  $\frac{\hat{\pi}_{14}}{|\hat{\pi}_{11}|}$  определяет чувствительность цены к изменению идиосинкрезических условий.

Далее в работе [23] выводится аналитическое решение модели для выявления факторов, определяющих оптимальное распределение внимания фирм в равновесии, где уровень цен представляет собой линейную функцию от совокупного номинального спроса ( $p_t = \alpha q_t$ ), а  $z_{it}$  и  $q_t$  следуют процессу белого шума с дисперсиями  $\sigma_q^2$  и  $\sigma_z^2$  соответственно.

Фирмы получают сигналы в виде суммы истинного состояния и шума, согласно формулам (44) - (45):

$$s_{1it} = \Delta_t + \varepsilon_{it}, \quad (44)$$

$$s_{2it} = z_{it} + \psi_{it}, \quad (45)$$

где  $\varepsilon_{it}$  и  $\psi_{it}$  – гауссовские процессы белого шума, взаимно независимые и независимые от  $\Delta_t$  и  $Z_{it}$ .

Представление сигналов в виде (44)–(45) позволяет преобразовать ограничение на информационный поток (40) к следующему виду (46)  $k_1 + k_2 \leq k$ , (46):

$$k_1 + k_2 \leq k, \quad (46)$$

где  $k_1 = \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{\sigma_\Delta^2}{\sigma_\varepsilon^2} + 1 \right)$  – информационный поток, отражающий макроэкономические условия,  $k_2 = \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{\sigma_z^2}{\sigma_\psi^2} + 1 \right)$  – информационный поток, отражающий отраслевые условия.

С учетом представленного преобразования для сигналов авторы выводят уравнение (47), характеризующее устанавливаемую фирмой цену  $p_{it}^*$ , и выражают из задачи минимизации потерь прибыли фирмы вследствие отклонения от оптимальной цены  $p_{it}^\nabla$  соотношение (49), определяющее оптимальный объем внимания  $k_1^*$ , который фирма направляет на мониторинг макроэкономических условий:

$$p_{it}^* = \frac{\sigma_\Delta^2}{\sigma_\Delta^2 + \sigma_\varepsilon^2} S_{1it} + \frac{\hat{\pi}_{14}}{|\hat{\pi}_{11}|} \frac{\sigma_\Delta^2}{\sigma_z^2 + \sigma_\psi^2} S_{2it}, \quad (47)$$

$$\begin{aligned} \min_{k_1 \in [0, k]} E \left[ \sum_{t=1}^{\infty} \beta^\tau \{ \hat{\pi}(p_{it}^\nabla, p_t, y_t, z_{it}) - \hat{\pi}(p_{it}^*, p_t, y_t, z_{it}) \} \right] = \\ = \min_{k_1 \in [0, k]} \frac{\beta}{1-\beta} \frac{|\hat{\pi}_{11}|}{2} 2^{-2k_1} \sigma_\Delta^2 + \left( \frac{\hat{\pi}_{14}}{\hat{\pi}_{11}} \right)^2 2^{-2(k-k_1)} \sigma_z^2 \}, \end{aligned} \quad (48)$$

$$k_1^* = \begin{cases} k, & \text{если } x \geq 2^{-2k} \\ \frac{1}{2}k + \frac{1}{4} \log_2(x), & \text{если } x \in [2^{-2k}, 2^{2k}] \\ 0, & \text{если } x \leq 2^{-2k}, \end{cases} \quad (49)$$

где  $x \equiv \sigma_\Delta^2 / ((\hat{\pi}_{14}/\hat{\pi}_{11})^2 \sigma_z^2)$  – соотношение дисперсии оптимальной цены, вызванной совокупными шоками к дисперсии, обусловленной идиосинкразическими шоками.

Из выражения (49) следует, что оптимальный объем внимания, который фирма уделяет совокупным шокам, возрастает по  $x$ . Например, в случае, когда в силу роста волатильности совокупных шоков относительно волатильности идиосинкразических шоков  $x$  возрастает, фирма уделяет больший объем внимания макроэкономическим шокам, чем идиосинкразическим. Вследствие этого фактическая цена (47), которую фирма назначает, также будет более чувствительна к изменению макроэкономических, чем отраслевых условий.

Учитывая, что совокупный уровень цен является функцией агрегированного номинального спроса, и интегрируя уравнение (47) по всем фирмам, можно выразить совокупный уровень цен, согласно формуле (50):

$$p_t^* = \begin{cases} \frac{(2^{2k}-1)\hat{\pi}_{13}}{1+(2^{2k}-1)\hat{\pi}_{11}} q_t, & \text{если } \lambda \geq 2^{-2k} + (2^k - 2^{-k})\frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|} \\ (1 - 2^{-k}\lambda^{-1})q_t, & \text{если } \lambda \in [2^{-2k}, 2^{-k} + (2^k - 2^{-k})\frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|}] \\ 0, & \text{если } \lambda \leq 2^{-k}, \end{cases} \quad (50)$$

где  $\lambda \equiv (\hat{\pi}_{13}\sigma_q / |\hat{\pi}_{14}|\sigma_z)$ .

Соотношения (50) указывают на то, что чувствительность равновесного уровня цен к номинальному шоку возрастает по соотношению  $\lambda$ , отражающему оптимальное распределение внимания. В том случае, когда волатильность отраслевых шоков становится выше, чем волатильность совокупных шоков ( $\sigma_z > \sigma_q$ ), цены фирм становятся менее чувствительны к изменению номинального спроса, поскольку они перераспределяют внимание на отслеживание отраслевых шоков.

Авторы численно решают задачи оптимального распределения внимания фирмой и назначения оптимальной цены с учетом установленного ограничения на поступающий информационный поток и оценивают функции импульсного отклика цен на положительные шоки номинального совокупного спроса и идиосинкразической переменной состояния  $z_{it}$ , калибруя параметры модели  $(q_t, z_{it}, \frac{\hat{\pi}_{14}}{|\hat{\pi}_{11}|}, \frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|}, k)$ . Калибровка стандартного отклонения  $\sigma_q$  стохастического процесса для номинального совокупного спроса  $q_t$  производилась на основании квартальных данных по номинальному ВВП США в период с 1951 по 2004 гг. ( $\sigma_q$  установлен на уровне 0,00268). Стандартное отклонение  $\sigma_z$  идиосинкразической переменной  $z_{it}$  установлено на уровне 0,268 (в 10 раз выше стандартного отклонения номинального спроса), что соответствует среднему абсолютному размеру ценовых изменения цен (в 8,5%), оцененному на микро-данных по США. Параметр реальной жесткости  $\frac{\hat{\pi}_{13}}{|\hat{\pi}_{11}|}$  установлен на уровне 0,15, параметр  $\frac{\hat{\pi}_{14}}{|\hat{\pi}_{11}|}$  полагается равным единице в силу того, что он влияет на равновесие так же, как и дисперсия переменной состояния  $z_{it}$ . Ограничение на объем информации, обрабатываемой агентом, которое отражается в параметре  $k$ , полагается равным 3 битам. Калибровка данного параметра осуществлялась таким образом, чтобы агенты с учетом заданного объема внимания могли устанавливать оптимальные цены, максимизирующие прибыль.

Авторы сравнивают реакцию совокупного уровня цен на шоки в модели рационального невнимания и в модели с совершенной информацией, где отсутствуют ограничения на информационный поток. Цены в модели рационального невнимания реагируют на положительный отраслевой шок практически мгновенно и с той же амплитудой, как и в модели с совершенной информацией (рисунок 2). Полученная реакция соответствует результатам численного решения модели, согласно которым фирма должна уделять 94% объема внимания отслеживанию отраслевых условий для соответствия среднему абсолютному размеру изменения цен в отраслях в США. В то же время рост волатильности номинального совокупного спроса приводит к уменьшению скорости и силы реакции цен на идиосинкразический шок, поскольку агенты переключают внимание с отраслевых шоков на совокупные, что приводит к большим ошибкам при отслеживании идиосинкразических условий. При этом переключенного на совокупные шоки объема внимания недостаточно для компенсации амплитуды увеличения совокупного спроса и сглаживания влияния номинального шока на реальные показатели. В увеличении волатильности реальных показателей в ответ на рост волатильности агрегированных шоков заключается основное отличие рассматриваемой модели от модели островов, представленной в работе [3]. В модели Лукаса, наоборот, увеличение волатильности совокупного спроса приводит к снижению волатильности выпуска и безработицы, поскольку цены становятся более явным сигналом номинального шока.

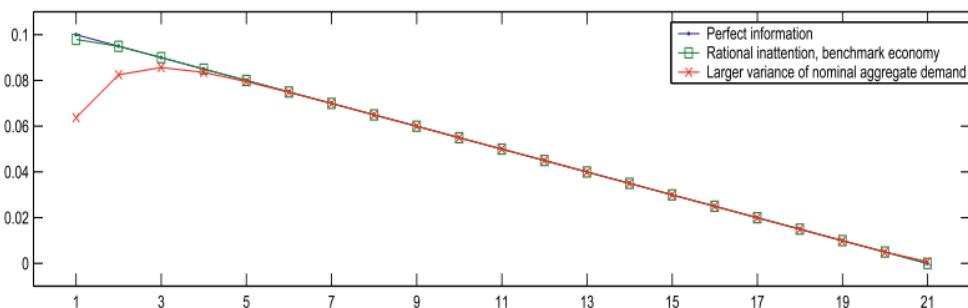


Рисунок 2 – отклик совокупного уровня цен на отраслевой шок в модели рационального невнимания и в модели с совершенной информацией (синяя линия – отклик в модели с совершенной информацией, зеленая линия – отклик в модели рационального невнимания, красная линия – отклик в модели рационального невнимания в случае увеличения дисперсии номинального совокупного спроса  $q_t$ )

Источник: Mackowiak, Wiederholt (2009) [23].

Совокупный уровень цен в модели рационального невнимания реагирует на шок номинального совокупного спроса со значительной задержкой по сравнению с моделью совершенной информации, где реакция мгновенная (рисунок 3). В случае роста волатильности отраслевого шока цены еще с большим запаздыванием реагируют на номинальный шок, поскольку фирмы увеличивают долю внимания, направленного на отслеживание отраслевых условий. Вследствие запаздывающей и инерционной реакции уровня цен номинальный шок оказывает длительное и значительное влияние на выпуск.

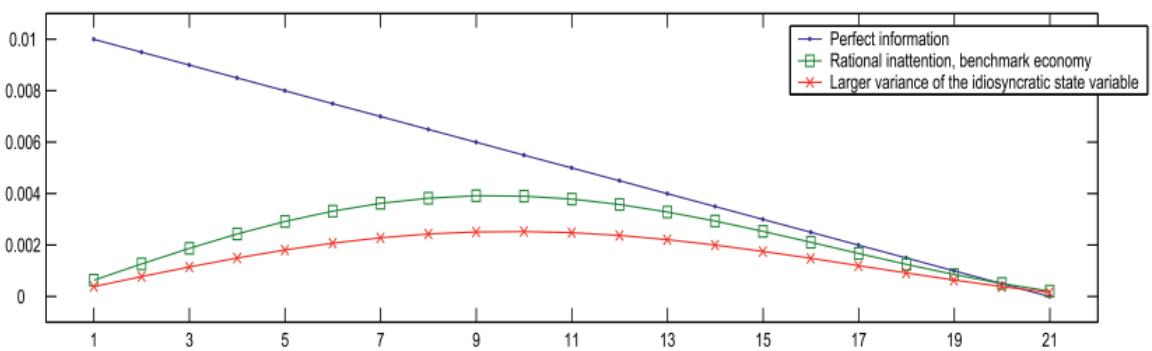


Рисунок 3 – Отклик совокупного уровня цен на шок номинального агрегированного спроса в моделях рационального невнимания и в модели с совершенной информацией (синяя линия – отклик в модели с совершенной информацией, зеленая линия – отклик в модели рационального невнимания, красная линия – отклик в модели рационального невнимания в ситуации увеличения дисперсии отраслевого шока  $z_{it}$  )

Источник: Mackowiak, Wiederholt (2009) [24].

Таким образом, в соответствии с моделью рационального невнимания фирмы мгновенно реагируют на специфические для их отрасли шоки в силу их высокой волатильности. На номинальные шоки они реагируют со значительной задержкой, поскольку уделяют меньшее внимание отслеживанию динамики макроэкономических показателей, которые обычно характеризуются меньшей волатильностью, чем отраслевые переменные. В этой связи модель рационального невнимания позволяет одновременно объяснить медленную реакцию совокупного уровня цен на монетарные шоки и быструю реакцию фирм на отраслевые шоки, которая отражается на микро-данных в наблюдаемом значительном размере ценовых изменений.

