

# НАУЧНЫЙ ВЕСТНИК ИЭП ИМ. ГАЙДАРА.РУ 06/2019

МОДЕЛЬНЫЕ РАСЧЕТЫ КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РФ М. Турунцева, Е. Астафьева, М. Баева, А. Божечкова,, А. Бузаев, Т. Киблицкая, Ю. Пономарев, А. Скроботов .....	3
ОЦЕНКА КАЧЕСТВА КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ ИНДЕКСОВ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРОИЗВОДСТВА РОССТАТА Е. Астафьева, М. Турунцева .....	32
СРАВНЕНИЕ ПРОГНОЗНЫХ МЕР РИСКА С ПОМОЩЬЮ МОДЕЛЕЙ С ДЛИННОЙ ПАМЯТЬЮ Е. Синельникова-Мурылева, Н. Чухров .....	36
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНЫХ МАКРОПОКАЗАТЕЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ VAR Т. Горшкова.....	45
ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К УЧЕТУ ИЗМЕНЕНИЙ В КАЧЕСТВЕ ТОВАРОВ В ИНДЕКСАХ ЦЕН В. Зямалов, М. Турунцева.....	55

## АННОТАЦИИ И КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА К СТАТЬЯМ №06'2019

М. Турунцева, Е. Астафьева, М. Баева, А. Божечкова, А. Бузаев, Т. Киблицкая, Ю. Пономарев, А. Скроботов  
**МОДЕЛЬНЫЕ РАСЧЕТЫ КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РФ**

В статье представлены расчеты прогнозных значений различных экономических показателей Российской Федерации в июле-декабре 2019 г., построенные на основе моделей временных рядов, структурных эконометрических уравнений и моделей, оцененных с использованием результатов конъюнктурных опросов.

**Ключевые слова:** прогнозирование, социально-экономические показатели РФ, временные ряды.

**Е. Астафьева, М. Турунцева**

**ОЦЕНКА КАЧЕСТВА КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ ИНДЕКСОВ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРОИЗВОДСТВА РОССТАТА**

В статье приведены результаты анализа качества прогнозов ИЭП индексов промышленного производства, рассчитываемых Росстатом с апреля 2009 г. по апрель 2019 г. Показано, что прогнозы ИЭП обладают лучшим качеством по сравнению с простейшими альтернативными методами прогнозирования.

**Ключевые слова:** прогнозирование, ИПП, промышленное производство.

**Е. Синельникова-Мурылева, Н. Чухров**

**СРАВНЕНИЕ ПРОГНОЗНЫХ МЕР РИСКА С ПОМОЩЬЮ МОДЕЛЕЙ С ДЛИННОЙ ПАМЯТЬЮ**

Одним из ключевых факторов для инвестора при принятии решения о тактическом размещении активов является понимание валютной структуры, оптимальной для него на несколько шагов вперед. Крупные инвесторы, стараясь не потерять свой капитал, будут стремиться минимизировать риск своего портфеля для заданного уровня доходности. В данной работе представлены алгоритмы построения и прогноза FIEGARCH (p, d, q) моделей для рядов доходностей, с помощью которых можно получить прогнозные риск-меры для вариантов портфелей и проранжировать их в зависимости от меры риска.

**Ключевые слова:** прогнозирование, риск, модели с длинной памятью.

**Т. Горшкова**

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНЫХ МАКРОПОКАЗАТЕЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ VAR**

С начала 80-х годов для моделирования региональных показателей все чаще используются модели пространственной корреляции, учитывающие географические, социальные и экономические связи между соседними регионами. Многими авторами показано, что включение в модели пространственной корреляции улучшает качество прогнозов региональных макропоказателей. В работе показано, что использование некоторых спецификаций пространственных векторных авторегрессий позволяет существенно улучшить качество прогнозов региональных ВРП по сравнению с базовой моделью AR(1). Напротив, использование таких моделей для региональной инфляции не приводит к улучшению качества прогнозов.

**Ключевые слова:** прогнозирование, пространственные векторные авторегрессии, региональная инфляция, ВРП.

**В. Зямалов, М. Турунцева**

**ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К УЧЕТУ ИЗМЕНЕНИЙ В КАЧЕСТВЕ ТОВАРОВ В ИНДЕКСАХ ЦЕН**

В данной работе рассматриваются методы расчета гедонических индексов цен, направленных на преодоление недостатков традиционного метода сопоставимых моделей. Последний не учитывает изменений в уровне качества продукции, представленной на рынке, не использует информацию о только что появившихся моделях. Это может привести к тому, что оценки темпов инфляции могут быть завышены, что, в свою очередь, приведет к завышению темпов роста стоимости жизни и смещению оценок реальных экономических показателей.

**Ключевые слова:** гедонические индексы, цены, методы учета качества товаров.

# МОДЕЛЬНЫЕ РАСЧЕТЫ КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РФ

М. Турунцева, зав. лабораторией, ИЭП им. Е.Т. Гайдара и РАНХиГС,  
Е. Астафьева, с.н.с., РАНХиГС,  
М. Баева, н.с., РАНХиГС,  
А. Божечкова, с.н.с., РАНХиГС,  
А. Бузаев, ст. эксперт, Банк Москвы,  
Т. Киблицкая, н.с., РАНХиГС,  
Ю. Пономарев, н.с., ИЭП им. Е.Т. Гайдара, РАНХиГС,  
А. Скроботов, н.с., РАНХиГС

В статье представлены расчеты прогнозных значений различных экономических показателей Российской Федерации в июле-декабре 2019 г., построенные на основе моделей временных рядов, разработанных в результате исследований, проводимых в течение последних нескольких лет в ИЭП им. Е.Т. Гайдара<sup>1</sup>. Используемый метод прогнозирования относится к группе *формальных* или *статистических* методов. Иными словами, полученные значения не являются выражением *мнения* или *экспертной оценки* исследователя, а представляют собой расчеты будущих значений конкретного экономического показателя, выполненные на основе формальных моделей временных рядов ARIMA ( $p, d, q$ ) с учетом существующего тренда и, в некоторых случаях, его значимых изменений. Представляемые прогнозы имеют инерционный характер, поскольку соответствующие модели учитывают динамику данных до момента построения прогноза и особенно сильно зависят от тенденций, характерных для временного ряда в период непосредственно предшествующий интервалу времени, для которого строится прогноз. Данные оценки будущих значений экономических показателей Российской Федерации могут быть использованы для поддержки принятия решений, касающихся экономической политики, при условии, что общие тенденции, наблюдаемые до момента, в который строится прогноз для каждого конкретного показателя, не изменятся, т.е. в будущем не произойдет серьезных шоков или изменения сложившихся долгосрочных тенденций.

Несмотря на наличие значительного объема данных, относящихся к периоду до кризиса 1998 г., анализ и построение моделей для прогнозирования производилось лишь на временном интервале после августа 1998 г. Это обусловлено результатами предыдущих исследований<sup>2</sup>, одним из основных выводов которых является то, что учет данных докризисного периода в большинстве случаев ухудшает качество прогнозов. К тому же, в данный момент представляется не корректным использование еще более коротких рядов (после кризиса 2008 г.), поскольку статистические характеристики получаемых на таком небольшом интервале времени моделей оказываются очень низкими.

Оценка моделей рассматриваемых экономических показателей проводилась по стандартным методикам анализа временных рядов. На первом шаге анализировались коррелограммы исследуемых рядов и их первых разностей с целью определения максимального количества запаздывающих значений, которые необходимо включать в спецификацию модели. Затем, исходя из результатов анализа коррелограмм, все ряды тестировались на слабую стационарность (или стационарность около тренда) при помощи теста Дики-Фуллера. В некоторых случаях проводилось тестирование рядов на

<sup>1</sup> См., например, Энтов Р.М., Дробышевский С.М., Носко В.П., Юдин А.Д. *Эконометрический анализ динамических рядов основных макроэкономических показателей*. М., ИЭПП, 2001; Р.М. Энтов, В.П. Носко, А.Д. Юдин, П.А. Кадочников, С.С. Пономаренко. *Проблемы прогнозирования некоторых макроэкономических показателей*. М., ИЭПП, 2002; В. Носко, А. Бузаев, П. Кадочников, С. Пономаренко. *Анализ прогнозных свойств структурных моделей и моделей с включением результатов опросов предприятий*. М., ИЭПП, 2003; Турунцева М.Ю., Киблицкая Т.Р. *Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально-экономических показателей РФ*. М.: ИЭПП, 2010, Научные труды № 135Р.

<sup>2</sup> Там же.

стационарность около сегментированного тренда при помощи тестов на эндогенные структурные сдвиги Перрона или Зивота–Эндрюса<sup>1</sup>.

После разделения рядов на слабо стационарные, стационарные около тренда, стационарные около тренда со структурным сдвигом либо стационарные в разностях для каждого из них были оценены соответствующие его типу модели (в уровнях, а если необходимо, то и с включением тренда либо сегментированного тренда, либо в разностях). На основе информационных критериев Акаике и Шварца, а также свойств остатков моделей (отсутствие автокоррелированности, гомоскедастичность, нормальность) и качества ретропрогнозов, полученных по этим моделям, выбиралась лучшая. Расчеты прогнозных значений проводились по лучшей модели, построенной для каждого экономического показателя.

Кроме того, в статье на основе разработанных в ИЭП им. Е.Т. Гайдара моделей представлены расчеты будущих значений месячных показателей ИПЦ, объемов импорта из всех стран и экспорта во все страны на основе структурных моделей (SM). Прогнозные значения, полученные на основе структурных моделей, в ряде случаев, могут давать лучшие результаты по сравнению с ARIMA-моделями, поскольку при их построении используется дополнительная информация о динамике экзогенных переменных. Помимо этого включение структурных прогнозов в построение усредненных прогнозов (т.е. прогнозов, полученных как среднее значение по нескольким моделям) может способствовать уточнению прогнозных значений.

При моделировании динамики индекса потребительских цен использовались теоретические гипотезы, вытекающие из денежной теории. В качестве объясняющих переменных применялись: предложение денег, объем выпуска, динамика номинального обменного курса рубля к доллару, характеризующая динамику альтернативной стоимости хранения денег. Также в модель для индекса потребительских цен включался индекс цен в электроэнергетике, т.к. этот показатель в значительной степени определяет динамику затрат производителей.

В качестве основного показателя, который может оказывать влияние на величину экспорта и импорта, следует отметить реальный обменный курс, изменение которого приводит к изменению относительной стоимости отечественных и импортных товаров. Однако в эконометрических моделях его влияние оказывается незначимым. Наиболее существенными факторами, определяющими динамику экспорта, являются мировые цены на экспортируемые ресурсы, в особенности цены на нефть: повышение цены приводит к увеличению экспорта товара. В качестве характеристики относительной конкурентоспособности российских товаров используется уровень доходов населения в экономике (стоимость рабочей силы). Для учета сезонных колебаний экспорта введены фиктивные переменные D12 и D01, равные единице в декабре и январе соответственно и нулю в остальные периоды. На динамику импорта оказывают влияние доходы населения и предприятий, увеличение которых вызывает увеличение спроса на все товары, включая импортные. Характеристикой доходов населения являются реальные располагаемые денежные доходы; а показателем доходов предприятий – индекс промышленного производства.

Прогнозные значения показателей курсов валют также строились на основе структурных моделей их зависимости от мировых цен на нефть.

Необходимые для построения прогнозов на основе структурных моделей прогнозные значения объясняющих переменных рассчитывались на основе моделей ARIMA ( $p, d, q$ ).

В статье также представлены расчеты значений индексов промышленного производства, индекса цен производителей и показателя общей численности безработных, рассчитанные с использованием результатов конъюнктурных опросов ИЭП им. Е.Т. Гайдара. Эмпирические исследования показывают<sup>2</sup>, что использование рядов конъюнктурных опросов в прогностических моделях в качестве

<sup>1</sup> См.: Perron, P. Further Evidence on Breaking Trend Functions in Macroeconomic Variables, *Journal of Econometrics*, 1997, 80, pp. 355–385; Zivot, E. and D.W.K. Andrews. Further Evidence on the Great Crash, the Oil-Price Shock, and Unit-Root Hypothesis. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1992, 10, pp. 251–270.

<sup>2</sup> См., например: В. Носко, А. Бузаев, П. Кадочников, С. Пономаренко. *Анализ прогнозных свойств структурных моделей и моделей с включением результатов опросов предприятий*. М., ИЭПП, 2003.

объясняющих переменных<sup>1</sup> в среднем улучшает точность прогноза. Расчеты будущих значений этих показателей проводились на основе ADL-моделей (с добавлением сезонных авторегрессионных запаздываний).

Индекс потребительских цен и индекс цен производителей также прогнозируются при помощи больших массивов данных (факторных моделей – FM). В основе построения факторных моделей лежит оценка главных компонент большого массива социально-экономических показателей (в нашем случае 112 показателей). Лаги этих главных компонент и лаги объясняемой переменной используются в качестве объясняющих переменных в таких моделях. На основе анализа качества прогнозов, полученных для различных конфигураций факторных моделей, для ИПЦ была выбрана модель, включающая 8-й лаг двух главных компонент, а также 1-й лаг самой переменной, для ИЦП – модель, включающая 12-й лаг первой главной компоненты и 1-й лаг самой переменной.

Все расчеты проводились с использованием эконометрического пакета Eviews. В приложении 1 представлена сводная таблица прогнозов, в приложении 2 – графики временных рядов всех прогнозируемых показателей и их прогнозов на рассматриваемом интервале времени.

## ПРОМЫШЛЕННОЕ ПРОИЗВОДСТВО И РОЗНИЧНЫЙ ТОВАРООБОРОТ

### Промышленное производство

*Для построения прогноза на июль-декабрь 2019 г. были использованы ряды месячных индексов промышленного производства Федеральной службы государственной статистики (Росстата) с января 2002 г. по апрель 2019 г. и ряды базисных индексов промышленного производства Научно-исследовательского университета Высшей школы экономики (НИУ ВШЭ)<sup>2</sup> за период с января 2010 г. по май 2019 г. (скорректированное значение января 2010 г. принято за 100%). Прогнозные значения рассматриваемых рядов рассчитывались на основе моделей класса ARIMA. Прогнозные значения индексов промышленного производства Росстата и НИУ ВШЭ рассчитываются, кроме того, с использованием результатов конъюнктурных опросов (КО). Полученные результаты представлены в табл. 1.*

Как видно из табл. 1, средний<sup>3</sup> прирост индекса промышленного производства Росстата в июле-декабре 2019 г. по сравнению с аналогичным периодом предыдущего года по промышленности в целом составляет 2,3%. Для индекса промышленного производства НИУ ВШЭ данный показатель также достигнет 2%. По итогам 2018 г. прогнозируемы прирост ИПП Росстата составит 2,8%, ИПП НИУ ВШЭ – 1,7%.

Среднемесячный прирост индекса промышленного производства в добыче полезных ископаемых Росстата и НИУ ВШЭ во 2-м полугодии 2019 г. находится на уровне 0,6 и 0,7% соответственно.

Средний темп прироста индекса промышленного производства в обрабатывающей промышленности Росстата по сравнению с аналогичным периодом предыдущего года в июле-декабре 2019 г. составляет 2,2%, индекса НИУ ВШЭ – 0,4%. Среднемесячный прирост индекса промышленного производства в производстве пищевых продуктов Росстата и НИУ ВШЭ находится на уровне соответственно, 2,5 и 2,9%. В производстве кокса и нефтепродуктов средний прирост прогнозируется на уровне -1,3 и -4,0% для индексов Росстата и НИУ ВШЭ соответственно. Среднемесячное изменение (в терминах прироста) индексов промышленного производства Росстата и НИУ ВШЭ для металлургического производства во 2-м полугодии 2019 г. составляет соответственно 3,1 и -1,8%. В производстве машин и оборудования среднее падение прогнозируется на уровне -2,2 и -0,1% для индексов Росстата и НИУ ВШЭ соответственно.

<sup>1</sup> В качестве объясняющих переменных использованы следующие ряды конъюнктурных опросов: текущие/ожидаемые изменение производства, ожидаемые изменения платежеспособного спроса, текущие/ожидаемые изменения цен и ожидаемое изменение занятости.

<sup>2</sup> Данные индексы рассчитываются Барановым Э.А. и Бессоновым В.А.

<sup>3</sup> Под средним приростом индексов промышленного производства мы понимаем среднее значение данных показателей за 6 прогнозируемых месяцев.



Таблица 1

Результаты расчетов прогнозных значений индексов промышленного производства<sup>1</sup>, %

Индекс промышленного производства	НИУ ВШЭ		ИПП в добыче полезных ископаемых		ИПП в обрабатывающих производствах		ИПП в обеспечении электрической энергией, газом и паром		ИПП в производстве пищевых продуктов		ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов		ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий		ИПП в производстве машин и оборудования			
	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ	Росстат	НИУ ВШЭ		
ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	ARIMA	KO	
Июл.19	2,6	3,1	1,3	3,0	1,5	0,3	2,5	1,5	2,6	2,0	3,8	3,0	-2,9	-5,7	2,9	1,8	-4,3	8,7
Авг.19	1,6	1,9	0,7	1,9	0,9	0,2	2,3	-0,1	2,6	1,7	2,4	2,3	-1,6	-0,4	4,5	-2,6	-6,9	3,7
Сен.19	1,2	3,9	2,0	3,2	-0,5	0,9	2,1	2,5	4,6	2,4	3,0	2,1	-1,0	-4,5	6,5	-2,8	-8,3	1,7
Окт.19	1,0	2,8	1,1	2,4	-0,2	0,8	1,0	-0,7	4,7	6,0	1,7	0,4	1,1	-2,7	-3,5	-3,0	-2,0	3,5
Ноя.19	1,6	2,2	1,5	2,1	0,5	1,0	3,2	0,3	1,3	0,6	1,5	3,2	-0,8	-5,1	1,0	-3,4	4,9	-0,8
Дек.19	1,7	3,8	1,7	3,3	1,2	0,9	2,1	-0,9	-1,2	-1,2	2,6	6,4	-2,6	-5,3	7,1	-1,0	3,5	-17,3
Прогнозируемый прирост к соответствующему месяцу предшествующего года																		
Справочно: фактический прирост 2018 г. к соответствующему месяцу 2017 г.																		
Июл.18	3,9	4,8	2,8	2,8	3,2	2,8	4,6	6,3	1,8	2,2	5,2	2,2	2,6	3,7	3,3	3,1	4,2	6,7
Авг.18	2,7	2,9	2,9	3,4	4,5	3,4	2,2	2,9	0,1	0,4	6,1	1,2	-0,4	-1,5	-5,2	3,2	13,3	-1,5
Сен.18	2,1	4,0	4,0	5,6	6,9	5,6	-0,1	3,7	-0,4	-0,3	6,7	2,5	3,5	3,0	-6,5	5,6	15,7	7,9
Окт.18	3,7	4,7	4,7	5,4	7,4	5,4	2,7	5,7	-3,2	-3,9	6,9	4,6	1,5	0,3	19,6	6,2	-9,3	-6,2
Ноя.18	2,4	3,8	3,8	6,0	7,8	6,0	0,0	2,7	2,4	2,7	6,6	1,4	0,3	2,9	7,2	2,5	-5,6	-1,3
Дек.18	2,0	4,8	4,8	5,7	6,3	5,7	0,0	4,2	4,5	5,5	4,5	-1,8	0,2	3,5	-8,3	0,2	-6,2	19,1

**Примечание.** На рассматриваемых интервалах времени ряды цепных индексов промышленного производства по промышленности в целом Росстата и НИУ ВШЭ, а также цепные индексы промышленного производства в производстве машин и оборудования НИУ ВШЭ идентифицированы как процессы, являющиеся стационарными около тренда с эндогенным структурным сдвигом; ряды цепных индексов промышленного производства в обрабатывающих производствах, металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий Росстата и НИУ ВШЭ, а также цепных индексов промышленного производства в добыче полезных ископаемых НИУ ВШЭ и в производстве машин и оборудования Росстата идентифицированы как процессы, являющиеся стационарными около тренда с двумя эндогенными структурными сдвигами. Временные ряды остальных цепных индексов являются стационарными в уровнях.

<sup>1</sup> Отметим, что для построения прогнозов использованы так называемые «сырые» индексы (без сезонной и календарной корректировки), поэтому в большинстве моделей учитывается наличие сезонности, и, как следствие, полученные результаты отражают сезонную динамику рядов.

Средний прирост индекса промышленного производства в обеспечении электрической энергией, газом и паром; кондиционировании воздуха Росстата в июле-декабре 2019 г. по сравнению с тем же периодом предыдущего года составляет 2,4%; аналогичный показатель для индекса НИУ ВШЭ – 1,9%.

По итогам 2019 г. ИПП Росстата по рассматриваемым видам деятельности вырастут в среднем на 1,8%, в то время как ИПП НИУ ВШЭ снизятся по прогнозам в среднем на 2,6%.

### Розничный товарооборот

В данном разделе (см. табл. 2) представлены прогнозы месячных объемов розничного товарооборота, построенные на основе месячных данных Росстата за период с января 1999 г. июнь 2019 г.

Из табл. 2 следует, что средний прогнозируемый прирост объемов розничного товарооборота в номинальном выражении в период с июля по декабрь 2019 г. по отношению к соответствующему периоду 2018 г. составляет около 5,6 %, а реального товарооборота – 1,6%. В годовом исчислении номинальный розничный товарооборот вырастет на 5,0%, реальный – на 2,1%.

Таблица 2

Результаты расчетов прогнозных значений объема розничного товарооборота и реального розничного товарооборота

Прогнозируемые значения по ARIMA-модели		
	Розничный товарооборот, млрд руб. (в скобках – прирост к соответствующему месяцу предыдущего года, %)	Реальный розничный товарооборот (в % к соответствующему периоду предшествующего года)
Июл.19	2803,1 (6,0)	100,7
Авг.19	2903,8 (5,8)	101,2
Сен.19	2874,0 (5,7)	101,3
Окт.19	2899,2 (5,6)	102,1
Ноя.19	2906,1 (5,2)	101,9
Дек.19	3477,2 (5,0)	102,2
Справочно: фактические значения за аналогичные месяцы 2018 г.		
Июл.18	2643,9	102,8
Авг.18	2744,0	103,0
Сен.18	2719,1	102,3
Окт.18	2744,9	102,2
Ноя.18	2762,8	103,3
Дек.18	3311,6	102,7

**Примечание.** Ряды розничного товарооборота и реального розничного товарооборота на интервале с января 1999 г. по июнь 2019 г. являются рядами типа DS.

## ВНЕШНЕТОРГОВЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ

Модельные расчеты прогнозных значений объемов экспорта, экспорта в страны вне СНГ, импорта и импорта из стран вне СНГ получены на основе моделей временных рядов и структурных моделей, оцененных на месячных данных на интервале с сентября 1998 г. по май 2019 г. по данным ЦБ РФ<sup>1</sup>. Результаты расчетов представлены в табл. 3.

Средний прогнозируемый прирост экспорта, импорта, экспорта вне СНГ и импорта из стран вне СНГ за июль-декабрь 2019 г. по отношению к аналогичному периоду 2018 г. составит 2,2, 3,8, 1,1 и 4,1% соответственно. Средний прогнозируемый объем сальдо торгового баланса со всеми странами за июль-декабрь 2019 г. составит 105,2 млрд долл., что соответствует росту на 0,2% по отношению к аналогичному периоду 2018 г.

## ДИНАМИКА ЦЕН

### Индекс потребительских цен и индексы цен производителей

В данном разделе представлены расчеты прогнозных значений индекса потребительских цен и индексов цен производителей (как в целом по промышленности, так и по некоторым ее видам деятельности по классификации ОКВЭД), полученные на основе моделей временных рядов, оцененных по данным Росстата

<sup>1</sup> Данные по внешнеторговому обороту рассчитаны ЦБ РФ в соответствии с методологией составления платежного баланса в ценах страны экспортера (ФОБ) в млрд долл. США.

Таблица 3

## Результаты расчетов прогнозных значений объемов внешнеторгового оборота со странами вне СНГ

	Экспорт, всего				Импорт, всего				Экспорт в страны вне СНГ				Импорт из стран вне СНГ			
	прогнозные значения (млрд долл. в мес.)		в % от фактических данных за соответствующий месяц предыдущего года		прогнозные значения (млрд долл. в мес.)		в % от фактических данных за соответствующий месяц предыдущего года		прогнозные значения (млрд долл. в мес.)		в % от фактических данных за соответствующий месяц предыдущего года		прогнозные значения (млрд долл. в мес.)		в % от фактических данных за соответствующий месяц предыдущего года	
	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM	ARIMA	SM
Июл.19	33,6	35,9	98	105	22,2	21,5	105	101	26,5	31,1	89	104	19,7	19,7	103	103
Авг.19	35,7	41,8	95	112	22,3	21,7	103	100	31,2	35,5	95	109	20,4	20,0	105	103
Сен.19	36,1	41,5	93	107	21,7	21,2	110	107	32,4	36,5	95	108	19,5	19,0	110	107
Окт.19	38,2	42,5	93	103	22,4	21,6	104	101	34,6	36,2	97	101	19,8	19,3	103	100
Ноя.19	40,6	43,1	101	107	22,3	22,0	105	103	35,1	36,6	99	103	19,5	19,9	103	105
Дек.19	42,0	44,7	103	109	22,9	23,6	102	105	37,4	38,3	104	107	20,9	21,0	104	105
Справочно: фактические значения за соответствующие месяцы 2018 г., млрд долл.																
Июл.18	34,3				21,2				29,8				19,0			
Авг.18	37,5				21,7				32,7				19,5			
Сен.18	38,6				19,8				33,9				17,8			
Окт.18	41,3				21,5				35,8				19,2			
Ноя.18	40,3				21,3				35,5				19,0			
Дек.18	40,8				22,4				35,8				20,1			

**Примечание.** На интервале с января 1999 г. по май 2019 г. ряды экспорта, экспорта в страны вне СНГ, импорта и импорта из стран вне СНГ идентифицированы как ряды стационарные в первых разностях. Во всех случаях в спецификацию моделей были включены сезонные компоненты.



Таблица 4  
Результаты расчетов прогнозных значений индексов цен

	Индексы цен производителей:										химическое производство	производство кокса, нефтепродуктов	производственное металлургическое производство	производство машин и оборудования	производство автотранспортных средств		
	Индекс цен (ARIMA)	Индекс цен (SM)	Индекс цен (FM)	ИЦП промышленных товаров (КО)	ИЦП промышленных товаров (FM)	добыча полезных ископаемых	обрабатывающие производства	производство электроэнергии, газа и воды	производство пищевых продуктов	производство текстильных изделий						обработка древесины и производство изделий из дерева	производство бумаги и бумажных изделий
Июл.19	100,6	100,3	100,5	100,8	100,6	101,0	100,1	100,7	100,8	100,3	100,6	100,0	102,4	101,1	101,1	100,3	100,6
Авг.19	100,1	100,1	100,4	101,1	100,6	99,9	100,2	102,2	100,4	100,7	100,7	100,3	102,6	100,9	100,3	100,3	99,7
Сен.19	100,4	100,3	100,6	101,0	100,6	99,8	100,5	100,5	100,7	100,2	100,3	100,2	102,6	100,8	101,2	100,2	100,1
Окт.19	100,3	100,3	100,6	101,0	100,7	100,0	100,6	100,6	100,6	100,7	100,7	100,1	102,4	100,7	101,3	100,2	100,9
Ноя.19	100,3	100,4	100,4	99,9	100,6	99,6	100,6	99,9	100,2	100,5	100,4	100,3	102,4	101,2	100,7	100,3	100,4
Дек.19	100,6	100,4	100,5	99,6	100,7	98,6	100,0	99,9	100,4	100,4	100,0	100,1	98,4	100,3	100,5	100,3	100,8
Прогнозные значения (в % к декабрю 2018 г.)																	
Июл.19	103,5	102,6	102,5	101,1	103,2	99,9	100,0	101,1	100,2	102,1	101,3	101,2	93,9	100,9	103,0	102,7	104,0
Авг.19	103,7	102,7	102,9	102,2	103,9	99,8	100,2	103,4	100,6	102,8	102,0	101,5	96,4	101,8	103,3	103,0	103,7
Сен.19	104,0	103,0	103,5	103,3	104,5	99,5	100,7	103,9	101,3	103,0	102,3	101,7	98,9	102,6	104,6	103,2	103,8
Окт.19	104,4	103,4	104,2	104,3	105,2	99,5	101,3	104,5	101,9	103,8	103,0	101,9	101,3	103,3	106,0	103,4	104,8
Ноя.19	104,7	103,8	104,6	104,2	105,8	99,2	101,9	104,4	102,2	104,3	103,4	102,2	103,7	104,6	106,8	103,7	105,2
Дек.19	105,3	104,2	105,1	103,8	106,6	97,8	101,9	104,3	102,6	104,7	103,5	102,3	102,0	105,0	107,3	104,0	106,0
Справочно: фактические значения за аналогичные периоды 2018 г. (в % к декабрю 2017 г.)																	
Июл.18	102,4			109,3		118,8	108,2	99,1	103,0	103,7	108,1	107,2	119,8	107,6	110,4	108,9	101,3
Авг.18	102,4			109,5		116,7	109,0	101,4	103,5	103,6	109,1	109,8	121,5	110,2	109,8	110,5	102,7
Сен.18	102,6			110,9		118,4	110,6	102,0	104,3	105,3	109,4	111,6	127,6	112,4	111,5	109,0	102,5
Окт.18	103,0			114,6		128,2	112,4	104,1	105,3	104,4	110,3	113,1	135,9	115,2	109,9	106,2	102,9
Ноя.18	103,6			115,4		131,1	112,7	103,8	106,8	106,5	111,2	114,9	136,3	115,5	108,8	105,0	103,1
Дек.18	104,4			111,6		121,0	110,5	103,5	107,5	107,0	111,3	115,6	123,4	113,3	108,6	105,5	103,7

**Примечание.** На интервале с января 1999 г. по март 2019 г. ряд цепного индекса цен производителей промышленных товаров в производстве машин и оборудования идентифицирован как процесс, являющийся стационарным около тренда с двумя эндогенным структурными сдвигами. Ряды остальных цепных индексов цен являются стационарными в уровнях.

