Прогнозирование инфляции на основе индекса потребительских цен с учетом влияния сезонного фактора

Индекс потребительских цен является официальным измерителем уровня инфляции в России. Этот показатель отражает инфляцию с точки зрения потребителей. Для Банка России индекс потребительских цен является важным показателем при принятии решения по ставке, а Правительство, ориентируясь на его значение, индексирует доходы населения. В настоящее время существует острая необходимость в качественном анализе и точном прогнозе данного индекса. Учитывая, что Банк России реализует денежно-кредитную политику в рамках режима таргетирования инфляции, моделирование и прогнозирование уровня инфляции на основе индекса потребительских цен является практически важной задачей в современных макроэкономических условиях. Цель данной работы состоит в получении качественного и точного краткосрочного прогноза уровня инфляции на основе разработки адекватных эконометрических моделей индекса

потребительских цен. В работе рассматриваются два основных класса моделей: модели векторной авторегрессии и модели временных рядов. Вместе с тем, построенная в работе модель векторной авторегрессии, рассматривающая зависимость индекса потребительских цен и номинального эффективного валютного курса, оказалась хуже для целей прогнозирования инфляции по сравнению с нелинейной моделью со структурными компонентами и условной гетероскедастичностью. Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности применения разработанных моделей и прогнозов для принятия оптимальных макроэкономических решений органами государственной власти и управления.

Ключевые слова: инфляция, индекс потребительских цен, эконометрические модели, модели временных рядов, модели векторной авторегрессии, прогноз.

Arina K. Sapova

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Forecasting inflation based on the consumer price index, taking into account the impact of seasonal factors

The consumer price index is a key indicator of the inflation level in Russia. It is important for the Central Bank and Government in decision-making process. There is a strong need for high-quality analysis and accurate forecast of this index. Modelling and forecasting of consumer price index as a key indicator of inflation are relevant issues in current macroeconomic conditions. The article is dedicated to development of quality short-term forecast of consumer inflation level, with the impact of seasonal factor. Two classes of models (vector autoregression and time series models) are considered. It was shown that vector autoregression model of the dependency

between consumer price index and nominal effective exchange rate is worse for the purposes of inflation forecast than non-linear model with structural components and conventional heteroscedasticity. The practical significance of this work is that the developed approach to the forecasting of the consumer price index adjusted of seasonal factor can be very helpful for the purpose of proper assessment and regulation of inflation.

Keywords: inflation, consumer price index, econometric models, time series models, vector autoregression models, forecast.

Введение

Индекс потребительских цен (ИПЦ) является официальным измерителем уровня инфляции в России. Этот показатель отражает инфляцию с точки зрения потребителей. Для Банка России ИПЦ является важным фактором при принятии решения по ставке, а Правительство, ориентируясь на его значение, индексирует доходы населения. В

настоящее время существует острая необходимость в качественном анализе и точном прогнозе данного индекса. Учитывая, что Банк России реализует денежно-кредитную политику в рамках режима таргетирования инфляции, моделирование и прогнозирование уровня инфляции на основе ИПЦ является практически важной задачей в современных макроэкономических условиях.

Основная цель данной работы заключается в получении качественного и точного краткосрочного прогноза уровня инфляции в России на основе разработки адекватных эконометрических моделей ИПЦ как ключевого показателя инфляции.

Прогнозирование динамики социально-экономических показателей является важной самостоятельной составляющей экономического анализа,

имеющей глубокие теоретические основания и развитый методологический аппарат.

На сегодняшний день наиболее распространенными являются следующие методы прогнозирования [5]: предположение, догадка; экспертные оценки; экстраполирование; опережающие индикаторы; опросы; модели временных рядов; эконометрические системы. Российские коммерческие, научные и государственные организации используют в своей работе, в той или иной степени, практически все упомянутые методические подходы к прогнозированию.

В Институте экономической политики им. Е.Т. Гайдара проводилось исследование того, какие основные модели применяются в России в целях прогнозирования экономических показателей [4]. По заключению автора, самыми популярными методологическими подходами являются эконометрические методы прогнозирования, из которых наиболее часто встречаются следующие.

Системы эконометрических уравнений (ЦЭМИ, ЦМАКП, ИНП РАН, ИЭП, Центр макроэкономических исследований Сбербанка России, ЭЭГ, Центр развития, Ренессанс Капитал/РЭШ). При этом нередко наличие системы носит формальный (условный) характер в том смысле, что каждое уравнение системы с эконометрической точки зрения оценивается отдельно.

Модели временных рядов (Центр анализа данных, ИЭП). Прогнозирование по моделям временных рядов в России несколько отличается от прогнозирования в других странах (например, в США), поскольку российские прогнозирующие организации, как правило, используют для оценки моделей и построения прогнозов месячные данные, в то время как их западные коллеги основываются на квартальных или даже на годовых рядах.

Это приводит к тому, что в России по моделям временных рядов, как правило, получают краткосрочные прогнозы, а не среднесрочные, как за рубежом.

Метод консенсус-прогнозов (РБК, Центр развития). Фактически данные прогнозы являются комбинацией прогнозов, полученных другими (чаще всего эконометрическими) методами. Вследствие этого такие прогнозы нередко мало отличаются от тех данных, по которым они строятся, а также им свойственны все недостатки, которые присущи исходным прогнозам.

Ряд научных организаций пользуется методом построения опережающих индикаторов (ИЭП, Центр развития).