Модель рационального невнимания, согласно исследованию Matějka (2016) [25], способна объяснить еще одну особенность поведения цен на микро-данных, которую не могут отразить модели жесткости цен и жесткости информации – дискретный характер ценовых изменений. Согласно модели автора, наблюдаемые на данных краткосрочные колебания цен вокруг моды объясняются тем, как фирмы обрабатывают поступающую информацию. В отличие от работы [23], где сигналы, обрабатываемые фирмой, имели непрерывное распределение, в рассматриваемом исследовании автор иллюстрирует, что фирме оптимально выбирать дискретные сигналы об истинном состоянии макроэкономических условий, даже том случае, когда шоки распределены непрерывно. Вследствие дискретного характера сигналов, цены, устанавливаемые фирмой, также будут выбираться из ограниченного множества, в результате чего они могут оставаться неизменными в ответ на незначительные шоки, даже в том случае, когда издержки ценовой корректировки отсутствуют. При этом чем меньше объем внимания фирмы, то есть чем выше ограничения на поступающий информационный поток, тем меньше круг потенциальных значений в множестве, из которого фирма выбирает цену.

Выбор дискретных сигналов обусловлен стремлением фирмы сократить издержки внимания. В условиях ограниченного внимания фирма не может обработать всю информацию (например, о величине издержек, характере спроса, ценах конкурентов), релевантную для установления оптимальной цены, и выделяет только те сигналы, которые свидетельствуют о значительном отклонении текущей цены от оптимальной и оказывают значительное влияние на прибыль.

Наряду с рациональной невнимательностью ряд авторов предложили концепцию естественных ожиданий, согласно которой экономические агенты придерживаются упрощенной модели прогнозирования показателей в многомерной структуре экономики [26]. При составлении прогнозов агенты придают большее значение недавним событиям, нежели событиям, произошедшим в отдаленном прошлом [26]. Вследствие этого агенты составляют более точные прогнозы в краткосрочном периоде по сравнению с долгосрочным горизонтом. Интуитивные представления подразумеваю формирование ожиданий на основе модели экономики с малым количеством показателей, тогда как рациональными являются ожидания, основанные на правильно специфицированной модели процесса генерирования данных с необходимым количеством показателей. Естественные ожидания являются результатом когнитивных усилий обработки информации и представляют собой комбинацию интуитивных и рациональных ожиданий. На начальном этапе агенты могут обладать интуитивными ожиданиями, но впоследствии приблизиться к рациональным ожиданиям. Подобный процесс усовершенствования ожиданий именуется феноменом зажоренное смещение [26].

\* \* \*

На основании анализа теоретических аспектов моделей информационных несовершенств, представленного в первом разделе, можно заключить, что данная группа моделей лучше согласуется с эмпирическими фактами о запаздывающей реакции выпуска и инерционности инфляции, чем модели жесткого ценообразования.

В свою очередь, модели информационных несовершенств можно разделить на две категории моделей: жесткости информации и зашумленной информации или рационального невнимания. В моделях с жесткой информацией запаздывающая реакция цен на шоки является результатом медленного распространения информации в экономике. Данная группа моделей предполагает, что в каждый период только фиксированная случайная доля фирм обновляет информацию, но в случае ее обновления получает полную информацию о текущих и прошлых состояниях экономики. Следовательно, в рассматриваемых моделях выполняется условие рациональности ожиданий в условиях полной информации. При этом издержки, сопряженные с обработкой информации, в данной группе моделей выступают в качестве предпосылки, их величина не зависит от объема анализируемой агентом информации. Несмотря на то, что модели жесткой информации позволяют воспроизвести запаздывающую реакцию выпуска на

монетарные шоки, они не согласуются с эмпирическими фактами о быстрой реакции фирм на отраслевые шоки и гетерогенности параметра частоты обновления информации во времени.

Модели рационального невнимания в отличие от моделей жесткого ценообразования отклоняются от предпосылки о полноте информации, допуская разнородный уровень осведомленности агентов об экономических условиях в силу их ограниченного внимания, даже в случае обновления ими информации. В данной группе моделей агенты обновляют информацию непрерывно, но из-за когнитивных ограничений наблюдают не истинное состояние экономики, а зашумленный сигнал, характеризующий ее состояние. При этом агент может самостоятельно выбирать уровень зашумления сигнала: чем больше издержек внимания он понесет, тем точнее будет полученная информация. Модели рационального невнимания приобретают больший интерес у исследователей, чем модели жесткой информации, поскольку позволяют отразить не только устойчивость реальных эффектов монетарных шоков, но и особенности поведения цен на микроуровне – в частности, их мгновенную реакцию на отраслевые шоки и дискретный характер ценовых изменений.

Все представленные модели несовершенства информации обладают общей характеристикой: изменение действий агентов при получении обновленной информации является инерционным процессом. Второй общей чертой является возможность прогноза апостериорных ошибок на основе априорных пересмотров прогнозов агентов. Отличия моделей заключаются в подходе к объяснению подобной закономерности. Согласно модели жесткости информации, определенная доля агентов не осведомлена относительно вновь поступившей информации, тогда как в модели зашумленной информации экономические агенты сталкиваются с необходимостью решения задачи извлечения информации из зашумленного сигнала о состоянии экономики, в рамках модели рационального невнимания когнитивные ограничения обуславливают выборочное внимание экономических агентов к тем или иным макроэкономическим показателям [4].

## **2      Обзор эмпирических исследований, посвященных оценке жесткости информации на данных прогнозов**

Калибровка теоретических моделей позволяет получить косвенные оценки информационной жесткости, однако при этом полученные оценки сильно зависят от предпосылок модели. Альтернативой является получение прямых оценок инерции информационного множества агентов на основе изучения процесса формирования ожиданий. Так, если ожидания медленно подстраиваются под изменяющиеся условия, то можно говорить о существовании информационной жесткости. Поскольку ожидания являются ненаблюдаемой величиной, в качестве информации об ожиданиях в литературе чаще всего используют данные опросов [3].

Работа [27] стала первым эмпирическим исследованием, в котором была выявлена, что ожидания агентов медленно подстраиваются под новую информацию. Автор показал, что профессиональные прогнозисты имеют тенденцию придерживаться своих старых прогнозов, даже когда становится доступной информация о новых событиях.

Автор вводит понятие сильной и слабой эффективности – в зависимости от того, какое информационное множество использует экономический агент при минимизации. Так, прогноз является сильно эффективным, если на момент  $t$  в прогнозе была учтена вся доступная на тот момент информация  $I_t$  ():

$$E\{(Err_{t,T}^2)|I_t\} \rightarrow \min, \quad (51)$$

где  $Err_{t,T} = x_T - x_{t,T}$  – ошибка прогноза переменной  $x$ , сделанного в момент  $t$  для целевого периода  $T$ ,  $I_t$  – вся доступная информация на момент  $t$ .

Автор отмечает, что агент, который делает эффективный прогноз, должен как минимум учитывать всю информацию из своих предыдущих прогнозов. Прогнозист делает неэффективные прогнозы, если не полностью учитывает новую информацию в прогнозе и систематически отталкивается от своих предыдущих взглядов на прогнозируемую переменную, то есть, когда информационное множество прогнозиста является инерционным, или «жестким». Если агент учитывает все предыдущие сделанные им прогнозы и дает несмещенную оценку будущего значения переменной, то и фактическая ошибка текущего прогноза, и пересмотр текущего прогноза не должны зависеть от предыдущих пересмотров (52) – (53):

$$E(Err_{t,T}|Rev_{t-1,T}, \dots Rev_{0,T}) = 0, \quad (52)$$

$$E(Rev_{t,T}|Rev_{t-1,T}, \dots Rev_{0,T}) = 0, \quad (53)$$

для всех  $t$ .

В рамках данного исследования автор на данных прогнозов макроэкономических и энергетических переменных проверял гипотезу о наличии автокорреляции первого порядка в пересмотрах этих прогнозов ( $H_0: \beta = 0$ ) (54):

$$Rev_{t+1,T} = \beta * Rev_{t,T} + \varepsilon_t. \quad (54)$$

Следует отметить, что автор в рамках данной спецификации не предполагал наличия систематического смещения в пересмотрах, и потому константа в уравнении отсутствовала.

Из базы Data Resources, Inc. (DRI) автор использовал данные прогнозов будущих цен на нефть на конец целевого года. Рассматриваемый период охватывал 1982–1986 гг. Автор проверял слабую эффективность прогноза с помощью спецификации (54). Результаты показали, что для двух лет – 1982, 1983 гг. – из рассматриваемых пяти коэффициент оказался значимым на высоких уровнях значимости (1% и 5%) и положительным. Эти результаты подтверждают предположение о том, что прогнозисты не всегда полностью учитывают актуальную информацию и имеют тенденцию к сглаживанию своих прогнозов (на что указывает положительный коэффициент  $\beta$ ).

Несмотря на обнаруженную в данной работе несогласованность эмпирических фактов с идеей рациональности ожиданий, последняя всё же стала основой большинства современных макроэкономических моделей [28], а колебания экономического цикла в этих моделях стали чаще всего объяснять существованием жесткости цен, вызванной причинами, не связанными с несовершенством информации. Наблюдалось малое количество эмпирических свидетельств, опровергающих гипотезу полноты информации и рациональности ожиданий, потому последствия отклонения от этой гипотезы также подробно не изучались.

Обновленный интерес к изучению процесса формирования ожиданий (и, в частности, степени его инерционности) возник в 2000-х гг., когда стали появляться эмпирические результаты, опровергающие выводы моделей с полнотой информации и рациональностью ожиданий.

В работе [29] авторы предложили новый подход к проверке гипотезы о полноте информации и рациональности ожиданий, позволяющий определить, возникает ли отклонение от этой гипотезы из-за существования жесткости информации.

Идея подхода, представленного в работе, состоит в том, что предсказания двух групп моделей жесткости информации – моделей жесткой информации (sticky-information models) [30] и моделей несовершенной информации (imperfect information models) [31,32,33] – совпадают в части связи между пересмотрами прогнозов ex-post и фактической ошибкой прогноза ex-ante. В модели жесткости информации эта взаимосвязь выглядит следующим образом (55):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = \frac{\lambda}{1-\lambda} (F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}) + v_{t+h,t}, \quad (55)$$

где  $x_{t+h} - F_t x_{t+h}$  – ошибка прогноза переменной  $x$ , сделанного в момент  $t$  для переменной  $x$  на горизонте  $h$  периодов вперед ( $x_{t+h}$ ),  $F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}$  – разница (пересмотр) прогноза  $x_{t+h}$  между периодами  $t$  и  $t-1$ ,  $\lambda$  – вероятность не обновить информацию,  $v_{t+h,t}$  –

случайная ошибка. Поскольку модель жесткой информации предполагает единую степень информационной жесткости  $\lambda$ , эта степень является одинаковой как для разных макроэкономических переменных, так и для разных периодов прогноза.

В другом классе моделей – моделей несовершенной информации – авторы приходят к схожей спецификации (56):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = \frac{(1-G)}{G} (F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}) + \varepsilon_{t+h,t}, \quad (56)$$

где  $G$  – коэффициент усиления фильтра Калмана, который фактически представляет собой относительный вес, придаваемый агентом текущему сигналу о состоянии переменной  $x_t$ , а  $1 - G$  – вес, придаваемый прошлым представлениям о прогнозируемой переменной. В данном случае  $(1 - G)$  является показателем степени жесткости информации. В отличие от уравнения (55), коэффициент при пересмотре прогнозов может не быть одинаковым для разных макроэкономических переменных и разных горизонтов прогнозирования, поскольку коэффициент жесткости – то есть в данном случае коэффициент усиления Калмана – будет зависеть от свойств ряда прогнозируемой макроэкономической переменной, а именно, от его устойчивости и соотношения между сигналом и шумом.

Однаковые выводы (55 и 56) разных моделей информационной жесткости относительно связи между ошибками прогнозов и их пересмотрами стали основной идеей предложенного авторами нового подхода к проверке гипотезы о полноте информации и рациональности ожиданий, который на данных прогнозов (полученных, как правило, из опросов агентов) позволяет установить как нарушение этой гипотезы из-за жесткости информации, так и дать количественную оценку жесткости при её наличии. Данная эмпирическая спецификация выглядит следующим образом (57):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = c + \beta \Delta F_t x_{t+h} + \varepsilon_t. \quad (57)$$

Таким образом, статистически значимое и положительное значение коэффициента  $\beta$  отвергает гипотезу полноты информации и рациональности ожиданий в сторону концепции жесткости информации.

В рамках рассматриваемого исследования авторы для проверки наличия жесткости информации использовали несколько наборов данных: данные по прогнозам профессиональных прогнозистов США (Survey of Professional Forecasters), данные профессиональных прогнозистов из базы The Livingston Survey of Professional Forecasters, данные опросов потребителей, проводимых Мичиганским университетом, а также данные Consensus Economics.

Результаты для профессиональных прогнозистов США показали следующее. На периоде с 1969 по 2010 гг. авторы получили оценку  $\hat{\beta} = 1,23$  (0,50). Таким образом, гипотеза полноты информации и рациональности ожиданий отвергается на уровне значимости 5%, из чего можно сделать следующие выводы. Во-первых, данное отвержение соотносится с выводами моделей жесткой и несовершенной информации, которые рассматривались в статье. Во-вторых, в контексте моделей жесткой информации полученный коэффициент  $\hat{\beta}$  говорит о значении степени информационной жесткости  $\hat{\lambda} = \hat{\beta} / (1 + \hat{\beta}) \approx 0,55$ , то есть агенты полностью обновляют своё информационное множество в среднем каждые 6–7 месяцев. Последующее включение дополнительных регрессоров в уравнение (57), являющихся традиционными с точки зрения объяснения ошибки прогноза, оказались незначимы, что говорит в пользу выводов моделей жесткости информации, в которых пересмотр прогнозов является единственным статистически значимым регрессором, который объясняет ошибку.