на интервале с января 1999 г. по апрель 2019 г.<sup>1</sup> В табл. 4 приведены результаты модельных расчетов прогнозных значений в июле-декабре 2019 г. по ARIMA-моделям, структурным моделям (SM) и моделям, построенным с использованием конъюнктурных опросов (КО).

Прогнозируемый среднемесячный прирост индекса потребительских цен во 2-м полугодии 2019 г. составит 0,4%. Прирост цен производителей промышленных товаров за указанный период прогнозируется в среднем на уровне 0,6% в месяц. Годовой прирост индекса потребительских цен в среднем по трем моделям составит 4,8%. Аналогичный показатель для индекса цен производителей прогнозируется на уровне 4,9%.

Для индексов цен производителей Росстата с июля по декабрь 2019 г. прогнозируются следующие средние темпы роста в месяц: -0,2% – в добыче полезных ископаемых, 0,3% – в обрабатывающих производствах, 0,6% – в обеспечении электрической энергией, газом и паром, 0,5% – в производстве пищевых продуктов, 0,5% – в производстве текстильных изделий, 0,4% – в обработке древесины и производстве изделий из дерева, 0,2% – в производстве бумаги и бумажных изделий, 1,8% – в производстве кокса и нефтепродуктов, 0,8% – в химическом производстве, 0,9% – в металлургическом производстве, 0,3% – в производстве машин и оборудования и 0,4% – в производстве автотранспортных средств.

Годовой прирост индексов цен производителей по видам экономической деятельности составит в среднем 3,5%. По итогам 2019 г. максимальный годовой прирост прогнозируется в металлургическом производстве – 7%, минимальный – в добыче полезных ископаемых – -2,2%.

### Динамика стоимости минимального набора продуктов питания

В данном разделе представлены результаты расчетов прогнозируемых значений стоимости минимального набора продуктов питания в июле-декабре 2019 г. Прогнозы строились на основе временных рядов по данным Росстата за период с января 2000 г. по июнь 2019 г. Результаты расчетов представлены в табл. 5.

Как видно из табл. 5, прогнозируется рост стоимости минимального набора продуктов питания по сравнению с соответствующим уровнем прошлого года. При этом средняя прогнозируемая стоимость минимального набора продуктов питания составляет около 4235,7 руб. Прогнозируемый прирост стоимости минимального набора продуктов питания составляет в среднем около 8,0% по сравнению с уровнем соответствующего периода прошлого года. Годовой прирост стоимости минимального набора продуктов питания в 2019 г. составит 7,1%.

### Индексы транспортных тарифов на грузовые перевозки

В данном разделе представлены расчеты прогнозных значений индексов цен транспортных тарифов на грузовые перевозки<sup>2</sup>, полученные на основе моделей

Таблица 5

### Прогноз стоимости минимального набора продуктов питания (на одного человека в месяц)

Прогнозируемые значения по ARIMA-модели, руб.	
Июл.19	4299,9
Авг.19	4231,9
Сен.19	4204,8
Окт.19	4192,2
Ноя.19	4213,0
Дек.19	4271,2
Справочно: фактические значения за аналогичные месяцы 2018 г., млрд руб.	
Июл.18	4040,9
Авг.18	3943,3
Сен.18	3840,2
Окт.18	3833,2
Ноя.18	3883,5
Дек.18	3989,2
Прогнозируемый прирост к соответствующему месяцу предыдущего года, %	
Июл.19	6,4
Авг.19	7,3
Сен.19	9,5
Окт.19	9,4
Ноя.19	8,5
Дек.19	7,1

**Примечание.** Ряд стоимости минимального набора продуктов на интервале с января 2000 г. по июнь 2019 г. является стационарным в первых разностях.

<sup>1</sup> Структурные модели оценивались на интервале с октября 1998 г.

<sup>2</sup> В статье рассмотрены сводный индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки и индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом, а также индекс тарифов на трубопроводный транспорт. Сводный индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки рассчитывается на основе индексов тарифов на грузовые перевозки отдельными видами транспорта: железнодорожным, трубопроводным, морским, внутренним водным, автомобильным и воздушным (более подробно см., например: *Цены в России. Официальное издание Госкомстата РФ, 1998*).

временных рядов, оцененных по данным Росстата на интервале с сентября 1998 г. по май 2019 г. В табл. 6 приведены результаты модельных расчетов прогнозных значений в июле-декабре 2019 г. Отметим, что некоторые из рассматриваемых показателей (например, индекс тарифов на трубопроводный транспорт) являются регулируемыми, в силу чего их поведение весьма сложно описать моделями временных рядов. В результате получаемые будущие значения могут сильно отличаться от реальных в случаях централизованного увеличения тарифов на интервале прогнозирования или при отсутствии такового на прогнозируемом участке при увеличении накануне.

По результатам прогноза на июль-декабрь 2019 г., сводный индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки будет снижаться со среднемесячным темпом 0,1%. При этом в октябре 2019 г. ожидается сезонное снижение индекса на 4,5 п.п., а в июле 2019 г. – рост на 3,3 п.п. В результате его годовой прирост в 2019 г. составит 1,4%.

Индекс тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом в течение данных шести месяцев будет снижаться со среднемесячным темпом 0,1%. Его годовой прирост в 2019 г. прогнозируется на уровне 1,1%.

Индекс тарифов на трубопроводный транспорт в течение следующих шести месяцев будет расти со среднемесячным темпом 1,3%. В результате его годовой прирост в 2019 г. составит 9,0%.

### Динамика цен на некоторые виды сырья на мировом рынке

В данном разделе в табл. 7 представлены расчеты среднемесячных значений цен на нефть марки Brent (долл./барр.), алюминий (долл./т), золото (долл./унц.), медь (долл./т) и никель (долл./т) в июле-декабре 2019 г., полученные на основе нелинейных моделей временных рядов, оцененных по данным МВФ на интервале с января 2000 г. по май 2019 г.

Средний прогнозируемый уровень цен на нефть составляет около 52,4 долл./барр., что ниже соответствующих показателей прошлого года в среднем на 24,0%. Цены на алюминий прогнозируются на уровне около 1738 долл./т, а их среднее прогнозируемое снижение составляет приблизительно 13% по сравнению с соответствующим уровнем прошлого года. Прогноз цен на золото достигает порядка 1310 долл./унц. Средние прогнозируемые цены на медь составляют около 5466 долл./т, а на никель – около 11923 долл./т. Среднее прогнозируемое повышение цен на золото будет на уровне около 7%, среднее снижение цен на медь – около 11%, а на никель – 1% по сравнению с соответствующим уровнем прошлого года.

На конец 2019 г. прогнозируемый прирост цен на золото и никель по сравнению с концом 2018 г. составит 6,3 и 11,5% соответственно. Прогнозируемое падение цен на нефть, алюминий и медь достигнет 8,7, 5 и 9,8% соответственно.

Таблица 6  
Результаты расчетов прогнозных значений индексов транспортных тарифов

	Сводный индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки	Индекс тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом	Индекс тарифов на трубопроводный транспорт
Прогнозные значения по ARIMA-моделям (в % к предшествующему месяцу)			
Июл.19	103,3	99,9	101,5
Авг.19	100,0	99,9	103,2
Сен.19	100,0	99,9	99,9
Окт.19	95,5	99,8	98,6
Ноя.19	99,9	99,8	101,9
Дек.19	99,9	99,8	102,7
Прогнозные значения по ARIMA-моделям (в % к декабрю предыдущего года)			
Июл.19	106,1	101,9	101,5
Авг.19	106,1	101,8	104,8
Сен.19	106,0	101,6	104,6
Окт.19	101,3	101,5	103,2
Ноя.19	101,2	101,3	105,1
Дек.19	101,1	101,1	108,0
Справочно: фактические значения за аналогичный период 2018 г. (в % к предыдущему месяцу)			
Июл.18	103,7	100,0	108,2
Авг.18	100,2	100,1	100,3
Сен.18	100,1	100,0	99,9
Окт.18	94,8	100,1	88,7
Ноя.18	100,7	99,9	100,0
Дек.18	101,0	100,1	102,2

**Примечание.** На интервале с сентября 1998 г. по май 2019 г. ряд индекса тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом был идентифицирован как стационарный ряд; остальные ряды так же были идентифицированы как стационарные ряды на интервале с сентября 1998 г. по май 2019 г.; для всех рядов использовались фиктивные переменные для учета особо резких всплесков.

Таблица 7

Результаты расчетов прогнозных значений цен на природные ресурсы

	Нефть марки Brent, долл./барр.	Алюминий, долл./т	Золото, долл./унц.	Медь, долл./т	Никель, долл./т
Прогнозные значения по ARIMA-моделям					
Июл.19	57,99	1753	1300	5517	11985
Авг.19	53,14	1728	1299	5521	11927
Сен.19	50,92	1742	1302	5486	11916
Окт.19	51,38	1741	1313	5456	11893
Ноя.19	51,72	1730	1322	5420	11918
Дек.19	49,10	1732	1327	5396	11905
Приросты к соответствующему месяцу предыдущего года, %					
Июл.19	-21,9	-15,8	5,0	-12,7	-14,9
Авг.19	-31,4	-18,5	8,2	-7,8	-6,9
Сен.19	-38,4	-15,1	8,6	-12,3	-5,0
Окт.19	-31,9	-11,0	8,0	-9,0	3,0
Ноя.19	-11,9	-11,7	8,3	-12,5	7,4
Дек.19	-8,7	-5,0	6,3	-9,8	11,5
Справочно: фактические значения за аналогичный период 2018 г.					
Июл.18	74,25	2083	1239	6323	14075
Авг.18	77,42	2120	1201	5986	12815
Сен.18	82,72	2053	1198	6259	12548
Окт.18	75,47	1956	1215	5998	11543
Ноя.18	58,71	1958	1221	6197	11098
Дек.18	53,80	1823	1248	5981	10678

**Примечание.** Ряды цен на нефть, никель, золото, медь и алюминий на интервале с января 1980 г. по май 2019 г. являются рядами типа DS.

## ДЕНЕЖНЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ

Будущие значения денежной базы (в узком определении – наличные деньги и ФОР) и денежного агрегата  $M_2$  в июле-декабре 2019 г. получены на основе моделей временных рядов соответствующих показателей, рассчитываемых ЦБ РФ<sup>1</sup>, на интервале с октября 1998 г. по июль 2019 г. для денежной базы и с октября 1998 г. по июнь 2019 г. для денежного агрегата  $M_2$ . В табл. 8 приводятся результаты расчетов прогнозных значений и фактические значения этих показателей за аналогичный период предыдущего года. Необходимо отметить, что в силу того, что денежная база является одним из инструментов политики ЦБ РФ, ее прогнозы на основе моделей временных рядов в достаточной степени условны, так как будущие значения данного показателя определяются в значительной степени не внутренними свойствами ряда, а решениями ЦБ РФ.

В июле-декабре 2019 г. денежная база будет расти на рассматриваемом интервале времени со среднемесячным темпом 0,6%. Годовой прирост денежной базы в 2019 г. составит по прогнозам 4,8%.

Таблица 8

Прогноз денежного агрегата  $M_2$  и денежной базы

	Денежная база		$M_2$	
	млрд руб.	прирост к предыдущему месяцу, %	млрд руб.	прирост к предыдущему месяцу, %
Июл.19	10334	0,9	47109	0,8
Авг.19	10333	0,0	46748	-0,8
Сен.19	10477	1,4	47109	0,8
Окт.19	10468	-0,1	46748	-0,8
Ноя.19	10614	1,4	47109	0,8
Дек.19	10607	-0,1	47317	0,4
Справочно: фактические значения за соответствующие месяцы 2018 г. (прирост к предыдущему месяцу, %)				
Июл.18		2,1		2,0
Авг.18		1,0		-0,5
Сен.18		1,0		1,0
Окт.18		0,0		-0,3
Ноя.18		-0,8		-0,1
Дек.18		-0,9		1,5

**Примечание** Временной ряд значений денежной базы на интервале с октября 1998 г. по июль 2019 г. был отнесен к классу рядов, являющихся стационарными в первых разностях, с выраженной сезонной компонентой, а временной ряд денежного агрегата  $M_2$  на интервале с октября 1998 г. по июнь 2019 г. был идентифицирован как стационарный ряд с выраженной сезонной компонентой.

<sup>1</sup> Данные за определенный месяц приводятся в соответствии с методологией ЦБ РФ по состоянию на начало следующего месяца.

В рассматриваемый период времени денежный показатель  $M_2$  будет расти со среднемесячным темпом 0,2. Годовой прирост показателя  $M_2$  в 2019 г. прогнозируется на уровне 5,4%.

## МЕЖДУНАРОДНЫЕ РЕЗЕРВЫ

В данном разделе представлены результаты статистической оценки будущих значений международных резервов РФ<sup>1</sup>, полученные исходя из оценки модели временного ряда международных резервов, по данным ЦБ РФ, на интервале с октября 1998 г. по июнь 2019 г. Данный показатель прогнозируется без учета сокращения резервов за счет погашения внешнего долга, в силу чего значения объемов международных резервов для месяцев, в которые производятся выплаты по внешнему долгу, могут оказаться завышенными (либо, в противном случае, заниженными) по сравнению с фактическими.

По результатам прогноза в июле-декабре 2019 г. международные резервы будут расти со среднемесячным темпом 0,6%. В 2019 г. прогнозируется прирост международных резервов на уровне 10,9%.

## ВАЛЮТНЫЕ КУРСЫ

Модельные расчеты будущих значений валютных курсов (рублей за доллар США и долларов США за евро) получены исходя из оценок моделей временных рядов (ARIMA) и структурных моделей (SM) соответствующих показателей, устанавливаемых ЦБ РФ по состоянию на последний день месяца, за период с октября 1998 г. по июнь 2019 г. и за период с января 1999 г. по июнь 2019 г.<sup>2</sup> соответственно.

В июле-декабре 2019 г. значение курса доллара США к рублю прогнозируется в среднем по двум моделям равным 64 руб. 10 коп. за доллар США. Прогнозируемое на конец 2019 г. значение показателя составит 64 руб. 82 коп. за доллар США в среднем по двум моделям. Прогнозируемое значение курса евро к доллару США в среднем на рассматриваемом интервале времени составит 1,11 долл. США за один евро. Значение показателя на конец 2019 г. прогнозируется на уровне 1,11 долл. США за один евро в среднем по двум моделям.

Таблица 9  
Прогноз международных резервов

	Прогнозные значения по ARIMA-моделям	
	млрд долл. США	прирост к предыдущему месяцу, %
Июл.19	498,5	0,7
Авг.19	501,6	0,6
Сен.19	504,5	0,6
Окт.19	507,0	0,5
Ноя.19	509,6	0,5
Дек.19	512,3	0,5
Справочно: фактические значения за аналогичный период 2018 г.		
Июл.18	456,7	0,0
Авг.18	458,0	0,3
Сен.18	460,6	0,6
Окт.18	459,2	-0,3
Ноя.18	459,6	0,1
Дек.18	462,1	0,6

**Примечание.** На интервале с октября 1998 г. по июнь 2019 г. ряд международных резервов РФ был идентифицирован как стационарный в разностях ряд.

Таблица 10  
Прогноз курсов USD/RUR и EUR/USD

	Прогнозные значения курса USD/RUR (рублей за доллар США)		Прогнозные значения курса EUR/USD (долларов США за евро)	
	ARIMA	SM	ARIMA	SM
Июл.19	63,42	63,42	1,11	1,11
Авг.19	63,33	63,79	1,12	1,11
Сен.19	63,75	64,51	1,12	1,10
Окт.19	63,86	64,60	1,12	1,11
Ноя.19	64,06	64,81	1,12	1,11
Дек.19	64,24	65,39	1,12	1,10
Справочно: фактические значения за аналогичный период 2018 г.				
Июл.18	62,78		1,18	
Авг.18	68,08		1,16	
Сен.18	65,59		1,16	
Окт.18	65,77		1,14	
Ноя.18	66,63		1,14	
Дек.18	69,47		1,15	

**Примечание.** Рассматриваемые ряды на соответствующих интервалах были идентифицированы как интегрированные первого порядка с сезонной составляющей.

<sup>1</sup> Данные по объему международных резервов представлены по состоянию на первое число следующего месяца.

<sup>2</sup> В Бюллетене использованы данные МВФ по курсу евро к доллару США за период с января 1999 г. по апрель 2019 г., и по курсу доллара США к рублю за период с октября 1998 г. по май 2019 г. Данные по курсу евро к доллару США за май-июнь 2019 г. и по курсу доллара США к рублю за июнь 2019 были взяты с сайта статистики обменных курсов [www.oanda.com](http://www.oanda.com).



## ПОКАЗАТЕЛИ УРОВНЯ ЖИЗНИ НАСЕЛЕНИЯ

В данном разделе (см. табл. 11) представлены результаты расчета прогнозных значений показателей реальных располагаемых денежных доходов и реальных денежных доходов<sup>1</sup>, полученные на основе моделей временных рядов соответствующих показателей, рассчитываемых Росстатом и взятых на интервале с января 1999 г. по январь 2019 г. (для реальной заработной платы с января 1999 по июнь 2019 г.). Данные показатели в некоторой степени зависят от централизованных решений о повышении заработной платы работникам бюджетной сферы, а также от решений о повышении пенсий, стипендий и пособий, что вносит некоторые изменения в динамику рассматриваемых показателей. Как следствие, будущие значения показателей реальной заработной платы и реальных располагаемых денежных доходов населения, рассчитанные на основе рядов, последние наблюдения которых существенно выше или ниже предыдущих из-за такого повышения, могут сильно отличаться от реализующихся на практике.

Согласно результатам, представленным в табл. 11, прогнозируемый среднемесячный прирост реальных располагаемых денежных доходов по сравнению с предыдущим годом составит 1,3%; реальных денежных доходов – 1,1%; реальной начисленной заработной платы – 4%. По итогам 2019 г. прогнозируемый прирост реальных располагаемых денежных доходов составит 0,9%; реальных денежных доходов – 0,8%, а прирост реальной заработной платы – 2,8%.

Таблица 11

### Прогноз показателей уровня жизни населения

	Реальные располагаемые денежные доходы	Реальные денежные доходы	Реальная начисленная заработная плата
Прогнозные значения по ARIMA-моделям (в % к соответствующему месяцу 2018 г.)			
Июл.19	99,9	100,2	102,7
Авг.19	101,6	101,3	103,3
Сен.19	101,8	101,1	103,8
Окт.19	100,6	100,2	104,2
Ноя.19	103,2	102,5	104,7
Дек.19	100,4	101,1	105,0
Справочно: фактические значения за соответствующий период 2018 г. (в % к аналогичному периоду 2017 г.)			
Июл.18	101,5	102,1	107,5
Авг.18	97,7	98,9	106,8
Сен.18	95,9	97,5	104,9
Окт.18	100,0	101,75	105,2
Ноя.18	95,7	98,07	104,2
Дек.18	100,1	102,15	102,9

**Примечание.** Для расчетов использовались ряды располагаемых денежных доходов, реальных денежных доходов и реальной заработной платы в базисной форме (за базисный период был принят январь 1999 г.). На рассматриваемом интервале с января 1999 г. по январь 2019 г. (для реальной заработной платы – с января 1999 г. по июнь 2019 г.) эти ряды были отнесены к классу процессов, являющихся стационарными в разностях, с выраженной сезонной составляющей.

## ПОКАЗАТЕЛИ ЧИСЛЕННОСТИ ЗАНЯТОГО В ЭКОНОМИКЕ НАСЕЛЕНИЯ И ОБЩЕЙ ЧИСЛЕННОСТИ БЕЗРАБОТНЫХ

Для расчета будущих значений показателей численности занятого в экономике населения и общей численности безработных были использованы модели временных рядов, оцененные на интервале с октября 1998 г. по апрель 2019 г. по месячным данным Росстата<sup>2</sup>. Показатель общей численности безработных рассчитывается также на основе моделей с использованием результатов конъюнктурных опросов<sup>3</sup>.

<sup>1</sup> Реальные денежные доходы – относительный показатель, исчисленный путем деления индекса номинального размера (т.е. фактически сложившегося в отчетном периоде) денежных доходов населения на ИПЦ. Реальные располагаемые денежные доходы – денежные доходы за вычетом обязательных платежей и взносов. (См.: «Российский статистический ежегодник», Москва, Росстат, 2004, стр. 212).

<sup>2</sup> Показатель рассчитан в соответствии с методологией Международной организации труда (МОТ) и приводится по состоянию на конец месяца.

<sup>3</sup> Модель оценена на интервале с января 1999 г. по апрель 2019 г.



Отметим, что возможные логические расхождения<sup>1</sup> в прогнозах общей численности занятых и общей численности безработных, которые в сумме должны быть равны показателю экономически активного населения, могут возникать вследствие того, что каждый ряд прогнозируется отдельно, а не как разность между прогнозными значениями экономически активного населения и другим показателем.

Таблица 12

Результаты расчетов прогнозных значений показателей численности занятого в экономике населения и общей численности безработных

	Численность занятого в экономике населения (ARIMA)		Общая численность безработных (ARIMA)			Общая численность безработных (КО)		
	млн чел.	прирост к соответствующему месяцу 2018 г., %	млн чел.	прирост к соответствующему месяцу 2018 г., %	в % к показателю численности занятого в экономике населения	млн чел.	прирост к соответствующему месяцу 2018 г., %	в % к показателю численности занятого в экономике населения
Июл.19	72,6	-0,1	3,4	-5,4	4,7	3,4	-4,5	4,7
Авг.19	73,1	-0,4	3,3	-4,6	4,6	3,4	-2,7	4,7
Сен.19	72,8	-0,4	3,3	-2,6	4,6	3,3	-1,8	4,5
Окт.19	72,4	-0,2	3,5	-3,4	4,8	3,4	-4,8	4,7
Ноя.19	72,2	-0,5	3,6	-3,1	5,0	3,4	-7,1	4,7
Дек.19	72,0	-0,8	3,6	-3,1	5,0	3,4	-7,1	4,7
Справочно: фактические значения за аналогичный период 2018 г., млн чел.								
Июл.18	72,7		3,6					
Авг.18	73,4		3,5					
Сен.18	73,1		3,4					
Окт.18	72,5		3,6					
Ноя.18	72,6		3,7					
Дек.18	72,6		3,7					

**Примечание.** На интервале с октября 1998 г. по апрель 2019 г. ряд показателя численности занятого в экономике населения является случайным процессом, стационарным около тренда. Ряд показателя общей численности безработных является случайным процессом, интегрированным первого порядка. Оба показателя содержат сезонную компоненту.

Согласно прогнозам по ARIMA моделям (см. таблицу 12), во 2-м полугодии 2019 г. сокращение численности занятых в экономике в среднем составит 0,4% в месяц по отношению к соответствующему периоду предыдущего года. Прогнозируемая на конец 2019 г. численность занятого в экономике населения составит 72 млн чел.

Среднее сокращение показателя общей численности безработных прогнозируется на уровне 4,2% в месяц по сравнению с аналогичным периодом прошлого года. Средняя численность безработных в конце 2018 г. прогнозируется на уровне 3,5 млн чел.

## ПРИЛОЖЕНИЕ 1

Сводная таблица модельных расчетов краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ

Показатель	2019									
	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь	
ИПП Росстата (прирост, %)*	4,6	3,2	2,9	2,9	1,8	2,6	1,9	1,9	2,8	
ИПП НИУ ВШЭ (прирост, %)*	3,1	-0,3	2,0	2,2	1,3	2,6	1,8	1,8	2,5	
ИПП в добыче полезных ископаемых Росстата (прирост, %)*	4,2	4,1	2,5	1,5	0,9	-0,5	-0,2	0,5	1,2	
ИПП в добыче полезных ископаемых НИУ ВШЭ (прирост, %)*	3,9	2,0	1,6	0,3	0,2	0,9	0,8	1,0	0,9	

<sup>1</sup> Например, таким расхождением можно считать одновременное уменьшение и численности занятого в экономике населения и общей численности безработных. Хотя отметим, что в принципе такая ситуация возможна при условии одновременного уменьшения численности экономически активного населения.

Показатель	2019								
	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
ИПП в обрабатывающих производствах Росстата (прирост, %)*	<b>4,7</b>	1,9	1,6	2,5	2,3	2,1	1,0	3,2	2,1
ИПП в обрабатывающих производствах НИУ ВШЭ (прирост, %)*	3,2	<b>-1,8</b>	0,4	1,5	-0,1	2,5	-0,7	0,3	-0,9
ИПП в производстве и распределении электроэнергии, газа и воды Росстата (прирост, %)*	<b>1,0</b>	2,4	3,9	2,6	2,6	4,6	4,7	1,3	-1,2
ИПП в производстве и распределении электроэнергии, газа и воды НИУ ВШЭ (прирост, %)*	-0,2	<b>0,1</b>	1,0	2,0	1,7	2,4	6,0	0,6	-1,2
ИПП в производстве пищевых продуктов Росстата (прирост, %)*	<b>7,6</b>	5,3	3,9	3,8	2,4	3,0	1,7	1,5	2,6
ИПП в производстве пищевых продуктов НИУ ВШЭ (прирост, %)*	3,6	<b>0,4</b>	3,0	3,0	2,3	2,1	0,4	3,2	6,4
ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов Росстата (прирост, %)*	<b>4,3</b>	-0,8	-1,0	-2,9	-1,6	-1,0	1,1	-0,8	-2,6
ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов НИУ ВШЭ (прирост, %)*	3,1	<b>-5,9</b>	-5,5	-5,7	-0,4	-4,5	-2,7	-5,1	-5,3
ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий Росстата (прирост, %)*	<b>-5,5</b>	-3,1	14,8	2,9	4,5	6,5	-3,5	1,0	7,1
ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий НИУ ВШЭ (прирост, %)*	-0,7	<b>0,8</b>	3,2	1,8	-2,6	-2,8	-3,0	-3,4	-1,0
ИПП в производстве машин и оборудования Росстата (прирост, %)*	<b>-5,8</b>	-21,6	-11,8	-4,3	-6,9	-8,3	-2,0	4,9	3,5
ИПП в производстве машин и оборудования НИУ ВШЭ (прирост, %)*	6,0	<b>9,4</b>	13,1	8,7	3,7	1,7	3,5	-0,8	-17,3
Розничный товарооборот, трлн руб.	2,65	2,69	<b>2,73</b>	2,80	2,90	2,87	2,90	2,91	3,48
Реальный розничный товарооборот (прирост, %)*	1,6	1,4	<b>1,4</b>	0,7	1,2	1,3	2,2	1,9	2,2
Экспорт (млрд долл.)	<b>35,7</b>	<b>31,6</b>	35,6	34,8	38,8	38,8	40,4	41,9	43,4
Экспорт в страны, дальнего зарубежья (млрд долл.)	30,6	<b>27,2</b>	29,0	28,8	33,4	34,5	35,4	35,9	37,9
Импорт (млрд долл.)	<b>22,0</b>	<b>19,8</b>	22,4	21,9	22,0	21,5	22,0	22,2	23,3
Импорт из стран дальнего зарубежья (млрд долл.)	19,6	<b>17,5</b>	20,2	19,7	20,2	19,3	19,6	19,7	21,0
ИЦП (прирост, %)**	<b>0,3</b>	<b>0,3</b>	0,3	0,5	0,2	0,4	0,4	0,4	0,5
ИЦП промышленных товаров (прирост, %)**	0,5	0,4	0,7	0,6	0,8	0,8	0,9	0,3	0,1
ИЦП в добыче полезных ископаемых (прирост, %)**	<b>0,7</b>	-2,5	-0,5	1,0	-0,1	-0,2	0,0	-0,4	-1,4
ИЦП в обрабатывающих производствах (прирост, %)**	0,5	1,2	0,7	0,1	0,2	0,5	0,6	0,6	0,0
ИЦП в производстве и распределении электроэнергии, газа и воды (прирост, %)**	<b>-0,3</b>	0,4	-0,6	0,7	2,2	0,5	0,6	-0,1	-0,1
ИЦП в производстве пищевых продуктов (прирост, %)**	0,0	0,1	0,1	0,8	0,4	0,7	0,6	0,2	0,4
ИЦП в текстильном и швейном производстве (прирост, %)**	<b>0,5</b>	0,4	0,4	0,3	0,7	0,2	0,7	0,5	0,4
ИЦП в обработке древесины и производстве изделий из дерева (прирост, %)**	-0,7	-0,3	0,2	0,6	0,7	0,3	0,7	0,4	0,0
ИЦП в целлюлозно-бумажном производстве (прирост, %)**	<b>0,0</b>	0,1	-0,4	0,0	0,3	0,2	0,1	0,3	0,1
ИЦП в производстве кокса и нефтепродуктов (прирост, %)**	1,1	2,1	2,3	2,4	2,6	2,6	2,4	2,4	-1,6
ИЦП в химическом производстве (прирост, %)**	<b>0,3</b>	0,9	0,7	1,1	0,9	0,8	0,7	1,2	0,3
ИЦП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий (прирост, %)**	2,2	1,3	-0,1	1,1	0,3	1,2	1,3	0,7	0,5
ИЦП в производстве машин и оборудования (прирост, %)**	<b>0,0</b>	0,2	0,2	0,3	0,3	0,2	0,2	0,3	0,3
ИЦП в производстве транспортных средств и оборудования (прирост, %)**	0,6	0,9	1,0	0,6	-0,3	0,1	0,9	0,4	0,8
Стоимость минимального набора продуктов питания (на одного человека в месяц), тыс. руб.	4,24	<b>4,36</b>	<b>4,37</b>	4,30	4,23	4,20	4,19	4,21	4,27
Индекс тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом (прирост, %)**	-0,1	<b>0,0</b>	-0,1	-0,1	-0,1	-0,1	-0,2	-0,2	-0,2
Индекс тарифов на трубопроводный транспорт (прирост, %)**	<b>12,7</b>	<b>0,1</b>	-1,7	1,5	3,2	-0,1	-1,4	1,9	2,7
Сводный индекс транспортных тарифов на грузовые перевозки (прирост, %)**	5,0	<b>0,0</b>	0,0	3,3	0,0	0,0	-4,5	-0,1	-0,1
Цена на нефть марки Brent (долл./барр.)	<b>72,8</b>	<b>64,5</b>	62,5	58,0	53,1	50,9	51,4	51,7	49,1
Цена на алюминий (тыс. долл./т)	1,77	<b>1,78</b>	1,77	1,75	1,73	1,74	1,74	1,73	1,73
Цена на золото (тыс. долл./унц.)	<b>1,29</b>	<b>1,28</b>	1,29	1,30	1,30	1,30	1,31	1,32	1,33
Цена на медь (тыс. долл./т)	6,43	<b>5,82</b>	5,63	5,52	5,52	5,49	5,46	5,42	5,40
Цена на никель (тыс. долл./т)	<b>12,2</b>	<b>12,0</b>	12,0	12,0	11,9	11,9	11,9	11,9	11,9
Денежная база (трлн руб.)	10,1	10,3	10,2	10,3	10,3	10,5	10,5	10,6	10,6
M <sub>2</sub> (трлн руб.)	<b>46,1</b>	<b>46,4</b>	<b>46,7</b>	47,1	46,7	47,1	46,7	47,1	47,3

Показатель	2019								
	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
Международные резервы (млрд долл.)	0,49	<b>0,49</b>	<b>0,50</b>	0,50	0,50	0,50	0,51	0,51	0,51
Обменный курс RUR/USD (руб. за доллар США)	64,69	65,06	63,08	63,42	63,56	64,13	64,23	64,44	64,82
Обменный курс USD/EUR (долл. США за евро)	1,11	<b>1,14</b>	<b>1,11</b>	1,12	1,12	1,11	1,12	1,12	1,11
Реальные располагаемые денежные доходы (прирост, %)*	4,8	-0,6	-0,2	1,5	-2,3	-4,1	0,0	-4,3	0,1
Реальные денежные доходы (прирост, %)*	-0,8	-0,6	-0,6	0,2	1,3	1,1	0,2	2,5	1,1
Реальная заработная плата (прирост, %)*	<b>3,1</b>	<b>1,6</b>	<b>2,3</b>	2,7	3,3	3,8	4,2	4,7	5,1
Численность занятого в экономике населения (млн чел.)	<b>71,4</b>	71,9	72,2	72,6	73,1	72,8	72,4	72,2	72,0
Общая численность безработных (млн чел.)	3,6	3,4	3,4	3,4	3,4	3,3	3,5	3,5	3,5

**Примечание.** Жирным шрифтом выделены фактические значения показателей;

\* % к соответствующему месяцу предыдущего года;

\*\* % к предыдущему месяцу.