В данной работе для целей моделирования индекса потребительских цен как основного показателя уровня инфляции для России рассматриваются два основных класса моделей: модели векторной авторегрессии и модели временных рядов.

Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности применения разработанных моделей и прогнозов для принятия оптимальных макроэкономических решений органами государственной власти и управления.

Особенности инфляционных процессов в России

Природа и отличительные особенности российской инфляции на протяжении многих лет являются темой научных и политических дискуссий.

Первая особенность инфляционных процессов в России, которую большинство исследователей выделяют как отдельный фактор инфляции, связана с высокой зависимостью уровня цен от обменного курса рубля. Это влияние определяется эффектом переноса (exchange rate pass-through) [1]. Резкое падение курса рубля на-

циональной валюты в кризисные периоды являлось одной из основных причин всплесков инфляции (рис. 1).

Эффект влияния курса на общий уровень внутренних цен реализуется через следующие факторы:

- прямое влияние на цены импортируемой конечной продукции;
- изменение цен на отечественную продукцию вследствие удорожания или удешевления промежуточной импортной продукции;
- изменение цен на отечественные товары, напрямую конкурирующие с импортными;
- изменение общего уровня цен в экономике, вызванное увеличением/уменьшением скорости обращения денег вследствие долларизации/дедолларизации экономики на фоне ослабления/укрепления курса национальной валюты.

Статистические данные о доле импорта в ИПЦ отсутствуют, но, согласно оценке Банка России (основанной на представлении о доле импорта в части отдельных товаров), удельный вес импорта в структуре товарных ресурсов розничной торговли составляет в последние годы около 44% [9]. Заметная доля товарного импорта в потребительской корзине обуславливает значимость влияния на инфляцию изменений обменного курса рубля.

В ряде эмпирических работ исследователи акцентируют внимание на различиях между

Рис. 1. Динамика номинального эффективного валютного курса и индекса потребительских цен, %, г/г

странами по степени влияния колебаний обменного курса на уровень цен. Отмечается, что эффект переноса в развивающихся странах и странах с формирующимся рынком выше, чем в развитых [7].

Количественную оценку эффекту переноса в странах СНГ и России дают Л. Корхонен и П. Вачтел [6]. С помощью векторной авторегрессии авторы исследуют масштаб и скорость эффекта переноса обменного курса на уровень потребительских цен в странах СНГ в 1999–2004 годах. Полученные результаты сравниваются с оценками для других развивающихся стран. Авторы приходят к выводу, что внутренние цены достаточно быстро приспосабливаются к изменениям обменного курса национальной валюты к доллару, однако степень влияния обменного курса на ИПЦ в странах СНГ выше, чем в других развивающихся странах. Выяснилось также, что эффект переноса прослеживается только для курса доллара и оказывается статистически незначимым для евро, в отличие от стран Восточной Европы, которые больше ориентированы на евро.

В работе М.А. Катарановой [1] оценивается краткосрочный и долгосрочный эффект переноса для России в 2000–2008 годах. Автор приходит к выводу, что улучшение отдельных

макропоказателей в исследуемый период не дает снижения эффекта переноса обменного курса на инфляцию, как это происходило в других странах. Вместе с тем, эффект переноса носит ярко выраженный асимметричный характер: потребительские цены на много сильнее реагируют на ослабление национальной валюты, чем на ее укрепление.

Вторая особенность инфляционных процессов в России связана с высокими инфляционными ожиданиями населения, которые в свою очередь являются ключевым фактором, определяющим будущую инфляцию. Инфляционные ожидания — предположения относительно уровня будущей инфляции, формируемые субъектами экономики.

Влияние инфляционных ожиданий на макроэкономическую ситуацию было отмечено исследователями еще в 70-х годах прошлого века. Впервые влияние ожиданий на кривую Филлипса (другими словами, на уровень безработицы и инфляции) было описано Робертом Гордоном [2]. Впоследствии эта тема была широко развита Эдмундом Фелпсом, Милтаном Фридманом и другими известными экономистами.

Влияние инфляционных ожиданий населения на инфляцию происходит через два канала (рис. 2). Во-первых, инфляционные ожидания насе-

ления (домохозяйств) влияют на их решения о том, какую часть средств, имеющихся в их распоряжении, направить на сбережение, а какую — на потребление. Рост или снижение потребления в свою очередь влияет на рост или снижение цен. Во-вторых, население может оказывать давление на работодателя, требуя индексаций зарплат. Кроме того, ожидаемый уровень инфляции учитывается производителями при принятии решений, касающихся установления цен на их собственную продукцию, ставок заработной платы, определения объемов производства и инвестиций; Решения экономических субъектов влияют на спрос и предложение товаров и услуг и, в конечном счете, на инфляцию.

Оценку инфляционных ожиданий населения на ежемесячной основе осуществляет ООО «инФОМ» по заказу Банка России. Согласно данным, инфляционные ожидания населения остаются на повышенном уровне, хотя с начала 2016 года, можно наблюдать нисходящий тренд (рис. 3).

При этом снижение инфляционных ожиданий происходит медленно: большинство опрошенных ожидает сохранения инфляции на прежнем уровне, а медианное значение инфляционных ожиданий более чем вдвое превышает цель Банка России (4%), что пре-

Рис. 2. Схема влияния инфляционных ожиданий населения на инфляцию

Рис. 3. Динамика оценок годовой инфляции (медианные значения) и ИПЦ, %, г/г

пятствует замедлению инфляции [9].