Авторы предположили, что репутационные издержки могут объяснять существование жесткости информации у профессиональных прогнозистов. Жесткость информации может на самом деле не отображать реальную инерцию информационного множества прогнозистов, а демонстрировать инерцию интерпретируемых прогнозистами будущих значений той или иной переменной. Поэтому возможно им будет невыгодно делать резкие уточнения своих прогнозов. Чтобы проверить эту гипотезу, авторы использовали данные прогнозов по разным подгруппам профессиональных прогнозистов из базы The Livingston Survey of Professional Forecasters. Эта база включает в себя индивидуальные опросы представителей научного сообщества, коммерческих банков, и нефинансовых корпораций о том, какой будет инфляция через полгода и через год. Поскольку прогнозы представителей научного сообщества ориентированы в первую очередь на внешнюю аудиторию, предполагается, что репутационные издержки для них имеют особую важность. Вместе с тем представители бизнеса в большей степени ориентированы на получение прибыли, и потому для них точность прогноза важнее, чем издержки репутации. В связи с этим авторы ожидают, что  $\beta^{academic} > \beta^{private}$ , где  $\beta^{academic}$  – предельные издержки представителей науки, а  $\beta^{private}$  – предельные издержки остальных групп профессиональных прогнозистов.

Результаты оценки (57) на данных прогнозов за период с 1969 по 2010 гг. показали, что это предположение не подтверждается, и представители научного сообщества характеризуются наименьшим коэффициентом при пересмотрах прогнозов – то есть репутационные издержки не являются главным объяснением наличия жесткости информации в прогнозах.

Отдельный интерес представляет часть исследования, посвященная проверке существования жесткости информации в межстрановом разрезе. Авторы использовали данные по прогнозам Consensus Economics для 12 развитых стран (США и страны Западной Европы).

Для большей части стран данные охватывают период с 1989 по 2010 гг. по пяти макроэкономическим переменным: индекс потребительских цен, рост реального ВВП, рост процентных ставок, промышленного производства, и реального конечного потребления. Прогнозы этих переменных доступны как на текущий квартал, так и на следующие 5–6 кварталов. На этих данных авторы произвели оценку модели пула по всем странам, горизонтам прогнозирования и макропеременным (58):

$$x_{i,j,t+h} - F_t x_{i,j,t+h} = c + \beta(F_t x_{i,j,t+h} - F_{t-1} x_{i,j,t+h}) + \varepsilon_{i,j,h,t}, \quad (58)$$

где  $i$  – макропеременная,  $j$  – страна,  $h$  – горизонт прогнозирования.

Оценка на 22347 наблюдениях показала, что коэффициент  $\hat{\beta}$  является положительным и статистически значимым, что подтверждает предыдущие оценки на данных по США. Схожие результаты получаются и при включении фиксированных эффектов на страну, макропеременную, горизонт прогнозирования, а также включении временных эффектов. Также авторы оценили коэффициент  $\hat{\beta}$  для каждой отдельной страны (пул-модель по макропеременным и горизонтам прогнозирования). Оказалось, что наиболее высокая жесткость информации наблюдается в Испании и Швеции, а наименьшая – в Канаде и Норвегии. Существенный разброс коэффициента  $\hat{\beta}$  между отдельными странами (от 0,3 в Канаде до почти 1 – в Испании) может говорить о влиянии политики и институтов на степень жесткости информации.

Ещё одним направлением работы стала проверка влияния волатильности инфляции на степень информационной жесткости. Так, в некоторых источниках было отмечено, что период с начала и до середины 1980-х гг. в США характеризовался снижением макроэкономической волатильности – в частности, из-за реформ председателя правления ФРС США Пола Волкера. Чтобы проверить, изменился ли параметр жесткости информации за этот период, авторы построили ряд оценок при пересмотрах прогнозов  $\beta$  для каждого квартала – оценивая регрессию (57) для разных периодов по пяти макроэкономическим переменным, прогнозы по которым доступны в базе опросов экспертов США Survey Professional Forecasters за период 1969–2010 гг. Результаты оценки показали, что параметр  $\beta$  с конца 1960-х и до начала 1980-х гг. непрерывно рос вместе с ростом волатильности макропеременных. Минимум был достигнут в 1983–1984 гг. – в момент начала в США периода «Великой умеренности» (Great moderation). Затем параметр жесткости стал расти неуклонно расти вплоть до начала 2000-х гг. Таким образом, авторы показали, что параметр жесткости информации действительно может зависеть от волатильности инфляции.

Ещё одним возможным фактором, объясняющим степень жесткость информации, может являться независимость центрального банка. Авторы утверждают, что с увеличением

независимости центрального банка снижаются стимулы к отклонению от заранее объявленной политики, и потому стремление к мониторингу действий монетарных властей агентами должно снижаться. Таким образом, если политики повышения независимости центрального банка оказалась успешной, то положительный эффект от неё можно измерить с помощью оценки степени информационной жесткости. В качестве переменной, отражающей независимость монетарных властей, авторы использовали показатель из работы [34], отражающий степень как политической, так и экономической автономии (принимает значения от 0 до 1). Оценка регрессии  $\beta$  на показатель автономии центральных банков показал сильную положительную связь между этими двумя величинами, что подтверждает предположения авторов о связи между уровнем независимости монетарных властей и жесткостью информации. Также вероятно, что степень жесткости информации может зависеть от третьей переменной – например, повышения качества макроэкономической политики в целом, что зачастую сопровождает процесс повышения независимости центральных банков. Стоит также сказать, что зависимость жесткости информации от инфляционного таргетирования авторы работы не обнаружили.

Работа [35] стала одним из продолжений исследования характера формирования ожиданий на эмпирических данных. Также, как в работе [29], авторы использовали данные профессиональных участников рынка о прогнозах на фиксированное событие, однако особенность этого исследования состоит в погружении на микроуровень – уровень отдельных прогнозистов.

В работе использовались данные опросов о прогнозах экспертов, которые проводятся Европейским центральным банком ежеквартально, начиная с 1999 года, а набор данных, используемый авторами, заканчивается 2012 годом. В рамках этого опроса респонденты дают прогноз по значению ИПЦ, росту реального ВВП и уровню безработицы, которые будут через 1 или 2 года (например, какой будет годовая инфляция через год или два в этом же квартале), а также на фиксированное событие (например, какой будет годовая инфляция на конец этого и следующего года). В работе использовались данные по прогнозам последнего типа.

Авторам получили прямую оценку «невнимания» агентов (т. е. оценку  $\hat{\lambda}$  из моделей [30]), под которым в этой статье понимается вероятность изменения прогноза в следующем квартале. Для оценки этой вероятности авторы использовали следующую формулу (59):

$$\hat{\lambda}_t^x(h) = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} I(f_{it,T}^x \neq f_{it-1,T}^x), \quad (59)$$

где  $h$  – количество кварталов до реализации переменной  $x$ ,  $n_t$  – количество агентов, сделавших прогноз в момент  $t$ ,  $f_{it,T}^x$  – прогноз агента  $i$  на значение  $x$  в целевом периоде  $T$ ,

$I(f_{it,T}^x \neq f_{it-1,T}^x)$  – индикаторная функция, равная 1 если прогноз в моменте  $t$  изменился по сравнению с прогнозом в моменте  $t - 1$ , и 0 – иначе.

Таким образом, авторы рассчитали вероятность изменения прогноза среди всех агентов по всем годам для каждого отдельного горизонта прогнозирования  $h$ . Усреднение по всем горизонтам позволило получить оценку  $\hat{\lambda}=0,75$ , что оказалось выше, чем в работе [29] по США. Авторы связывают более высокую оценку с тем, что она получена без использования предпосылок и на данных, по индивидуальным прогнозам, (в отличие от консенсус-прогнозов, которые могут быть более инерционными, в случае оценок по США [29]). Авторы также обнаружили, что с приближением целевого периода  $T$  вероятность изменения прогноза становится выше.

Ещё одним эмпирическим исследованием жесткости информации стала работа [36]. В этой работе автор использовала данные опроса CESifo World Economic Survey и получила оценку жесткости информации по методологии Городниченко и соавторов [29], а также прямое подтверждение наличия зависимости процесса формирования ожиданий от состояния экономики.

Используемые автором данные опроса CESifo World Economic Survey охватывают 16 странах с высоким уровнем дохода за период с 1996 по 2012 гг. Этот опрос проводится ежеквартально среди 1200 местных экспертов, которые оценивают общую экономическую ситуацию и дают свои оценки различным макроэкономическим индикаторам. Последнее позволяет напрямую измерить влияние изменения важности этих проблем на степень информационной жесткости.

Используя методологию [29], автор получила коэффициент жесткости информации из уравнения (57) равный 0,4 и статистически значимый на 5% уровне значимости. Полученная оценка в терминах модели жесткой информации [30] говорит о периоде обновления информации всеми агентами в 1,4 квартала, что быстрее, чем свидетельствуют результаты [29] на данных США (обновление раз в 6-7 месяцев). В то же время автор обнаружила, что оценка информационной жесткости снижается с уменьшением горизонта прогнозирования.

Автор также проанализировала, насколько параметр жёсткости информации зависит от субъективной оценки каждым агентом экономической проблемы «инфляция». Данные опроса, используемые автором, позволяют обнаружить эту связь, поскольку помимо прогнозов инфляции, респондентов также опрашивают о том, насколько серьезной они видят ту или иную экономическую проблему (по шкале от «не важно» до «очень важно»). Таким образом, автор расширила модель (57) включением дамми-переменной на периоды, когда проблема инфляции большинством агентов оценивалась как «важная» или «очень важная», и произведением этой дамми-переменной с коэффициентом при пересмотрах прогнозов (60):

$$\pi_{t+3} - F_t \pi_{t+3} = c + \beta \Delta F_t \pi_{t+3} + \gamma (\Delta F_t \pi_{t+3} \times HighInf_t) + \alpha HighInf_t + error_t, \quad (60)$$

где  $HighInf_t$  – дамми-переменная на периоды, когда оценка проблемы «инфляция» являлась высокой среди большинства респондентов.

Результаты оценки спецификации (60) показали, что коэффициент  $\gamma$  значим на 1% уровне и является отрицательным. Последнее подтверждает предположение о том, что в периоды нестабильности агенты становятся внимательнее и ведут себя в соответствии с концепцией полноты информации и рациональности ожиданий.

В рамках исследования [37] авторы также применили подход [29] к оценке степени жесткости цен на данных прогнозов. Однако особенность данного исследования состоит в том, что помимо консенсус-прогнозов, используемых в работе [29], автор также учитывали наблюдения по индивидуальным прогнозам, с целью оценить степень адекватности моделей жесткости информации и обнаружить возможную инерционность в пересмотрах прогнозов, по аналогии с пионерной работой Нордхауса [27], однако на большем количестве наблюдений и с привязкой к моделям жесткой и несовершенной информацией.

Авторы этого исследования использовали данные прогнозов роста реального ВВП из базы Consensus Economics по панели из 14 развитых и 22 развивающихся стран мира. Рассматривались ежемесячные прогнозы на конец целевого года в период 1989–2011 гг. (т. е. прогнозы роста реального ВВП на декабрь 1989 г., 1990 г. и т. д.).

Модели жесткой информации [30] предполагают, что параметр жесткости  $\lambda$  является постоянной величиной и не должен меняться в зависимости от горизонта прогнозирования. Однако в моделях несовершенной информации [31,32,33] этот параметр может меняться в зависимости от горизонта прогнозирования по той причине, что чем дальше этот горизонт, тем более шумным является текущий сигнал о прогнозируемой переменной и тем в меньшей степени агент будет на этот сигнал полагаться (то есть параметр жесткости  $(1 - G)$  будет выше).

Для проверки наличия жесткости информации и влияния горизонта прогнозирования на степень этой жесткости авторы использовали как данные консенсус-прогнозов, так и данные индивидуальных прогнозов. На данных первого типа оценивалась следующая эмпирическая спецификации (61):

$$\overline{Rev}_{i,t,h} = \beta_i + \alpha * \overline{Rev}_{i,t-k,h+k} + \sum_m \alpha_m I(h_m) + u_{t+h,t}, \quad (61)$$

где  $\overline{Rev}_{i,t,t+h}$  – пересмотр консенсус-прогноза роста реального ВВП целевого периода в момент  $t$  по сравнению с моментом  $t - k$  для страны  $i$ ,  $I(h_m)$  – дамми-переменная, равная 1, если  $h = h_m$ , и 0 – в противном случае.

Авторы проверяли гипотезу  $H_0: \alpha = 0$  и  $\alpha_m = 0$  для всех  $m$  с использованием модели с фиксированными эффектами. В качестве интервала между прогнозами  $k$  авторы использовали 3 (то есть 3 месяца, или пересмотр раз в квартал) – поскольку использование меньшего значения, по их словам, порождает слишком большое количество «нулевых» пересмотров, а большее значение уменьшает количество наблюдений в модели. В качестве возможных горизонтов прогнозирования  $h$  авторы рассматривали значения  $h = 1, 4, 7, 10, 13$  и  $16$ . Чтобы учесть автокорреляцию в ошибках, а также возможную корреляцию ошибок между отдельными странами, авторы осуществляли коррекцию этих ошибок по методологии [38].