## ПРИЛОЖЕНИЕ 2

Графики временных рядов экономических показателей РФ: фактические и прогнозные значения

Рис. 1а. Индекс промышленного производства Росстата (ARIMA-модель), % к декабрю 2001 г.

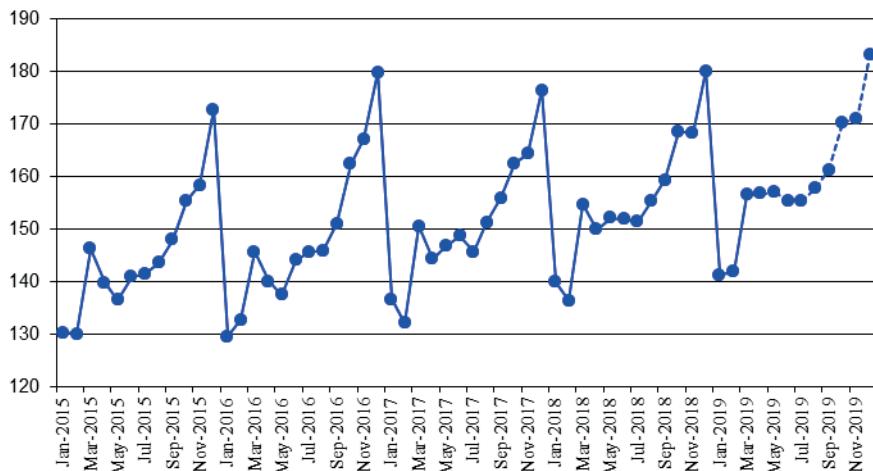


Рис. 1б. Индекс промышленного производства НИУ ВШЭ (ARIMA-модель), % к январю 2010 г.

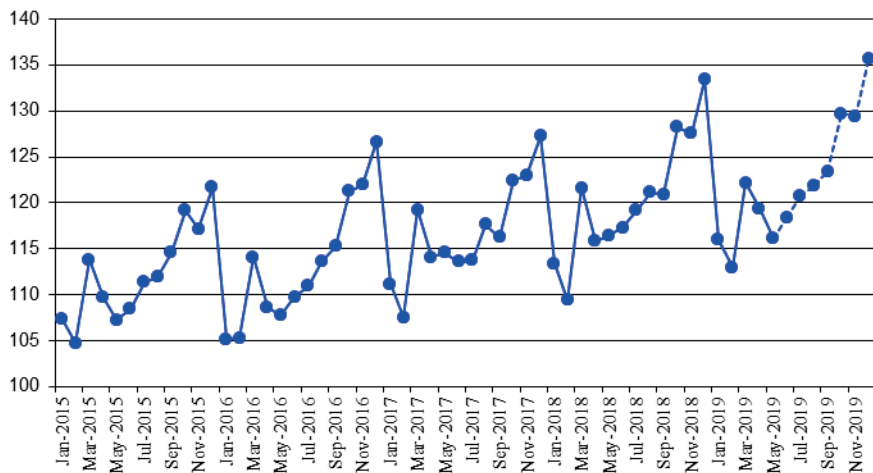


Рис. 2а. ИПП в добыче полезных ископаемых Росстата, % к декабрю 2001 г.

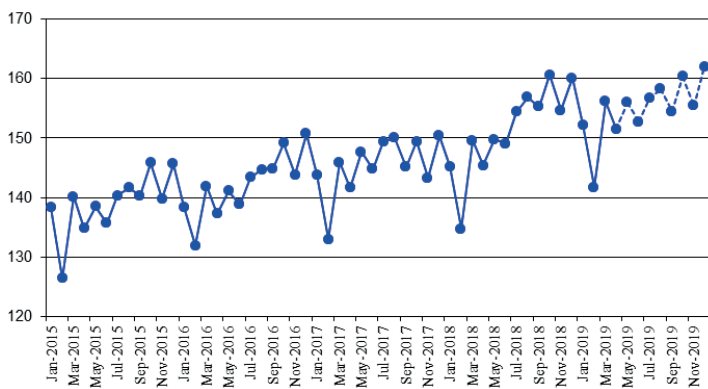


Рис. 2б. ИПП в добыче полезных ископаемых НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

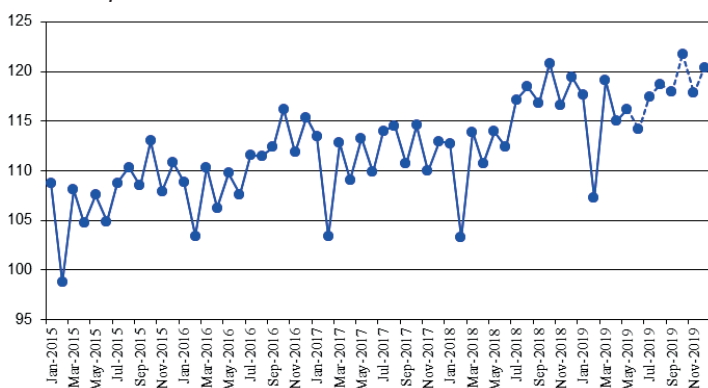


Рис. 3а. ИПП в обрабатывающих производствах Росстата, % к декабрю 2001 г.

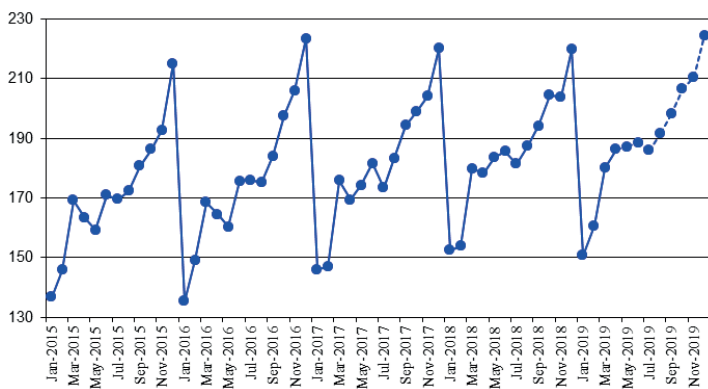


Рис. 3б. ИПП в обрабатывающих производствах НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

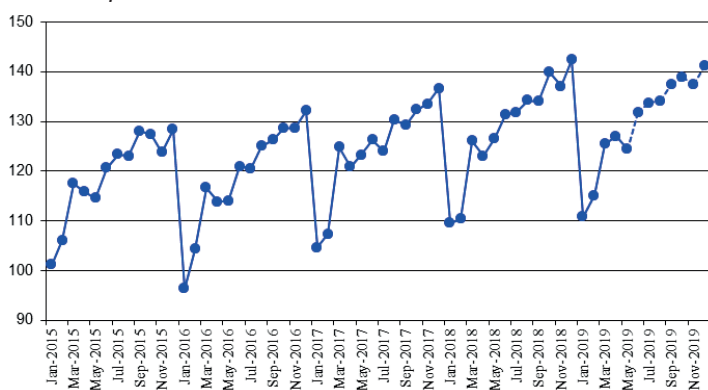


Рис. 4а. ИПП в обеспечении электрической энергией, газом и паром; кондиционировании воздуха Росстата, % к декабрю 2001 г.

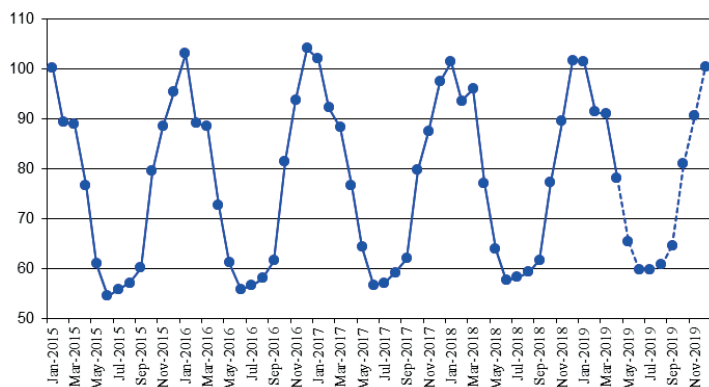


Рис. 4б. ИПП в обеспечении электрической энергией, газом и паром; кондиционировании воздуха НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

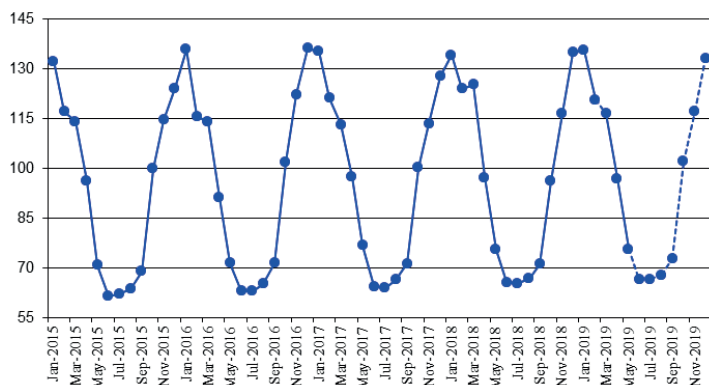


Рис. 5а. ИПП в производстве пищевых продуктов Росстата, % к декабрю 2001 г.

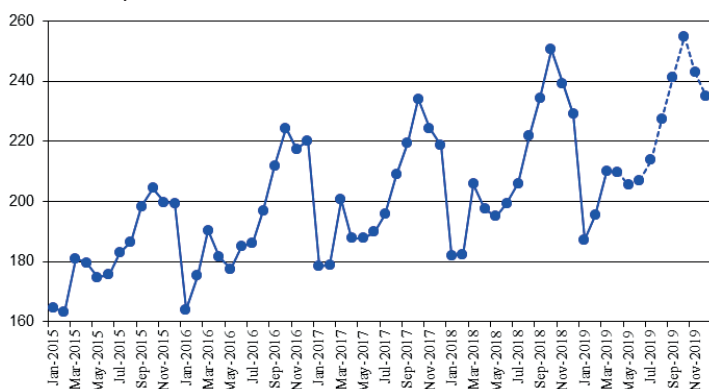


Рис. 5б. ИПП в производстве пищевых продуктов НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

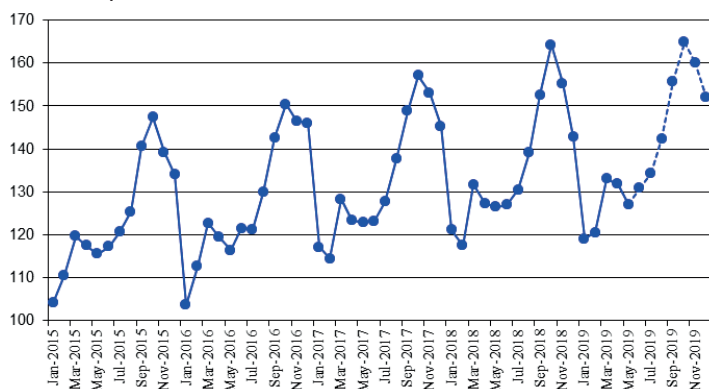


Рис. 6а. ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов Росстата, % к декабрю 2001 г.

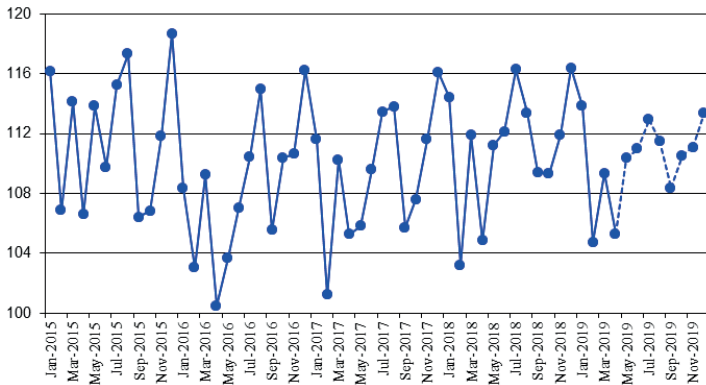


Рис. 6б. ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

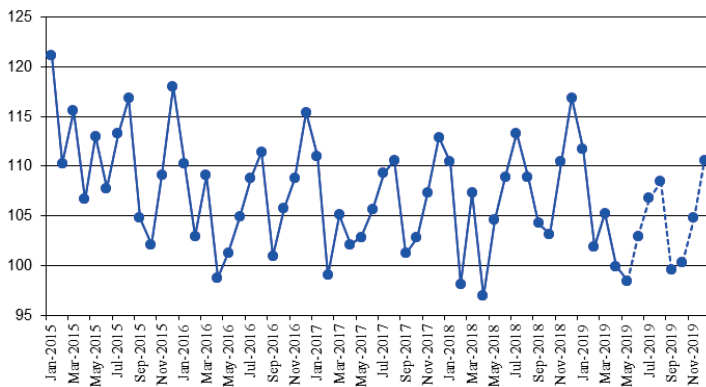


Рис. 7а. ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий Росстата, % к декабрю 2001 г.

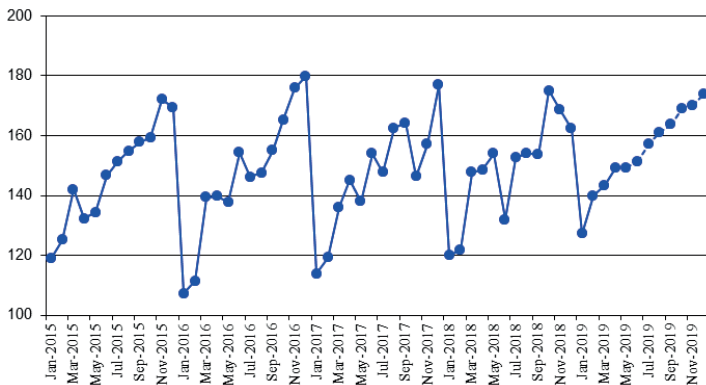


Рис. 7б. ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

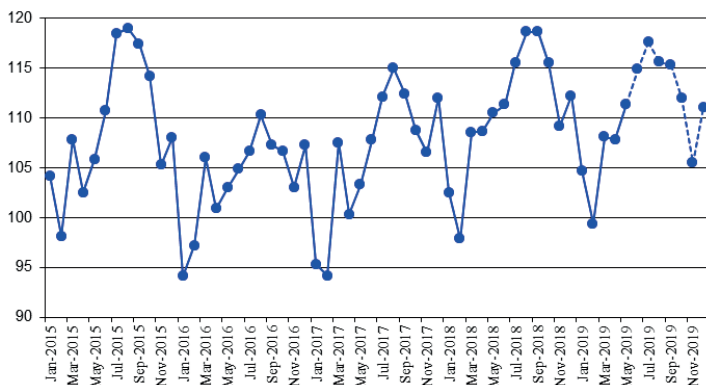




Рис. 8а. ИПП в производстве машин и оборудования Росстата, % к декабрю 2001 г.

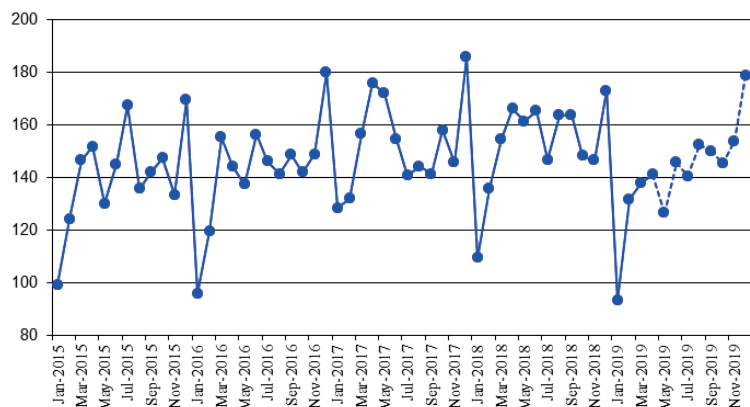


Рис. 8б. ИПП в производстве машин и оборудования НИУ ВШЭ, % к январю 2010 г.

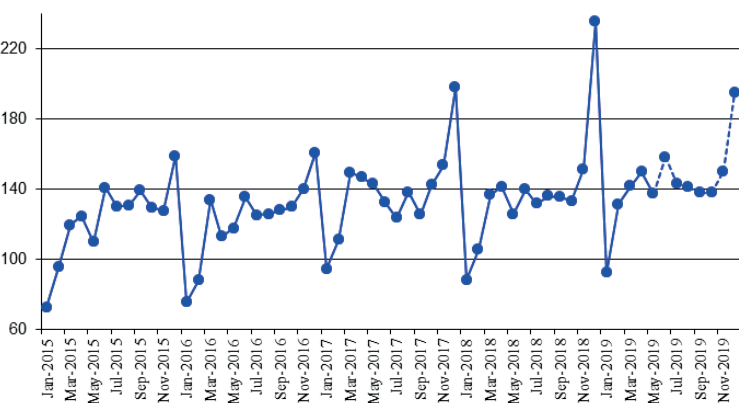


Рис. 9. Оборот розничной торговли, млрд руб.

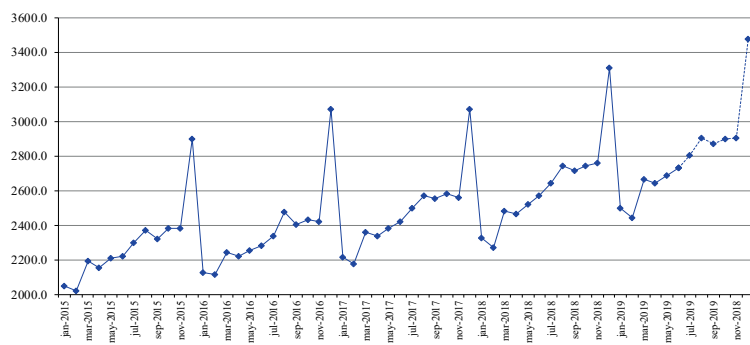


Рис. 9а. Реальный оборот розничной торговли, % к соответствующему периоду прошлого года

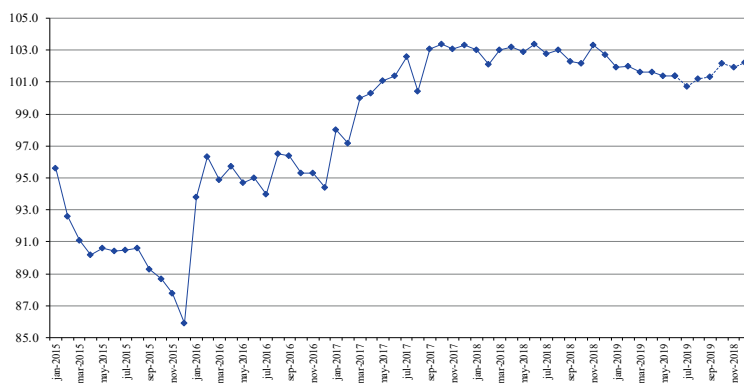


Рис. 10. Экспорт во все страны, млрд долл.

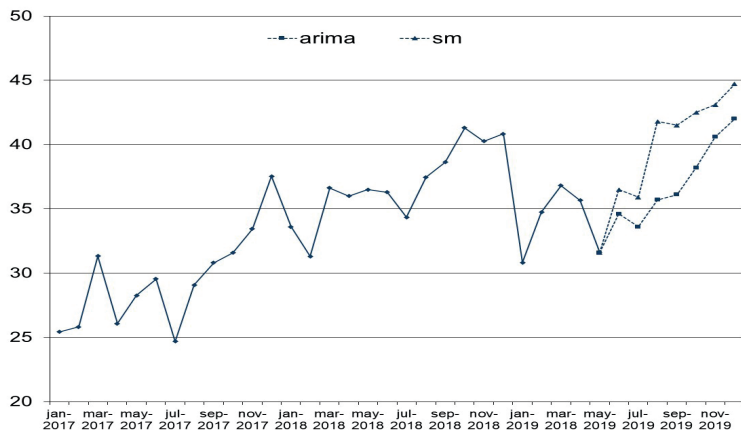


Рис. 11. Экспорт в страны вне СНГ, млрд долл.

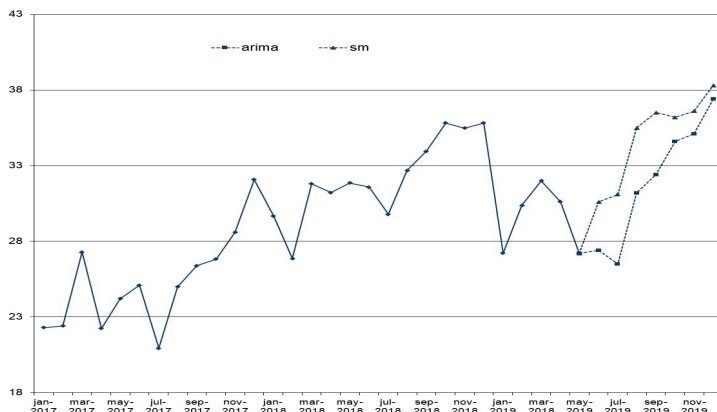


Рис. 12. Импорт из всех стран, млрд долл.

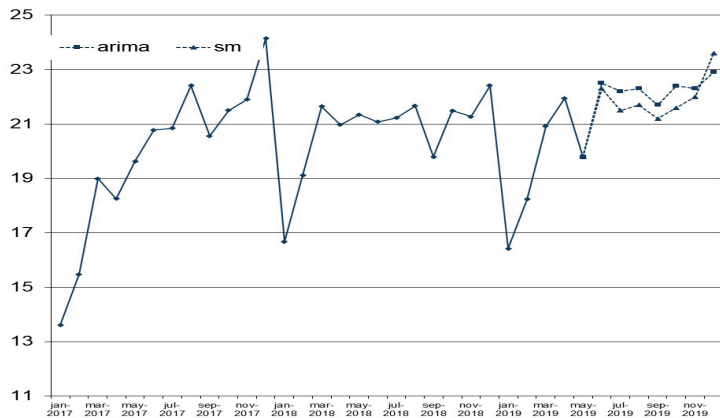


Рис. 13. Импорт из стран вне СНГ, млрд долл.