Еще одна особенность, которая относится к немонетарным факторам и оказывает влияние на динамику потребительской инфляции, является рост регулируемых тарифов естественных монополий.

Динамика тарифов, регулируемых государством, имеет как прямое, так и косвенное воздействие на ИПЦ [8]. Прямое влияние обуславливается тем, что услуги, оказываемые потребителям по регулируемым тарифам, входят в потребительскую корзину, применяемую для расчета ИПЦ. К таким услугам относятся некоторые услуги связи, услуги пассажирского транспорта и жилищно-коммунальные услуги. Их суммарный вес в последние годы составляет около 12% всей потребительской корзины. По расчетам Банка России общее влияние дополнительного роста тарифов на 1% на годовую инфляцию составляет 0,18%, учитывая прямое и косвенное влияние.

Описанные явления характеризуют немонетарные факторы инфляции. Помимо немонетарных существуют монетарные факторы. Монетарные факторы инфляции создают давление на цены в связи с созданием излишнего количества денег, к ним можно отнести слишком доступные кредиты, ускоренный рост номинальных доходов экономических субъектов, увеличение

государственного долга, чрезмерная эмиссия денег (сверх потребностей экономики), увеличение скорости оборота денег и т. д.

Моделирование нелинейного процесса индекса потребительских цен

Анализ потребительской инфляции производится на основе динамики ежемесячного темпа роста индекса потребительских цен (ИПЦ) с января 2002 года по декабрь 2016 года.

Основываясь на графике динамики ИПЦ можно выдвинуть предположение о наличии сезонности, поскольку темп роста цен в начале года оказывается из года в год выше темпа роста цен в конце лета — начале осени (рис. 4). Наличие сезонности в динамике ряда

подтверждается графиком автокорреляционной функции (рис. 5).

Сезонная корректировка ИПЦ осуществляется с помощью самого современного на сегодняшний день метода X13-ARIMA-SEATS. Всего в работе было проанализировано на наличие сезонности 57 подкомпонент ИПЦ, из которых 27 оказались сезонными (их вес в корзине ИПЦ составляет более 51%).

Сезонно сглаженный ряд ИПЦ, полученный на основе разработанного метода, не содержит остаточной сезонности, о чем свидетельствует график автокорреляционной функции (рис. 6), а также спектральный график (рис. 7).

Сезонно-сглаженный ряд ИПЦ не является стационарным, что было установлено с

Рис. 4. Динамика ИПЦ по годам, %, м/м

Рис. 5. График автокорреляционной функции ИПЦ

Рис. 6. График автокорреляционной функции сезонно сглаженного ИПЦ

Рис. 7. Спектральный график сезонно сглаженного ряда ИПЦ

помощью критериев Фишера и Стьюдента, а также теста Дики-Фуллера. Для приведения его к стационарному

виду были рассмотрены ряды первых и вторых разностей, а также ряд с устранением линейного тренда.

Рис. 8. Автокорреляционная и частная автокорреляционная функция для ряда ИПЦ с устранением линейного тренда

На основе графиков автокорреляционной (АКФ) и частной автокорреляционной (ЧАКФ) функций было установлено, что ряд с устранением тренда описывается процессом авторегрессии первого порядка AR(1) (рис. 8). Кроме того, наличие автокорреляции в динамике ряда было подтверждено с помощью критерия Бокса-Пирса.

Ряд, в котором тренд был устранен, обозначим как

$$\varphi_t = Y_t - 101,0144 + 0,0025t, \\ t = 1, 2, 3, \dots$$

Этот ряд является стационарным, что подтверждается результатом теста Дики-Фуллера. Однако при этом требование постоянства математического ожидания не выполняется из-за наличия выброса в январе 2015 г. Авторегрессионный процесс не требует выполнения условия строгой стационарности, поэтому можно строить AR(1) и без устранения аддитивного выброса.

Модель авторегрессии первого порядка AR(1) имеет вид:

$$\varphi_t = \lambda_0 + \lambda_1 \varphi_{t-1} + \varepsilon_t$$

где λ_0 — константа, λ_1 — оцениваемый коэффициент, ε_t — ряд ошибок.

Коэффициенты модели являются устойчивыми, поскольку два следующих условия выполняются.

Спецификация модели AR(1) для ряда с устранением тренда (φ_t)

ARIMA Model Summary			
Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	0,673758	0,0550399	12,2413
Mean	-0,000626281	0,0643255	-0,00973612
Constant	-0,000204319		

Первое условие:

$$\sigma_{\varphi_t}^2 = \frac{\sigma_{e_t}^2}{1 - \lambda_1^2},$$

где $\sigma_{\varphi_t}^2$ — дисперсия ряда ИПЦ с устранением тренда, $\sigma_{e_t}^2$ — дисперсия ряда остатков модели, λ_1^2 — квадрат оцениваемого коэффициента AR(1).

$$\sigma_{\varphi_t}^2 = 0,15,$$

$$\frac{\sigma_{e_t}^2}{1 - \lambda_1^2} = \frac{0,08}{1 - (0,67)^2} = 0,15.$$

Второе условие:

$$M_{\varphi_t} = \frac{\lambda_0}{1 - \lambda_1},$$

где M_{φ_t} — математическое ожидание ряда ИПЦ с устранением

Таблица 1

тренда, λ_0 — константа, λ_1 — оцениваемый коэффициент.

$$M_{\varphi_t} = 0,00,$$

$$\frac{\lambda_0}{1 - \lambda_1} = \frac{0,00}{1 - 0,67} = 0,00.$$

Обозначим остатки модели авторегрессии первого порядка как e_t . Рассмотрим АКФ и ЧАКФ ряда остатков модели.