В результате оценки (61) было обнаружено наличие значительной информационной жесткости – полученный коэффициент при пересмотрах  $\alpha$  на данных по всем странам составил 0,404. Положительная связь между значением пересмотра прогноза и его первым лагом оказалась статистически значимой и сильной для всех стран и методов оценки спецификации. Оцененный коэффициент  $\alpha$  оказался неоднороден по странам, однако разница в значениях для двух подгрупп стран – развитых и развивающихся – оказалась несущественной ( $\alpha = 0,37$  в случае развитых стран и  $\alpha = 0,41$  – в случае развивающихся). Кроме того, авторы обнаружили увеличение степени жесткости информации при использовании прогнозов на конец предыдущего (по сравнению с прогнозируемым) года – статистически значимым оказался коэффициент при дамми  $h = 13$  для развитых стран и  $h = 10$  – для развивающихся. Авторы объясняют это тем, что квартальный рост ВВП (к предыдущему кварталу) на конец года, предшествующего прогнозируемому, является важной переменной для прогнозирования роста реального ВВП, и потому запаздывание именно этой важной информации хорошо описывается моделями несовершенства информации (где только это запаздывание и объясняет отклонение ожиданий агентов от гипотезы полноты информации и рациональных ожиданий).

Авторы оценивали также степень жесткости информации на данных по индивидуальным прогнозам через оценку средней доли агентов, обновляющих свои прогнозы в каждый момент времени  $t$  (аналогия с параметром  $\lambda$  моделей жесткой информации [5]). Оценка средней доли агентов, обновляющих свой прогноз роста реального ВВП в каждом квартале, оказалась в диапазоне от 0,8 до 0,9 в зависимости от горизонта прогнозирования. Этот результат говорит о том, что отдельные агенты обновляют свои прогнозы относительно часто – практически в каждом периоде в среднем. Кроме того, результаты показали, что в развитых странах уточнение прогнозов агентами в среднем происходит чаще, чем в развивающихся.

Ещё одним способом проверки инерции информации агентов стала оценка регрессии (61) на прогнозах индивидуальных агентов (62):

$$Rev_{i,t,h} = \beta_i + \alpha * Rev_{i,t-k,h+k} + \sum_m \alpha_m I(h_m) + u_{t+h,t}, \quad (62)$$

где  $Rev_{i,t,h}$  – пересмотр агентом  $i$  прогноза роста реального ВВП целевого периода в момент  $t$  по сравнению с моментом  $t - k$ . Оценка степени «сглаживания» индивидуальных прогнозов  $\alpha$  на всей выборке оказалась в два раза ниже, чем в случае оценки на консенсус-прогнозах (0,20 против 0,40). Эти результаты ещё раз подтверждают выводы о том, что консенсус-прогнозы более инертны, чем прогнозы отдельных агентов, и потому усреднение прогнозов порождает дополнительную жесткость информации.

В работе [39] авторы расширили анализ [29] в части объяснения изменения степени информационной жесткости во времени. Авторы исследовали информационную жесткость после наступления крупных и неожиданных шоков, а также установили наличие гетерогенности (деление на «внимательных» и «невнимательных») в ожиданиях профессиональных прогнозистов, возникающей из-за разной частоты публикации и пересмотров прогнозов. Продолжая идею подхода [29], авторы данной работы исследовали влияние природных катализмов на изменение степени информационной жесткости во времени. Напомним, что в работе [29] была установлена изменчивость параметра информационной жесткости во времени.

Авторы использовали уравнение (57) без константы и добавили в него произведение коэффициента при пересмотрах прогнозов  $\beta$  на индикатор (или количественную меру) природной катастрофы, произошедшей в стране  $i$  в момент  $t$  – переменную  $Disaster_{it}$ . Также были добавлены фиксированные эффекты на время  $Time_t$  и страну  $Country_i$  (63):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = \beta_1 \Delta F_t x_{t+h} + \beta_2 (\Delta F_t x_{t+h} \times Disaster_{it}) + Time_t + Country_i + \varepsilon_{it}, \quad (63)$$

где  $Disaster_{it}$  – событие-катализм, произошедшее в стране  $i$  в момент  $t$ .

В качестве переменной  $Disaster_{it}$  была использована либо бинарная переменная (1, если событие произошло, и 0 – если нет).

Результаты оценки (63) показали, что коэффициент при произведении пересмотра прогноза на индикатор катастрофы ( $\widehat{\beta}_2 = -0,286$ ) является значимым на 1% уровне и имеет ожидаемый отрицательный знак – то есть произошедшая катастрофа приводит к тому, что агенты начинают более пристально следить за ситуацией и инерция информации снижается.

Продолжением изучения зависимости степени жесткости информации от тех или иных шоков стала работа [40]. Она была опубликована в 2021 г. – во время того, как мир переживал последствия самой масштабной за последнее столетие пандемии – пандемии коронавируса. В отличие от предыдущей работы [39], в которой анализировалось влияние природных катализмов на степень информационной жесткости, в данном исследовании авторы заострили свое внимание на влиянии шоков пандемии на эту степень.

Авторы использовали данные прогнозов ВВП на текущий и следующий годы базы Consensus Economics за период с 1990 по 2020 гг. по 85 странам. В качестве событий пандемии авторы использовали пять крупнейших эпизодов: атипичная пневмония в 2003 г., свиной грипп в 2009 г., ближневосточный респираторный синдром в 2012 г., вирус Эбола в 2014 г., вирус Зика в 2016 г. и пандемия коронавируса в 2019 г. Поскольку авторы использовали прогнозы на фиксированное событие – рост ВВП в текущем и следующем годах – на момент каждого месяца, предшествующего реализации события (то есть конца текущего или следующего года), авторам была доступна панель из 85 консенсус-прогнозов на каждый месяц.

Чтобы убедиться во влиянии пандемии на скорость сходимости прогнозов к истинным значениям, авторы использовали подходы Нордхауса [27] с его проверкой значимости коэффициента авторегрессии в пересмотрах прогнозов и подход Городниченко и соавторов [29] с проверкой взаимосвязи между ошибкой прогноза ex-post и пересмотром прогноза ex-ante. В результате оцениваемые авторами спецификации выглядели следующим образом (уравнение (64) – подход [27] и (65) – подход [29]):

$$\begin{aligned} Rev_{i,t+1} = & \gamma_1 Rev_{i,t} + \gamma_2 (Rev_{i,t} \times Pand_{i,t}) + \gamma_3 Pand_{i,t} + \\ & + Time_{t+1} + Country_i + \varepsilon_{i,t+1}, \end{aligned} \quad (64)$$

$$\begin{aligned} Err_{it} = & \beta_1 Rev_{i,t} + \beta_2 (Rev_{i,t} \times Pand_{i,t}) + \beta_3 Pand_{i,t} + \\ & + Time_t + Country_i + \varepsilon_{it}, \end{aligned} \quad (65)$$

где  $Rev_{i,t+1} = F_{t+1}x_{iT} - F_tx_{iT}$  – пересмотр консенсус-прогноза роста ВВП в году  $T$  для страны  $i$ ,  $Err_{it} = x_{it,T} - F_tx_{it,T}$  – ошибка консенсус-прогноза роста ВВП в году  $T$ , сделанного в момент  $t$ ,  $Pand_{i,t}$  – дамми-переменная на период пандемии,  $Time_t$ ,  $Country_i$  – фиксированные эффекты на страну  $i$  и глобальные тренды в момент  $t$ .

Авторы получили следующие результаты оценки. Коэффициенты при произведении пересмотра прогноза и дамми-переменной на пандемию ( $\gamma_2$  и  $\beta_2$ ) оказались значимы и отрицательны, как и предполагалось. Таким образом, авторы показали, что возникновение крупных эпидемиологических шоков также приводит к тому, что агенты чаще обновляют свои прогнозы и степень жесткости информации снижается.

\* \* \*

Проведенный анализ эмпирических исследований, посвященных оценке жесткости информации, показал, что первым исследованием, в котором была обнаружена инерция в прогнозах экономических агентов, стала работа [27]. После появления моделей несовершенства информации в 2000-х гг. интерес к изучению аспектов этих несовершенств на данных прогнозов резко возрос, и наиболее знаковой стала работа Городниченко и соавторов [29], в которой авторы, помимо предложенного ими нового подхода к оценке степени информационной жесткости на данных прогнозов, продемонстрировали многие иные важные аспекты несовершенства информации – например, изменение степени инерции информации в зависимости от горизонта прогнозирования и самой прогнозируемой переменной, а также изменения параметра информационной жесткости во времени. Важным продолжением этого исследования стали работы [37] и [39]. В первом авторы показали, что степень инерции информации выше для консенсус-прогнозов, чем для прогнозов отдельных экономических агентов, а во втором подтвердили зависимость параметра жесткости от неожиданных шоков, в частности – шоков природных катастроф (снижение степени информационной жесткости после таких крупномасштабных событий). Наконец, в исследовании [40] авторы на панели прогнозов по 85 странам показали, что степень информационной жесткости падает также после шоков пандемии.

### **3 Оценка информационной жесткости в российской экономике**

В настоящей главе будут представлены результаты оценки информационной жесткости для российской экономики. Для оценки используются данные опросов профессиональных прогнозистов агентства Блумберг. Для проверки наличия и количественной оценки информационной жесткости используются следующие эмпирические подходы: тест на наличие серийной автокорреляции в пересмотрах прогнозов (подход Нордхауса [27]) и связи между пересмотрами и ошибками прогнозов (подход Городниченко и соавторов [29]). Как было отмечено в главе 2, последний подход позволяет получить значение теоретических коэффициентов из моделей жесткой ( $\lambda$ , или средняя доля агентов в каждом периоде, не обновляющих информацию) и несовершенной информации ( $1 - G$ , или относительный вес, который придают агенты предыдущей информации).

#### **3.1 Описание используемых данных**

Для оценки степени информационной жесткости были использованы данные опросов профессиональных прогнозистов агентств Блумберг и Интерфакс. В каждом случае мы рассматривали доступные нам консенсус-прогнозы по ряду макропеременных. Остановимся подробнее на описании данных по каждому отдельному источнику.

Данные Блумберг представляют собой ряд ежемесячных консенсус-прогнозов значений макропеременных на текущий квартал, а также от двух до четырех кварталов вперед. К примеру, респондентов в феврале текущего года опрашивают о том, каким будет значение

индекса потребительских цен в текущем, втором, третьем и т. д. кварталах этого года. Затем в марте респондентов опрашивают о том же самом. Начало рядов наблюдений варьируется от 2006 до 2008 г., а последние значения охватывают 2021 г. (*таблица 1*).

Таблица 1

Консенсус-прогнозы Блумберг

№ п/п	Название прогнозируемой макропеременной	Период охвата
1	Курс доллара к рублю	III кв. 2006 г. – II кв. 2020 г.
2	Курс евро к рублю	III кв. 2009 г. – II кв. 2020 г.
3	Индекс потребительских цен	II кв. 2008 г. – II кв. 2020 г.
4	Темп роста ВВП	III кв. 2011 г. – II кв. 2020 г.

Источник: составлено авторами.

Как уже было отмечено выше, прогнозисты ежемесячно составляют прогнозы на 5 горизонтов прогнозирования:

- на текущий квартал [ $h=0$ ];
- на следующий квартал [ $h=1$ ];
- на 2 квартала вперед [ $h=2$ ];
- на 3 квартала вперед [ $h=3$ ];
- на 4 квартала вперед [ $h=4$ ].

Однако вследствие пропущенных наблюдений в прогнозах на 4 последующих квартала, здесь и далее максимальный горизонт прогнозирования составляет 3 квартала. В качестве иллюстрации приведены два первых наблюдения выборочной совокупности по инфляции (*таблица 2*).

Таблица 2

Иллюстрация данных о ежемесячных прогнозах инфляции по опросам агентства Блумберг

Дата составления прогноза, месяц	Горизонт прогнозирования			
	$h=0$ (I кв. 2008 г.)	$h=1$ (II кв. 2008 г.)	$h=2$ (III кв. 2008 г.)	$h=3$ (IV кв. 2008 г.)
Январь 2008 г.	10,7	10,55	9,75	8,55
Февраль 2008 г.	12,5	13,00	11,90	10,00
...	...	...	...	...

Источник: составлено авторами.

### 3.2 Описание метода оценивания параметра жесткости информации

Для оценки степени информационной жесткости использовался подход Городниченко и соавторов [29]. Как было сказано ранее, этот подход позволяет проверить гипотезу о полноте информации и рациональности ожиданий (и в случае отверждения – сделать вывод в пользу справедливости моделей жесткой и несовершенной информации), а также получить количественные оценки жесткости информации.