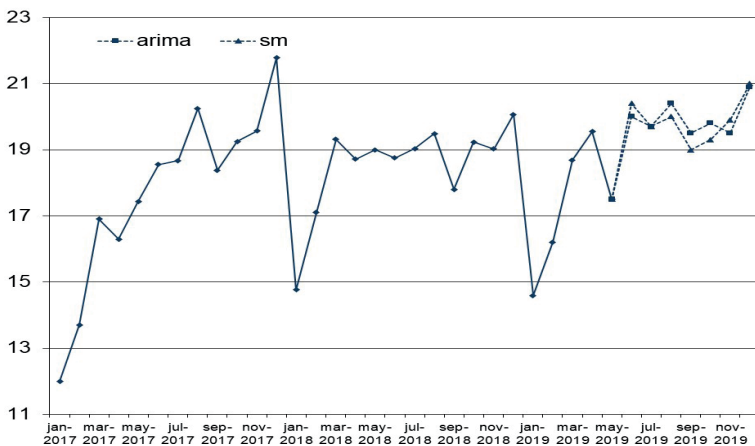


Рис. 14. Индекс потребительских цен, % к декабрю предыдущего года

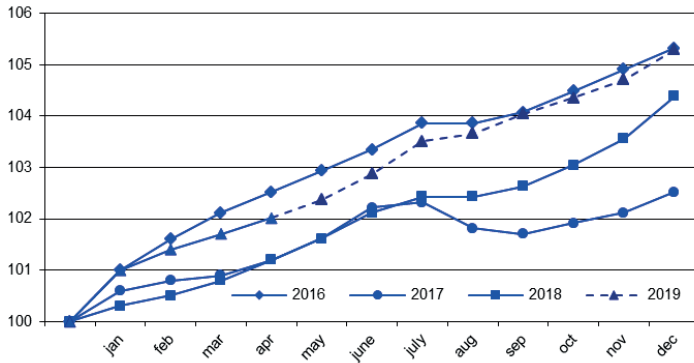


Рис. 14а. Индекс потребительских цен, % к декабрю предыдущего года (SM)

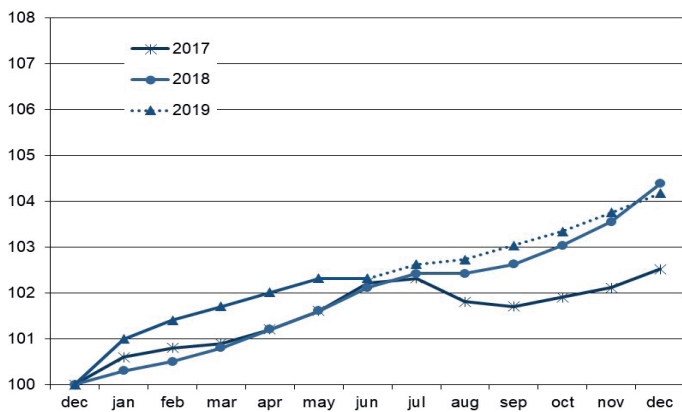


Рис. 15. Индекс цен производителей промышленных товаров, % к декабрю предыдущего года

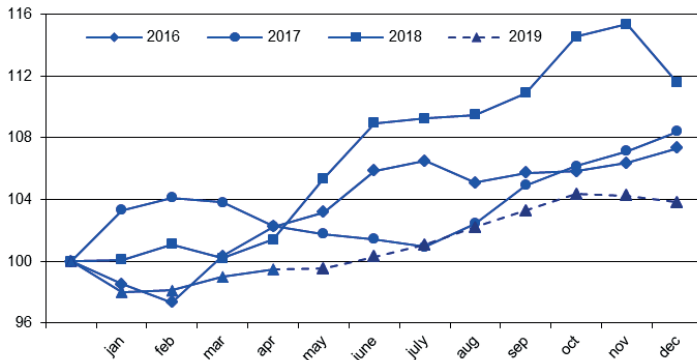


Рис. 16. Индекс цен в добыче полезных ископаемых, % к декабрю предыдущего года

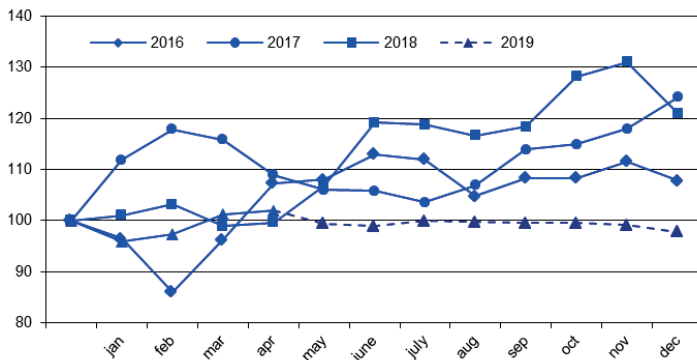


Рис. 17. Индекс цен в обрабатывающих производствах, % к декабрю предыдущего года

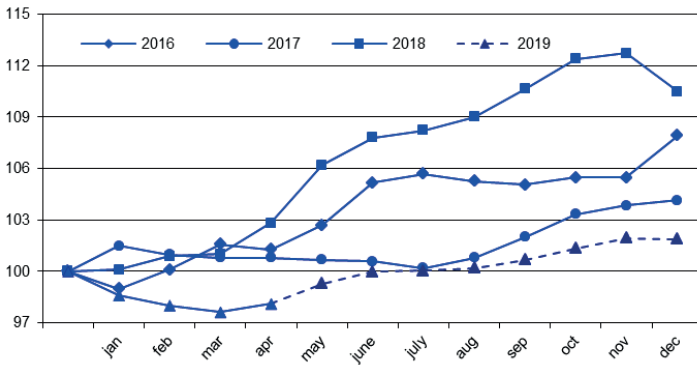


Рис. 18. Базисный индекс цен в обеспечении электрической энергией, газом и паром, % к декабрю предыдущего года

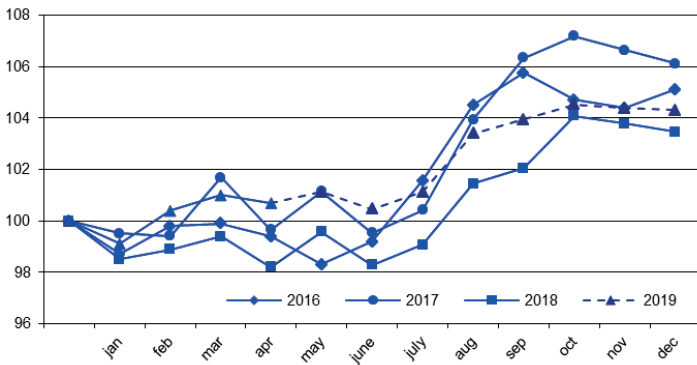


Рис. 19. Индекс цен в производстве пищевых продуктов, % к декабрю предыдущего года

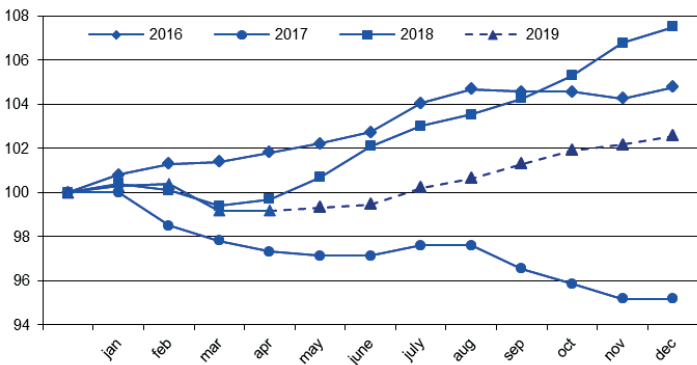


Рис. 20. Индекс цен в производстве текстильных изделий, % к декабрю предыдущего года

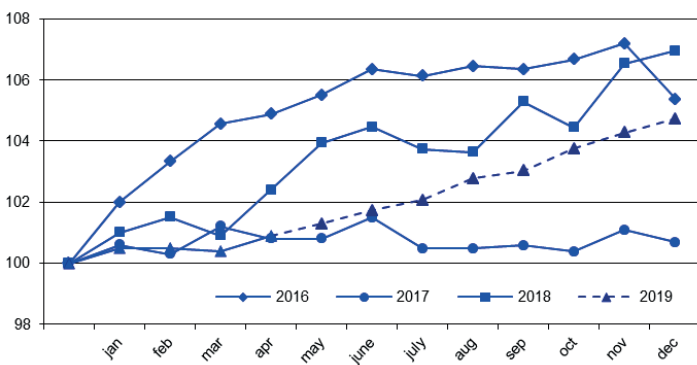


Рис. 21. Индекс цен в обработке древесины и производстве изделий из дерева, % к декабрю предыдущего года

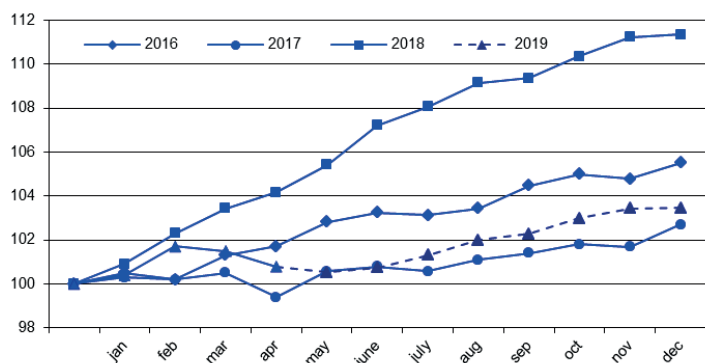


Рис. 22. Индекс цен в производстве бумаги и бумажных изделий, % к декабрю предыдущего года

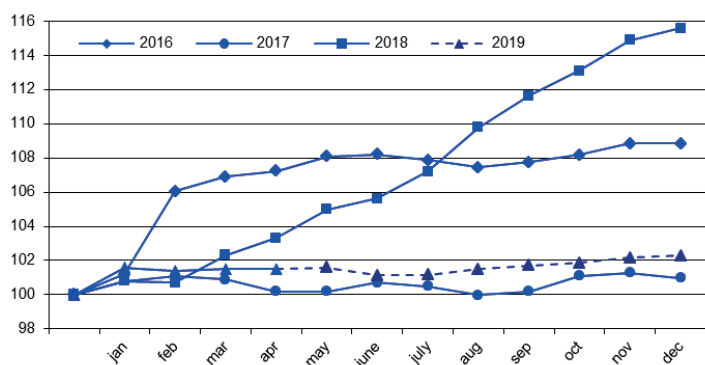


Рис. 23. Индекс цен в производстве кокса и нефтепродуктов, % к декабрю предыдущего года

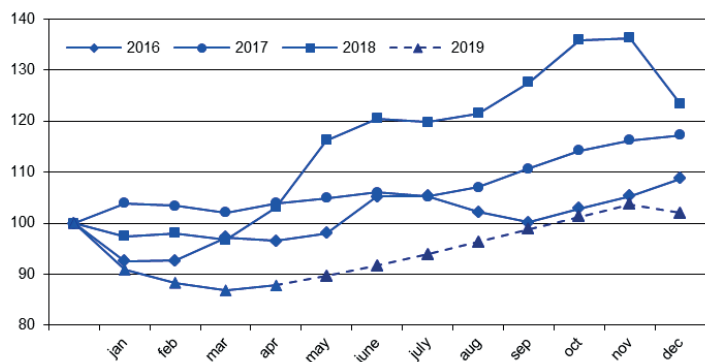


Рис. 24. Индекс цен в химическом производстве, % к декабрю предыдущего года

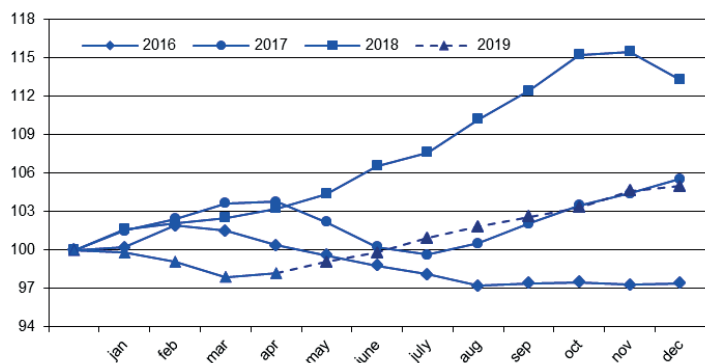


Рис. 25. Индекс цен в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий % к декабрю предыдущего года

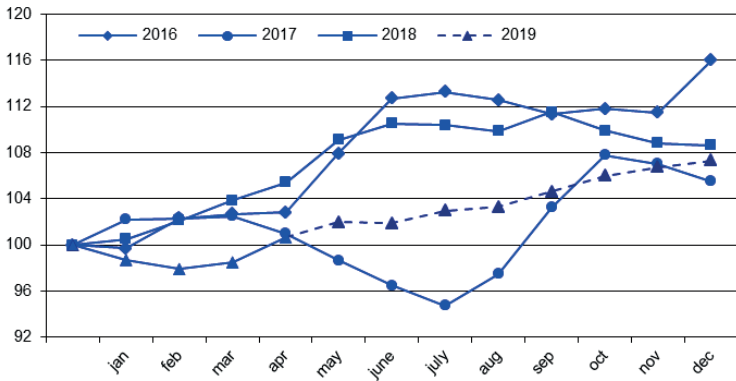


Рис. 26. Индекс цен в производстве машин и оборудования, % к декабрю предыдущего года

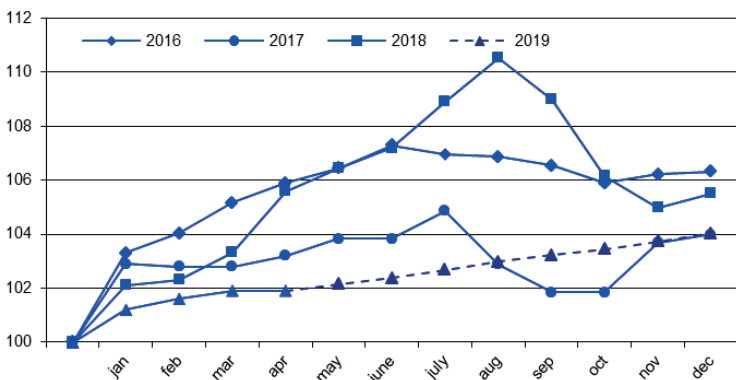


Рис. 27. Индекс цен в производстве автотранспортных средств и оборудования, % к декабрю предыдущего года

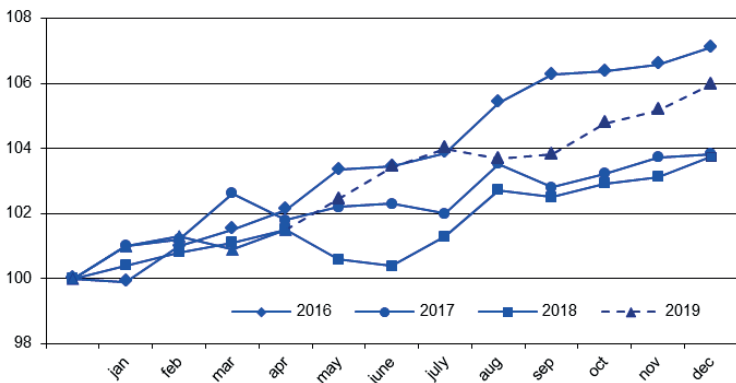


Рис. 28. Стоимость минимального набора продуктов питания на одного человека в месяц, руб.

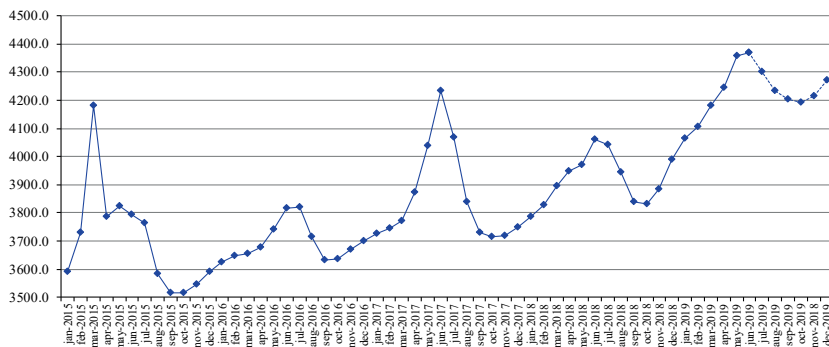




Рис. 29. Сводный индекс транспортных тарифов, для каждого года, % к предыдущему месяцу

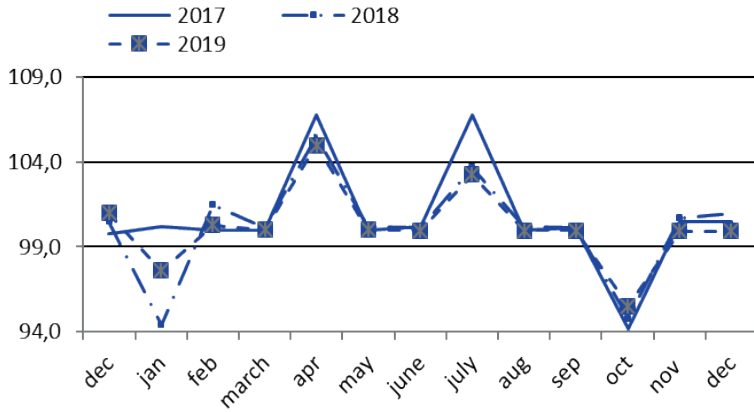


Рис. 30. Индекс тарифов на грузовые перевозки автомобильным транспортом, для каждого года, % к предыдущему месяцу

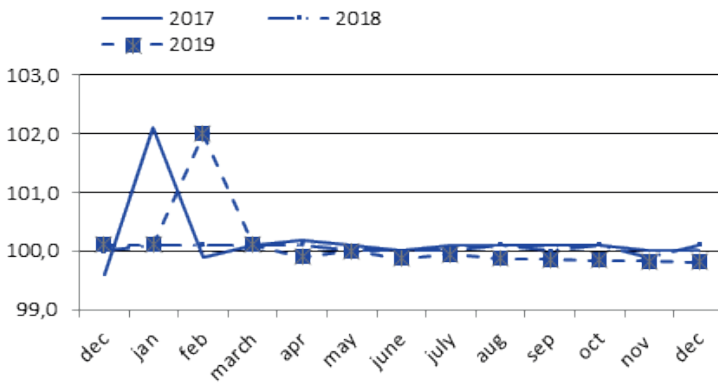


Рис. 31. Индекс тарифов на трубопроводный транспорт, для каждого года, % к предыдущему месяцу

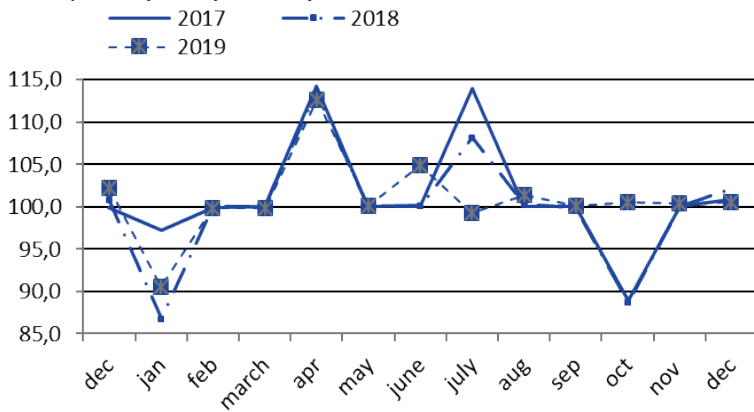


Рис. 32. Цена на нефть марки Brent, долл./барр.

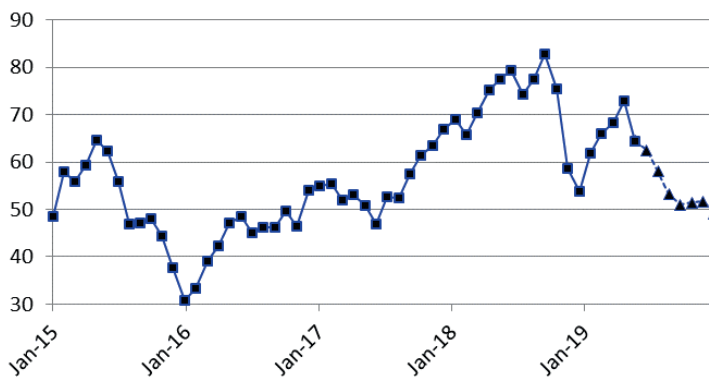


Рис. 33. Цены на алюминий, долл./т

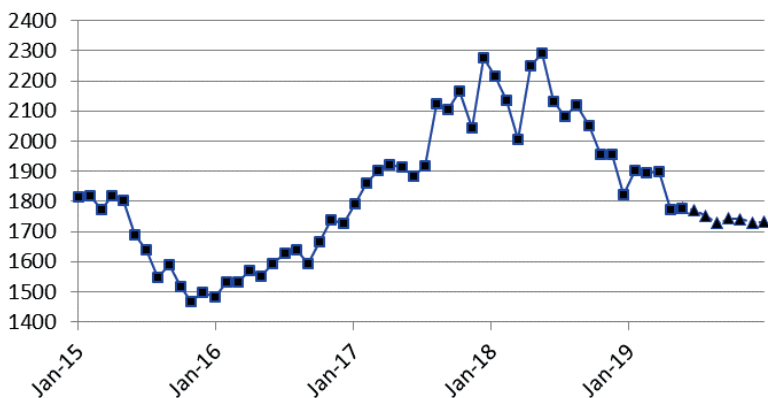


Рис. 34. Цены на золото, долл./унц.

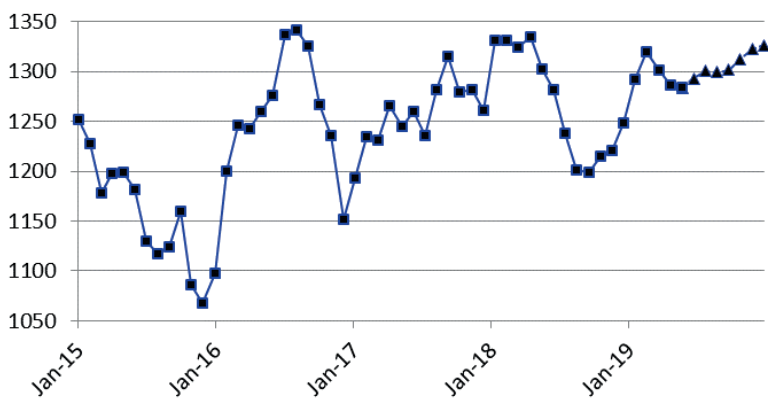


Рис. 35. Цены на никель, долл./т

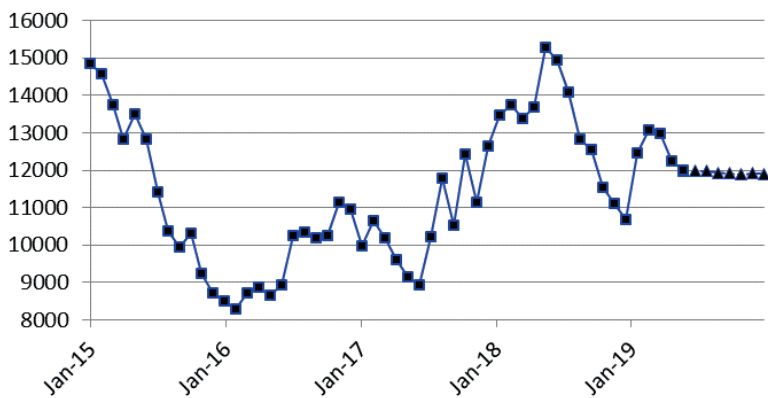


Рис. 36. Цены на медь, долл./т

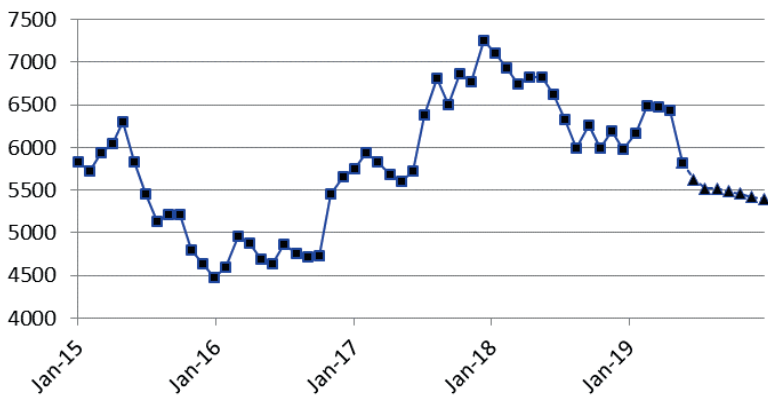


Рис. 37. Денежная база, млрд руб.

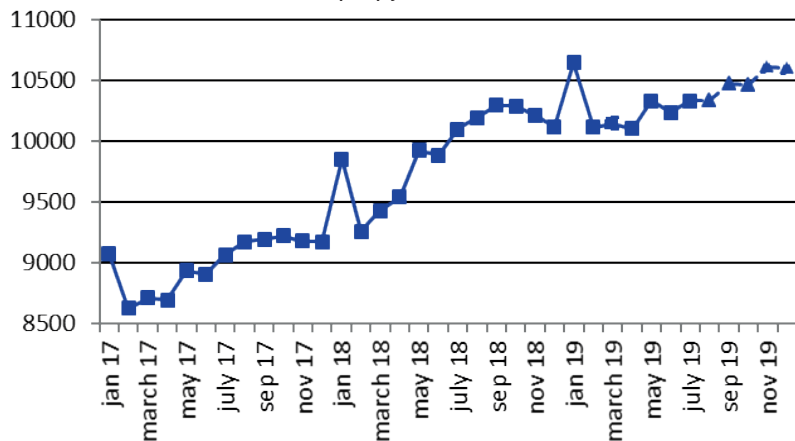


Рис. 38.  $M_2$ , млрд руб.

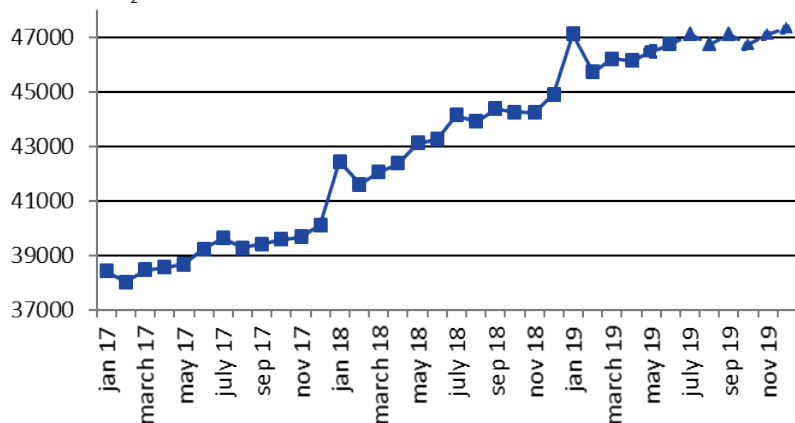


Рис. 39. Международные резервы РФ, млн долл. США

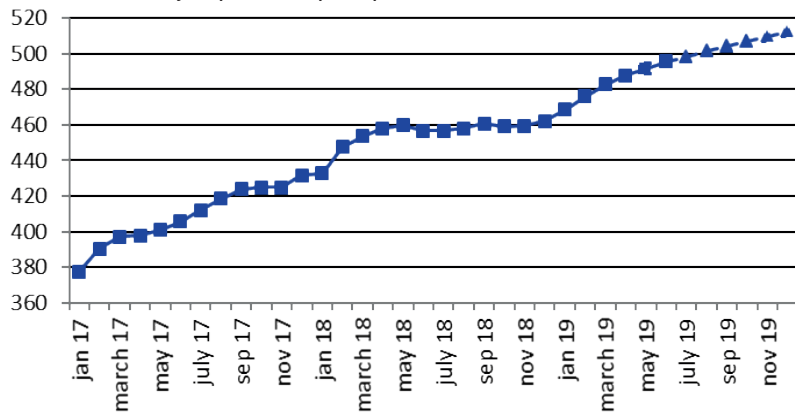


Рис. 40. Курс RUR/USD

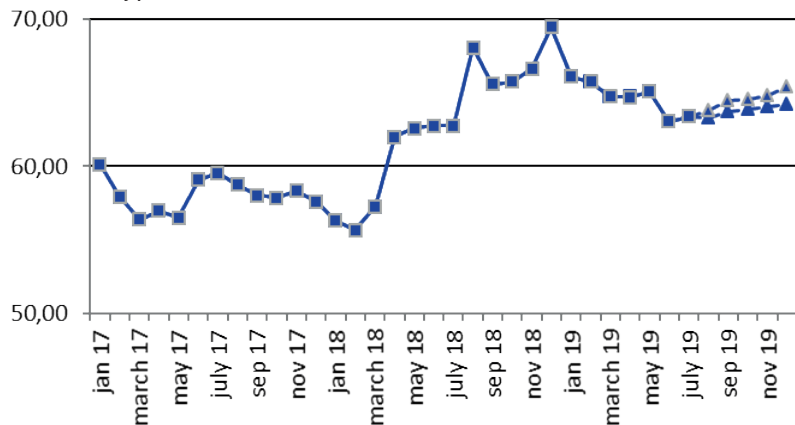


Рис. 41. Курс USD/EUR

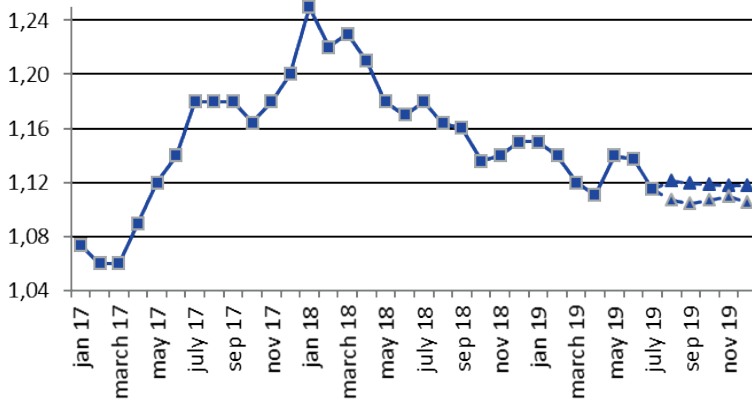


Рис. 42. Реальные располагаемые денежные доходы, % к соответствующему периоду предыдущего года

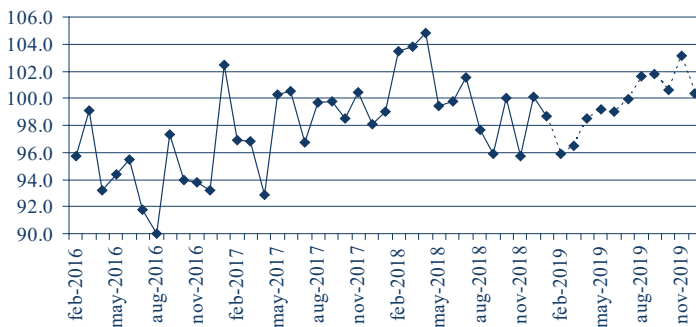


Рис. 43. Реальные денежные доходы, % к соответствующему периоду предыдущего года

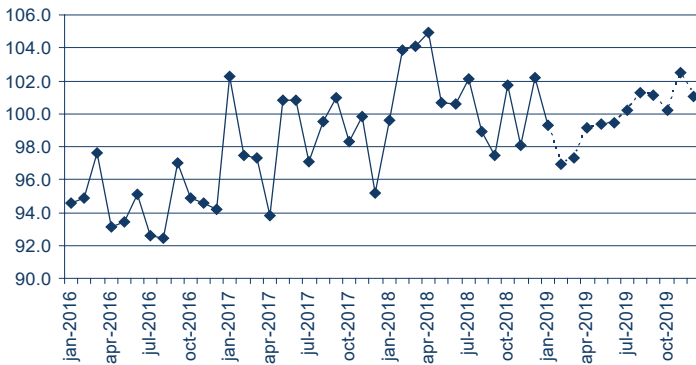


Рис. 44. Реальная начисленная заработная плата, % к соответствующему периоду предыдущего года

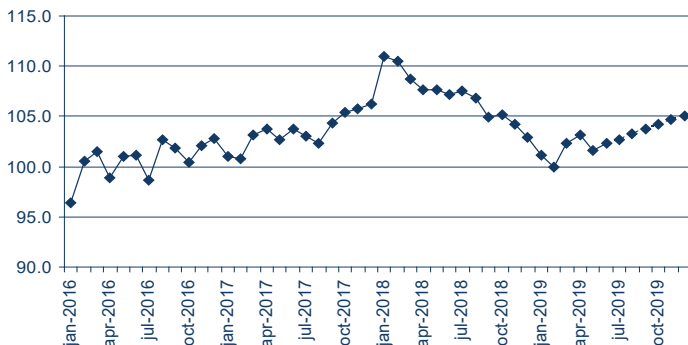


Рис. 45. Численность занятого в экономике населения, млн чел.



Рис. 46. Общая численность безработных, млн чел.