Остатки модели AR(1) некоррелированы (рис. 9), однако они распределены ненормально, о чем свидетельствует значение коэффициента экс-

Таблица 2

Спецификация модели ARCH(1)

ARIMA Model Summary			
Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	0,417019	0,0681309	6,12085
Mean	0,0838941	0,0308709	2,71757
Constant	0,0489086		

 Ряд остатков (e_t) модели AR(1)

 Ряд квадратов остатков (e_t^2) модели AR(1)

 Рис. 9. Автокорреляционная и частная автокорреляционная функции для ряда остатков (e_t) и квадратов остатков (e_t^2) модели AR(1)

Рис. 10. Гистограмма остатков модели AR(1) и описательная статистика

песса, значительно превышающее 3 (рис. 10). Квадраты остатков (e_t^2) коррелированы (рис. 9).

Кроме того, о том, что ряд квадратов остатков автокоррелирован, свидетельствует критерий Бокса-Пирса

Было рассмотрено три модели ARCH(1), ARCH(2) и GARCH(1,1), однако только ARCH(1) оказалась приемлемой.

Коэффициенты модели ARCH(1) являются устойчивыми, поскольку необходимые условия выполняются. Остатки модели ARCH(1) обозначим как

$$g_t = e_t^2 - (0,0489 + 0,4170e_{t-1}^2).$$

Первое условие:

$$\sigma_{e_t^2}^2 = \frac{\sigma_{g_t}^2}{1 - \alpha_1^2},$$

где $\sigma_{e_t^2}^2$ — дисперсия ряда квадратов остатков модели авторегрессии первого порядка для сезонно сглаженного ИПЦ

с устранением тренда, $\sigma_{g_t}^2$ — дисперсия ряда остатков модели ARCH(1), α_1^2 — квадрат оцениваемого коэффициента ARCH(1).

$$\sigma_{e_t^2}^2 = 0,071,$$

$$\frac{\sigma_{g_t}^2}{1 - \alpha_1^2} = \frac{0,058}{1 - (0,417)^2} = 0,071.$$

Второе условие:

$$M_{e_t^2} = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1},$$

где $M_{e_t^2}$ — математическое ожидание ряда квадратов остатков модели авторегрессии первого порядка для сезонно сглаженного ИПЦ с устранением тренда, α_0 и α_1 — оцениваемые коэффициенты.

$$M_{e_t^2} = 0,084,$$

$$\frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1} = \frac{0,049}{1 - 0,417} = 0,084.$$

Остатки модели ARCH(1) независимы (рис. 11).

С помощью теста Дики-Фуллера, а также критериев Стьюдента и Фишера было

установлено, что остатки являются стационарными.

Все необходимые условия для того, чтобы считать модель адекватной выполняются, поэтому она может использоваться для краткосрочного прогнозирования сезонно сглаженного ИПЦ.

Модель векторной авторегрессии инфляции

В соответствии с результатами эмпирических исследований, в качестве потенциальных опережающих индикаторов были определены следующие переменные:

- реальный сектор: индекс промышленного производства (IPI), уровень безработицы (UNEMP);
- денежно-кредитные индикаторы: денежная база (MB), денежная масса (M2);
- внешнеэкономические переменные: инфляция в Китае (INFCN), инфляция в

Рис. 11. Автокорреляционная и частная автокорреляционная функции для ряда остатков модели ARCH(1) (g_t)

Таблица 3

Еврозоне (INFEU), цена на нефть (OIL), мировая цена на продукты питания и напитки (FB);

- курсы валют: курс доллара США к рублю (USD), номинальный эффективный валютный курс (NEER);

- прочие: инфляционные ожидания населения (EXP), номинальная заработная плата (WAGE).

Все анализируемые переменные представлены в ежемесячных темах роста. Кроме того, каждая из анализируемых компонент была проанализирована на наличие сезонности. При необходимости сезонность устранялась с применением метода X13-ARIMA-SEATS, в случаях, где это представлялось возможным — с применением непрямого подхода к сезонному сглаживанию.

Относительно сильная корреляционная связь прослеживается между динамикой ИПЦ и номинальным эффективным валютным курсом (НЭВК), а также уровнем безработицы (таблица 3). При этом корреляционная связь между уровнем безработицы и НЭВК слабая. Результаты корреляционного анализа не противоречат экономической логике: инфляция имеет положительную корреляцию с уровнем безработицы и отрицательную — с динамикой курса.

Ряд ИПЦ, как было установлено ранее, не является стационарным из-за наличия линейного тренда, поэтому в модели используется ряд, в котором тренд устранен.

Данные ряды нельзя проверять на коинтеграцию с помощью теста Энгла-Гренджера, поскольку они не содержат линейного тренда.