Городниченко и соавторы [29] в своей методологии использовали данные прогнозов и фактических наблюдений единой частоты – квартальной. В нашем текущем исследовании мы

могли бы использовать более высокую частоту данных – ежемесячную, однако, как мы знаем из исследования [37], высокая частота рождает большое количество «нулевых» пересмотров, поскольку некоторые прогнозисты обновляют свои прогнозы лишь раз в квартал. В связи с этим в нашем исследовании мы производили агрегирование ежемесячных прогнозов к ежеквартальным значениям с помощью одного из четырех способов (в зависимости от того, что бралось в качестве значения консенсус-прогноза за квартал):

- значение прогноза первого месяца квартала;
- значение прогноза второго месяца квартала;
- значение прогноза третьего месяца квартала;
- среднему значение всех трех месяцев квартала.

Здесь и далее для прогнозов мы будем использовать последний способ, поскольку он представляет собой хорошую аппроксимацию для информационного множества, которое было известно агентам в течение всего квартала.

### **3.3 Результаты анализа степени информационной жесткости в российской экономике**

В рамках парадигмы информационной жесткости логично ожидать, что её степень будет различаться в зависимости от горизонта прогнозирования. Как модели жесткой информации [2], так и модели несовершенной информации [9], [21], [23] предполагают, что степень жесткости увеличивается с увеличением горизонта прогнозирования – в первых моделях это объясняется более высокими издержками на получение информации длительного горизонта, а во вторых – высокой степенью зашумленности сигнала, из-за чего агенты уделяют меньше внимания новым сигналам о ситуации с целевой переменной. Из снижения жесткости информации следует увеличение точности прогнозов с уменьшением горизонта прогнозирования. Среднеквадратическая ошибка действительно сокращается с уменьшением горизонта прогнозирования, и агенты делают более точные прогнозы, что возвращает их поведение к рациональному (*рисунок 4*). Последнее согласуется с эмпирическими результатами работ [37,39,36] и говорит нам о том, что на более длительных горизонтах мы можем ожидать поведение, описываемое моделями жесткой или несовершенной информации.

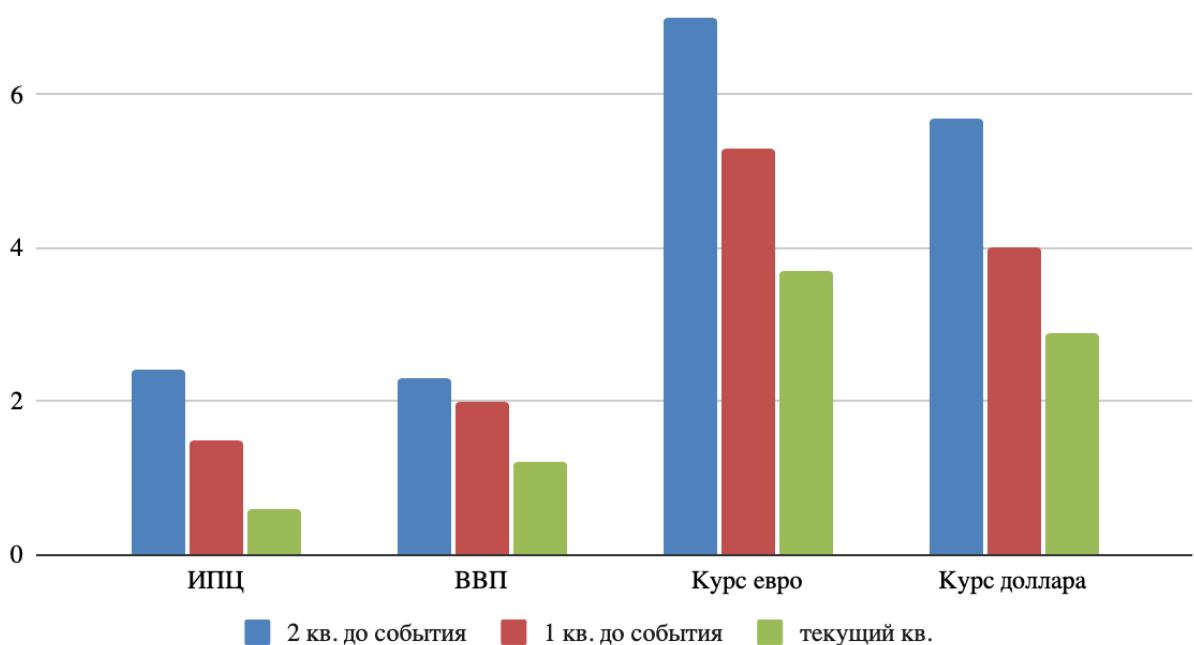


Рисунок 4 – Среднеквадратичная ошибка прогноза для разных горизонтов прогнозирования (от 2 кварталов до текущего квартала целевого периода  $T$ )

Источник: составлено авторами.

Концепция информационной жесткости также предполагает, что прогнозы всегда опаздывают за фактическим изменением прогнозируемой переменной. Последнее и явилось тем самым эмпирическим паззлом, который привел к возникновению моделей несовершенной информации. Для иллюстрации мы взяли значения прогноза инфляции за 2 квартала до прогнозируемого события (*рисунок 5*). Ряд значений консенсус-прогнозов имеет тенденцию к запаздыванию за фактическими реализациями инфляции. Графики для меньших горизонтов прогнозирования демонстрируют похожую тенденцию, однако степень запаздывания для них ниже. Кроме того, аналогичное поведение характерно и для других макропеременных консенсус-прогнозов Блумберг. Можно сделать вывод, что обнаруженные тенденции также подтверждают поведение, предсказываемое моделями информационной жесткости.

Еще один признак наличия инерции в прогнозах – длительные периоды недооценки/переоценки прогнозов (*рисунок 5*). Инфляционные прогнозы профессиональных агентов редко совпадают с фактическими реализацией инфляции. Так, например, с 2010 по 2011 гг. наблюдались завышенные инфляционные ожидания прогнозистов, тогда как с 2013 г. по начало 2016 г. наблюдалась обратная тенденция. Этот паттерн также подтверждает возможное существование жесткости информации.

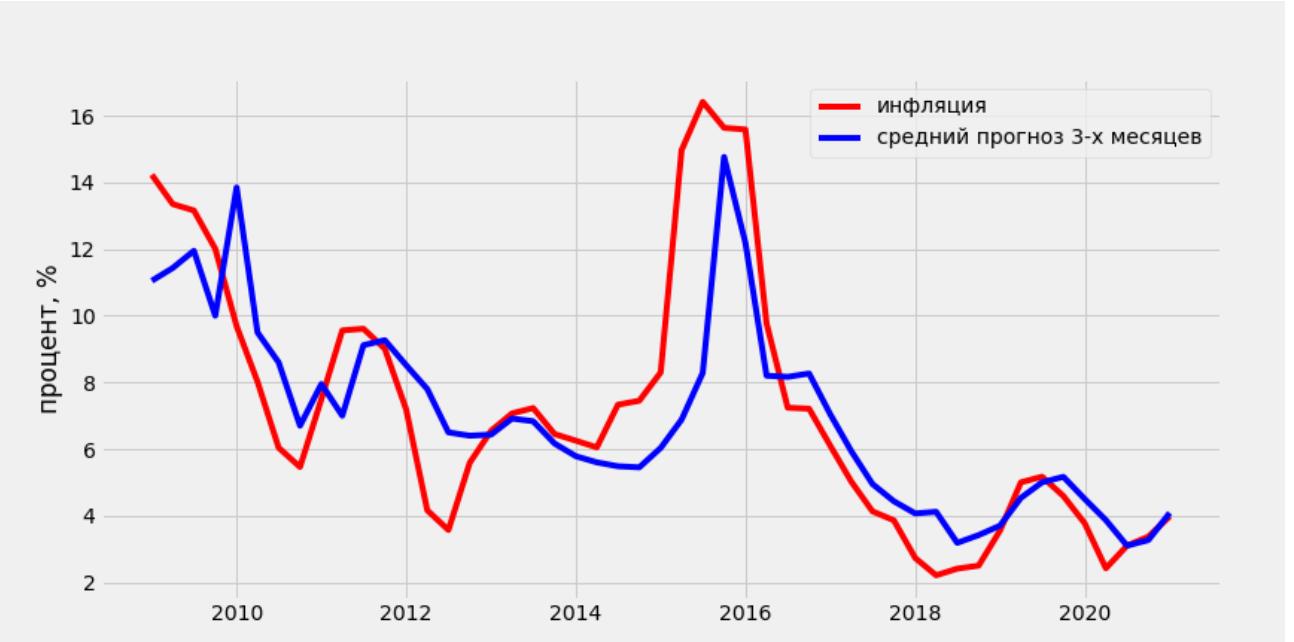


Рисунок 5 – Прогнозные (за 2 квартала до прогнозируемого события) и фактические значения ИПЦ

Источник: составлено авторами.

Одним из более формальных способов проверки наличия информационной жесткости является подход Нордхауса [27], который предполагает проверку на наличие серийной корреляции в пересмотрах прогнозов. Такая проверка предполагает наличие последовательности прогнозов для одного и того же события, например того, какой будет инфляция на конец года. По данным Блумберга у нас есть такая последовательность – ряд прогнозов годовой инфляции для одного и того же конца года  $t$ , сделанные за разные горизонты до этого события: 24 месяца, 23 месяца, ..., 1 месяц. Подход Нордхауса позволяет сделать оценку наличия инерции в прогнозах для каждого отдельного целевого года.

Согласно гипотезе рациональных ожиданий и полноты информации, последовательность пересмотров прогнозов должна представлять собой процесс случайного блуждания – иными словами, должна являться рядом непредвиденных шоков, и не должна быть предсказана с помощью каких-либо регрессоров. Если это не так, и пересмотры на самом деле являются предсказуемыми, значит информация неэффективно используется прогнозистами, и косвенно это может свидетельствовать о наличии информационной жесткости.

Таким образом, для данных по консенсус-прогнозам инфляции Блумберг мы проверяли значимость коэффициента  $\gamma$  при лаге пересмотра прогноза (66):

$$Rev_{t+1,T}^{CPI} = \gamma Rev_{t,T}^{CPI} + \varepsilon_{t+1,T}, \quad (66)$$

где  $Rev_{t,T}^{CPI} = F_{t,T}^{CPI} - F_{t-1,T}^{CPI}$  – пересмотр консенсус-прогноза Блумберг для индекса потребительских цен на конец года  $T$  между текущим и прошлым месяцем,  $\gamma$  – степень инерции пересмотров, степень информационной жесткости.

Проверяемая гипотеза состоит в том, что коэффициент при лаговом значении пересмотра равен нулю:  $H_0: \gamma = 0$ . Мы оценили регрессию (формула 66) для каждого из доступных нам целевых периодов  $T$  (от 2009 до 2020 гг.). На каждый целевой период приходилось 24 наблюдения – 12 месяцев года, предшествующего целевому, и 12 месяцев целевого года. В основном гипотеза о равенстве коэффициента при запаздывании пересмотров прогнозов статистически не отличается от нуля (*таблица 3*). Однако для ряда лет – 2014 г., 2017 г. и 2018 г. – коэффициент оказался значимым. В 2014 г. прогнозы экспертов могли подстраиваться особенно плавно из-за политического кризиса на Украине в конце 2013 г. и начале 2014 г., присоединения Крыма и введения санкций западных стран против России. Вероятно, высокая степень неопределенности не позволяла экспертам осуществлять резкие скачки в пересмотрах прогнозов. В 2017 г. и 2018 г. сохранялись последствия высокой неопределенности, однако коэффициент при запаздывании был существенно меньше, чем в 2014 г. (*таблица 3*).

Таблица 3

Результаты оценки инерции в пересмотрах прогнозах

Год	Коэффициент $\gamma$	Стандартная ошибка	P-value
2009	0,01	0,21	0,957
2010	0,02	0,20	0,930
2011	-0,07	0,20	0,744
2012	0,05	0,21	0,816
2013	-0,11	0,20	0,579
2014	0,64***	0,15	>0,001
2015	0,24	0,20	0,234
2016	0,28	0,20	0,155
2017	0,44**	0,19	0,023
2018	0,38**	0,19	0,040
2019	0,21	0,20	0,275
2020	0,26	0,20	0,183

Источник: составлено авторами.

Основным способом проверки степени информационной жесткости в статьях, использующих данные консенсус-прогнозов, является использование методологии Городниченко и соавторов [29]. В нашем исследовании мы также применили эту методологию. Приведение ежемесячных значений к ежеквартальным было описано в предыдущем подразделе. Мы использовали проверку для двух спецификаций: базовой и расширенной. Последняя отличается от базовой включением дамми-переменной на условно нестабильные периоды – периоды, в которых размер ошибок и/или пересмотров прогнозов

был выбивающимся. Ниже подробно описано, каким способом эти выбивающиеся наблюдения были обнаружены.

Итак, базовая спецификация методологии Городниченко в нашем исследовании имела следующий вид (67):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = c + \beta(F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}) + \gamma \% \Delta z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (67)$$

где индекс  $t$  отображает дату составления прогноза,  $x_{t+h}$  – значение фактической реализации макропеременной  $x$  в периоде  $t + h$ ,  $F_t x_{t+h}$  – консенсус-прогноз переменной  $x_{t+h}$ , сделанный в периоде  $t$ ,  $\% \Delta z_{t-1}$  – процентное изменение контрольной переменной в периоде  $t - 1$  (для проверки того, насколько эксперты полно учитывают имеющуюся информацию в прогнозах).