# ОЦЕНКА КАЧЕСТВА КРАТКОСРОЧНЫХ ПРОГНОЗОВ ИНДЕКСОВ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРОИЗВОДСТВА РОССТАТА

Е. Астафьева, с.н.с., РАНХиГС,  
М. Турунцева, зав. лабораторией, ИЭП им. Е.Т. Гайдара и РАНХиГС

*В статье приводятся результаты анализа качественных свойств прогнозов индексов промышленного производства (ИПП) Росстата, ежемесячно публикуемых Институтом экономической политики имени Е.Т. Гайдара в «Научном вестнике ИЭП им. Гайдара.ру»<sup>1</sup> (далее – «прогнозы ИЭП»). Мы рассматриваем простейшие статистики (MAPE, MAE, RMSE) как прогнозов ИЭП, так и альтернативных прогнозов (наивных; наивных сезонных и прогнозов, построенных с использованием скользящего среднего). Помимо сравнительного анализа на основе простейших статистик качества мы также исследуем отсутствие значимых отличий между прогнозами ИЭП и альтернативными прогнозами на основе теста знаков<sup>2</sup>.*

Оценки качества прогнозов рассматриваемых показателей построены для массива данных, который охватывает период с апреля 2009 г. по апрель 2019 г. Поскольку официальная статистика предоставляется с 2-месячным запаздыванием, публикуемые прогнозы представляют собой ожидаемые в соответствии с моделями значения показателей на 3–8 месяцев (а не 1–6 месяцев) вперед. В общей сложности массив прогнозов состоит из 726 точек (121 прогнозный месяц; по 6 прогнозов для каждого месяца). Результаты анализа представлены в *табл. 1*.

Средняя абсолютная процентная ошибка ARIMA-прогнозирования *индекса промышленного производства Росстата* составляет 2,4% (*табл. 1*). В рассматриваемом периоде прогнозы ИЭП, полученные по моделям временных рядов, превосходят по качественным характеристикам все простейшие прогнозы, и на основании теста знаков во всех случаях гипотеза об отсутствии значимых различий отвергается.

Для прогнозов по моделям, оцененным с использованием результатов конъюнктурных опросов (КО-прогнозов), ошибка составляет 2,3%. На основании теста знаков КО-прогнозы ИПП также значительно лучше всех простейших прогнозов. При сравнении прогнозов ИЭП (ARIMA и КО) значение соответствующей тестовой статистики составляет (-1,66), так что гипотеза об отсутствии значимых различий между ними не отвергается.

В соответствии с оценками качественных характеристик прогнозов индекса промышленного производства Росстата по месяцам, начиная с ноября 2010 г. (*рис.1*) расхождения между прогнозами ИЭП и истинными значениями данного показателя в абсолютном процентном выражении не превосходят 5%. В ноябре 2018 г. – апреле 2019 г. среднемесячная абсолютная процентная ошибка прогнозирования по ARIMA-моделям составляет в среднем 1,4%, по КО-моделям – 1,3%. В эти полгода средняя абсолютная процентная ошибка наивных прогнозов составляет 1,5%, наивных сезонных прогнозов – 2,0%, скользящего среднего – 1,1%, так что лучшими в последние 6 месяцев следует признать прогнозы, полученные на основе скользящего среднего.

<sup>1</sup> См.: [http://www.iep.ru/index.php?option=com\\_bibiet&Itemid=124&catid=123&lang=ru&task=showallbib](http://www.iep.ru/index.php?option=com_bibiet&Itemid=124&catid=123&lang=ru&task=showallbib). С ноября 2003 г. по июль 2012 г. – «Бюллетень модельных расчетов краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ»; с августа по декабрь 2012 г. – Бюллетень «Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ»; с января 2013 г. – регулярный раздел «Научного вестника ИЭП им. Гайдара.ру»: <http://www.iep.ru/ru/ob-izdanii.html>

<sup>2</sup> Методика анализа сравнительного качества прогнозов подробно описана в работе: Турунцева М.Ю., Киблицкая Т.Р. Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально-экономических показателей РФ. Научные труды № 135Р. М.: ИЭПП, 2010.



Таблица 1

ПРОСТЕЙШИЕ СТАТИСТИКИ КАЧЕСТВА ПРОГНОЗОВ И РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕСТА ЗНАКОВ

		Индекс промышленного производства	Индекс промышленного производства (КО)	ИПП в добыче полезных ископаемых	ИПП в обрабатывающих производствах	ИПП в производстве и распределении электроэнергии, газа и воды	ИПП в производстве пищевых продуктов	ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов	ИПП в металлургическом производстве и производстве готовых металлических изделий	ИПП в производстве машин и оборудования
Прогнозы ИЭП	MAPE	<b>2.39%</b>	<b>2.26%</b>	<b>1.89%</b>	<b>3.65%</b>	<b>3.23%</b>	<b>2.84%</b>	<b>2.80%</b>	<b>6.31%</b>	<b>12.38%</b>
	MAE	<b>2.41</b>	<b>2.28</b>	<b>1.93</b>	<b>3.68</b>	<b>3.24</b>	<b>2.96</b>	<b>2.87</b>	<b>6.53</b>	<b>11.64</b>
	RMSE	<b>3.29</b>	<b>3.29</b>	<b>2.50</b>	<b>5.07</b>	<b>4.18</b>	<b>3.69</b>	<b>3.59</b>	<b>9.12</b>	<b>15.74</b>
Наивные прогнозы	MAPE	3.33%	3.33%	1.92%	4.91%	4.11%	3.25%	3.17%	8.17%	12.54%
	MAE	3.39	3.39	1.97	5.02	4.13	3.39	3.25	8.51	12.17
	RMSE	5.43	5.43	2.71	7.77	5.45	4.22	4.04	11.81	16.58
	Z	-3.12	-6.90	-0.96	-3.41	-4.16	-3.34	-1.93	-6.75	-0.15
		отв	отв	не отв	отв	отв	отв	не отв	отв	не отв
Наивные сезонные прогнозы	MAPE	5.35%	5.35%	2.62%	7.46%	5.07%	3.86%	4.29%	10.78%	17.08%
	MAE	5.39	5.39	2.69	7.51	5.07	4.00	4.40	11.15	15.98
	RMSE	8.29	8.29	3.57	11.70	6.84	4.89	5.41	15.54	23.22
	Z	-10.47	-11.43	-6.83	-8.98	-6.16	-7.50	-8.39	-9.95	-3.49
		отв	отв	отв	отв	отв	отв	отв	отв	отв
Скользящее среднее	MAPE	4.22%	4.22%	1.93%	6.13%	3.47%	2.85%	3.01%	7.94%	12.76%
	MAE	4.27	4.27	1.98	6.21	3.47	2.97	3.08	8.26	12.03
	RMSE	6.59	6.59	2.72	9.42	4.60	3.79	3.85	11.91	17.15
	Z	-6.53	-9.20	-0.52	-7.27	-1.19	-0.15	-1.71	-4.38	-1.56
		отв	отв	не отв	отв	не отв	не отв	не отв	отв	не отв

Прогнозы ИЭП всех рассматриваемых ИПП по видам деятельности характеризуются более низким уровнем ошибок в сравнении с простейшими методами прогнозирования.

В соответствии с оценками качественных характеристик у пяти индексов промышленного производства средняя абсолютная процентная ошибка прогнозирования в рассматриваемом периоде не превышает 5%: в добыче полезных ископаемых – 1,9%, в производстве кокса и нефтепродуктов – 2,8%, в производстве пищевых продуктов – 2,8%, в обеспечении электрической энергией, газом и паром – 3,2% и в обрабатывающих производствах – 3,7%.

При этом на основании теста знаков ARIMA-прогнозы ИПП в обрабатывающих производствах значимо лучше всех простейших прогнозов. В случае ИПП в производстве пищевых продуктов и ИПП в обеспечении электрической энергией, газом и паром гипотеза об отсутствии значимых различий отвергается при сравнении прогнозов ИЭП с наивными прогнозами и наивными сезонными прогнозами. ARIMA-прогнозы ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов и ИПП в добыче полезных ископаемых значимо лучше наивных сезонных прогнозов.

ИПП данной группы видов экономической деятельности демонстрируют достаточно высокие качественные характеристики прогнозов и по отдельным месяцам. В последние полгода рассматриваемого периода среднемесячная абсолютная процентная ошибка прогнозирования индексов промышленного производства всех видов экономической деятельности данной группы уменьшилась, составив 1,3% в обеспечении электрической энергией, газом и паром, 1,8% – в добыче полезных ископаемых, 2,2% – в производстве кокса и нефтепродуктов, 2,2% – в производстве пищевых продуктов, 3,3% – в обрабатывающих производствах.

В ноябре 2018 г. – апреле 2019 г. ARIMA-прогнозы ИПП в добыче полезных ископаемых и ИПП в обеспечении электрической энергией, газом и паром превосходят по качеству все альтернативные методы. ARIMA-прогнозы ИПП в производстве кокса и нефтепродуктов и в эти 6 месяцев уступают по качеству наивным сезонным прогнозам и скользящему среднему, прогнозы ИПП в производстве

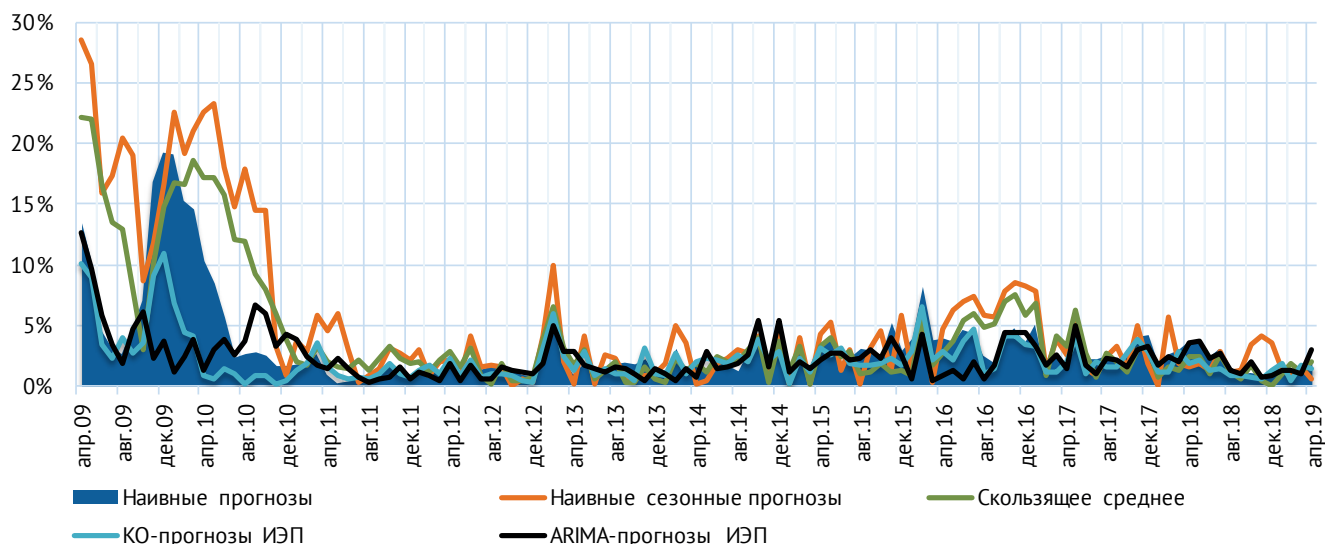


Рис. 1. Средняя абсолютная процентная ошибка прогнозирования индекса промышленного производства Росстата по месяцам

пищевых продуктов – наивным прогнозам и скользящему среднему, а лучшие качественные характеристики для этих двух показателей демонстрируют прогнозы, построенные на основе скользящего среднего, для которых средняя абсолютная процентная ошибка составляет 1,7% и 1,9% соответственно. Прогнозы ИПП в обрабатывающих производствах в ноябре 2018 г. – апреле 2019 г. уступают по качеству всем простейшим методам. Для данного показателя лучшие качественные характеристики демонстрируют наивные сезонные прогнозы, расхождения которых с истинными значениями составляют в среднем 1,9%.

В рассматриваемом периоде для ИПП в металлургическом производстве расхождения между прогнозами ИЭП и истинными значениями показателя в абсолютном процентном выражении составляют 6,3%. ARIMA-прогнозы данного индекса демонстрируют лучшие качественные характеристики в сравнении со всеми простейшими методами прогнозирования, причем на основании теста знаков гипотеза об отсутствии значимых различий во всех случаях отвергается.

В ноябре 2018 г. – апреле 2019 г. среднемесячная абсолютная процентная ошибка ARIMA-прогнозов ИПП в металлургическом производстве демонстрирует увеличение до уровня 6,72%. В эти полгода

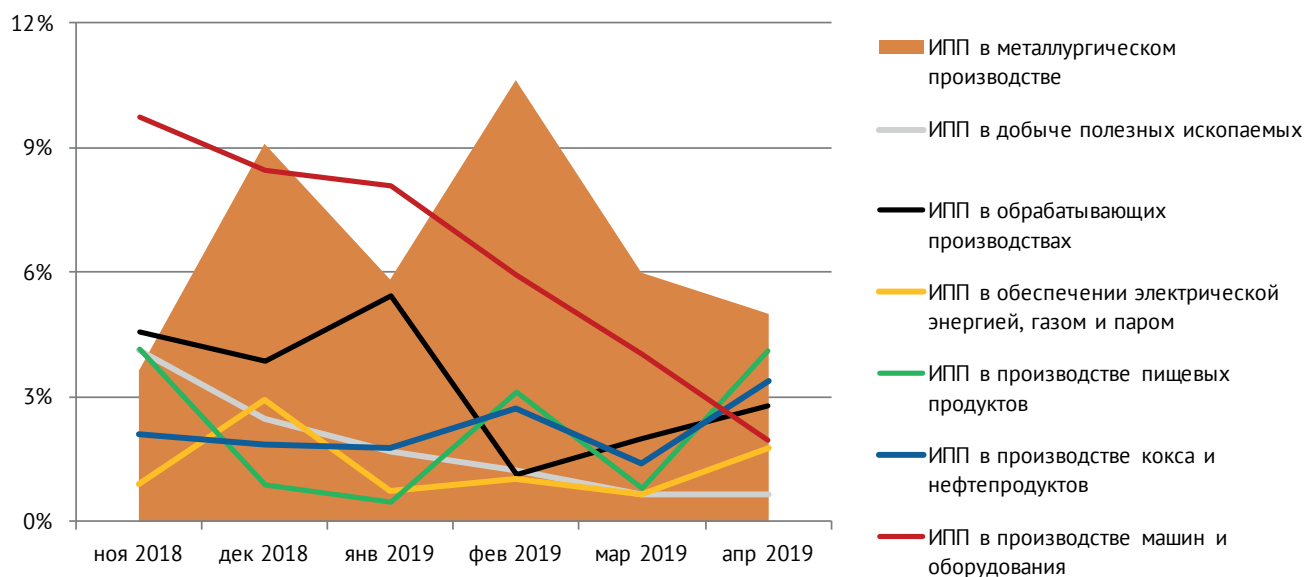



Рис. 2. Средняя абсолютная процентная ошибка прогнозирования индексов промышленного производства Росстата по видам экономической деятельности в ноябре 2018 г. – апреле 2019 г.

средняя абсолютная процентная ошибка наивных прогнозов составляет 9,4%, наивных сезонных прогнозов – 10,0%, скользящего среднего – 6,9%. Так что в последние 6 месяцев рассматриваемого периода прогнозы данного показателя, полученные по моделям временных рядов, остаются лучшими в сравнении с альтернативными методами.

Самые низкие качественные характеристики прогнозов среди ИПП Росстата демонстрирует ИПП *в производстве машин и оборудования*. Средняя абсолютная процентная ошибка прогнозирования ИПП данного вида экономической деятельности составляет 12,4%. Несмотря на достаточно высокий уровень ошибки, следует отметить, что ARIMA-прогнозы характеризуются более низким уровнем ошибки в сравнении со всеми альтернативными методами, причем в соответствии с тестом знаков в случае наивных сезонных прогнозов эти различия значимы.

Оценки по месяцам свидетельствуют, что средняя абсолютная процентная ошибка ARIMA-прогнозов ИПП в производстве машин и оборудования в ноябре 2018 г. – апреле 2019 г. уменьшилась, составив в последние 6 месяцев рассматриваемого периода 6,4%. В эти 6 месяцев прогнозы ИЭП превосходят по качеству наивные прогнозы и прогнозы на основе скользящего среднего, а лучшие качественные характеристики демонстрируют наивные сезонные прогнозы, средняя абсолютная процентная ошибка которых в эти полгода составляет 4,5%.

\* \* \*

Таким образом, на основе проведенного анализа можно говорить о том, что прогнозы ИЭП индексов промышленного производства Росстата обладают лучшим качеством по сравнению с простейшими альтернативными методами прогнозирования. В течение анализируемого периода времени MAPE шести из восьми показателей не превосходит 5%. Лишь один показатель имеет MAPE выше 10%. Также следует отметить, что в последние полгода рассматриваемого периода (ноябрь 2018 г. – апрель 2019 г.) семь из восьми показателей демонстрируют улучшение качественных характеристик. 

# СРАВНЕНИЕ ПРОГНОЗНЫХ МЕР РИСКА С ПОМОЩЬЮ МОДЕЛЕЙ С ДЛИННОЙ ПАМЯТЬЮ

Е. Синельникова-Мурылева, с.н.с., Центра изучения проблем центральных банков  
ИПЭИ РАНХиГС,

Н. Чухров, ведущий аналитик Департамента операций на финансовых рынках Банка России

*Управление финансовыми рисками основано на сравнении мер риска и доходностей среди различных классов активов или портфелей. В случае, когда агент обладает большим портфелем активов или если он управляет портфелем государственных активов, главным критерием при выборе портфеля активов для него становится снижение риска при сохранении определенного уровня доходности.*

Примерами величин, с помощью которых можно сравнить несколько портфелей по риску, являются:

- 1) волатильность,
  - 2) VaR (Value-at-Risk),
  - 3) ожидаемые потери (Expected Shortfall),
  - 4) мера систематического риска (бета портфеля)
- и др.

В этой работе будет рассмотрена мера VaR, так как она предлагается Международной ассоциацией рынков капитала (Comotto, 2012)<sup>1</sup> в качестве меры обеспечения залоговых активов, т.н. показатели “haircuts” и “margin ratio”.

Сравнение мер риска может быть проделано с помощью большого класса параметрических и полупараметрических моделей. На сегодняшний день наиболее популярным является класс моделей обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH) (Hurlin, Laurent, Quaedvlieg, Smeekes, 2015)<sup>2</sup>.

Однако в современных реалиях, имея огромные вычислительные ресурсы и доступ к большим массивам данных, крупные компании зачастую имеют нормативы, в которых заложен минимальный размер выборки, необходимый для прогноза риск-мер (например, не менее, чем за 5 лет). На больших выборках некоторые классы ARCH моделей сталкиваются со следующими проблемами (подробно разобрано, например, у Villar (2010)<sup>3</sup>:

- 1) кластеризация доходностей (частично решается моделями класса GARCH) – проблема, возникающая при образовании «кластеров» из положительных и/или отрицательных доходностей, которые мешают прогнозированию волатильности;
- 2) асимметрия в доходностях (решается, например, Threshold-GARCH, EGARCH) – проблема, возникающая из-за того, что положительная доходность имеет свойство дольше «задерживаться» в рядах данных;
- 3) неотрицательность волатильности (решается, например, EGARCH) – проблема, возникающая из-за чувствительности моделей к параметрам, которая может привести к отрицательным величинам волатильности;
- 4) наличие длинной памяти – многие исследователи (например, Andersen et al. (2001)<sup>4</sup>, Taylor (1986)<sup>5</sup> показали, что ряды доходностей и их волатильности имеют гиперболически затухающую функцию частной автокорреляции, что является признаком наличия длинной памяти у рядов. Они также показали, что такие ряды могут быть описаны с помощью моделей с дробной интеграцией, которые учитывают наличие длинной памяти. Дополнительной мотивацией использовать модель с длинной

<sup>1</sup> Comotto R. (2012). “Haircuts and initial margins in the repo market”, ICMA European Repo Council.

<sup>2</sup> Hurlin C., Laurent S., Quaedvlieg R., Smeekes S. (2015). “Risk Measure Inference”. Journal of Business and Economic Statistics, 35. P. 499–512.

<sup>3</sup> Villar J., R. (2010). “Volatility Models with Leverage Effect”, Universidad Carlos III De Madrid, doctoral thesis.

<sup>4</sup> Andersen T.G., T. Bollerslev, F.X. Diebold, P.Laybs (2001). “The distribution of realized exchange rate volatility”. Journal of the American Statistical Association, 96. P. 42–55.

<sup>5</sup> Taylor S.J. (1986). “Modelling Financial Time Series”, Wiley.

памятью является тот факт, что на рынке валют гипотеза об эффективности рынка часто отвергается (например, у Kallianiotis (2018)<sup>1</sup>), а значит, часть информации не учитывается полностью в последней цене, и можно предсказать часть риск-премии, используя прошлые значения. Модели с длинной памятью используют наиболее полную и «долгую» прошлую информацию, поэтому их использование целесообразно.

В настоящей работе предлагается исследование доходности валютных портфелей, состоящих из различных корзин валют. Задача выбора наименее рискованного портфеля валют из возможного набора является одной из основных для держателей крупных портфелей активов. Как показали Taylor (1986)<sup>2</sup>, Ding et al. (1993)<sup>3</sup>, Pong et al. (2008)<sup>4</sup>, доходность валютных курсов обладает длинной памятью, а значит, должна моделироваться с помощью дробно-интегрированных моделей.

### Дробно-интегрированная экспоненциальная модель обобщенной условной гетероскедастичности

В процессах с условной гетероскедастичностью доходности описываются следующим процессом:

$$R_t = \sigma_t \varepsilon_t \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (1)$$

где  $\{\varepsilon_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$  – последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин с нулевым математическим ожиданием и условным стандартным отклонением  $\sigma_t = (\sigma_t | \Theta_{t-1})$ , где  $\Theta_{t-1}$  – множество дисперсий, полученных с помощью имеющейся информации на момент времени  $t-1$ .

Простая модель класса ARCH(p) предлагает моделировать волатильность следующим образом (Engle, 1982)<sup>5</sup>:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i R_{t-i}^2, \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (2)$$

где  $p$  – порядок модели,  $\alpha_0$  – свободный член,  $\alpha_i$  – коэффициенты при запаздывающих переменных. Обобщенная модель условной гетероскедастичности (GARCH(p,q), Nelson (1991))<sup>6</sup> полагает наличие зависимости волатильности не только от рядов доходности, но и от своих значений в прошлом:

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^p \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2, \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (3)$$

где  $q$  – порядок запаздывающих волатильностей,  $w$  – свободный член,  $\beta_j$  – коэффициент при запаздывающих волатильностях. Чтобы избавиться от возможных отрицательных значений вводится экспоненциальная форма GARCH (EGARCH(p,q)):

$$\ln(\sigma_t^2) = w + \frac{\alpha_p(L)}{\beta_q(L)} [\theta \varepsilon_{t-1} + \gamma (|\varepsilon_{t-1}| - \mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|))], \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (4)$$

где  $f_n(L) = 1 - \sum_{i=1}^n f_i L^i$ ,  $\theta$  и  $\gamma$  – некоторые параметры,  $\mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|) = \text{const}, \forall t \in \mathbb{Z}$ . Наконец, добавляя возможность учитывать длинную память в рядах волатильностей, получается модель FIEGARCH (p, d, q):

$$\ln(\sigma_t^2) = w + \frac{\alpha_p(L)}{\beta_q(L)} (1-L)^{-d} [\theta \varepsilon_{t-1} + \gamma (|\varepsilon_{t-1}| - \mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|))], \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (5)$$

где  $d$  – параметр дробной интегрированности,  $(1-L)^d = \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(k+1)\Gamma(-d)}$ ,  $\Gamma(x)$  – Гамма-функция Эйлера. Такая модель избегает все проблемы, описанные выше (см., например, Lopes and Prass (2013)<sup>7</sup>). Параметр дробной интеграции может принимать значения от 0 до 1. В случае  $d=0$  модель становится EGARCH, если  $d=1$ , то модель переходит в класс интегрированных GARCH моделей.

<sup>1</sup> Kallianiotis I.N. (2018). "How Efficient is the Foreign Exchange Market". Athens Journal of Business and Economics, vol. 4(3). P. 293–326.

<sup>2</sup> Taylor S.J. (1986). "Modelling Financial Time Series", Wiley.

<sup>3</sup> Ding Z.C., Granger W.J., Engle R.F. (1993). "A long memory property of stock markets and a new model". Journal of Empirical Finance, 1. P. 83–106.

<sup>4</sup> Pong S., Shackleton M.B., Taylor S.J. (2008). "Distinguishing short and long memory volatility specification". The Economic Journal, 11. P. 617–637.

<sup>5</sup> Engle R.F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation". Econometrica, 50. P. 987–1008.

<sup>6</sup> Nelson D.B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A new Approach", Econometrica, 59. P. 347–370.

<sup>7</sup> Lopes S.R.C., Prass T.S. (2013). "Theoretical Results on fractionally Integrated Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic Processes". Mathematics Institute – UFRGS, Brazil.

Для того, чтобы получить оценки параметров в данной модели, можно воспользоваться процедурой, описанной у Prass (2008)<sup>1</sup>:

- 1) задать начальные параметры  $\psi=(d, w, \theta, \gamma, \alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q) \in \mathbb{R}^{p+q+4}$ ;
- 2) определить  $\mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|)$ ; в рамках данного исследования эта величина равна  $\sqrt{2/\pi}$ , исходя из предпосылки о нормальности распределений  $\{\varepsilon_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ , так как:

$$\mathbb{E}(|\varepsilon_t|) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} |\varepsilon| e^{-\varepsilon^2/2} d\varepsilon = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{+\infty} |\varepsilon| e^{-\varepsilon^2/2} d\varepsilon = \sqrt{\frac{2}{\pi}}; \quad (6)$$

- 3) задать  $\ln(\widetilde{\sigma}^2)$ , где  $\widetilde{\sigma}^2 = [\mathbb{V}(R_t)]^2$ .

Так как  $\mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|)$  и  $w$  – константы, то (5) можно переписать как:

$$\begin{aligned} \beta_q(L)(1-L)^d \ln(\sigma_t^2) &= \\ &= w\beta_q(L)(1-L)^d + \alpha_p(L)[\theta\varepsilon_{t-1} + \gamma(|\varepsilon_{t-1}| - \mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|))], \\ w\beta_q(L)(1-L)^d &= 0, \text{ так как } (1-1)^d = 0, \\ \beta_q(L)(1-L)^d \ln(\sigma_t^2) &= -\gamma * \mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|) * \alpha_p(1) + \alpha_p(L) * [\theta\varepsilon_{t-1} + \gamma|\varepsilon_{t-1}|], \\ \ln(\sigma_t^2) &= c + \sum_{i=1}^{+\infty} \left[ \sum_{j=0}^{\min\{i,q\}} \delta_{d,i-j} \beta_i \right] \ln(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{k=0}^p (\tau_k \varepsilon_{t-1} + \varphi_k |\varepsilon_{t-1}|), \forall t \in \mathbb{Z} \quad (7) \end{aligned}$$

где  $c = -\gamma * \mathbb{E}(|\varepsilon_{t-1}|) * \alpha_p(1)$ ,  $\delta_{d,0} = 1$ ,  $\delta_{d,l} = -\prod_{i=1}^l \frac{(i-1-d)}{i}$ ,  $\tau_0 = \theta$ ,  $\varphi_0 = \gamma$ ,  
 $\tau_k = -\theta\alpha_k, \forall k \in \{1; p\}$ ,  $\beta_0 = 1$ ,  $\varphi_k = -\gamma\alpha_k, \forall k \in \{1; p\}$ .

В такой постановке набор параметров принимает вид:  $\psi^*=(d, \theta, \gamma, \alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q) \in \mathbb{R}^{p+q+3}$ , так как эффект от константы  $w$  зануляется.

- 4) Для  $t=1$ :

$$\ln(\sigma_t^2) = c + \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=0}^{\min\{i,q\}} \delta_{d,i-j} \beta_i \right] \ln(\widetilde{\sigma}^2), \quad (8)$$

так как полагается, что  $\varepsilon_t=0$ , где  $t < 1$ . Видно, что в формуле (8) бесконечная сумма заменяется конечной, при этом для  $t < 1$  волатильность равна исторической дисперсии. В конечной выборке сумма  $\sum_{j=1}^n \delta_{d,i}$  не будет в точности равна 1, однако она стремится к 1 с ростом  $n$  и  $d$ . Как показали Pong et al. (2008)<sup>2</sup>, при выборке  $n > 2000$  наблюдений можно использовать модель с длинной памятью, а если в этом случае оценка параметра  $d > 0.25$ , то сумма  $\sum_{j=1}^n \delta_{d,i}$  в среднем принимает значения больше 0,9. Заметим, что параметр  $w$ , который выпал из оцениваемого набора переменных, можно задать как  $\ln(\widetilde{\sigma}^2)$ , так как  $\ln(\sigma_t^2) = \ln(\widetilde{\sigma}^2)$  для  $t < 1$ .

- 5) Для  $t > 1$  итерационно выполняется (7), и в случае нормально распределенных  $\{\varepsilon_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$  вычисляется значение логарифмического максимального правдоподобия как:

$$\begin{aligned} \ln(l(\psi^*, R)) &= -\frac{n}{2} * \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left[ \ln(\sigma_t^2) + \frac{R_t^2}{\sigma_t^2} \right], \quad (9) \\ \widehat{\psi}^* &= \operatorname{argmax}[\ln(l(\psi^*, R))]. \quad (10) \end{aligned}$$

Прогнозирование FIEGARCH ( $p, d, q$ ) процесса на  $h$  шагов вперед можно определить по следующей формуле:

$$\ln(\sigma_{t+h}^2) = w + \frac{\alpha_p(L)}{\beta(L)(1-L)^d} [\theta\varepsilon_{t+h-1} + \gamma(|\varepsilon_{t+h-1}| - \mathbb{E}(|\varepsilon_{t+h-1}|))], \forall t \in \mathbb{Z}, \quad (10)$$

выполняя итерационно каждый шаг от 1 до  $h$ .

