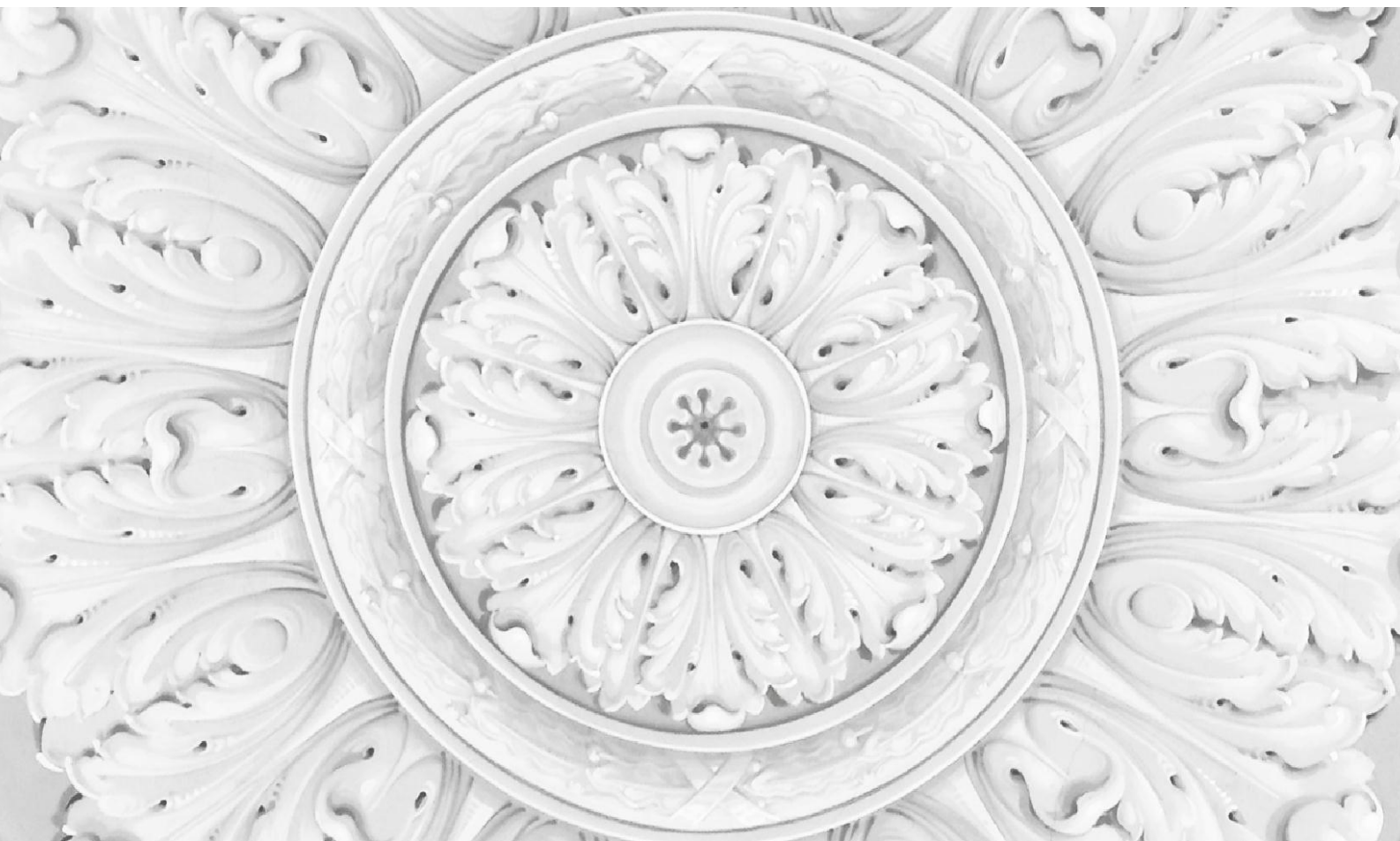




**Банк России**

Центральный банк Российской Федерации



## **СЕРИЯ ДОКЛАДОВ ОБ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ**

Елена Дерюгина  
Алексей Пономаренко

**Большая байесовская векторная  
авторегрессионная модель для  
российской экономики**

№1 / Март 2015 г.

**Елена Дерюгина**

Банк России. Email: [DeryuginaEB@cbr.ru](mailto:DeryuginaEB@cbr.ru)

**Алексей Пономаренко**

Банк России. Email: [PonomarenkoAA@cbr.ru](mailto:PonomarenkoAA@cbr.ru)

Авторы выражают признательность Родиону Ломиворотову и другим участникам семинара в Банке России и Банке Финляндии за их ценные комментарии. Авторы также благодарны Микеле Ленце за помощь в проведении исследования. Статья отражает личное мнение авторов и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Все допущенные при публикации ошибки принадлежат авторам.