Мы использовали  $h = 2$  кварталам, поскольку из похожих зарубежных исследований мы знаем, что чем дальше горизонт прогнозирования, тем лучше процесс формирования ожиданий объясняется моделями жесткости информации.

Стоит отдельно сказать о подготовке контрольных переменных. Мы использовали лаговое значение, чтобы аппроксимировать информацию, доступную агентам на момент формирования прогнозов. Выбор процентного изменения объясняется тем, что большинство исходных временных рядов не являются стационарными (*таблица 4*), а обычная разность не подходит из-за проблем с интерпретацией коэффициента. Кроме того, для агрегирования контрольных переменных в ежеквартальные значения мы использовали первый месяц каждого квартала. Значение MIACR выражено в первых разностях, остальные контрольные переменные – в процентном изменении. Для проверки гипотезы о наличии единичного корня в исследуемых рядах использовался тест Дики-Фуллера (*таблица 4*).

Таблица 4

Перечень контрольных переменных, используемых в уравнении (67)

Контрольная переменная	Исходный временной ряд	Преобразованный временной ряд
Цена на нефть марки Brent, доллар за 1 баррель	0,402	0,00
Цена на уголь, 1 доллар за 1 метрическую тонну	0,075	0,00
Цена на пшеницу, 1 доллар за 1 метрическую тонну	0,102	0,00
Курс доллара, руб.	0,916	0,00
Курс евро, руб.	0,874	0,00
MIACR по кредитам в руб., срочность 1 день	0,058	0,00
MIACR по кредитам в руб., срочность 2-7 дней	0,053	0,00
Денежная база (в широком определении), млрд руб.	0,96	0,00

Источник: составлено авторами.

Рассмотрим диаграмму рассеяния и линии регрессий уравнения (52) для разных горизонтов прогнозирования – за 2 квартала до прогнозируемого события, за 1 квартал и в случае текущего квартала (*рисунок 6*). В качестве прогнозируемой макропеременной использовался индекс потребительских цен. Чем меньше горизонт прогнозирования, тем более пологой становится линия регрессии, что указывает на возможное снижение степени информационной жесткости с уменьшением горизонта прогнозирования (*рисунок 6*). По остальным макропеременным наблюдается схожая тенденция к уменьшению угла наклона регрессии ошибок прогноза на их пересмотры. Таким образом, чем ближе событие, тем больше поведение прогнозистов соответствует гипотезе полноты информации и рациональности ожиданий.

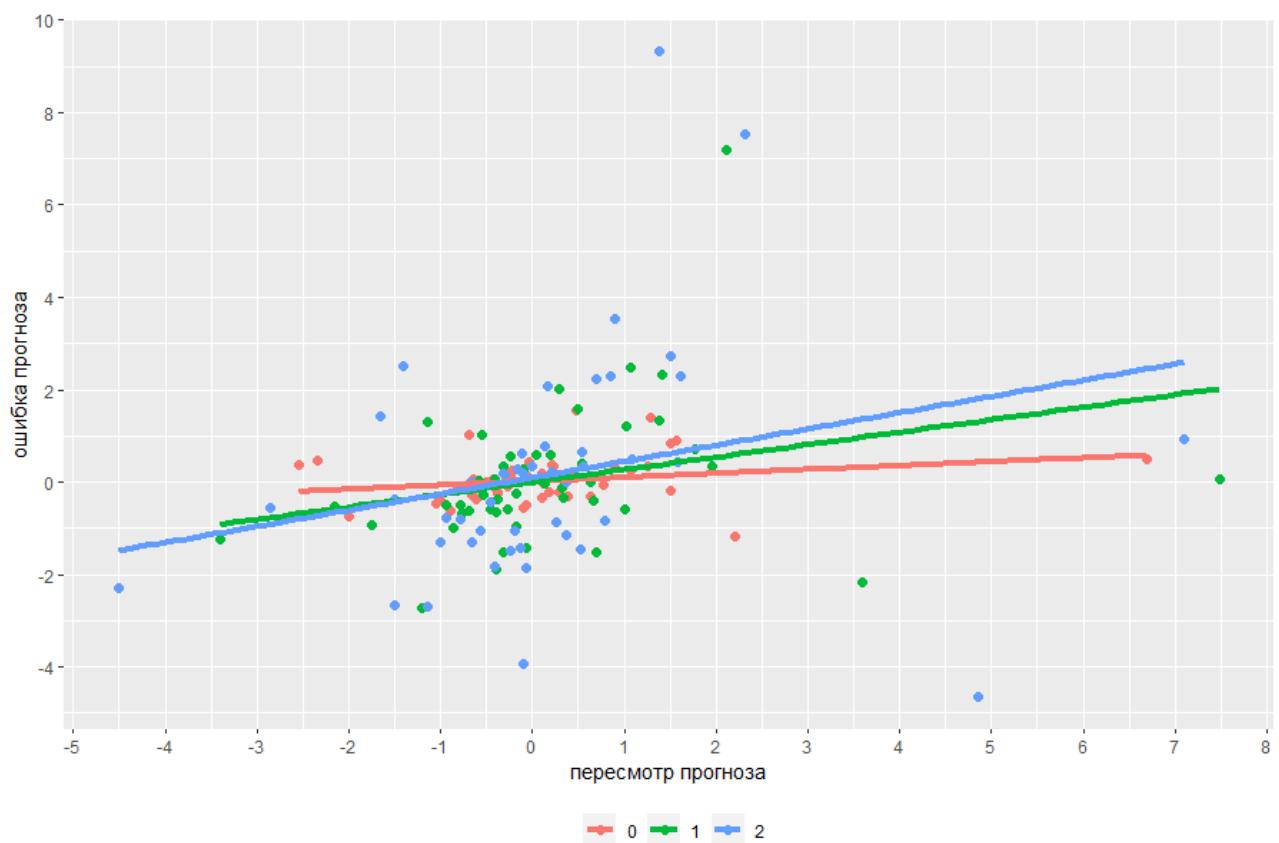


Рисунок 6 – Диаграмма рассеяния и графики линий регрессий для показателя инфляции из уравнения 2.2. Цвета линий соответствуют разным горизонтам прогнозирования – красная линия  $h=0$  (прогноз текущего квартала), зеленая линия  $h=1$  (прогноз за 1 квартал до события), синяя линия (прогноз за 2 квартала до события)

Источник: составлено авторами.

Обратимся к результатам оценки базовой регрессии (формула 67) для отдельных макропеременных. Напомним, что в случае справедливости выводов моделей жесткости информации коэффициент при пересмотре прогнозов должен быть статистически значимым и положительным. В качестве примера рассмотрим результаты оценки регрессии (формула 67) в случае прогнозов инфляции (*таблица 5*). Мы видим, что оценки коэффициента при пересмотре прогноза для регрессий с включением разных контрольных переменных оказались

незначимы (за исключением спецификации с 1-дневной ставкой MIACR), и для остальных макропеременных (темпов роста ВВП, курса евро и доллара к рублю) выводы схожи. Последнее могло бы говорить в пользу гипотезы рациональности ожиданий и полноты информации.

Однако незначимость коэффициента при пересмотре прогнозов может объясняться высокой неоднородностью рассматриваемого нами периода (с 2007 по 2020 г.). За этот период наблюдалось много эпизодов политической и экономической нестабильности, что может влиять на процесс формирования ожиданий, поэтому в каких-то отдельных эпизодах агенты могут себя вести действительно ближе к гипотезе полноты информации и рациональности ожиданий, а в остальных периодах – в соответствии с концепцией жесткости информации. Эта идея подтверждается, например, выводами из работ [39] и [36], в которых авторы обнаружили статистически значимую связь между наступлением тех или иных шоков и процессом формирования ожиданий.

Таблица 5

Результаты оценки регрессии (формула (67)) для консенсус-прогнозов ИПЦ

	Зависимая переменная: ошибка прогноза, %									
Пересмотр прогноза, %	0,351	0,379*	0,340	0,345	0,351	0,346	0,357	0,351	0,357	
MIACR, 1 день		-0,044								
MIACR, 2-7 дней			0,020							
Обменный курс долл., США				0,606						
Обменный курс евро					0,075					
Цена на нефть марки Brent						-0,202				
Цена на пшеницу							-0,536			
Цена на уголь								0,183		
Денежная база										-0,514
Константа	0,100	0,097	0,102	0,088	0,099	0,103	0,099	0,098	0,116	
Количество наблюдений	49	49	49	49	49	49	49	49	49	
$R^2$	0,061	0,063	0,062	0,062	0,061	0,062	0,062	0,062	0,062	
Скорректированный $R^2$	0,041	0,022	0,021	0,021	0,021	0,021	0,022	0,021	0,021	
Стандартная ошибка регрессии	2,340	2,363	2,364	2,364	2,365	2,365	2,364	2,365	2,364	
Статистика Фишера	3,074*	1,549	1,515	1,518	1,505	1,510	1,530	1,509	1,517	

Источник: составлено авторами.

Далее мы решили проверить, действительно ли обнаружению жесткости информации мешает наличие разных по свойствам периодов – условно говоря, стабильных и нестабильных. Для того, чтобы проверить это, мы решили выделить группу выбивающихся наблюдений и поставить на эти наблюдения фиктивную переменную. Таким образом, оцениваемая нами регрессия приобрела следующий вид (формула 68):

$$x_{t+h} - F_t x_{t+h} = c + \beta(F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}) + \alpha(F_t x_{t+h} - F_{t-1} x_{t+h}) \cdot 1_{[outlier]} +$$

$$+ 1_{[outlier]} + \gamma \% \Delta z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (68)$$

где  $1_{[outlier]}$  – это дамми-переменная на выбивающиеся наблюдения.

Остановимся подробнее на алгоритме поиска выбывающих наблюдений. Одним из способов их выделения являются перцентили, графическая визуализация которых отражена на коробчатых диаграммах [85]. Нижний предел составляет  $Q1 - 1.5 \times (Q3 - Q1)$ , верхний предел:  $Q3 + 1.5 \times (Q3 - Q1)$ . Статистические данные, которые находятся внутри данных пределов, рассматриваются как стабильные значения, за пределами – выбывающиеся наблюдения. Мы применили эту технику как к ошибкам, так и пересмотрам прогнозов для каждой исследуемой макропеременной, и составили списки периодов, для которых были обнаружены такие выбывающиеся наблюдения (*таблица 6*).

Таблица 6

Списки дат составления прогноза с выбывающими наблюдениями для ошибок и пересмотров прогнозов (даты представлены в формате месяц/день/год)

№ п/п	ВВП	Инфляция	Курс евро	Курс доллара
1	3/31/2015	6/30/2009	9/30/2014	3/31/2009
2	12/31/2019	9/30/2009	12/31/2014	9/30/2014
3	3/31/2020	6/30/2014	3/31/2015	12/31/2014
4	6/30/2020	9/30/2014	6/30/2015	3/31/2015
5		12/31/2014	9/30/2015	6/30/2015
6		3/31/2015	3/31/2016	9/30/2015
7			6/30/2020	3/31/2016
8				6/30/2016
9				6/30/2020

Источник: составлено авторами.

Даты, которые входят в список выбывающих наблюдений, представляют собой отдельный интерес. Выбывающиеся даты в основном связаны с кризисными периодами – например, в случае инфляции это 2009 г. (мировой финансовый кризис) и 2014 г. – начало 2015 г. (введение санкций против России, переход к режиму плавающего валютного курса, валютный кризис) (*таблица 6*). В случае с ВВП включение 2020 г. может объясняться началом пандемии, существенно увеличившему неопределенность относительно экономических перспектив развития страны. Наличие выбывающих периодов 2015 и 2016 гг. в случае с курсами евро и доллара к рублю может объясняться для 2015 г. – валютным кризисом, geopolитической неопределенностью (из-за зарубежных санкций против России), снижения цен на основные товары российского экспорта, для 2016 г. – повышением волатильности мировых цен на нефть в начале года, а также увеличением ставки по федеральным фондам ФРС США. Вероятно, из-за более высокого уровня неопределенности прогнозисты использовали несколько иную логику, чем в более стабильные периоды, и скорее всего вели себя более рационально. Проверить последнее можно с помощью прямой оценки регрессии с учетом выбывающих наблюдений – расширение базовой модификации (67).

Для иллюстрации того, как меняется механизм уточнения прогнозов в относительно стабильные и нестабильные периоды, можно воспользоваться подходом условной сходимости прогнозов, представленным в работе [40]. Для этого строится два графика (*рисунок 7*) – первый график представляет собой арифметическое среднее прогнозов, сделанных за  $h$  периодов до целевого события, а второй график демонстрирует безусловное среднее реализаций переменной в момент целевого события. Так, например, прогноз за 23 месяца будет отставать от фактической реализации переменной в большей степени, чем за 2 месяца, поскольку в последнем случае степень неопределенности в отношении целевой переменной ниже, чем в первом. Таким образом, сходимость прогнозов к безусловному среднему осуществляется по мере сокращения горизонта прогнозирования (*рисунок 7*).

В качестве иллюстрации того, как может меняться характер такой сходимости в разных условиях, мы построили два рисунка – для всего наблюдаемого периода и отдельно для нестабильного периода – для прогнозов инфляции (*рисунок 7*). В качестве нестабильных мы взяли три периода – 2009 год (мировой финансовый кризис), 2015 год (валютный кризис, острые геополитические напряженности) и 2020 год (год глобальной пандемии COVID-19). Все три периода имеют одну общую характеристику – высокую степень неопределенности в экономике.