С помощью теста Дики-Фуллера было установлено, что ряды ИПЦ (с устранением тренда) и НЭВК являются стационарными, в то время, как ряд уровня безработицы — не стационарный. Поэтому модель векторной авторегрессии

Корреляционная матрица

	CPI	IPI	UNEMP	MB	M2	INFCN	INFEU	OIL	FB	USD	NEER	WAGE
CPI	100%											
IPI	-9%	100%										
UNEMP	15%	10%	100%									
MB	-9%	31%	22%	100%								
M2	-2%	33%	38%	65%	100%							
INFCN	-13%	11%	-9%	3%	11%	100%						
INFEU	-2%	14%	12%	17%	35%	19%	100%					
OIL	-4%	10%	15%	4%	25%	22%	55%	100%				
FB	-6%	15%	12%	4%	23%	32%	28%	40%	100%			
USD	-25%	9%	14%	14%	34%	13%	33%	53%	24%	100%		
NEER	-26%	-1%	4%	3%	20%	7%	25%	40%	1%	88%	100%	
WAGE	12%	32%	23%	17%	33%	5%	21%	21%	19%	15%	2%	100%

Таблица 4

Результаты теста Гренджера на причинность

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
NEER does not Granger Cause CPI_TREND	179	49.0154	5.E-11
CPI_TREND does not Granger Cause NEER		8.03921	0.0051

Таблица 5

Критерии для определения длины лагирования

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-510.9608	NA	1.432009	6.034833	6.071724	6.049803
1	-407.6104	203.0530	0.444973	4.866005	4.976680	4.910916
2	-395.9398	22.65486	0.406587	4.775762	4.960221*	4.850613
3	-389.1742	12.97386	0.393594*	4.743226*	5.001469	4.848018*
4	-386.2644	5.511594	0.398717	4.756052	5.088077	4.890784
5	-384.8086	2.723111	0.410899	4.785984	5.191793	4.950657
6	-384.1134	1.284096	0.427290	4.824864	5.304457	5.019477
7	-378.1121	10.94360*	0.417482	4.801319	5.354695	5.025873
8	-375.4929	4.714509	0.424498	4.817564	5.444724	5.072058
9	-372.8581	4.680783	0.431601	4.833624	5.534567	5.118059
10	-371.5175	2.349988	0.445612	4.864911	5.639638	5.179286

будем строить для ИПЦ (с устранением тренда) и НЭВК.

Далее необходимо провести тест Гренджера на причинность. В тесте Гренджера последовательно проверяются две нулевые гипотезы: «х не является причиной у по Гренджеру» и «у не является причиной х по Гренджеру». Для проверки этих гипотез строятся две регрессии: в каждой регрессии зависимой переменной является одна из проверяемых на причинность переменных, а регрессорами выступают лаги обеих переменных (фактически это векторная авторегрессия). Для каждой регрессии нулевая гипотеза заключается в том, что коэффициенты при лагах второй переменной одновременно равны нулю.

Данные гипотезы можно проверить, например, с помощью F-теста или LM-теста. Необходимо отметить, что результаты теста могут зависеть от количества использованных лагов в регрессиях.

Если вероятность осуществления нулевой гипотезы больше 5%, то выбранные ряды не влияют друг на друга, и смысла в построении VAR-модели нет. В нашем случае обе нулевые гипотезы можно отклонить (таблица 4), ряды влияют друг на друга.

Чтобы определить порядок VAR-модели рассмотрим в совокупности результаты нескольких статистик. Большинство критериев указывает на оптимальный порядок векторной авторегрессии, равный трем (таблица 5).

Таблица 6

Результаты оценивания коэффициентов VAR-модели третьего порядка		
	CPI_TREND	NEER
CPI_TREND(-1)	0.600973 (0.07757) [7.74739]	-0.477950 (0.76427) [-0.62537]
CPI_TREND(-2)	-0.200513 (0.08853) [-2.26497]	0.540358 (0.87222) [0.61952]
CPI_TREND(-3)	0.178961 (0.06907) [2.59092]	0.060987 (0.68054) [0.08962]
NEER(-1)	-0.046500 (0.00821) [-5.66063]	0.601204 (0.08094) [7.42822]
NEER(-2)	-0.006860 (0.00951) [-0.72112]	-0.279933 (0.09373) [-2.98650]
NEER(-3)	-0.007678 (0.00883) [-0.86976]	-0.146884 (0.08698) [-1.68870]
C	6.082560 (1.14489) [5.31277]	82.36094 (11.2801) [7.30144]

R-squared	0.600672	0.361789
Adj. R-squared	0.586578	0.339264
Sum sq. resids	10.86901	1055.078
S.E. equation	0.252854	2.491253
F-statistic	42.61922	16.06161
Log likelihood	-4.216386	-409.1441
Akaike AIC	0.126739	4.702193
Schwarz SC	0.252349	4.827804
Mean dependent	-0.003932	99.75254
S.D. dependent	0.393255	3.064813

Determinant resid covariance (dof adj.)	0.367010
Determinant resid covariance	0.338555
Log likelihood	-406.4525
Akaike information criterion	4.750876
Schwarz criterion	5.002097

Рис. 12. Значения и график характеристических корней VAR-модели

Рис. 13. Коррелограмма остатков VAR-модели

В левой части таблицы (таблица 6) приведены оценки коэффициентов модели со стандартными ошибками в (...) и t -статистиками в [...] (критическое значение t -статистики равно 2), а также стандартные МНК-статистики, характеризующие качество каждого уравнения системы). В правой части таблицы – статистики, характеризующие оцененную модель векторной авторегрессии.

Судя по коэффициентам, НЭВК незначительно влияет на динамику ИПЦ, и нет необходимости в учете влияния курса для качественного прогнозирования показателя.