### Прогнозирование VAR

Прогнозное значение Value-at-Risk на  $h$  периодов вперед определяется по следующей формуле:

<sup>1</sup> Prass T.S. (2008). "Analise e Estimacao de Medidas de Risco em Processos FIEGARCH". Master Thesis in Mathematics, federal University of Rio Grande do Sul, Porto Alegre.  
<sup>2</sup> Pong S., Shackleton M.B., Taylor S.J. (2008). "Distinguishing short and long memory volatility specification". The Economic Journal, 11. P. 617-637.



$$\text{VaR}_{t+h}^{1-\alpha} = f_{\alpha}^{-1}(R_{t+h}), \quad (11)$$

где  $\alpha$  – вероятность, с которой значения доходности опустятся ниже  $\text{VaR}$ ,  $f_{\alpha}^{-1}(R_{t+h})$  – квантиль посчитанной доходности на период  $t+h$  уровня  $\alpha$ .

Для прогнозирования  $\text{VaR}$  можно воспользоваться процедурой, описанной, например, у Xekalaki and Degiannakis (2010)<sup>1</sup>, модифицировав ее для модели FIEGARCh:

Шаг 1. Сгенерировать  $N$  рядов длины  $h$ , состоящих из  $\tilde{\varepsilon}_{i,n}$ ,  $i \in 1:h, n \in 1:N$ , где  $N$  – требуемый размер выборки при реализации Монте-Карло. Ряды можно сформировать из соответствующего распределения (в рамках данного исследования – это нормальное распределение) или методом бутстрапа из реализованных  $\{\varepsilon_t\}_{t \in 1:n}$ .

Шаг 2. Посчитать реализованную волатильность на период вперед:

$$\sigma_{t+1} = \sqrt{e^{\frac{\alpha_p(L)}{\beta_q(L)(1-L)} \left[ \theta \varepsilon_t + \gamma (|\varepsilon_t| - \mathbb{E}(|\varepsilon_t|)) \right]}}. \quad (12)$$

Шаг 3. Для  $h=1$  сформировать ряд размера  $N$   $R_{t+1,n} = \sigma_{t+1} \tilde{\varepsilon}_{1,n}$ .

Шаг 4. Посчитать  $\text{VaR}_{t+1}^{1-\alpha}$ .

Шаг 5. Провести шаги 2–4 для всех  $h > 2$  для каждого сгенерированного ряда  $\tilde{\varepsilon}_n$ .

### Сравнение риск-мер разных портфелей

Для сравнения прогнозных риск-мер различных портфелей можно воспользоваться методикой, представленной у Hurlin et al. (2015)<sup>2</sup>:

- 1) расчет прогнозных  $\text{VaR}_{i,t+k}^{1-\alpha}$  для каждого  $k$  из  $\{1, h\}$  и каждого портфеля  $i$ ;
- 2) расчет реализованной  $\text{VaR}_{i^*}^{1-\alpha}$  (посчитанной по имеющемуся ряду) для каждого портфеля  $i$ ;
- 3) для момента прогноза  $k$  ранжировать портфели по величине риск-меры (от менее рискованной к самой рискованной);

- 4) вычислить статистики  $RM = \frac{|\text{VaR}_{i,t+k}^{1-\alpha} - \text{VaR}_{j,t+k}^{1-\alpha}|}{|\text{VaR}_{i^*}^{1-\alpha} - \text{VaR}_{j^*}^{1-\alpha} - (\text{VaR}_{i,t+k}^{1-\alpha} - \text{VaR}_{j,t+k}^{1-\alpha})|}$  для всех  $i$ ;

5) создать текущую корзину из всех портфелей;

6) создать смежные корзины и «выбрасывать» в них портфели, чьи статистики  $RM$  будут больше 1 (начинать сравнение с наименее рискованного портфеля), и проделывать процедуру, пока в каждой корзине не будут портфели с попарными статистиками  $RM < 1$ ;

7) проделать пункты 3–6 для каждого момента прогноза.

В результате получается список корзин на каждую дату, в которой находятся одинаковые по риску портфели валют.

### Результаты моделирования

Для анализа методики на реальных данных были взяты спот курсы доллара к семи валютам за период с 31.12.2009 по 05.04.2019 (чтобы ряд был больше 2000 наблюдений) из терминала Bloomberg. Были выбраны следующие валюты: Австралийский доллар (aud), Британский фунт (gbp), Евро (eur), Канадский доллар (cad), Российский рубль (rub), Швейцарский франк (chf) и Японская йена (jpy). Были взяты именно такие валютные курсы по причине того, что страны, в которых обращаются данные валюты, обладают наиболее открытыми торговыми площадками активов, популярных у российских инвесторов. Курс доллара к этим валютам брался по причине того, что он традиционно является базовой валютой, и инвесторы обычно меряют доходности в долларах. Далее вычислялся ряд доходностей курсов по формуле:

$$R_t = \ln(FX_{i,t}) - \ln(FX_{i,t-1}), \quad (13)$$

где  $R_t$  – доходность валютного курса в момент времени  $t$ ,  $FX_{i,t}$  – валютный курс  $i$  на момент времени  $t$ . Затем формировался базовый портфель (prf\_1), в котором веса валют (округленные до сотых) определены случайным образом (нормализованные значения случайной величины, распределенной равномерно на  $[0,1]$  так, чтобы их сумма равнялась 1). После формировались портфели валют так, чтобы структура их валют не отличалась от структуры валют базового портфеля более, чем на 5% (т.е. каждая валюта менялась на некоторую  $\Delta_i$  так, чтобы  $|\Delta_i| \leq 0.05$  и  $\sum_{i=1}^7 \Delta_i = 0$ ). Выбор отклонений в

<sup>1</sup> Xekalaki E., Degiannakis S. (1987). "ARCH Models for Financial Applications". Wiley.

<sup>2</sup> Hurlin C., Laurent S., Quaedvlieg R., Smeeke S. (2015). "Risk Measure Inference". Journal of Business and Economic Statistics, 35. P. 499–512.

таких величинах можно объяснить тем, что инвестор, располагающий большим портфелем валютных активов не может в короткий срок перераспределить большое количество средств (из-за ограничений, связанных с ликвидностью на рынке валютных активов, спросом и пр.) Ниже представлена табл. 1 со сформированными портфелями. Все портфели очищались от следующих единичных выбросов, чтобы не дестабилизировать оценку коэффициентов:

- 1) 06.09.2011 – сильный скачок швейцарского франка из-за привязки его к евро центральным банком Швейцарии,
- 2) 15.01.2015 – отмена предыдущего решения центрального банка Швейцарии,
- 3) 18.03.2015 – «Flash Crash» доллара,
- 4) 24.06.2016 – Падение фунта из-за голосования по «Brexit».

Таблица 1

Сформированные портфели

Портфель	aud	gbp	eur	cad	rub	chf	jpy
prf_1	0,09	0,30	0,12	0,07	0,04	0,29	0,09
prf_2	0,11	0,27	0,10	0,09	0,05	0,3	0,08
prf_3	0,09	0,28	0,09	0,10	0,05	0,25	0,14
prf_4	0,06	0,28	0,09	0,12	0,08	0,32	0,05
prf_5	0,10	0,30	0,16	0,08	0,00	0,28	0,08
prf_6	0,08	0,32	0,11	0,04	0,04	0,34	0,07
prf_7	0,14	0,34	0,09	0,04	0,07	0,28	0,04
prf_8	0,13	0,25	0,12	0,09	0,01	0,29	0,11
prf_9	0,11	0,28	0,10	0,09	0,09	0,19	0,14
prf_10	0,09	0,29	0,12	0,02	0,08	0,27	0,13

Источник: расчеты авторов.

Затем, для каждого портфеля строилась модель (5). Алгоритм, использованный для построения, описан выше. Для реализации алгоритма применялся язык программирования R с дистрибутивом RStudio. В табл. 2 представлены оценки параметров модели FIEGARCH ( $p, d, q$ ) для каждого портфеля (значения коэффициентов округлены до десятичных). Параметры  $p$  и  $q$  подбирались по критерию Акайке ( $AIC=k - \ln(l)$ ), где  $k$  – число оцениваемых параметров, а  $l$  – значение функции правдоподобия).

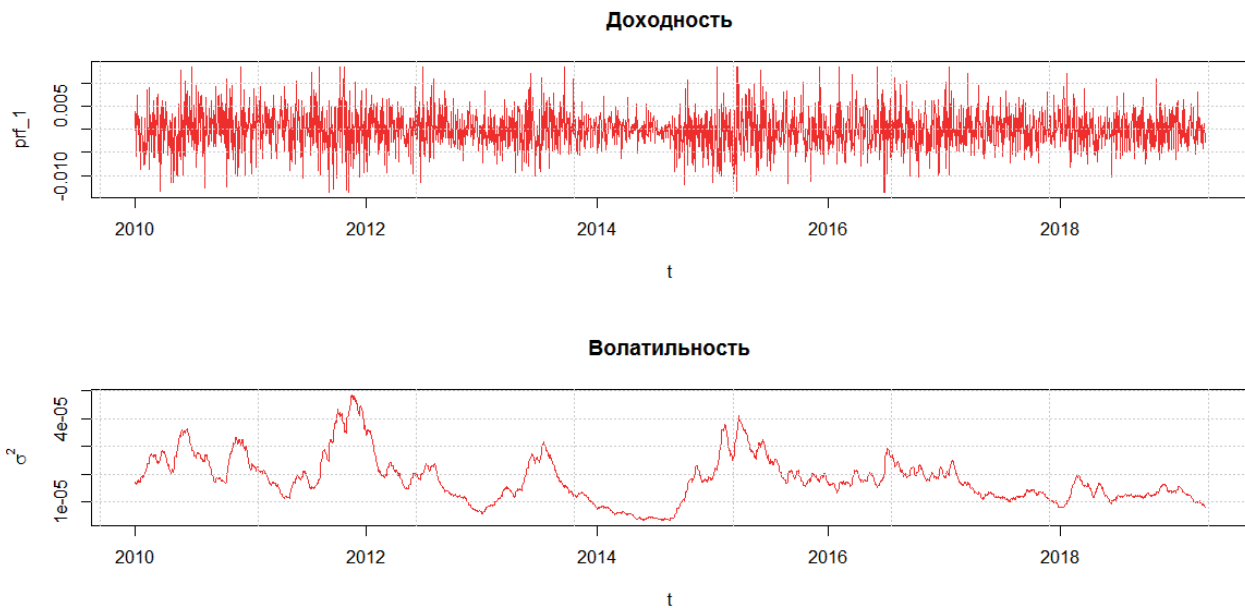
Таблица 2

Коэффициенты моделей, построенных по портфелям

Портфель	(p,q)	$\alpha_1$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\theta$	$\gamma$	d
prf_1	(1,2)	0,5726 [0,3871]	1,0216* [0,328]	-0,1349 [0,3144]	-	-0,0110* [0,0048]	0,0389 [0,0125]	0,8342* [0,0368]
prf_2	(0,2)	-	-0,1651 [0,5607]	0,8250 [0,5755]	-	-0,0083 [0,0053]	0,0729* [0,0253]	0,8076* [0,0360]
prf_3	(0,2)	-	-0,1043 [0,4169]	0,8790* [0,4235]	-	-0,0097 [0,0076]	0,0372* [0,0176]	0,8255* [0,0317]
prf_4	(0,3)	-	-0,0988 [0,5618]	0,8100 [0,4604]	-0,0836 [0,5039]	-0,0068 [0,0085]	0,0537* [0,0178]	0,8350* [0,0431]
prf_5	(0,1)	-	0,8063* [0,3530]	-	-	-0,0079 [0,0092]	0,0254 [0,0234]	0,8426* [0,0317]
prf_6	(0,3)	-	0,6862 [0,5266]	0,5476 [0,5891]	-0,4171 [0,4974]	-0,0068 [0,0083]	0,0225 [0,0297]	0,8503* [0,0318]
prf_7	(0,2)	-	1,5700* [0,4914]	-0,6806* [0,3316]	-	-0,0039 [0,0062]	0,0136 [0,0034]	0,8599* [0,0307]
prf_8	(0,1)	-	0,8313* [0,3295]	-	-	-0,0065 [0,0061]	0,0245 [0,0134]	0,8376* [0,0278]
prf_9	(0,1)	-	0,8684* [0,3437]	-	-	-0,0054 [0,0062]	0,0226 [0,0278]	0,8302* [0,0300]
prf_10	(0,2)	-	-0,2728 [0,5221]	0,7161 [0,5166]	-	-0,0111* [0,0051]	0,0909* [0,0300]	0,8297* [0,0361]

Источник: расчеты авторов.

В квадратных скобках в табл. 2 указаны стандартные отклонения для оцененных параметров, рассчитанные по методу бутстрапа с 1000 симуляций. Звездочкой отмечены значимые коэффициенты (на уровне значимости 5%), значимость определялась по бутстрапированным распределениям. Стоит добавить, что полученные распределения для параметра d не выходят за 1.



Источник: расчеты авторов.

Рис. 1. Графики доходностей и условной волатильности для *prf\_1*

Под методом бутстрапа подразумевается следующая процедура (Juan, Lantz, 2001)<sup>1</sup>:

- 1) оценка модели, получение оценок параметров ( $\hat{\beta}$ ) и остатков ( $\varepsilon$ );
- 2) перемешивание ряда случайным образом и получение  $\varepsilon^*$ ;
- 3) подстановка  $\hat{\beta}$  и  $\varepsilon^*$  в модель, восстановление нового оцениваемого ряда ( $y^*$ );
- 4) повторение шагов 1–3  $N$  раз с целью получения необходимых статистик.

Для примера на рис. 1 представлен базовый портфель (*prf\_1*) и его смоделированная волатильность ( $\sigma^2$ ).

После построения моделей осуществлялся прогноз волатильности и  $\text{VaR}^{0.99}$  на 1, 2, ..., 5 шагов вперед (одна торговая неделя) по алгоритму, описанному в пункте 3 (генерация доходностей происходила по методу бутстрапа с  $N=2000$  – величина выборки, соизмеримая с длиной ряда данных – 2416). Уровень VaR в 99% брался из предположения о том, что крупный инвестор ведет себя консервативно при прогнозировании убытков.

В табл. 3 представлены прогнозные значения  $\text{VaR}^{0.99}$  для каждого портфеля, а также реализованный  $\text{VaR}^{0.99}$  за период.

Таблица 3  
Прогнозный  $\text{VaR}^{0.99}$

Портфель	$\text{VaR}^*$	$\text{VaR}_{t+1}$	$\text{VaR}_{t+2}$	$\text{VaR}_{t+3}$	$\text{VaR}_{t+4}$	$\text{VaR}_{t+5}$
prf_1	-0,0103	-0,0074	-0,0073	-0,0065	-0,0068	-0,0065
prf_2	-0,0104	-0,0064	-0,0063	-0,0066	-0,0061	-0,0059
prf_3	-0,0101	-0,0067	-0,0065	-0,0065	-0,0062	-0,0074
prf_4	-0,0108	-0,0066	-0,0069	-0,0067	-0,0069	-0,0063
prf_5	-0,0109	-0,0073	-0,0075	-0,0074	-0,0071	-0,0072
prf_6	-0,0107	-0,0065	-0,0069	-0,0064	-0,0066	-0,0071
prf_7	-0,0109	-0,0073	-0,0077	-0,007	-0,0069	-0,0069
prf_8	-0,0105	-0,0067	-0,0071	-0,007	-0,0068	-0,0067
prf_9	-0,0103	-0,0065	-0,0063	-0,0066	-0,008	-0,0067
prf_10	-0,0103	-0,0062	-0,0063	-0,0066	-0,0066	-0,0063

Примечание. Звездочкой обозначен реализованный VaR.

Источник: расчеты авторов.

<sup>1</sup> Juan S., Lantz F. (2001). "Application of Bootstrap Techniques in Econometrics: The Example of Cost Estimation in the Automotive Industry". Oil & Gas Science and Technology, 56(4).

Далее, чтобы показать обоснованность именно FIEGARCH (p, d, q) спецификации, приведем таблицу со сравнением данной спецификации с приведенными ранее спецификациями: ARCH (p), GARCH (p, q), EGARCH (p, q). Для сравнения моделей использовался последовательный прогноз на 5 дней вперед накопленным окном в течение года (прогнозы с 02.04.2018 по 05.04.2019, 53 торговые недели). Спецификации моделей (параметры p, q) подбирались по критерию Акайке. В качестве сравнительных метрик были выбраны следующие: in-sample метрика – информационный критерий Акайке (формула приведена выше), out-sample метрика – средняя абсолютная ошибка  $MAE = \frac{1}{265} \sum_{i=1}^{53} \sum_{h=1}^5 |RV_{t+h} - \hat{\sigma}_{t+h}^2|$ , где  $RV_{t+h}$  – сумма квадратов внутридневных доходностей портфеля по тикам Bloomberg (были взяты 15-минутные тики как самые короткие доступные для выгрузки), сформированного на день t+h,  $\hat{\sigma}_{t+h}^2$  – прогноз волатильности на день t+h). Показатель  $RV_t$  для расчета средней абсолютной ошибки прогноза волатильности использовался, например, в работе Аганина (2017)<sup>1</sup>. Горизонт в 5 дней был выбран из-за того, что дальнейшая процедура бакетинга и расчет прогнозных риск-метрик будут производиться на данном горизонте. В табл. 4 представлены средние оцененные метрики за весь период по каждому портфелю. Жирным цветом выделены наилучшие значения по портфелю в каждой метрике. Значения MAE умножены на 10000 для наглядности.

Таблица 4  
Сравнение моделей

Портфель	Показатель	ARCH	GARCH	EGARCH	FIEGARCH
prf_1	Средний порядок	9,94	(1,38;1,38)	(3,08;4,89)	(0,6;2,15)
	Средний AIC	-9308,0	-9329,9	<b>-9331,3</b>	-9330,6
	Средний MAE	0,0549	0,0473	0,0519	<b>0,0467</b>
prf_2	Средний порядок	9,91	(1,23;1,23)	(3,21;4,77)	(0,58;2,06)
	Средний AIC	-9315,0	-9336,7	<b>-9345,7</b>	-9341,7
	Средний MAE	0,0535	0,0463	0,0498	<b>0,0440</b>
prf_3	Средний порядок	9,89	(1;1)	(2,92;4,89)	(0,19;1,87)
	Средний AIC	-9396,3	-9417	-9416,3	<b>-9418,4</b>
	Средний MAE	0,0512	<b>0,0418</b>	0,047	0,0423
prf_4	Средний порядок	9,94	(1;1)	(4,11;4,85)	(0,53;2,21)
	Средний AIC	-9307,9	-9330,5	-9334,1	<b>-9340,0</b>
	Средний MAE	0,0525	0,0447	0,0478	<b>0,0437</b>
prf_5	Средний порядок	9,98	(3,34;3,34)	(3;4,81)	(0,13;1,7)
	Средний AIC	-9268,7	-9290,4	<b>-9290,1</b>	-9287,4
	Средний MAE	0,0587	<b>0,0487</b>	0,0544	0,0496
prf_6	Средний порядок	9,92	(1,98;1,98)	(2,09;3,94)	(0,68;2,06)
	Средний AIC	-9251,1	<b>-9335,1</b>	-9274,5	-9276,1
	Средний MAE	0,058	0,0491	0,0524	<b>0,0487</b>
prf_7	Средний порядок	9,94	(1;1)	(3,42;4,45)	(0,3;2)
	Средний AIC	-9244,4	-9265,5	-9268,1	<b>-9273,6</b>
	Средний MAE	0,0579	0,0521	0,0542	<b>0,0502</b>
prf_8	Средний порядок	9,85	(1,98;1,98)	(3,09;4,85)	(0,42;1,94)
	Средний AIC	-9314,4	<b>-9335,1</b>	-9334,5	-9333,9
	Средний MAE	0,0562	0,0465	0,0507	<b>0,0445</b>
prf_9	Средний порядок	9,89	(1;1)	(2,72;4,06)	(0,38;1,85)
	Средний AIC	-9396,6	-9416,7	<b>-9429,4</b>	-9423,3
	Средний MAE	0,0502	0,0439	0,046	<b>0,0429</b>
prf_10	Средний порядок	9,96	(1,15;1,15)	(2,92;4,43)	(0,49;2,15)
	Средний AIC	-9322,7	-9344,8	-9347,0	<b>-9349,0</b>
	Средний MAE	0,0533	<b>0,0456</b>	0,0515	0,0458
Количество наилучших моделей	По среднему AIC	0	2	4	4
	По среднему MAE	0	3	0	7

Источник: расчеты авторов.

Исходя из результатов в табл. 4 можно сделать вывод о том, что последовательное усложнение модели от ARCH (p) до FIEGARCH (p, d, q) спецификации целесообразно с точки зрения выбранных метрик.

<sup>1</sup> Аганин А. Д. (2017). «Сравнение GARCH и HAR-RV моделей для прогноза реализованной волатильности на российском рынке». Прикладная Эконометрика, т. 48. С. 63–84.

Далее была проведена процедура бакетинга, описанная в пункте 4. В *табл. 5* представлены результаты бакетинга на каждый из прогнозов на 1, ..., 5 шагов вперед. Корзины варьируются от наименее рискованной (корзина 1) до наиболее рискованной.

Таблица 5

## Результаты бакетинга

h	Корзина 1	Корзина 2	Корзина 3	Корзина 4	Корзина 5
1	prf_10	prf_2, prf_6, prf_9	prf_4, prf_3	prf_8	prf_5, prf_7, prf_1
2	prf_2, prf_9, prf_10, prf_3	prf_4, prf_6, prf_8	prf_1, prf_5	prf_7	
3	prf_6, prf_3, prf_1, prf_2, prf_9, prf_10	prf_4	prf_7, prf_8	prf_5	
4	prf_2, prf_3	prf_6, prf_10, prf_8, prf_1	prf_4	prf_7	prf_5, prf_9
5	prf_2, prf_10	prf_4, prf_1, prf_9, prf_8	prf_7, prf_6	prf_5, prf_3	

Источник: расчеты авторов.

Из результатов бакетинга видно, что наиболее рисковый портфель в прогнозе на 1 неделю определяется как prf\_5, что закономерно, учитывая, что в нем большая относительно других портфелей доля евро и британского фунта (эти две валюты очень волатильны в последнее время). Prf\_2, наоборот, чаще всего попадал в наименее рисковую корзину. Возможно, это объясняется тем, что в данной корзине большая доля австралийского доллара и японской йены, которые стабильны относительно курса доллара.


\* \* \*

В данной работе было представлено моделирование волатильности доходностей портфелей валютных курсов на основе модели с длинной памятью – FIEGARCH (p, d, q). Были приведены: алгоритм получения оценок в моделях класса FIEGARCH; алгоритм прогноза процессов, построенных на данных моделях; сравнение нескольких моделей GARCH класса; методика сравнений прогнозных по FIEGARCH моделям риск-мер (VaR); результаты оценок и прогнозов, построенные на случайно сформированных портфелях.

Данная методика будет полезна инвесторам, держащим крупные средства в валютных активах и принимающим решения о тактическом размещении своих активов (относительно валют) один раз в прогнозируемый период. Например, если инвестор управляет крупным мультивалютным портфелем, состав которого и отклонения от этого состава определяются стратегическим решением раз в неделю, то тактическим решением инвестора будет выбор наиболее оптимального портфеля с точки зрения риска. В таком случае прогноз риск-мер и их сравнение будет хорошим численным подспорьем в принятии тактического решения.

## Источники

1. Аганин А. Д. (2017). «Сравнение GARCH и HAR-RV моделей для прогноза реализованной волатильности на российском рынке». Прикладная Эконометрика, т. 48. С. 63–84.
2. Andersen T.G., Bollerslev T., Diebold F.X., Labys P. (2001). “The distribution of realized exchange rate volatility”. Journal of the American Statistical Association, 96. P. 42–55.
3. Comotto R. (2012). “Haircuts and initial margins in the repo market”. ICMA European Repo Council.
4. Ding Z.C., Granger W.J., Engle R.F. (1993). “A long memory property of stock markets and a new model”. Journal of Empirical Finance, 1. P. 83–106.
5. Engle R.F. (1982). “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation”. Econometrica, 50. P. 987–1008.
6. Hurlin C., Laurent S., Quaedvlieg R., Smeekes S. (2015). “Risk Measure Inference”. Journal of Business and Economic Statistics, 35. P. 499–512.
7. Jayasuria, S.A. (2009). “A Sub Period Analysis of Long Memory in Stock Return Volatility for Emerging Markets”. Cambridge University, 9th Global Conference of Business and Economic Proceedings.

8. Juan S., Lantz F. (2001). "Application of Bootstrap Techniques in Econometrics: The Example of Cost Estimation in the Automotive Industry". *Oil & Gas Science and Technology*, 56(4).
9. Kallianiotis I.N. (2018). "How Efficient is the Foreign Exchange Market". *Athens Journal of Business and Economics*, vol. 4(3). P. 293–326.
10. Lopes S.R.C., Prass T.S (2013). "Theoretical Results on fractionally Integrated Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic Processes". *Mathematics Institute – UFRGS, Brazil*.
11. Nelson D.B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A new Approach". *Econometrica*, 59. P. 347–370.
12. Pong S., Shackleton M.B., Taylor S.J. (2008). "Distinguishing short and long memory volatility specification". *The Economic Journal*, 11. P. 617–637.
13. Pong S.Y., Shackleton M.B., Taylor S.J., Xu X. (2004). "Forecasting currency volatility: A comparison of implied volatilities and AR(FI)MA models". *Journal of Banking and Finance*, 28, 2541-63.
14. Prass T.S. (2008). "Analise e Estimacao de Medidas de Risco em Processos FIEGARCH". Master Thesis in Mathematics, federal University of Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
15. Ruiz E., Veiga H. (2008). "Modelling Long-Memory Volatilities with Leverage Effect: A-LMSV versus FIEGARCH". *Computational Statistics and Data Analysis*, 52. P. 2846–2862.
16. Taylor S.J. (1986). "Modelling Financial Time Series". Wiley.
17. Villar J., R. (2010). "Volatility Models with Leverage Effect". Universidad Carlos III De Madrid, doctoral thesis.
18. Xekalaki E., Degiannakis S. (1987). "ARCH Models for Financial Applications". Wiley. 



# ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНЫХ МАКРОПОКАЗАТЕЛЕЙ С ПОМОЩЬЮ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ VAR

Т. Горшкова, н.с., РАНХиГС

*С начала 1980-х годов для моделирования региональных показателей все чаще используются модели пространственной корреляции, учитывающие географические, социальные и экономические связи между соседними регионами. Кроме того, с развитием методов машинного обучения стали появляться работы, посвященные исследованию возможности применения методов обучения больших данных к макроэкономическим показателям.*

Чаще всего подобные исследования проводятся на примерах данных США, в которых большое количество штатов в совокупности с длинным временным рядом наблюдений позволяет отнести имеющуюся информацию к понятию «большие данные»<sup>1</sup>. На российские данные это понятие может быть распространено с большим трудом в связи с отсутствием данных до 2000 г., что, однако, может быть частично нивелировано большим количеством регионов.

Начиная с 1990-х гг. Федеральная служба государственной статистики (Росстат) проводит регулярный сбор и консолидацию информации по большому числу показателей экономического развития всех регионов, которые затем, в виде объединенных социально-экономических показателей для всей страны, используются при оценке и прогнозировании развития страны. Такой подход не учитывает региональные особенности Российской Федерации и снижает точность полученных выводов, что, в свою очередь, может привести к принятию неверных управленческих решений и ухудшению социально-экономического положения отдельных регионов.

Все более распространенным методом исследования региональных показателей становится моделирование с учетом пространственных связей между объектами, входящими в состав одной экономической зоны. Исследования пространственных данных позволили сделать вывод, что экономические показатели страны зависят от показателей других стран, с которыми установлены торговые отношения. Возможности безбарьерной торговли выравнивают цены, способствуют установлению производственной специализации, влияют на торговый баланс. Это верно и для региональных показателей, имеющих существенные экономические различия в пределах одной страны. В Российской Федерации большая территория, расстояния между региональными центрами, различия в климатических условиях и в наделенности ресурсами играют существенную роль в развитии отдельных регионов. Однако практически не существует работ, посвященных исследованию социально-экономических показателей российских регионов.

При прогнозировании макроэкономических показателей достаточно точные результаты дают векторные авторегрессии, позволяющие строить структурные модели сразу для нескольких показателей<sup>2</sup>. Для прогнозирования региональных показателей разработан отдельный класс моделей,

<sup>1</sup> На данный момент не разработано единое определение понятия «больших данных», но большинство исследователей определяют это понятие как «данные огромных объемов и значительного многообразия, эффективно обрабатываемых горизонтально масштабируемыми программными инструментами» (<https://dis-group.ru/company-news/articles/chto-takoe-big-data-azbuka-bolshih-dannyh-ot-a-do-ya-chast-1/>)

<sup>2</sup> См, например: Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985-1999: a spatial dynamic panel analysis//Regional Studies. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253; Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany//AB Discussion Paper – 2015. – Vol. 13; Patuelli R., Mayor M. Short-Run Regional Forecasts: Spatial Models Through Varying Cross-Sectional and Temporal Dimensions//from book From Administrative Spatial Units to Local Labour Market Areas. Some Remarks on the Unit of Investigation of Regional Economics with Particular Reference to the Applied Research in Italy. – 2012. – P. 173–192.

в которых учитываются как теоретические и эмпирические взаимосвязи между самими экономическими показателями, так и взаимосвязи между регионами / странами, в которых данные показатели наблюдаются<sup>1</sup>.