Сравнение графиков для всего периода и для периода нестабильности (*рисунок 7*) позволяет сделать вывод о том, что в нестабильное время средние прогнозы быстрее сходились к фактическим значениям и даже существенно их превосходили даже в момент последнего месяца перед публикацией фактических данных. Последнее говорит о завышении ожиданий агентов в нестабильное время, что дает основание предполагать справедливость зависимости процесса формирования ожиданий от состояния экономики.

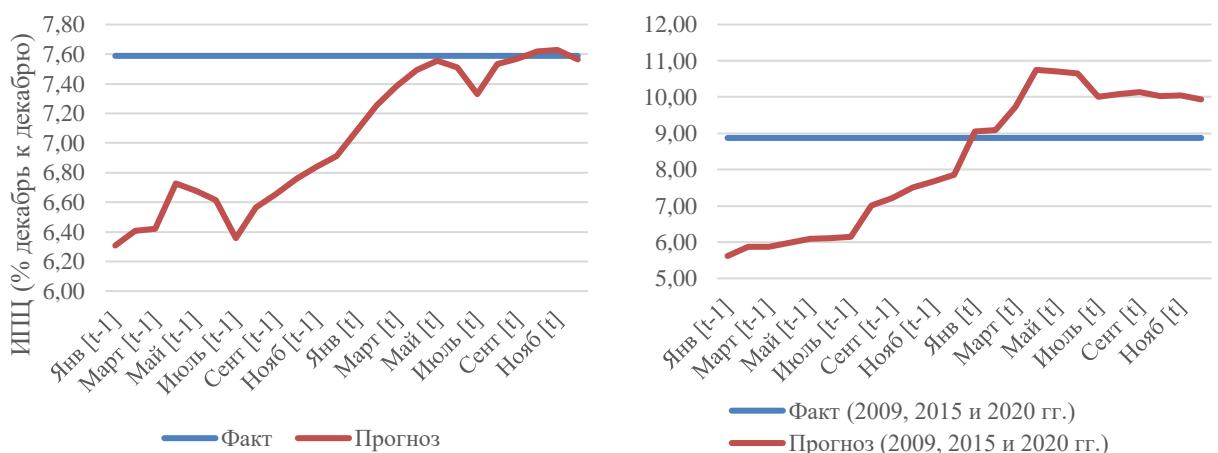


Рисунок 7 – Сходимость средних значений прогнозов инфляции к истинным значениям в целом за исследуемый период 2007-2020 гг. (рисунок слева) и в периоды высокой неопределенности 2009, 2015 и 2020 гг. (рисунок справа)

Источник: составлено авторами.

Рассмотрим результаты оценки расширенной регрессии (с учетом дамми на нестабильные периоды) для инфляции (*таблица 7*). Как видим, включение дамми-переменной для выбывающих наблюдений привело к тому, что оценки при пересмотрах прогнозов стали значимы и устойчивы к включению различных контрольных переменных. Само включение этой индикаторной переменной оказалось значимым и положительным, что означает увеличение средней ошибки прогнозов в нестабильных периодах. Кроме того, коэффициент при произведении пересмотра прогноза на дамми выбывающих наблюдений оказался значимым, отрицательным и превышающим по модулю значение коэффициента при пересмотре прогноза. Среди контрольных переменных значимое влияние на ошибку прогноза оказывает лишь стоимость пшеницы – чем выше ее цена, тем ниже ошибка прогноза инфляции, которую делают прогнозисты. Учитывая, что большинство ключевых переменных, влияющих на инфляцию, в уравнении не имеют статистически значимых коэффициентов, можно с некоторой условностью говорить о том, что гипотеза полноты информации не нарушается, и ошибка прогноза действительно объясняется медленным включением информации в прогнозы. Схожие результаты получены в работе Перевышина, Рыкалина [42].

Таблица 7

Результаты оценки уравнения (68) с учетом выбывающих наблюдений

	Зависимая переменная: ошибка прогноза, %									
Пересмотр прогноза, %	0,614* **	0,710* **	0,668* **	0,627* **	0,611* **	0,612* **	0,715* **	0,598* **	0,591* **	
Дамми-переменная	10,539 ***	10,862 ***	10,705 ***	10,601 ***	10,541 ***	10,550 ***	10,852 ***	10,588 ***	10,625 ***	
MIACR, 1 день		-0,146								
MIACR, 2-7 дней			-0,077							
Обменный курс долл., США				2,454						
Обменный курс евро					0,531					
Цена на нефть						-0,774				
Цена на пшеницу							-2,766*			
Цена на уголь								0,351		
Денежная база в широком определении										0,774
Пересмотр прогноза × Индикаторная переменная	-2,467* **	-2,535* **	-2,515* **	-2,543* **	-2,470* **	-2,501* **	-2,654* **	-2,448* **	-2,457* **	
Константа	-0,006	-0,022	-0,012	-0,040	-0,014	0,015	0,012	-0,018	-0,038	
Количество наблюдений	49	49	49	49	49	49	49	49	49	
$R^2$	0,481	0,499	0,487	0,489	0,481	0,484	0,505	0,482	0,482	
Скорректированный $R^2$	0,447	0,454	0,440	0,443	0,434	0,437	0,460	0,435	0,435	
Стандартная ошибка регрессии	1,778	1,766	1,788	1,784	1,797	1,792	1,756	1,797	1,796	
Статистика Фишера	13,910 ***	10,964 ***	10,434 ***	10,539 ***	10,212 ***	10,328 ***	11,232 ***	10,225 ***	10,241 ***	

Источник: составлено авторами.

Наличие статистически значимого коэффициента при произведении дамми-переменной на пересмотры прогнозов подтверждает наши представления о том, что жесткость информации не является постоянной характеристикой. Более того, отрицательный знак коэффициента говорит о снижении этой жесткости и даже завышении ожиданий в периоды нестабильности. Последнее также было обнаружено Городниченко и соавторами на данных по США [29] и подтверждается динамикой прогнозов инфляции (*рисунок 7*). Поэтому мы можем говорить о наличии зависимости информационной жесткости от состояния экономики на исследуемых нами данных.

Результаты оценки регрессии (формула **Ошибка! Источник ссылки не найден.**) для всех прогнозируемых макропеременных (ИПЦ, ВВП, курс евро и доллара к рублю) без учета контрольных переменных показывают, что коэффициент при пересмотре прогноза оказался значимым для всех исследуемых макропеременных (*таблица 8*).

Величина коэффициента прямо пропорциональна величине степени жесткости информации, из чего следует, что наибольшей жесткости подвержены прогнозы по ВВП, а наименьшей – курс доллара США. Последнее может объясняться высокой волатильностью данной переменной. Отметим, что темпы роста ВВП среди представленных макропеременных обладают наименьшей волатильностью и большей инерционностью, и потому взгляды прогнозистов на их будущую динамику не меняются дальше, чем, к примеру, в случае курсов валют, характеризующихся быстрой реакцией на шоки и эффектом перелета. Кроме того, мы видим, что завышенные ожидания в нестабильные периоды отмечаются для всех переменных, что ещё раз подтверждает зависимость жесткости информации от состояния экономики.

Таблица 8

Результаты оценки регрессии (формула **Ошибка! Источник ссылки не найден.**) для всех исследуемых макропеременных без учета контрольных переменных

	ИПЦ, % г/г	ВВП, % г/г	Курс долл. США, руб.	Курс евро, руб.
Пересмотр прогноза ( $\beta$ )	0,614***	0,896***	0,486*	0,539**
Индикаторная переменная (II)	10,539***	-7,684***	7,266**	9,021***
$\beta \times II$	-2,467***	-2,991***	-1,029***	-1,194***
Коэффициент детерминации	0,447	0,591	0,173	0,235
Статистика Фишера	27,861***	17,882***	4,823***	5,409***
Количество наблюдений	49	44	56	44

Источник: составлено авторами.

Каждому параметру  $\beta$  можно привести в соответствие параметр жесткости из теоретических моделей жесткой [9], [21], [2] и [23] несовершенной информации (*таблица 8*). Так, из моделей жесткой информации [2] параметр  $\hat{\lambda} = \hat{\beta}/(1 + \hat{\beta})$ . Кроме того, по той же

формуле можно найти относительный вес, придаваемый агентами новым сигналам из моделей несовершенной информации  $(1 - \hat{G})$  [9], [21], [23]. Рассмотрим рассчитанные нами по такой схеме оценки теоретических параметров жесткости информации (*таблица 9*). Так, средний период обновления информации в наших расчетах варьируется от 1,5 кварталов для курса доллара США к рублю до почти 2-х кварталов для темпов роста ВВП. Также вес, придаваемый прошлым прогнозам в контексте моделей несовершенной информации [21], [9], [23], варьируется от 0,33 для курса доллара и до 0,47 для темпов роста ВВП.

Таблица 9

Оценка количественных параметров жесткости из моделей жесткой и несовершенной информации

	ИПЦ, % г/г	ВВП, % г/г	Курс долл. США, руб.	Курс евро, руб.
Степень информационной жесткости из модели жесткой информации [2] ( $\hat{\lambda}$ ) и модели несовершенной информации [9], [21], [23] $(1 - \hat{G})$	0,380	0,473	0,327	0,350
Период обновления информации у агентов из модели [2] в кварталах $(1/(1 - \hat{\lambda}))$	1,614	1,896	1,486	1,539

Источник: составлено авторами.

\* \* \*

Можно подвести следующие итоги нашего исследования информационных несовершенств на российских данных. Применяя методологию Городниченко и соавторов [72] на данных консенсус-прогнозов агентства Блумберг мы выявили, что наблюдаемое поведение этих прогнозов хорошо описывается концепцией жесткости информации. Вместе с тем критически важную роль играет горизонт прогнозирования – чем он меньше, тем в меньшей степени справедлива концепция жесткости информации и в большей степени поведение прогнозов удовлетворяет гипотезе полноты информации и рациональности ожиданий.

Также мы обнаружили, что степень информационной жесткости существенно зависит от прогнозируемой макропеременной – так, для курса валют евро и доллара США к рублю степень жесткости наименьшая, для темпов роста ВВП – наивысшая. Последнее может объясняться большей волатильностью курса валют по сравнению с темпами роста ВВП.

Наконец, мы обнаружили подтверждение результатов зарубежных эмпирических исследований о том, что степень информационной жесткости зависит от состояния экономики – так, для периодов высокой неопределенности, наблюдавшихся в России, было характерно резкое снижение жесткости информации, то есть агенты становились внимательнее, а также

систематически завышали свои ожидания относительно того, каким будет значение прогнозируемой переменной.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Скорость распространения информации в экономике и особенности ее обработки экономическими агентами предопределяют характер формирования их ожиданий и, как следствие, влияют на динамику цен, инвестиций, потребления и др. Различные виды информационных несовершенств приводят к тому, что агенты формируют ожидания на основании устаревшей или неполной информации, вследствие чего при установлении цен они могут не учитывать эффекты экзогенных шоков. Таким образом, информационные несовершенства могут порождать медленную подстройку цен к шокам денежно-кредитной политики и устойчивые эффекты, оказываемые ими на реальные макроэкономические показатели.

Моделирование информационных несовершенств представлено в теории двумя классами моделей: жесткости информации и рационального невнимания. Согласно моделям жесткости информации фирмы обновляют свое информационное множество случайным образом, не обращая внимания на ситуацию в отрасли или в экономике в целом. В этой связи данная группа моделей предсказывает запаздывающую реакцию цен на все шоки, независимо от их природы, что не соответствует эмпирическим фактам. Модели рационального невнимания, напротив, позволяют агентам в каждый период времени с учетом ограниченных когнитивных ресурсов рационально выбирать, к обработке какой информации подойти с особым вниманием и на какие шоки реагировать. В этой связи данная группа моделей предсказывает неоднородную скорость реакции цен на различные виды шоков, поскольку чувствительность фирмы к ним зависит от потенциальных потерь ее прибыли от невнимания. Модели рационального невнимания в отличие от моделей жесткости цен позволяют отразить эмпирический факт мгновенной реакции фирм на отраслевые шоки в сочетании с их запаздывающей реакцией на монетарные шоки.

В контексте обзора работ относительно прямых оценок жесткости информации можно подвести следующие итоги. Впервые инерция информации была обнаружена в конце 1980-х гг. в работе [27] – автор показал, что поведение прогнозов не подчиняется процессу случайного блуждания, как предполагает гипотеза о полноте информации и рациональности ожиданий. Однако обновленный интерес к проблеме жесткости информации возник в 2000-х гг., с появлением множества эмпирических свидетельств в пользу опровержения гипотезы полноты информации и рациональности ожиданий. В работе [29] авторы продемонстрировали новый способ проверки данной гипотезы, который позволяет также эмпирически оценить теоретические показатели жесткости из моделей жесткой и несовершенной информации. Авторы [29] также обнаружили подтверждение наличия жесткости информации на данных консенсус-прогнозов профессиональных прогнозистов США, а также непостоянство данной жесткости во времени. В работе [35] на европейских данных авторы показали, что степень

информационной жесткости выше на уровне консенсус-прогнозов, чем на уровне прогнозов отдельных экспертов. Автор исследования [36] на данных группы высокоразвитых стран показала, что период обновления прогнозов в среднем составляет 3–4 месяца. В работах [37,36,40] было обнаружено, что жесткость информации существенно снижается в периоды крупных шоков.