Оцененная VAR-модель стационарна, если все обратные корни по модулю меньше единицы и находятся внутри единичного круга. Если VAR-модель нестационарная, то определенные результаты (например, стандартные ошибки отклика на импульс) не допустимы.

Все обратные корни по модулю меньше единицы и находятся внутри единичного круга (рис. 12), а значит VAR-модель стационарна.

Значения коэффициентов автокорреляции оцененных остатков VAR-модели не выходят за пределы доверительного интервала, что говорит о независимости остатков (рис. 13).

Проведем тест Уайта на наличие гетероскедастичности в остатках модели. Нулевой гипотезой является отсутствие гетероскедастичности. Тестовая регрессия строится посредством регрессии каждого перекрестного произведения остатков на перекрестные произведения регрессоров и тестируется как совместная значимость регрессии.

Нулевая гипотеза отклоняется, в остатках присутствует гетероскедастичность.

Отклики на импульсы. Функции импульсного отклика характеризуют время возвращения эндогенной переменной на

Таблица 7

Тест Уайта на наличие гетероскедастичности

Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.			
128.6974	36	0.0000			
Individual components:					
Dependent	R-squared	F(12,164)	Prob.	Chi-sq(12)	Prob.
res1*res1	0.206616	3.559123	0.0001	36.57102	0.0003
res2*res2	0.467257	11.98673	0.0000	82.70450	0.0000
res2*res1	0.200668	3.430948	0.0002	35.51828	0.0004

Рис. 14. Графики импульсных откликов

Таблица 8

Результаты разложения дисперсии

Variance Decomposition of CPI_TREND:				Variance Decomposition of NEER:			
Perio...	S.E.	CPI_TREND	NEER	Perio...	S.E.	CPI_TREND	NEER
1	0.252854	92.49125	7.508752	1	2.491253	0.000000	100.0000
2	0.331804	73.11224	26.88776	2	2.926330	0.157747	99.84225
3	0.375023	58.63824	41.36176	3	2.937941	0.157305	99.84270
4	0.397282	53.37583	46.62417	4	3.009832	0.260435	99.73956
5	0.402602	52.90561	47.09439	5	3.097992	0.334737	99.66526
6	0.403002	52.99885	47.00115	6	3.117616	0.343614	99.65639
7	0.403316	52.95058	47.04942	7	3.118089	0.343686	99.65631
8	0.403405	52.95809	47.04191	8	3.126358	0.345019	99.65498
9	0.403545	52.94765	47.05235	9	3.131414	0.345598	99.65440
10	0.403803	52.89312	47.10688	10	3.131704	0.345545	99.65445

равновесную траекторию при единичном шоке экзогенной переменной. Подробнее процедура оценки импульсного отклика описана в пункте 2.4.

По полученным графикам (рис. 14) видно, что при подаче импульса на инфляцию НЭВК вернется на равновесную траекторию через 3 месяца; при подаче импульса на

НЭВК инфляция вернется на равновесную траекторию через 6 месяцев.

Декомпозиция (разложение) дисперсии. Декомпозиция дисперсии разделяет вариацию эндогенной переменной на компоненты воздействия в VAR-модели. Она предоставляет информацию об относительной важности каждо-

го случайного возмущения в воздействии на переменные в VAR-системе.

На первом лаге на ИПЦ на 92% влияет сам ИПЦ и на 8% – НЭВК, затем, начиная со второго лага влияние НЭВК резко возрастает, и далее продолжает возрастать (таблица 8). В то же время на динамику НЭВК влияние в основном оказывает он сам.

Построение модели векторной авторегрессии здесь в большей степени было представлено для демонстрации алгоритма реализации метода, а не получения достоверного прогноза. Во-первых, не выполняется основное условие коинтегрированности рядов, поскольку в них отсутствует направление (отсутствует линейный тренд). Во-вторых, коэффициенты при лаговых значениях НЭВК в модели для ИПЦ очень малы относительно коэффициентов при лаговых значениях самого ИПЦ, что указывает на то, что результаты прогноза не изменились бы значительным образом, если бы мы отказались от учета влияния НЭВК. В-третьих, коэффициент детерминации составляет 0,6, то есть остается 40% необъясненной дисперсии. В-четвертых, в динамике остатков модели присутствует гетероскедастичность. От прогнозирования показателя с помощью модели векторной авторегрессии было принято решение отказаться, поскольку построенная модель по качеству значительно проигрывает модели авторегрессии первого порядка с применением ARCH-модели.

Построение краткосрочного прогноза сезонно сглаженного уровня инфляции

Сезонно сглаженный ряд ИПЦ является исходным. Он был приведен к стационарному виду путем устранения линейного тренда:

$$\varphi_t = Y_t - T_t, \\ T_t = 101,0144 + 0,0025t.$$

Итоговую модель для сезонно сглаженного ряда ИПЦ с устранением линейного тренда можно представить в виде системы:

$$\begin{cases} AR(1): \hat{\varphi}_t = -0,0002 + 0,6738\hat{\varphi}_{t-1} + \varepsilon_t \\ ARCH(1): \sigma_t^2 = 0,0489 + 0,4170e_{t-1}^2 + \vartheta_t \end{cases}$$