Данная статья построена следующим образом: в первой части проводится обзор эмпирических работ, посвященных построению пространственных векторных авторегрессий (Spatial Vector Autocorrelation – SpVAR) для различных регионов. Во второй части SpVAR модели применяются к российским региональным данным. В заключении описаны полученные результаты и даны рекомендации по дальнейшему применению SpVAR моделей.

### Пространственные векторные авторегрессии

Понятие «пространственная векторная авторегрессия» введено в работе Beenstock, Fisher (2007)<sup>2</sup>, хотя исследование пространственных динамических моделей проводилось и в более ранних работах<sup>3</sup>.

Основное различие между стандартными и пространственными векторными авторегрессиями заключается в том, что помимо зависимости показателей от друг друга во времени в SpVAR также учитывается зависимость показателей от географического положения регионов. В SpVAR модели значения показателей в момент времени  $t$  могут зависеть от значений объясняющих переменных в тот же момент времени  $t$  в соседних регионах (по аналогии со стандартными пространственными моделями панельных данных) и от значений объясняющих переменных в момент времени  $t-\tau$  ( $\tau > 0$ ) в соседних регионах. Таким образом, VAR является частным случаем SpVAR при отсутствии пространственных лагов, а пространственная модель панельных данных является частным случаем пространственной VAR при отсутствии временных лагов.

По аналогии с обычными пространственными моделями в SpVAR учет пространственной корреляции может происходить двумя способами: включение пространственной зависимости в авторегрессионную структуру (Spatial Autocorrelation model – SAC), при которой ошибки модели пространственно некоррелированы, и в структуру ошибки (Spatial Error Model – SEM).

В работе Beenstock, Fisher (2007)<sup>4</sup> авторы сравнивают между собой пространственную VAR, в которой нет пространственных лагов в самой модели, но есть пространственная корреляция в ошибках, и модели, в которых ошибки пространственно независимы, но в модели учтены пространственные лаги. Авторы отмечают, что первый тип модели (с пространственными ошибками) является вложенной моделью во второй тип, и для разделения этих моделей может быть использован метод главных компонент. Пространственная VAR рассматривается как гомогенная стационарная панель, в которой регионы имеют специфические эффекты.

В работе Beenstock, Fisher (2007)<sup>5</sup> рассматривается одномерная модель с одним временным лагом, которая записывается с помощью уравнения (1), и ошибками, моделирующимися с помощью формулы (2):

$$Y_{nt} = \mu_n + \Theta Y_{nt}^* + \beta Y_{nt-1} + \lambda Y_{nt-1}^* + u_{nt}, \quad (1)$$

$$u_{nt} = \rho u_{nt-1} + \delta u_{nt} + \gamma u_{nt-1} + \varepsilon_{nt}, \sigma_{ni} = \text{cov}(\varepsilon_n \varepsilon_i), \quad (2)$$

где  $\mu_n$  – регионально-специфические эффекты,  $\Theta$  – коэффициенты при значениях объясняемой переменной в соседних регионах,  $\beta$  – коэффициент при временных лагах,  $\lambda$  – «запаздывающий пространственный лаг», который представляет собой временной лаг в пространственных данных,

<sup>1</sup> См. например: Girardin, E., Kholodilin, K.A., 2011. How helpful are spatial effects in forecasting the growth of Chinese provinces? Journal of Forecasting 30, 622–643; Longhi, S., Nijkamp, P., 2007. Forecasting regional labor market developments under spatial heterogeneity and spatial correlation. International Regional Science Review 30, 100–119; Marques, H., Pino, G., Horrillo J., 2014. Regional inflation dynamics using space-time models. Empirical Economics, Springer, vol. 47(3), November. P. 1147–1172.

<sup>2</sup> Beenstock M., Felsenstein D. Spatial Vector Autoregressions//Spatial Economic Analysis/ - 2007. – Vol. 2(2). P. 167–96.

<sup>3</sup> См. например: Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985-1999: a spatial dynamic panel analysis//Regional Studies. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253; Lee, L.-F. Asymptotic distributions of quasi-maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models//Econometrica. – 2004 – Vol. 72. P. 1899–1925.

<sup>4</sup> Beenstock M., Felsenstein D. Spatial Vector Autoregressions//Spatial Economic Analysis/ - 2007. – Vol. 2(2). P. 167-96.

<sup>5</sup> Ibid.

$\delta$  – коэффициент пространственной автокорреляции в ошибках,  $\gamma$  – коэффициент запаздывающей пространственной автокорреляции в ошибках,  $\rho$  – коэффициент временной автокорреляции.

Также в данных может наблюдаться пространственная корреляция между остатками  $\varepsilon$ , если  $\sigma_n^i \neq 0$ , т.е. если ковариационная матрица остатков,  $\Omega$ , является недиагональной.

Модель (1) – (2) строится на данных о реальной зарплате, численности населения, цен на жилье и предложении жилья в девяти регионах Израиля за 1987–2004 гг. На основе полученных оценок симулируются импульсные отклики. Согласно симуляции, шок зарплат в одном регионе влияет как на другие экономические показатели данного региона, так и на показатели других регионов. Таким образом, авторы делают вывод, что учет пространственной корреляции в данных существенно влияет как на величину, так и на знаки импульсных откликов и повышает точность моделей, а пространственная автокорреляционная структура может усиливать или компенсировать импульсы при предположении, что шоки пространственно некоррелированы.

Если же шоки коррелированы, то применение SpVAR к таким данным может привести к смещению оценок. Однако авторы работы Badinger, Muller, Tondl, (2004)<sup>1</sup> считают, что метод оценивания динамических пространственно некоррелированных панелей, предложенный в работе Beenstock, Fisher (2007)<sup>2</sup>, может быть применим к коррелированным данным, если эти данные предварительно отфильтрованы от пространственной зависимости. В работе Badinger, Muller, Tondl, (2004)<sup>3</sup> предлагается подход, согласно которому пространственная зависимость в данных рассматривается как шум. То есть пространственную модель можно рассматривать как базовую модель без пространственных связей с добавлением пространственно коррелированного шума. Однако если это предположение неверно, то двухэтапная процедура, описанная в работе Badinger, Muller, Tondl, (2004)<sup>4</sup>, может отфильтровать важные компоненты в базовой модели.

В работе Schanne (2015)<sup>5</sup> для рынка труда в Германии строится глобальная векторная авторегрессия (GVAR), с помощью которой анализируется пространственно-временная динамика показателей. GVAR была разработана Pesaran, Schuermann, Weiner (2004)<sup>6</sup>, Dees и др. (2007)<sup>7</sup> для данных с высокой кросс-секционной зависимостью, т.е. для ситуаций, когда существует регион, показатели в котором коррелируют с показателями всех других регионов. Тогда считается, что все регионы зависят от «доминирующего».

Рассматривается система уравнений, состоящая из двух уравнений: уравнения для уровня занятости и для уровня безработицы. Уравнение для безработицы имеет следующий вид:

$$\Delta U_{it} = \Delta N_{it} - [m(\theta_i)(1 - a_i) + m(\theta_i^*)a_i U_{i,t-1} + \delta_i(1 - a_i)L_{i,t-1} + \delta_i^* a_i L_{i,t-1}^*], \quad (3)$$

где  $U_{it}$  – уровень безработицы в регионе  $i$  в момент времени  $t$ ,  $N_{it}$  – размер рабочей силы при предположении, что все люди, переехавшие в регион  $i$  становятся безработными, ищущими работу,  $\theta_i$  – уровень напряженности на рынке труда, рассчитывающийся как отношение свободных вакансий к количеству безработных в регионе  $i$ ,  $\theta_i^*$  – в соседних регионах,  $1 - a_i$  – вероятность нахождения работника из региона  $i$  работы в своем регионе,  $a_i$  – в других регионах,  $L_{it-1}$  – уровень занятости,  $\delta_i$  – уровень увольнения.

Уравнение для занятости имеет следующий вид:

$$\Delta L_{i,t} = -\delta_i L_{i,t-1} + m(\theta_i^*)(1 - a_i)U_{i,t-1} + m(\theta_i^*)a_i U_{i,t-1}^*. \quad (4)$$

<sup>1</sup> Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985-1999: a spatial dynamic panel analysis// *Regional Studies*. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253.

<sup>2</sup> Beenstock M., Felsenstein D. Spatial Vector Autoregressions// *Spatial Economic Analysis* / - 2007. – Vol. 2(2). P. 167–96.

<sup>3</sup> Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985-1999: a spatial dynamic panel analysis// *Regional Studies*. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253.

<sup>4</sup> Ibid.

<sup>5</sup> Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany// *AB Discussion Paper* – 2015. – Vol. 13.

<sup>6</sup> Pesaran, M. Hashem, Schuermann, T., Weiner, Scott M. Modeling Regional Interdependencies using a Global Error-Correcting Macroeconometric Model.// *Journal of Business and Economics Statistics* – 2004 – Vol. 22. P. 129–162.

<sup>7</sup> Dees, Stephane, Di Mauro, Filippo, Pesaran, M. Hashem, Smith, L. Vanessa. Exploring the International Linkages of the Euro Area: A Global VAR Analysis// *Journal of Applied Econometrics* – 2007 – Vol. 22. P. 1–38.

При построении GVAR вводятся следующие определения:  $y_{it}$  – вектор размерности  $m \times 1$ , состоящий из значений целевых переменных в регионе  $i \in \{0, \dots, n\}$  ( $y_{it} = (\ln U_{it}, \ln L_{it})$ ). Вектор  $\xi_{it} = B_i x_{it}$  содержит переменные  $x_{it}$ , объясняющие безработицу и занятость.  $Y_t = (y_{0t}, \dots, y_{nt})$ ,  $\Xi_t = (\xi_{0t}, \dots, \xi_{nt})$ ,  $Y_t$  – вектор случайных ошибок,  $\varphi_l$  – матрица коэффициентов при запаздывающих значениях переменных ( $l=1, 2$ ).

Тогда GVAR для всех регионов записывается как:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 + \Xi_t + \quad (5)$$

Авторы отмечают, что данная система уравнений не решается без дополнительных ограничений в связи с небольшим количеством регионов и квадратичным ростом ковариационной матрицы остатков. Для введения ограничений для GVAR в работе Schanne (2015)<sup>1</sup> предлагается основываться на географическом положении регионов. Авторы предполагают, что информация о географической близости регионов позволит учесть одновременные колебания системы уравнений за счет коррелированных остатков.

Также в работе предполагается, что несмотря на то, что влияние всех регионов на исследуемый достаточно сильное, вклад одного соседнего региона в изменение рынка труда незначим. В связи с этим предлагается моделировать вклад других регионов следующим образом: влияние одного доминирующего региона моделируется в явном виде, для учета влияния остальных регионов используется их средневзвешенное влияние с весами  $w_{ijk}$ , где  $i$  – исследуемый регион,  $j$  – соседний,  $k$  – объясняющие переменные.

На основе оцененной системы уравнений авторы строят 3- и 12-месячные прогнозы с октября 2005 г. по декабрь 2011 г. В работе оценивались три модели: GVAR в разностях, VAR в уровнях и VAR в разностях. Полученные оценки позволяют сделать выводы, что ошибки прогнозов на 12 месяцев в 2,5–4,5 раз выше ошибок 3-месячных прогнозов. Авторы отмечают более высокую точность GVAR по сравнению с обеими VAR моделями, хотя разница между ошибками прогнозов незначительна. При прогнозировании уровня безработицы ошибка прогноза MAPE равна 0,979 при использовании GVAR против 0,987 при использовании VAR в разностях на 3-месячном горизонте и 0,935 против 0,978 соответственно на годовом горизонте.

В работе Patuelli, Mayor (2012)<sup>2</sup> исследуется точность пространственных моделей, в том числе пространственных векторных авторегрессий, при построении краткосрочных прогнозов региональной безработицы.

Авторы рассматривают страну, состоящую из  $N$  регионов, и для каждого региона  $i=1, \dots, N$  моделируют уровень безработицы,  $y_{it}$ , следующего вида:

$$y_{it} = c_i + \sum_{p=1}^p \beta_{ip} y_{i,t-p} + \sum_{s=1}^s \delta_{is} W_s y_{i,t} + \sum_{s=1}^s \sum_{p=1}^p \gamma_{isp} W_s y_{i,t-p} + \varepsilon_{it}, \quad (6)$$

где  $W_s$  – пространственная весовая матрица,  $p$  – количество временных лагов,  $s$  – количество пространственных лагов.

Авторы отмечают, что в модель включены пространственные кросс-временные лаги, которые получаются перемножением временных лагов на матрицу пространственных весов. Так как параметры  $W_s y_{it}$  и  $\varepsilon_{it}$  зависят от значений в соседних регионах, система уравнений оценивается с помощью внешне несвязанных уравнений (Seemingly Unrelated Regressions (SUR)), при этом коэффициенты пространственных лагов для одного периода времени оцениваются 2-шаговым методом с использованием предсказанных значений объясняемой переменной в качестве лага.

Авторы сравнивают результаты, полученные по VAR, с результатами динамической панели с гетерогенными коэффициентами и метода пространственного фильтра. Метод пространственного фильтра позволяет учитывать пространственную неоднородность и / или автокорреляцию. Данный подход основан на значении / Морана, который рассчитывается по формуле (7):

<sup>1</sup> Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany//AB Discussion Paper – 2015. – Vol. 13.

<sup>2</sup> Patuelli R., Mayor M. Short-Run Regional Forecasts: Spatial Models Through Varying Cross-Sectional and Temporal Dimensions//From Administrative Spatial Units to Local Labour Market Areas. Some Remarks on the Unit of Investigation of Regional Economics with Particular Reference to the Applied Research in Italy. – 2012. – P. 173–192.

$$I = \frac{N \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i \sum_j w_{ij} \sum_i (x_i - \bar{x})^2}, \quad (7)$$

где  $x_i$  – значение показателя в регионе  $i$ ,  $\bar{x}$  – среднее значение показателя во всех регионах,  $w_{it}$  – элемент весовой матрицы.

Формулой (8) авторы описывают матрицу  $C$ , которая может быть использована в качестве числителя для  $I$  Морана, и собственные значения которой представляют собой экстремальные значения  $I$  Морана:

$$C = (I_n - 11^T/n)W(I_n - 11^T)', \quad (8)$$

где  $1$  – вектор единиц размерностью  $n \times 1$ .

Авторы отмечают, что собственные вектора матрицы  $C$  представляют все ортогональные и независимые пространственные структуры, предполагаемые выбранной весовой матрицей. Для выбора наиболее значимых собственных векторов используется порог 0.25 для отношения  $I(E_k)/\max_k I_k$ . Линейная комбинация  $k$  собственных векторов называется пространственным фильтром.

Пространственный фильтр также может быть использован в качестве прокси переменной для гетерогенных коэффициентов, если строить фильтр на основании вектора авторегрессионных коэффициентов. В этом случае фильтр можно получить, добавляя каждому потенциальному собственному вектору дополнительный лаг зависимой переменной  $T$  раз. Таким образом будет создан набор новых переменных, представляющих пространственное разложение собственного вектора на ортогональные компоненты. Коэффициенты регрессии, полученные на основе этих новых переменных, отражают актуальность пространственных закономерностей в процессе корректировки.

Если метод пространственных фильтров применяется одновременно к коэффициенту серийной корреляции и константе, полученная модель записывается уравнением (9):

$$y_{it} = c + \beta y_{i,t-1} + \sum_{m=1}^k \beta_m E_{im} y_{i,t-1} + \sum_{m'=1}^{k'} \beta_{m'} E_{im'} + \varepsilon_{it}, \quad (9)$$

где  $k$  и  $k'$  – количество собственных векторов, выбранных для лагов объясняемой переменной и для константы, соответственно.

Авторы строят обе модели на региональных данных Испании и Швейцарии за 1975–2008 гг. Для сравнения точности прогнозов по SVAR и модели с пространственными фильтрами используются MAPE ошибки вневыборочных прогнозов за 2007–2008 гг. По результатам проведенного анализа авторы приходят к выводу, что модели SVAR демонстрируют более высокую точность в случаях, когда количество временных периодов значительно выше числа пространственных объектов.

В работе Di Giacinto (2002)<sup>1</sup> эффекты денежно-кредитной политики на штаты США оцениваются с помощью структурной VAR. В SVAR авторы включают три набора переменных:

- вектор  $x_t$  состоит из  $K$  макроэкономических переменных, таких как инфляция, цены на нефть и других переменных, учитывающих влияние шоков монетарной политики на спрос и предложение;
- вектор  $y_t$  состоит из значений объясняемой переменной во всех регионах;
- третий набор состоит из одной переменной  $r_t$ , которая представляет собой инструмент монетарной политики.

Таки образом, SVAR записывается с помощью уравнения (10):

$$C_0 z_t = C_1 z_{t-1} + \dots + C_p z_{t-p} + u_t, \quad (10)$$

где  $z_t = [x_t', y_t', r_t']$ ,  $u_t = [u_{1t}^x, \dots, u_{Kt}^x, u_{1t}^y, \dots, u_{Nt}^y, u_t^r]$  – многомерный ортогональный белый шум, т.е.  $E(u_t) = 0$ , и  $E(u_t u_{t-h}') = \Omega = \text{diag}([\sigma_{x1}^2, \dots, \sigma_{xK}^2, \sigma_{y1}^2, \dots, \sigma_{yN}^2, \sigma_r^2])'$ , если  $h = 0$  и  $E(u_t u_{t-h}') = 0$  иначе.

Авторы отмечают, что помимо ортогональной структуры для идентификации параметров также требуется выполнение ограничения на матрицу  $C_0$  размерности  $(R \times R)$ :  $R = K + N + 1$ . Для выполнения

<sup>1</sup> Di Giacinto V., Differential regional effects of monetary policy: a geographical SVAR approach//ERSA conference papers ersa02p257, European Regional Science Association, 2002.



ограничения в соответствии с исследованием [58] идентификация параметров возможна при использовании следующих предположений в модели:

- шоки, специфичные для региона, влияют на данный регион только в тот период, когда шок произошел, в то время как влияние на соседние регионы может быть и в следующих периодах;
- шоки, связанные с кредитно-денежной политикой и с макропеременными, влияют на региональные доходы не раньше, чем в следующем периоде после того, как эти шоки произошли;
- шоки макропеременных (вектор  $x_t$ ) не подвержены влиянию шоков других переменных в модели и не влияют друг на друга.

С учетом данных предположений матрица  $C_0$  принимает следующий вид (11):

$$C_0 = \begin{bmatrix} I_K & 0 & 0 \\ 0 & C_0^{yy} & 0 \\ -C_0^{rx} & -C_0^{ry} & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

где  $I_k$  – единичная матрица размерности  $K$ ,  $C_0^{rx}$  – вектор коэффициентов, относящихся к инструментам политики для значений макропеременных размерности  $(1 \times K)$ ,  $C_0^{ry} = a_0^{ry} w'$ ,  $a_0^{ry}$  – скалярная переменная, которую необходимо оценить,  $w$  – вектор  $N$  долей каждого региона в экономике страны,  $C_0^{yy} = I_N - \sum_{k=1}^{\lambda_0} \Phi_{0k} W_k$ , где  $\Phi_{0k} = \text{diag}([\varphi_{0k}^1, \varphi_{0k}^2, \dots, \varphi_{0k}^N])$ ,  $W_k$  – матрица пространственных весов с порядком лагов  $k$  размерностью  $N \times N$ ,  $\varphi_{0k}^i$  – значение объясняемой переменной в регионе  $i$ .

Данная модель оценивается с помощью метода максимального правдоподобия. В качестве объясняемой переменной в модели для штатов США применяются ряды реальных доходов населения в каждом штате за период со II кв. 1958 г. по IV кв. 2000 г. Авторы использовали различные спецификации моделей, различающиеся объясняющими переменными. В первой спецификации набор макроэкономических переменных включает только цены на нефть, которые рассчитываются как отношение индекса цен производителей лишь по нефтяным товарам и индекса цен производителей по всем товарам.

По результатам оценивания авторы делают вывод, что изменения в одном регионе значимо влияют на соседние регионы, где матрица соседей состоит из штатов, имеющих общую границу. Все коэффициенты  $\varphi_{0k}^i$  значимы и в среднем равны 0,57 при среднем стандартном отклонении 0,11. Импульсные отклики также оказались значительными и в среднем достигают долгосрочного уровня через 12 кварталов после шока.

Во второй спецификации помимо цен на нефть в качестве объясняющих факторов использовались ИПЦ и отрасль. Корреляция остатков, как и в первой модели, незначительна, среднее значение  $\varphi_{0k}^i$  составило 0,56 при стандартном отклонении 0,11. После шока в одном штате долгосрочное равновесие в других штатах достигается примерно через 10 кварталов. Таким образом, авторы приходят к выводу, что в целом структурная VAR дает устойчивые оценки региональных показателей.

По результатам проведенного обзора эмпирических работ можно сделать вывод, что VAR, учитывающие пространственную корреляцию между данными дают более точные результаты по сравнению с другими методами.

### Построение SpVAR на российских региональных данных

Поскольку пространственные модели дают точные прогнозы макроэкономических показателей для стран с большим количеством регионов, во второй части данной статьи указанные модели применялись к российским региональным данным. По аналогии с работами Beenstock, Fisher (2007)<sup>1</sup> и Patuelli, Mayor (2012)<sup>2</sup> для региональных показателей помимо стандартных VAR также строятся модели, учитывающие пространственную зависимость между данными в соседних регионах. Для анализа применяются годовые показатели за 2000–2017 гг. В качестве эндогенных переменных используются

<sup>1</sup> Beenstock M., Felsenstein D. Spatial Vector Autoregressions//Spatial Economic Analysis/ - 2007. – Vol. 2(2). P. 167–96.

<sup>2</sup> Patuelli R., Mayor M. Short-Run Regional Forecasts: Spatial Models Through Varying Cross-Sectional and Temporal Dimensions//from book From Administrative Spatial Units to Local Labour Market Areas. Some Remarks on the Unit of Investigation of Regional Economics with Particular Reference to the Applied Research in Italy. – 2012. – P. 173–192.



значения ВРП и регионального ИПЦ, зависящие от лагов этих же переменных, а также от экзогенной переменной – уровня безработицы.

Стандартная VAR, таким образом, записывается с помощью формулы (12):

$$\begin{cases} \pi_{it} = \alpha_{1i} + \alpha_{2i} Y_{it-1} + \alpha_{3i} \pi_{it-1} + \alpha_{4i} unem_{it-1} + \varepsilon_{it} \\ Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_{2i} Y_{it-1} + \beta_{3i} \pi_{it-1} + \beta_{4i} unem_{it-1} + \mu_{it} \end{cases} \quad (12)$$

где  $\pi_{it}$  – значение инфляции в регионе  $i$  в момент времени  $t$ ,  $Y_{it}$  – значение ВРП в регионе  $i$  в момент времени  $t$ ,  $unem_{it-1}$  – значение безработицы в регионе  $i$  в предыдущий момент времени  $t - 1$ .

Модель, соответствующая структуре пространственной VAR модели, записывается как:

$$\begin{cases} \pi_{it} = \alpha_{1i} + \alpha_{2i} Y_{it-1} + \alpha_{3i} \pi_{it-1} + \alpha_{4i} unem_{it-1} + \alpha_5 \sum_{j=1}^N w_{ij} \pi_{jt} + \varepsilon_{it} \\ Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_{2i} Y_{it-1} + \beta_{3i} \pi_{it-1} + \beta_{4i} unem_{it-1} + \beta_5 \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{jt} + \mu_{it} \end{cases}, \quad (13)$$

где  $w_{ij}$  – элемент весовой матрицы, характеризующий взаимосвязь между регионами  $i$  и  $j$ .

Для учета значений показателей в соседних регионах используется весовая матрица смежности, в которой регионам, имеющим общую морскую или сухопутную границу, присвоено значение 1, остальным – 0.

При построении моделей предполагается, что большее влияние на значение определенного показателя оказывает значение того же показателя, как в исследуемом регионе в предыдущем периоде, так и в соседних регионах. При этом значение второго эндогенного и экзогенного показателей в соседних регионах незначимо влияет на исследуемый показатель. В связи с этим в уравнение для инфляции включены только значения инфляции в соседних регионах и исключены значения ВРП и безработицы.

Помимо модели, учитывающей значения показателей в соседних регионах в тот же момент времени, также построена модель, учитывающая лаги исследуемых переменных. Данная модель имеет вид (14):

$$\begin{cases} \pi_{it} = \alpha_{1i} + \alpha_{2i} Y_{it-1} + \alpha_{3i} \pi_{it-1} + \alpha_{4i} unem_{it-1} + \alpha_5 \sum_{j=1}^N w_{ij} \pi_{jt-1} + \varepsilon_{it} \\ Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_{2i} Y_{it-1} + \beta_{3i} \pi_{it-1} + \beta_{4i} unem_{it-1} + \beta_5 \sum_{j=1}^N w_{ij} Y_{jt-1} + \mu_{it} \end{cases}. \quad (14)$$

Все модели были оценены с помощью пакета `panelvar` в языке программирования R методом обобщенных моментов. Результаты оценивания моделей представлены в *табл. 1*.

Таблица 1  
Результат оценивания моделей

		Лag инфляции	Лag ВВП	Лag безработицы	Инфляция соседей	ВВП соседей
VAR (12)	Инфляция	0,6534***	-0,1381*	0,5375*		
	ВРП	-0,018	0,8132***	-0,3141		
SpVAR (13)	Инфляция	0,6406***	-0,2055*	0,2344	39,6263**	0,6871**
	ВРП	0,004	0,704***	0,1035	-1,307	0,3902

\*коэффициент значим на уровне значимости 5%, \*\*коэффициент значим на уровне значимости 1%, \*\*\*коэффициент значим на уровне значимости 0,1%.

Источник: расчеты авторов.

Согласно полученным результатам, в стандартной VAR модели (12) и на инфляцию, и на ВРП значимо влияют их предыдущие значения, а на инфляцию также положительно влияет рост уровня безработицы в предыдущем периоде и отрицательно влияет рост ВРП в предыдущем периоде, что соответствует экономической теории. На ВРП не влияют ни лаг инфляции, ни лаг безработицы. Согласно тесту Хансена, инструменты, примененные при использовании ОММ, не сверхидентифицированы.

При добавлении инфляции и ВРП соседей (модель 13) значение безработицы в предыдущем периоде становится незначимым для инфляции, в то время как лаги инфляции и ВРП в рассматриваемом регионе и текущие значения ВРП и инфляции в соседних регионах значимы на 5% уровне значимости. Для ВРП единственным значимым показателем по-прежнему остается лаг ВРП в рассматриваемом

регионе. Согласно тесту Хансена, инструменты, примененные при использовании ОММ, не сверх-идентифицированы. В *табл. 2* приведены оценки коэффициентов.

Таблица 2

Результат оценивания модели с пространственными лагами

		Лаг инфляции	Лаг ВВП	Лаг безработицы	Лаг инфляции соседей	Лаг ВВП соседей
Модель 14	Инфляция	0,6884***	0,1286*	0,1622	-20,1772**	-0,8164***
	ВВП	-0,0048	0,647***	0,1947	0,1716	0,4526*

\*коэффициент значим на уровне значимости 5%, \*\*коэффициент значим на уровне значимости 1%, \*\*\*коэффициент значим на уровне значимости 0,1%.

Источник: расчеты авторов.

При учете в модели не текущих, а запаздывающих значений ВВП и инфляции в соседних регионах результаты моделирования инфляции практически не изменяются: все показатели, кроме лага безработицы, оказываются значимыми на 5%-ном уровне значимости. Для ВВП, в свою очередь, кроме лага ВВП в рассматриваемом периоде значимыми на 5%-ном уровне значимости становятся лаги ВВП в соседних регионах. Тест Хансена по-прежнему не выявляет сверхидентифицируемость инструментов.

Помимо модели с одной экзогенной переменной – безработицей – также была построена модель, в которой в качестве объясняющих переменных используются индекс промышленного производства и среднедушевые доходы населения. Оба показателя также нормализованы.

Однако при построении модели, учитывающей в качестве экзогенного фактора индекс промышленного производства, возникает ошибка, связанная с вырожденностью матрицы показателей. Одной из причин такой ошибки является возможная высокая корреляция между ИПП и ИПЦ, которая приводит к невозможности оценивания параметров модели.

В связи с этим оценивалась модель, в которой в качестве экзогенных переменных использовались запаздывающее значение безработицы и значение среднедушевых доходов. Коэффициенты, полученные при моделировании, указаны в *табл. 3*.

Таблица 3

Результат оценивания модели с пространственными лагами

		Лаг инфляции	Лаг ВВП	Лаг безработицы	Лаг инфляции соседей	Лаг ВВП соседей	Доходы населения
Модель с доходами	Инфляция	0,6879***	0,1512*	0,2166	-19,7502**	-0,9841***	0,1595
	ВВП	-0,005	0,6566***	0,219	0,3635	0,3816	0,0685

\*коэффициент значим на уровне значимости 5%, \*\*коэффициент значим на уровне значимости 1%, \*\*\*коэффициент значим на уровне значимости 0,1%.

Источник: расчеты авторов.

Добавление в модель среднедушевых доходов не улучшает результаты моделирования: для инфляции результаты совпадают с результатами моделей, описанных выше. Для ВВП значимым становится только лаг ВВП в рассматриваемом регионе.

По результатам полученных оценок и в соответствии с исследованием Baltagi (2004)<sup>1</sup>, согласно которому даже при отсутствии значимой пространственной связи между регионами для получения эффективных оценок лучше использовать пространственные модели, для моделирования региональных показателей предлагается использовать модели (12)–(14), в которых учитывается пространственная связь между регионами. Так как из указанных моделей только экономически ожидаемые знаки<sup>2</sup> при коэффициентах ВВП и инфляции дает только модель (14), предлагается именно ее ис-

<sup>1</sup> Baltagi, B.H., Li, D. Prediction in the panel data model with spatial correlation. In: Anselin, L., Florax, R.J.G.M., Rey, S.J. (Eds.), *Advances in Spatial Econometrics: Methodology, Tools and Applications*//Springer, Berlin – 2004 – P. 283–295 (Chapter 13).