Новизна данной работы состоит в исследовании параметров жесткости цен и жесткости информации, их количественной оценке на российских данных. Применив методологию Городниченко и соавторов [72] по прямой оценке информационной жесткости на данных по консенсус-прогнозам агентства Блумберг для РФ за период 2006-2020 гг., мы получили следующие результаты. Во-первых, гипотеза о наличии жесткости информации не отвергается для прогнозов всех рассматриваемых макроиндикаторов (темперы роста ВВП, индекса потребительских цен, курсов евро и доллара к рублю). В то же время чем короче горизонт прогнозирования, тем слабее поведение прогнозов соответствует концепции жесткости информации и в большей степени удовлетворяет гипотезе полноты информации и рациональности ожиданий.

Мы обнаружили также, что для разных макроэкономических переменных количественная оценка жесткости информации различается – так, для темпов роста ВВП она максимальна и составляет  $\hat{\lambda} = 0,473$  (т. е. средний период обновления прогноза агентами - 1,9 квартала), тогда как для курса доллара она минимальна и составила  $\hat{\lambda} = 0,327$  (1,5 квартала). Вероятно, такая разница обусловлена разной степенью волатильности макропоказателей. Так, темпы роста ВВП менее волатильны и более инерционны, чем валютный курс, из-за чего агенты при прогнозировании ВВП могут дольше придерживаться своих прежних прогнозов, чем при оценке будущей динамики курсов валют.

В соответствии с полученным оценками расширенной модели зависимости ошибок прогнозов от пересмотров прогнозов параметр жесткости информации для прогнозов инфляции аналитиков Блумберга составил 0,38 (средний период обновления прогноза агентами в 1,6 квартала). Следуя модели жесткости информации, можно говорить о том, что 38% профессиональных аналитиков не обновляют в полной мере свое информационное множество на регулярной основе (каждый квартал), тогда как 62% прогнозистов опираются на обновленную информацию при построении прогнозов. Интерпретация этого же результата на основе модели несовершенной информации свидетельствует о том, что при построении прогнозов профессиональные эксперты придают больший вес (62%) новой информации и меньший вес (38%) прежним прогнозам.

Полученные нами оценки жесткости для консенсус-прогнозов инфляции оказались ниже, чем в работе по США [29] – так, средний период обновления информации экспертами в настоящем исследовании составил 1,6 квартала, тогда как в последней работе оценка

составила 2,2 квартала. Можно объяснить эту разницу тем, что на исследуемом нами периоде волатильность инфляции была выше, чем на данных США, и эксперты пристальнее следили за ее изменением. Если рассматривать прогнозы темпов роста ВВП, то оценка жесткости, полученная нами, оказалась несколько выше, чем в работе по странам группы семи [39] (1,9 кв. против 1,5 кв. в последней), однако это различие может быть объяснено меньшим объемом выборки в настоящем исследовании.

Учитывая, что большинство контрольных переменных не оказывают статистически значимого влияния на ошибки прогнозов инфляции, можно с некоторой условностью говорить о том, что гипотеза полноты информации не нарушается, и ошибка прогноза инфляции действительно объясняется медленным включением информации в прогнозы, а не невниманием экспертов к существенным переменным при построении прогнозов. Схожие результаты получены в работе Перевышина, Рыкалина [42].

Для остальных рассмотренных нами прогнозных макропеременных агентств Блумберг и Интерфакс, как правило, такие контрольные регрессоры как лаговые значения ставки МИАКР, валютного курса и цен на сырье оказываются значимыми факторами ошибок прогнозов. Это означает невыполнение гипотезы полноты информации и недостаточный учет этих показателей при ежеквартальном обновлении прогнозов профессиональными аналитиками. Различия в результатах проверки гипотезы о полноте информации, используемой при построении прогнозов, между инфляцией и другими макропеременными свидетельствует о центральной роли инфляции для российских прогнозистов и эффективности информационной политики регулятора. Так, в условиях режима инфляционного таргетирования Банк России уделяет пристальное внимание публикации отчетов, пресс-релизов, бюллетеней относительно инфляции и ее составляющих, инфляционных ожиданий населения и фирм, баланса факторов, воздействующих на инфляцию, а также описанию прогнозной траектории инфляции в среднесрочной перспективе и ожидаемой направленности денежно-кредитной политики. Столь мощная информационная поддержка позволяет профессиональным аналитикам не упускать существенные переменные при построении прогнозов инфляции.

Наконец, нами было обнаружено снижение степени информационной жесткости в периоды роста нестабильности в экономике, что подтверждает выводы аналогичных зарубежных исследований. Для периодов высокой нестабильности и неопределенности в российской экономике (например, в период мирового финансового кризиса 2008-2009 гг., валютного кризиса конца 2014 г. – начала 2015 г., пандемии коронавируса 2020 г.) характерно резкое снижение жесткости информации: экономические агенты становились внимательнее и чаще обновляли свои информационные множества.

Полученные оценки параметров жесткости информации для российской экономики наряду с жесткостью цен позволяют объяснить некоторую инерционность в реакции ряда

макроэкономических переменных на различные шоки, включая шоки денежно-кредитной политики, и могут использоваться в рамках моделей общего равновесия. Полученные оценки информационной жесткости на данных по консенсус-прогнозам аналитиков Блумберга, учитывая профессиональную специфику этих групп агентов, дают оценку нижней границы интервала значений данного параметра. Оценки параметра жесткости информации в дальнейшем могут быть расширены включением в рассмотрение ожиданий домашних хозяйств и фирм, что представляет большой интерес для моделирования последствий экономической политики.

Результаты исследования могут быть использованы в интересах Департамента экономического развития и финансов Правительства Российской Федерации, Министерства экономического развития РФ, Банка России, Академии для развития научного потенциала в целях повышения качества экспертно-аналитической работы и образовательных программ, а также для построения сценарных прогнозов макроэкономических показателей, включая динамику промышленного производства и инвестиций в различных отраслях экономики, и в целях повышения эффективности проводимой денежно-кредитной политики и моделирования ее последствий.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Klenow P., Willis J. Real Rigidities and Nominal Price Changes // *Economica* – 2016. – Vol. 83, P. 443-472.
2. Mankiw G., Reis R. Sticky information versus sticky prices: a proposal to replace the New Keynesian Phillips curve // *The Quarterly Journal of Economics* – 2002. – Vol. 117, No. 4. P. 1295-1328.
3. Coibion O., Gorodnichenko Y., Kamdar R. The formation of expectations, inflation, and the phillips curve // *Journal of Economic Literature*. – 2018. – Vol. 56, No. 4, P. 1447-1491.
4. Hubert P., Ricco G. Imperfect information in macroeconomics // *Revue de l'OFCE*. – 2018. – No. 3, P. 181-196.
5. Lucas R. Expectations and the Neutrality of Money // *Journal of Economic Theory* – 1972. – Vol. 4, No. 2, P. 103-124.
6. Lucas R. Some international evidence on output-inflation trade offs // *American Economic Review* – 1973. – Vol. 63, No. 3, P. 326-334.
7. Lucas R. An Equilibrium Model of the Business Cycle // *Journal of Political Economy* – 1975. – Vol. 83, No. 6, P. 1113-1144.
8. Frederic M. Does Anticipated Monetary Policy Matter? An Econometric Investigation // *Journal of Political Economy* – 1982. – Vol. 90, No. 1, P. 22-51.
9. Woodford M. Imperfect Common Knowledge and the Effects of Monetary Policy // *NBER Working Paper* – 2001. – No. W8673.
10. Christiano J., Lawrence J., Eichenbaum M., Evans C. Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy // *NBER Working Paper*. – 2001. – No. 8403.
11. Taylor J. Staggered wage setting in a macro model // *The American Economic Review*. – 1979. – Vol. 69, No. 2, P. 108-113.
12. Calvo G. Staggered price in utility-maximizing framework // *Journal of monetary economics* – 1983. – Vol. 12, No. 3, P. 383-398.
13. Mankiw G. Small menu costs and large business cycles: A macroeconomic model of monopoly // *The Quarterly Journal of Economics* – 1985. – Vol. 100, No. 2, P. 529-537.
14. Chari V., Kehoe P., McGrattan E. Sticky Price Models of the Business Cycle: Can the Contract Multiplier Solve the Persistence Problem? // *Econometrica* – 2000. – Vol. 68, No. 5, P. 1151-1179.
15. Sims C. Stickiness // *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* – 1998. – No. 49, P. 317-356.
16. Reis R. Inattentive producers // *The Review of Economic Studies* – 2006. – Vol. 73, No. 3, P. 793-821.

17. Roth C., Settele S., Wohlfart J. Risk Exposure and Acquisition of Macroeconomic Information // CESifo Working Paper Series – 2020.
18. Gorodnichenko Y., Coibion O., Kumar S. How Do Firms Form Their Expectations? New Survey Evidence // American Economic Review – 2018. – Vol. 108, No. 9, P. 2671-2713.
19. Carroll C. The Epidemiology of Macroeconomic Expectations // NBER Working Papers 8695 – 2001.
20. Dovern J. When are GDP forecasts updated? Evidence from a large international panel // Economics Letters – 2003. – Vol. 120, No. 3, P. 521 The formation of expectations, inflation, and the Phillips curve –524.
21. Sims C. Implications of Rational Inattention // Journal of Monetary Economic – 2003. – Vol. 50, No. 3, P. 665-690.
22. Maćkowiak B., Matějka, F., Wiederholt M. Rational Inattention: A Review // CEPR Discussion Paper – 2020. – No. DP15408.
23. Mackowiak B., Wiederholt M. Optimal Sticky Prices under Rational Inattention // American Economic Review – 2009. – Vol. 99, No. 3, P. 769-803.
24. Ball L., Mankiw N. G., Reis R. Monetary policy for inattentive economies // Journal of monetary economics. – 2005. – Vol. 52, No. 4, P. 703-725.
25. Matějka F. Rationally Inattentive Seller: Sales and Discrete Pricing // The Review of Economic Studies – 2016. – Vol. 83, No. 3, P. 1125-1155.
26. Fuster A., Laibson D., Mendel B. Natural expectations and macroeconomic fluctuations // Journal of Economic Perspectives. – 2010. – Vol. 24, No. 4, P. 67-84.
27. Nordhaus W. Forecasting Efficiency: Concepts and Applications // The Review of Economics and Statistics – 1987. – Vol. 69, No. 4. P. 667–674.
28. Hubert P., Ricco G. Imperfect information in macroeconomics // Revue de l'OFCE. – 2018. – No. 3, P. 181-196.
29. Coibion O., Gorodnichenko Y. Information rigidity and the expectations formation process: A simple framework and new facts // American Economic Review – 2015. – Vol. 105, No. 8, P. 2644-2678.
30. Mankiw G., Reis R. Sticky information versus sticky prices: a proposal to replace the New Keynesian Phillips curve // The Quarterly Journal of Economics – 2002. – Vol. 117, No. 4. P. 1295-1328.
31. Sims C. Implications of Rational Inattention // Journal of Monetary Economic – 2003. – Vol. 50, No. 3, P. 665-690
32. Woodford M. Imperfect Common Knowledge and the Effects of Monetary Policy // NBER Working Paper – 2001. – No. W8673

33. Mackowiak B., Wiederholt M. Optimal Sticky Prices under Rational Inattention // American Economic Review – 2009. – Vol. 99, No. 3, P. 769-803
34. Arnone M., Laurens B. J., Segalotto J. F., Sommer M. Central bank autonomy: lessons from global trends //IMF Staff Papers. – 2009. – Vol. 56, No. 2, P. 263-296.
35. Andrade P., Le Bihan H. Inattentive professional forecasters //Journal of Monetary Economics. – 2013. – Vol. 60, No. 8, P. 967-982.
36. Wieland E. Information rigidity and state-dependence of inflation expectations: new evidence from the CESifo World Economic Survey //Ifo Institute for Economic Research at the University of Munich. – 2014
37. Dovern J. et al. Information rigidities: Comparing average and individual forecasts for a large international panel //International Journal of Forecasting. – 2015. – Vol. 31, No. 1, P. 144-154.
38. Driscoll J. C., Kraay A. C. Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data //Review of economics and statistics – 1998. – Vol. 80, No. 4, P. 549-560
39. Baker S. R., McElroy T. S., Sheng X. S. Expectation Formation Following Large, Unexpected Shocks //Review of Economics and Statistics – 2020. – Vol. 102, No. 2, P. 287-303.
40. Zidong A., Dingqian L., Yuzheng W. Expectation formation following pandemic events // Economics Letters – 2021. – Vol. 200.
41. Bruce P., Bruce A. Practical statistics for data scientists: 50 essential concepts. O'Reilly Media, Inc. 2017.
42. Перевышин Ю. Н., Рыкалин А. С. Моделирование инфляционных ожиданий в российской экономике //Москва. РАНХиГС. – 2018. – С. 64.