Ряд φ_t описывается авторегрессионным процессом первого порядка:

$$\varphi_t = \lambda_0 + \lambda_1\varphi_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Математическое ожидание φ_t составляет:

$$\mu = E[\varphi_t] = \frac{\lambda_0}{1 - \lambda_1}.$$

Тогда модель авторегрессии первого порядка можно представить в следующем виде [3]:

$$(\varphi_t - \mu) = \lambda_1(\varphi_{t-1} - \mu) + \varepsilon_t.$$

Прогноз на один шаг равен:

$$\hat{\varphi}_{t+1} = E(\varphi_{t+1}/I_t),$$

где I_t — информация, доступная в момент времени t .

$$(\hat{\varphi}_{t+1} - \mu) = \lambda_1(\varphi_t - \mu).$$

Тогда

$$\hat{\varphi}_{t+1} = \lambda_1\varphi_t + \mu(1 - \lambda_1).$$

Ошибка прогноза равна

$$e_{t+1} = \varepsilon_{t+1}.$$

Дисперсия прогноза равна

$$D(e_{t+1}) = \sigma_\varepsilon^2 = D(\varepsilon).$$

Учитывая линейный тренд, имеем

$$\hat{Y}_{t+1} - \hat{T}_{t+1} = \lambda_1(Y_t - T_t) + \mu(1 - \lambda_1),$$

$$\hat{Y}_{t+1} = T_{t+1} + \lambda_1(Y_t - T_t) + \mu(1 - \lambda_1),$$

$$Y_{t+1} = \hat{Y}_{t+1} \pm \sqrt{\sigma_\varepsilon^2},$$

где $\sigma_\varepsilon^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2$, так как применялась модель ARCH(1).

Определим прогноз сезонно сглаженного ИПЦ на январь 2017 года.

Входные параметры:

$$Y_t = 100,1996;$$

$$T_t = 101,0144 + 0,0025 \times 180 = 100,5616;$$

$$T_{t+1} = 101,0144 + 0,0025 \cdot 181 = 100,5591;$$

$$\mu = \frac{-0,0002}{1 - 0,6738} = -0,006.$$

Тогда

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+1} &= 100,5591 + 0,6738 \times \\ &\times (100,1996 - 100,5616) - \\ &- 0,006(1 - 0,6738) = \\ &= \mathbf{100,3150}; \end{aligned}$$

Нижняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,3150 - \\ &- \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0349} = \\ &= \mathbf{100,0631}; \end{aligned}$$

Верхняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,3150 + \\ &+ \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0349} = \\ &= \mathbf{100,5569}; \end{aligned}$$

Фактическое значение сезонно сглаженного ИПЦ в январе 2017 года составляет **100,36**.

Построим прогноз на два шага вперед.

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_{t+2} - \mu &= \lambda_1(\varphi_{t+1} - \mu); \\ \hat{\varphi}_{t+2} - \mu &= \lambda_1([\lambda_1\varphi_t + \mu(1 - \lambda_1)] - \mu); \\ \hat{\varphi}_{t+2} &= \lambda_1^2(\varphi_t - \mu) + \mu. \end{aligned}$$

Учитывая линейный тренд, имеем

$$\hat{Y}_{t+2} = T_{t+2} + \lambda_1^2[(Y_t - T_t) - \mu] + \mu.$$

Определим прогноз сезонно сглаженного ИПЦ на февраль 2017 года.

$$T_{t+2} = 101,0144 + 0,0025 \times 182 = 100,5566.$$

Тогда

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+2} &= 100,5566 + 0,6738^2 \times \\ &\times [(100,1996 - 100,5616) - \\ &- 0,006] - 0,006 = \mathbf{100,3919}; \end{aligned}$$

Нижняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,3919 - \\ &- \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0635} = \\ &= \mathbf{100,1174}; \end{aligned}$$

Верхняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,3919 + \\ &+ \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0635} = \\ &= \mathbf{100,6665}; \end{aligned}$$

Фактическое значение сезонно сглаженного ИПЦ в феврале 2017 года составляет **100,18**.

Построим прогноз на три шага вперед.

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_{t+3} - \mu &= \lambda_1(\varphi_{t+2} - \mu); \\ \hat{\varphi}_{t+3} - \mu &= \lambda_1([\lambda_1^2(\varphi_t - \mu) + \mu] - \mu); \\ \hat{\varphi}_{t+3} &= \lambda_1^3(\varphi_t - \mu) + \mu. \end{aligned}$$

Учитывая линейный тренд, имеем

$$\hat{Y}_{t+3} = T_{t+3} + \lambda_1^3[(Y_t - T_t) - \mu] + \mu.$$

Определим прогноз сезонно сглаженного ИПЦ на март 2017 года.

$$T_{t+3} = 101,0144 + 0,0025 \times 183 = 100,5541.$$

Тогда

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{t+3} &= 100,5541 + 0,6738^3 \times \\ &\times [(100,1996 - 100,5616) + \\ &+ 0,006] - 0,006 = \mathbf{100,4429}; \end{aligned}$$

Нижняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,4429 - \\ &- \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0754} = \\ &= \mathbf{100,1595}; \end{aligned}$$

Верхняя граница доверительного интервала составляет

$$\begin{aligned} &100,4429 + \\ &+ \sqrt{0,0489 + 0,4170 \cdot 0,0754} = \\ &= \mathbf{100,7264}; \end{aligned}$$

Фактическое значение сезонно сглаженного ИПЦ в

Таблица 9

Сравнение фактических и прогнозных значений

	Факт. ИПЦ (сез.сглаж.)	Прогноз	Нижн. гран. ДИ	Верх. гран. ДИ	Факт. ош. прогноза
январь 17	100,36	100,32	100,06	100,57	0,05
февраль 17	100,18	100,39	100,12	100,67	-0,21
март 17	100,17	100,44	100,16	100,73	-0,28

Рис. 15. Сравнение прогнозных и фактических значений

марте 2017 года составляет **100,17**.