<sup>2</sup> <https://cyberleninka.ru/article/n/vliyanie-inflyatsii-na-tempy-ekonomicheskogo-rosta>

пользовать для анализа российских региональных данных. Однако для получения окончательного вывода необходимо также рассмотреть ошибки прогнозов, полученные по всем моделям.

Качество полученных внутривыборочных прогнозов анализировалось с помощью MAPE (средней абсолютной ошибки прогноза, выраженной в процентах), которая рассчитывается по формуле (15):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} * 100\%, \quad (15)$$

где  $y_t$  – фактическое значение прогнозируемого показателя,  $\hat{y}_t$  – спрогнозированное значение.

Несмотря на то, что на основе значимости полученных оценок было выбрано две из четырех моделей для прогнозирования региональных ВРП и ИПЦ, для сопоставимости ошибки прогноза были рассчитаны для всех проанализированных VAR.

Для сравнения качества моделей для обоих показателей были построены AR(1) модели по формуле (16) и были посчитаны усредненные по регионам ошибки внутривыборочных прогнозов:

$$y_{it} = \alpha_i + \beta_i y_{it-1} + \varepsilon_{it}, \quad \varepsilon_{it} \sim NID(0, \sigma_i^2), \quad (16)$$

где  $y_{it}$  – значение ВРП / инфляции для субъекта  $i$  в период времени  $t$ .

В табл. 4 приведены значения всех посчитанных ошибок прогноза.

Таблица 4

Ошибки прогнозов VAR моделей

Модель	MAPE	
	инфляции	ВРП
AR(1)	2%	13%
Непространственная (12)	4,56%	2,06%
Пространственная с текущими показателями соседей (13)	9,17%	10%
Пространственная с запаздывающими показателями соседей (14)	8,67%	2,88%
Пространственная с учетом доходов	7,87%	4,08%

Источник: расчеты авторов.

Из табл. 4 видно, что модели, учитывающие в качестве объясняющих переменных безработицу и пространственную зависимость между региональными данными, дают наибольшие ошибки прогнозов. AR(1) модель для региональной инфляции дает результаты, сопоставимые по точности с VAR моделями, в то время как точность AR(1) модели для ВРП ниже всех рассмотренных VAR. Для региональной инфляции MAPE ошибки по четырем VAR моделям сопоставимы друг с другом, в то время как для ВРП модель с текущими значениями пространственных показателей в 2-3 раза выше ошибок других моделей. Интересно отметить, что наименьшие ошибки прогнозов дает непространственная модель, что, однако, не соответствует тому, что оценки коэффициентов при пространственных показателях оказываются значимыми.

\* \* \*

В первой части статьи проведен обзор работ, посвященных построению различных спецификаций векторных авторегрессий. В большинстве работ был получен вывод, что VAR, учитывающие пространственную корреляцию между данными (spatial VAR), дают более точные результаты прогнозирования макроэкономических показателей по сравнению с другими методами. В отличие от моделей с непрерывным временем, для построения VAR можно использовать годовые данные, что позволяет строить пространственные векторные авторегрессии на российских данных.

Во второй части статьи для региональных значений инфляции и ВРП было построено четыре векторных авторегрессии, в том числе три из них – учитывающие пространственную взаимосвязь между регионами. Среди векторных авторегрессий наименьшая ошибка прогноза получается по модели, учитывающей в качестве объясняющих переменных только первые лаги объясняемых переменных и первый лаг безработицы. Однако в моделях, учитывающих пространственную корреляцию между данными, оценки коэффициентов перед пространственными переменными оказываются значимыми.

В связи с этим и в соответствии с исследованием Baltagi [13], согласно которому даже при отсутствии значимой пространственной связи между регионами, для получения эффективных оценок лучше использовать пространственные модели, для моделирования региональных показателей предлагается использовать модели, в которых учитывается пространственная связь между регионами. Из трех рассмотренных пространственных моделей наименьшая ошибка прогноза для инфляции получается при добавлении в список объясняющих показателей показателя среднедушевых доходов населения. Наименьшая ошибка прогноза для ВРП получается в модели, где пространственные показатели используются с первым лагом. Поскольку в модели с учетом дохода оценки коэффициентов при среднедушевых доходах оказываются незначимыми как для инфляции, так и для ВРП, а также учитывая тот факт, что из рассмотренных моделей VAR со следующим набором объясняющих переменных: первые лаги объясняемых переменных в исследуемом и соседних регионах и первый лаг безработицы – дает экономически ожидаемые знаки при коэффициентах ВРП и инфляции, предлагается именно ее использовать для анализа российских региональных данных.

Таким образом, по результатам проведенного исследования можно сделать вывод, что векторные авторегрессии позволяют достаточно точно смоделировать как фактические значения макропоказателей, так и общую ситуацию в регионах России.

#### Источники

1. Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985–1999: a spatial dynamic panel analysis//Regional Studies. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253.
2. Schanne N. A Global Vector Autoregression (GVAR) model for regional labour markets and its forecasting performance with leading indicators in Germany//AB Discussion Paper – 2015. – Vol. 13.
3. Patuelli R., Mayor M. Short-Run Regional Forecasts: Spatial Models Through Varying Cross-Sectional and Temporal Dimensions//from book From Administrative Spatial Units to Local Labour Market Areas. Some Remarks on the Unit of Investigation of Regional Economics with Particular Reference to the Applied Research in Italy. – 2012. – P. 173–192.
4. Girardin, E., Kholodilin, K.A., 2011. How helpful are spatial effects in forecasting the growth of Chinese provinces? Journal of Forecasting 30. P. 622–643.
5. Longhi, S., Nijkamp, P., 2007. Forecasting regional labor market developments under spatial heterogeneity and spatial correlation. International Regional Science Review 30. P. 100–119.
6. Marques, H., Pino, G., Horrillo J., 2014. Regional inflation dynamics using space–time models. Empirical Economics, Springer, vol. 47(3), November. P. 1147–1172.
7. Beenstock M., Felsenstein D. Spatial Vector Autoregressions//Spatial Economic Analysis/ – 2007. – Vol. 2(2). P. 167–196.
8. Badinger H., Muller W. G., Tondl, G. Regional convergence in the European Union 1985–1999: a spatial dynamic panel analysis//Regional Studies. – 2004. – Vol. 38. P. 241–253.
9. Lee, L.-F. Asymptotic distributions of quasi-maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models//Econometrica – 2004 – Vol. 72. P. 1899–1925.
10. Pesaran, M. Hashem, Schuermann, T., Weiner, Scott M. Modeling Regional Interdependencies using a Global Error-Correcting Macroeconometric Model.//Journal of Business and Economics Statistics – 2004 – Vol. 22. P. 129–162.
11. Dees, Stephane, Di Mauro, Filippo, Pesaran, M. Hashem, Smith, L. Vanessa. Exploring the International Linkages of the Euro Area: A Global VAR Analysis//Journal of Applied Econometrics – 2007 – Vol. 22. P. 1–38.
12. Di Giacinto V., Differential regional effects of monetary policy: a geographical SVAR approach//ERSA conference papers ersa02p257, European Regional Science Association, – 2002.
13. Baltagi, B.H., Li, D. Prediction in the panel data model with spatial correlation. In: Anselin, L., Florax, R.J.G.M., Rey, S.J. (Eds.), Advances in Spatial Econometrics: Methodology, Tools and Applications//Springer, Berlin – 2004 – P. 283–295 (Chapter 13). ▀

# ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К УЧЕТУ ИЗМЕНЕНИЙ В КАЧЕСТВЕ ТОВАРОВ В ИНДЕКСАХ ЦЕН

В. Зямалов, н.с. Центра макроэкономического прогнозирования РАНХиГС,  
М. Турунцева, директор Центра макроэкономического прогнозирования РАНХиГС, зав.  
лабораторией краткосрочного прогнозирования Института Гайдара

*Традиционно для расчета ценовых индексов в условиях изменений в качестве продукции использовался метод «сопоставимых моделей». При использовании этого метода индексы строятся только по информации о тех моделях изделий, качество которых оставалось неизменным на протяжении определенного количества времени, либо для которых возможно подобрать максимально близкие аналоги.*

Основная проблема заключается в том, что качество товаров и услуг не остается неизменным. Обычно оно растет под воздействием рыночных сил, таких как конкуренция или научно-технический прогресс. Таким образом, при появлении большого количества новых моделей продукции, метод сопоставимых моделей может оставить неучтенной значительную долю изменения цен. Также, ошибка может возникнуть при попытке подбора аналогов моделей для замены ушедших с рынка моделей. Между тем, игнорирование этих проблем может привести к завышению оценок темпов инфляции и темпов роста стоимости жизни.

Для решения проблемы изменения качества товаров на практике применяется гедонический подход, направленный на учет изменений в уровне качества представленной на рынке продукции. В настоящей статье будет приведено описание нескольких наиболее часто используемых методов расчета индексов цен с применением этого подхода.

## Метод дамми-переменных

На сегодняшний день это один из наиболее простых методов расчета гедонических индексов. Методика их расчета описана во многих ранних работах (см., например, работы Корта, Грилихеса, Чоу<sup>1</sup>).

Допустим, что модель для уровня цен оценивается в полулогарифмической (логарифмически-линейной) форме (Haan, Diewert, 2013<sup>2</sup>):

$$\ln p_{n,t} = \beta_0 + \sum_{\tau=1}^T \alpha_{\tau} D_{\tau} + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{n,k,t} + \varepsilon_{n,t}$$

где  $t = \overline{0, T}$  – моменты времени,  $p_{n,t}$  – цена товара  $n$  в момент времени  $t$ ,  $D_{\tau}$  – дамми-переменная, равная 1 в момент времени  $\tau$ ,  $x_{n,k,t}$  – значение характеристики качества  $k$  для товара  $n$  в момент времени  $t$ . Коэффициенты при дамми-переменных показывают превышение среднего уровня цен в соответствующий момент времени относительно нулевого момента времени. Тогда скорректированный индекс цен в периоде  $t$  относительно периода 0 можно рассчитать по формуле:

<sup>1</sup> Court A.T. Hedonic Price Indexes: With Automotive Examples // The Dynamics of Automobile Demand: Based Upon Papers Presented at a Joint Meeting of the American Statistical Association and the Econometric Society in Detroit, Michigan on December 27, 1938. Detroit, MI: American Statistical Association and the Econometric Society, 1939; Griliches Z. Hedonic Price Indexes for Automobiles: An Econometric of Quality Change // The Price Statistics of the Federal Government / под ред. Price Statistics Review Committee. National Bureau of Economic Research, 1961. С. 173–196; Chow G.C. Technological Change and the Demand for Computers // The American Economic Review. 1967. Т. 57, № 5. С. 1117–1130.

<sup>2</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.



$$I_{0,t} = e^{\alpha t}$$

Согласно (Haan, Diewert, 2013; Diewert, Heravi, 2009)<sup>1</sup> этот индекс можно переписать в следующем виде:

$$I_{0,t} = \frac{\prod_{n \in S(t)} p_{n,t}^{1/N(t)}}{\prod_{n \in S(0)} p_{n,0}^{1/N(0)}} \exp \left[ \sum_{k=1}^k \hat{\beta}_k (\bar{x}_{k,0} - \bar{x}_{k,t}) \right],$$

где  $S(t)$  – выборка в период  $t$ , на которой рассчитывается индекс,  $N(t)$  – объем выборки,  $x_{k,t}$  – среднее значение характеристики  $k$  в период  $t$ . Тем самым, индекс состоит из двух частей: отношения средних геометрических цен в периоды  $t$  и  $0$ , которое отражает наблюдаемый уровень роста цен, и «поправку на разницу в уровне качества». Данная формула связывает нас с описываемым ниже методом коррекции на качество.

При использовании данного метода может возникнуть проблема гетероскедастичности, связанная с использованием агрегированных исходных данных<sup>2</sup>, которая может быть исправлена использованием взвешенного метода наименьших квадратов.

Другой проблемой данного метода является то, что при добавлении нового момента времени оценки коэффициентов, в том числе и при дамми-переменных, изменяются, что неприемлемо при построении официальных индексов, которые невозможно пересматривать в каждом периоде. Для преодоления этого затруднения предлагается рассчитывать отдельные индексы для каждой пары соседних периодов  $t - 1$  и  $t$ , путем перемножения которых получается временной ряд, не зависящий от добавления новых периодов. Эта процедура также позволяет обойти используемое в методе допущение о неизменности коэффициентов в модели на всем промежутке оценивания.

### Метод цен характеристик качества

Метод цен характеристик качества также был описан ранее в работе Грилихеса<sup>3</sup>. Преимуществом этого метода перед методом дамми переменных является то, что в нем не требуется допущение о неизменности коэффициентов  $\beta$  между различными периодами. Рассмотрим линейную гедоническую модель:

$$p_{n,t} = \beta_{0,t} + \sum_{k=1}^K \beta_{k,t} x_{n,k,t} + \varepsilon_{n,t},$$

которая оценивается отдельно в каждый момент времени. В результате оценивания мы получаем вектор оценок  $\hat{\beta}_t = (\hat{\beta}_{1,t}, \dots, \hat{\beta}_{K,t})$  для каждого момента времени. Оценки коэффициентов играют роль скрытых цен на характеристики качества. Согласно Грилихесу и Трипплетту<sup>4</sup> индекс цен может быть записан в виде:

$$I_{0,t} = \frac{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} q_k}{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} q_k}$$

где  $q_k$  – некоторый вес, с которым взвешивается скрытая цена характеристики  $k$ . Де Хаан и Диверт<sup>5</sup> используют несколько иное выражение для индекса:

<sup>1</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64; Diewert W.E., Heravi S., Silver M. Hedonic Imputation versus Time Dummy Hedonic Indexes // Price Index Concepts and Measurement / под ред. Diewert W.E., Greenlees J.S., Hulten C.R. 2009. С. 161–196.

<sup>2</sup> См.: Ерндт Э.Р. Практика эконометрики: классика и современность / под ред. Айвазян С.А.; пер. Лукаш Е.Н. Москва: Издательство Юнити-Дана, 2005. 863 с., стр. 153.

<sup>3</sup> Griliches Z. Hedonic Price Indexes for Automobiles: An Econometric of Quality Change // The Price Statistics of the Federal Government / под ред. Price Statistics Review Committee. National Bureau of Economic Research, 1961. С. 173–196.

<sup>4</sup> Griliches Z. Hedonic Price Indexes for Automobiles: An Econometric of Quality Change // The Price Statistics of the Federal Government / под ред. Price Statistics Review Committee. National Bureau of Economic Research, 1961. С. 173–196; Triplett J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.

<sup>5</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.



$$I_{0,t} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} q_k}{\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} q_k}$$

Данные выражения задают индекс цен с учетом уровня качества, так как он зафиксирован на некотором уровне, определяемом весами  $q_k$ . Какие же веса  $q_k$  следует использовать?

При расчете индексов на основе информации о продажах, естественным является использование двух уровней<sup>1</sup>, а именно выборочных средних значений характеристик в моменты времени 0 и  $t$ . Использование средних значений периода 0 дает индекс Ласпейраса:

$$I_{0,t}^{CPL} = \frac{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,0}}{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,0}}$$

$$I_{0,t}^{CPL} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,0}}{\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,0}} \quad \text{где} \quad \bar{x}_0 = (\bar{x}_{1,0}, \dots, \bar{x}_{K,0}) \quad - \text{средние значения}$$

характеристик качества в момент времени 0.

Использование значений периода  $t$  дает индекс Пааше:

$$I_{0,t}^{CPP} = \frac{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,t}}{\sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,t}}$$

$$I_{0,t}^{CPP} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,t}}{\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,t}}$$

где  $\bar{x}_t = (\bar{x}_{1,t}, \dots, \bar{x}_{K,t})$  – средние значения характеристик качества в период  $t$ .

Среднее геометрическое этих индексов дает индекс Фишера:

$$I_{0,t}^{CPF} = \sqrt{I_{0,t}^{CPL} I_{0,t}^{CPP}}$$

В случае оценивания полулогарифмической модели цен формулы преобразуются к следующему виду<sup>2</sup>:

$$I_{0,t}^{CPGL} = \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) x_{k,0} \right]$$

$$I_{0,t}^{CPGP} = \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) x_{k,t} \right]$$

$$I_{0,t}^{CPGF} = \sqrt{P_{0,t}^{CPGL} P_{0,t}^{CPGP}} = \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) \frac{\bar{x}_{k,0} + \bar{x}_{k,t}}{2} \right]$$

либо, при включении свободного члена в расчет индексов<sup>3</sup>:

<sup>1</sup> См.: de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64; Triplett J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.

<sup>2</sup> Triplett J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.

<sup>3</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.

$$I_{0,t}^{CPL} = \exp(\hat{\beta}_{0,t} - \hat{\beta}_{0,0}) \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) x_{k,0} \right]$$

$$I_{0,t}^{CPP} = \exp(\hat{\beta}_{0,t} - \hat{\beta}_{0,0}) \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) \bar{x}_{k,t} \right]$$

$$I_{0,t}^{CPF} = \sqrt{P_{0,t}^{CPL} P_{0,t}^{CPP}} = \exp(\hat{\beta}_{0,t} - \hat{\beta}_{0,0}) \exp \left[ \sum_{k=1}^K (\hat{\beta}_{k,t} - \hat{\beta}_{k,0}) \frac{\bar{x}_{k,0} + \bar{x}_{k,t}}{2} \right]$$

Де Хаан и Диверт<sup>1</sup> рекомендуют использовать в практических целях индексы Фишера, так как, по их мнению, в этих индексах взаимно компенсируются возможные смещения индексов Ласпейраса и Пааше, вызванные игнорированием товаров либо появившихся на рынке, либо ушедших с него.

### Метод вмененных (условных) цен

Часто исследователи сталкиваются с ситуацией (характерной для традиционного метода согласованных моделей), когда цены продуктов, реализованных в период 0, являются недоступными в период  $t$  (и наоборот) в силу каких-либо причин (например, прекращение производства товара или вывод новой модели). В методе согласованных моделей такие товары исключаются из базы расчета индексов, либо для них подбирается аналогичная по качеству замена. Метод вмененных цен позволяет, при помощи гедонического подхода, учесть эти товары.

Рассмотрим для начала метод в изложении Трипплетта<sup>2</sup>. Пусть в момент времени  $t$  некий товар  $m$  перестал быть доступным. Классический метод сопоставимых моделей предписывает исключить его из базы расчета индекса, если не удастся найти равноценную замену (равноценность замены определяется экспертным путем, эта модификация метода используется при расчете некоторых индексов в США<sup>3</sup>). Метод вмененных цен же предлагает иной подход: цена недоступного товара рассчитывается при помощи гедонического метода.

Допустим, что товар  $m$  был доступен в момент 0, но ушел с рынка в момент времени 1. Для начала оценим гедоническую модель по всем продуктам, доступным в момент времени 1. В результате получим оценку вектора скрытых цен  $\hat{\beta}_1$ . На основе этой оценки рассчитаем условную цену товара  $m$  в периоде 1:

$$\hat{p}_{m,1}^{\text{est}} = f(\hat{\beta}_1, x_{m,0})$$

где  $x_{m,0}$  – характеристики качества товара в момент времени 0. Таким образом, индекс цен на продукт  $m$  в период 1 относительно периода 0 равен

$$I_{0,1}^m = \frac{\hat{p}_{m,1}^{\text{est}}}{p_{m,0}}$$

Полученный индекс можно использовать для расчета индексов более высокого порядка. Аналогичный расчет можно провести для случая появления нового продукта  $n$  в периоде 1:

$$I_{0,1}^n = \frac{p_{n,1}}{\hat{p}_{n,1}^{\text{est}}}$$

где  $\hat{p}_{n,1}^{\text{est}}$  – условная цена продукта  $n$  в период 0.

<sup>1</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.

<sup>2</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.

<sup>3</sup> Greenlees J.S., McClelland R. Does Quality Adjustment Matter for Technologically Stable Products? An Application to the CPI for Food // The American Economic Review. American Economic Association, 2011. Т. 101, № 3. С. 200–205.

Полученные индексы называют индексами одиночного вменения (single imputation), поскольку рассчитывается только одна из цен, а в числителе либо в знаменателе стоят реальные цены. Многие исследователи предлагают использовать индексы двойного вменения (double imputation), в которых обе цены оцениваются при помощи гедонических моделей. Это призвано устранить смещение, вызванное маркетинговой политикой некоторых производителей, предлагающих новые продукты по заниженным, либо завышенным ценам.

Однако, Триплетт<sup>1</sup> также указывает на недостатки двойного вменения. Отклонение цен товаров от уровня, предсказанного гедонической моделью, может быть связано с невключением объясняющих переменных (возможно, ненаблюдаемых), способных учесть завышение или снижение цен на товары. Применение двойного вменения, по его мнению, может быть оправданным лишь в том случае, если имеются веские основания считать, что не включенные в модель переменные не изменялись между периодами. В противном случае оно приведет к дополнительному смещению.

Де Хаан и Диверт<sup>2</sup> предлагают несколько иной подход к данному методу, частично совпадающий с подходом Триплетта. Авторы рассчитывают индексы не для конкретных товаров, а для выборок в целом. Индексы Ласпейраса одиночного и двойного вменения рассчитываются следующим образом:

$$I_{0,t}^{HIL} = \frac{\sum_{n \in S(0)} 1 \hat{p}_{n,t}(0)}{\sum_{n \in S(0)} 1 p_{n,0}} = \frac{\sum_{n \in S(0)} [\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} x_{n,k,0}]}{\sum_{n \in S(0)} p_{n,0}} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,0}}{\sum_{n \in S(0)} p_{n,0} / N(0)}$$

$$I_{0,t}^{HDIL} = \frac{\sum_{n \in S(0)} 1 \hat{p}_{n,t}(0)}{\sum_{n \in S(0)} 1 \hat{p}_{n,0}} = \frac{\sum_{n \in S(0)} [\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} x_{n,k,0}]}{\sum_{n \in S(0)} [\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} x_{n,k,0}]} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,0}}{\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,0}}$$

$$= I_{0,t}^{CPL}$$

где  $S_0$  – выборка товаров, доступных в периоде 0,  $p_{nt}(\tau)$  – цена на продукт  $n$  в момент времени  $t$ , рассчитанная на основе значений характеристик момента времени  $\tau$ . Цены берутся с весом 1, так как авторы рассматривали рынок частных домов в США, на котором каждый объект является уникальным. Можно заметить, что индекс двойного вменения совпадает с индексом Ласпейраса, рассчитанным методом цен характеристик.

Индекс двойного вменения Пааше рассчитывается по формуле:

$$I_{0,t}^{HDIP} = \frac{\sum_{n \in S(t)} 1 \hat{p}_{n,t}}{\sum_{n \in S(t)} 1 \hat{p}_{n,0}(t)} = \frac{\hat{\beta}_{0,t} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,t} \bar{x}_{k,t}}{\hat{\beta}_{0,0} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} \bar{x}_{k,t}} = I_{0,t}^{CPP}$$

где  $S_t$  – выборка товаров, доступных в периоде  $t$ .

### Метод коррекции на качество

Существует иной метод расчета условной цены в случае, когда новый товар заменяет некоторый старый – метод коррекции на качество.

Допустим, что в момент 1 на рынке появился новый товар  $n$ , заменивший товар  $m$ . Предположим также, что в период 0 по всем имеющимся на тот момент товарам была оценена гедоническая модель

$$p_{i,0} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_{k,0} x_{i,k} + \varepsilon_{i,0}$$

и получена оценка вектора  $\hat{\beta}_0$ . Тогда коэффициентом коррекции на качество будет называться величина

<sup>1</sup> Triplet J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.

<sup>2</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.

$$A(\hat{\beta}_0) = \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} (x_{n,k} - x_{m,k})$$

где  $x_{n,k}, x_{m,k}$  – значение характеристики качества  $k$  в момент времени  $t$  для товаров  $n$  и  $m$  соответственно. Полученный коэффициент коррекции на качество может быть использован для получения цены нового товара  $n$  в период, предшествующий моменту выхода товара на рынок:

$$p_{n,0}^{est} = p_{m,0} + A(\hat{\beta}_0)$$

При оценивании логарифмически-линейной (log-lin) модели

$$\ln p_{i,0} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_{k,0} x_{i,k} + \varepsilon_{n,0}$$

цена продукта  $n$  будет равна

$$p_{n,0}^{est} = p_{m,0} \exp \left[ \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_{k,0} (x_{n,k} - x_{m,k}) \right]$$

И для линейной в логарифмах (log-log) модели

$$\ln p_{i,0} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_{k,0} \ln x_{i,k} + \varepsilon_{n,0}$$

$$p_{n,0}^{est} = p_{m,0} \prod_{k=1}^K \left( \frac{x_{n,k}}{x_{m,k}} \right)^{\hat{\beta}_{k,0}}$$

Преимуществом данного метода является то, что коэффициент коррекции на качество можно рассчитывать при помощи иной базы данных, нежели база данных, используемая для расчета индексов цен. Это обстоятельство делает его наиболее применяемым на практике<sup>1</sup>: с его помощью рассчитываются, например, ИПЦ и ИЦП в США.

### Преимущества и недостатки гедонического метода

В работе де Хаана и Диверта<sup>2</sup> приводятся следующие преимущества использования гедонического метода для построения ценовых индексов:

- Если набор характеристик качества для рассматриваемых продуктов достаточно хорошо документирован, то гедонический метод остается справедливым и правильно работает как при изменении состава выборки, так и при изменении уровня качества отдельных продуктов из выборки.
- При помощи грамотной стратификации становится возможным построение ценовых индексов для выборок продуктов, отличающихся существенной неоднородностью.
- Метод вмененных цен в целом является аналогом традиционно используемого метода сопоставимых моделей.
- Гедонические методы, по-видимому, наиболее эффективно используют статистические данные.
- К недостаткам гедонических методов авторы относят:
- Потенциальную сложность учета территориальных различий в динамике цен, которая, однако, в некоторой степени может быть преодолена правильной стратификацией.

<sup>1</sup> Triplett J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.

<sup>2</sup> de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.

- Высокие требования к данным, а именно к наличию информации по характеристикам качества, что делает применение гедонического метода относительно более дорогим.
- Зависимость результатов применения метода от выбора набора характеристик качества, функциональных форм и т. д.
- Относительная сложность обучения использованию данных методов (по мнению авторов).

\* \* \*

В данной статье были описаны основные методы расчета гедонических индексов цен, предназначенных для учета изменений уровня качества продукции на рынке. Вызванный рыночными причинами, этот рост приводит к тому, что традиционный метод сопоставимых моделей в ряде случаев завышает оценки темпов инфляции, что приводит к завышению темпов роста стоимости жизни, занижению темпов роста реальных экономических показателей, в частности реального ВВП. Применение гедонических методов способно устранить это смещение, что может быть крайне полезным для нужд статистических органов.

### Источники

1. Court A.T. Hedonic Price Indexes: With Automotive Examples // The Dynamics of Automobile Demand: Based Upon Papers Presented at a Joint Meeting of the American Statistical Association and the Econometric Society in Detroit, Michigan on December 27, 1938. Detroit, MI: American Statistical Association and the Econometric Society, 1939.
2. Griliches Z. Hedonic Price Indexes for Automobiles: An Econometric of Quality Change // The Price Statistics of the Federal Government / под ред. Price Statistics Review Committee. National Bureau of Economic Research, 1961. С. 173–196.
3. Chow G.C. Technological Change and the Demand for Computers // The American Economic Review. 1967. Т. 57, № 5. С. 1117–1130.
4. de Haan J., Diewert E. Hedonic Regression Methods // Handbook on Residential Property Price Indices. Luxembourg: Eurostat, 2013. С. 49–64.
5. Diewert W.E., Heravi S., Silver M. Hedonic Imputation versus Time Dummy Hedonic Indexes // Price Index Concepts and Measurement / под ред. Diewert W.E., Greenlees J.S., Hulten C.R. 2009. С. 161–196.
6. Берндт Э.Р. Практика эконометрики: классика и современность / под ред. Айвазян С.А.; пер. Лукаш Е.Н. Москва: Издательство Юнити-Дана, 2005. 863 с.
7. Triplett J.E. Handbook on hedonic indexes and quality adjustments in price indexes: special application to information technology products. Paris: OECD, 2006. 259 с.
8. Greenlees J.S., McClelland R. Does Quality Adjustment Matter for Technologically Stable Products? An Application to the CPI for Food // The American Economic Review. American Economic Association, 2011. Т. 101, № 3. С. 200–205. 

«Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру» зарегистрирован  
Федеральной службой по надзору в сфере связи,  
информационных технологий и массовых коммуникаций (Роскомнадзор)  
как электронное информационно-аналитическое,  
научное периодическое издание  
(Свидетельство о регистрации средства массовой информации  
Эл № ФС77-42586 от 12 ноября 2010 г.).

**ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР**

М.Ю. Турунцева, зав. лабораторией краткосрочного прогнозирования

**РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ**

Г.И. Идрисов, руководитель Научного направления «Реальный сектор»,  
П.В. Трунин, руководитель Научного направления «Макроэкономика и финансы»,  
М.В. Казакова, ведущий научный сотрудник  
Научного направления «Макроэкономика и финансы»,  
А.Ю. Кнобель, зав. лабораторией международной торговли

**Выпускающий редактор** – Е.Ю. Лопатина, РИО

**Корректор** – К.Ю. Мезенцева, РИО