Для наглядности представим результаты в виде таблицы (таблица 9).

Фактическая ошибка прогноза растет со временем. Если расхождение первого прогнозного значения с фактическим минимально и составляет 0,05 п.п., то третье прогнозное значение отличается от фактического уже на 0,28 п.п., однако для всех трех точек фактическое значение попало внутрь границ доверительного интервала (рис. 15).

Можно заключить, что построенная модель хорошо опи-

сывает динамику сезонно сглаженного ИПЦ и подходит для его краткосрочного прогнозирования.

Заключение

Инфляция как важнейший макроэкономический параметр и индикатор «здоровья» социально-экономической системы требует выработки надежных инструментов прогнозирования и обоснованного регулирования. Исходя из этого, основная цель нашей работы заключалась в разработке качественных эконометрических моделей и полу-

чения на их основе надежных прогнозов.

Векторная авторегрессия является современным инструментом моделирования, который позволяет не проводить разграничения между эндогенными и экзогенными переменными. Вместе с тем, построенная в работе модель векторной авторегрессии для ИПЦ и НЭВК оказалась хуже для целей прогнозирования ИПЦ по сравнению с нелинейной моделью со структурными компонентами и условной гетероскедастичностью.

На основе выполненного исследования можно дать рекомендации органам исполнительной власти Российской Федерации о необходимости построения прогноза динамики ИПЦ как инструмента регулирования инфляции и корректировки социальных финансовых обязательств на основе построения моделей с учетом фактора сезонности и влияния шоковых эффектов. Разработанные и апробированные в данной работе модели могут составить методическую основу построения таких прогнозов.

Литература

1. Катаранова, М.А. Связь между обменным курсом и инфляцией в России // Вопросы экономики. 2010. № 1. С. 44–62.
2. Осечкина Т.А., Постаногова Е.Э. Математическая модель оценки инфляции // Пермский национальный исследовательский политехнический университет. 2012. № 10. С. 148–159.
3. Тихомиров Н.П., Дорохина Е.Ю. Эконометрика: учеб. М.: Изд-во Рос. экон. акад., 2002. 640 с.
4. Турунцева М.Ю. Прогнозирование в России: обзор основных моделей // Экономическая политика. 2011. № 1. С. 193–202.
5. Hendry D.F. How Economists Forecast // Understanding Economic Forecasts / D.F. Hendry, N.L. Ericsson (eds.). Cambridge, MA.: MIT Press, 2003.
6. Korhonen L., Wachtel P. A Note on Exchange Rate Pass-through in CIS Countries / BOFIT Discussion Papers No 2. 2005
7. Mihaljec D., Klau M. A Note on the Pass-through from Exchange Rate and Foreign Price

References

1. Kataranova, M.A. Svyaz' mezhdub obmennym kursom i inflyatsiei v Rossii. Voprosy ekonomiki. 2010. No. 1. P. 44–62. (In Russ.)
2. Osechkina T.A., Postanogova E.E. Matematicheskaya model' otsenki inflyatsii. Permskiy natsional'nyy issledovatel'skiy politekhnicheskii universitet. 2012. No. 10. P. 148–159. (In Russ.)
3. Tikhomirov N.P., Dorokhina E.Yu. Ekonometrika: ucheb. Moscow: Izd-vo Ros. ekon. akad., 2002. 640 p. (In Russ.)
4. Turuntseva M.Yu. Prognozirovanie v Rossii: obzor osnovnykh modeley. Ekonomicheskaya politika. 2011. No. 1. P. 193–202. (In Russ.)
5. Hendry D.F. How Economists Forecast. Understanding Economic Forecasts / D.F. Hendry, N.L. Ericsson (eds.). Cambridge, MA.: MIT Press, 2003.
6. Korhonen L., Wachtel P. A Note on Exchange Rate Pass-through in CIS Countries / BOFIT Discussion Papers No 2. 2005
7. Mihaljec D., Klau M. A Note on the Pass-through from Exchange Rate and Foreign Price

Changes to Inflation in Selected Emerging Market Economies / BIS Working Papers No 8. 2001.

8. Банк России (Бюллетень «О чем говорят тренды». № 10. Сентябрь 2016. Раздел 1.1.5 «О влиянии индексации тарифов на инфляцию») URL: www.cbr.ru свободный (Дата обращения: 03.03.2017)

9. Банк России URL: www.cbr.ru свободный (Дата обращения: 20.05.2017)

Changes to Inflation in Selected Emerging Market Economies / BIS Working Papers No 8. 2001.

8. Bank Rossii (Byulleten' "O chem govoryat trendy". No. 10. Sentyabr' 2016. Razdel 1.1.5 «O vliyanii indeksatsii tarifov na inflyatsiyu») URL: www.cbr.ru (accessed: 03.03.2017) (In Russ.)

9. Bank Rossii URL: www.cbr.ru (accessed: 20.05.2017) (In Russ.)

Сведения об авторе

Арина Константиновна Сапова

Аспирант

Российский экономический университет

им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия

Эл. почта: sapovaarina@gmail.com

Information about the author

Arina K. Sapova

Graduate student

Plekhanov Russian University of Economics,

Moscow, Russia

E-mail: sapovaarina@gmail.com