© Банк России, 2015

**Адрес** ул. Неглинная, 12, Москва, 107016  
**Телефоны** +7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)  
**Сайт** [www.cbr.ru](http://www.cbr.ru)

Все права защищены. Содержание настоящего Доклада (настоящих докладов) выражает личную позицию автора (авторов) и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание Доклада (докладов). Любое воспроизводство представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

### Резюме

Для построения байесовской авторегрессионной модели, включающей 14 макроэкономических показателей, была использована эконометрическая методология, разработанная с целью эмпирической оценки масштабных экономических моделей. Качество модели проверялось с помощью анализа импульсных откликов, рекурсивного безусловного прогнозирования и контрафактических симуляций. Результаты анализа свидетельствуют о том, что данная методология применима для российских условий. Кроме того, был сделан вывод, что посткризисная динамика показателей реального сектора экономики России могла быть точно предсказана на основе информации о фактической динамике ВВП Евросоюза и цены на нефть.

**Ключевые слова:** байесовская векторная авторегрессия, прогнозирование, Россия

**JEL классификация:** E32, E44, E47, C32.

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>Введение</b> .....	<b>5</b>
<b>1. Исходные данные и спецификация модели</b> .....	<b>7</b>
1.1 Исходные данные .....	7
1.2 Модель .....	8
<b>2. Результаты анализа</b> .....	<b>10</b>
2.1 Анализ функции импульсных откликов .....	10
2.2 Оценка прогностической силы модели .....	13
2.3 Контрафактические симуляции .....	16
<b>Заключение</b> .....	<b>20</b>
<b>Литература</b> .....	<b>22</b>

## ВВЕДЕНИЕ

Эмпирическое оценивание экономических моделей для России является сложной задачей. Одно из главных ограничений – недостаточно длинные временные ряды, которые делают практически невозможным оценку масштабных моделей. В такой ситуации исследователи вынуждены пользоваться относительно простыми спецификациями. Примерами могут служить традиционные макроэконометрические модели (см., например: Benedictow et al., 2013), состоящие из большого количества заданных изначально уравнений. При реализации более гибкого подхода на основе векторных авторегрессий (VAR) исследователи вынуждены использовать небольшие модели (содержащие обычно не более пяти индикаторов), которые либо отражают некое отдельно взятое теоретическое макроэкономическое соотношение (см.: Korhonen and Mehrotra, 2010; Mehrotra and Ponomarenko, 2010), либо позволяют идентифицировать экономические шоки путем использования теоретически обоснованной схемы идентификации (см.: Korhonen and Mehrotra, 2009) или наложения знаковых ограничений на функции импульсных откликов (см.: Granville and Mallick, 2010; Mallick and Sousa, 2013), либо просто рассматриваются как наиболее важные детерминанты моделируемого процесса (см.: Rautava, 2013).

В этой ситуации эконометрическая методология, разработанная для преодоления «проклятия размерности» может быть весьма актуальна для российской экономики. В частности, определенный класс недавно разработанных байесовских VAR-моделей (см.: De Mol et al., 2008; Banbura et al., 2010; Giannone D., Lenza M., Primiceri G.E., 2012; Banbura et al., 2014) позволяет получать адекватные результаты при одновременном моделировании большого количества переменных. Можно предположить, что применение данного метода сделает возможным оценивание относительно больших моделей для России, что станет новым ценным инструментом прогнозирования и симуляционного анализа. Построение такой модели является основной задачей настоящего исследования.

Полученная модель может быть использована для неструктурного, но всеобъемлющего и гибкого анализа, а также для сценарного прогнозирования. Такое использование модели имеет очевидную ценность для выработки денежно-кредитной политики, поскольку расчет прогнозов при определенных сценарных условиях (например, заданной цене на нефть) является стандартной практикой для России. Можно предположить, что большая байесовская VAR-модель является подходящим инструментом для этих целей, так как может содержать большее количество экономических показателей по сравнению с каноническими эконометрическими моделями и при этом иметь эмпирически обоснованную параметризацию, что может быть недостижимо в случае с большими калиброванными структурными моделями. Еще одним направлением использования такой модели могут быть

контрафактические симуляции (см.: Giannone, D., Lenza, M., Reichlin, R., 2012) с целью выявления несбалансированной или нестандартной динамики отдельных переменных.

В разделе 1 настоящего исследования описывается методология модели и набор исходных данных, в разделе 2 приводятся результаты анализа функций импульсных откликов, рекурсивного прогнозирования и контрафактических симуляций.

# 1. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ И СПЕЦИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ

## 1.1 Исходные данные

Набор данных содержит 14 квартальных индикаторов из четырех категорий<sup>1</sup>: реальной, монетарной, ценовой и внешней (таблица 1). Показатели реального сектора включают ВВП, валовое накопление основного капитала (ВНОК) и конечное потребление домашних хозяйств, ценовые показатели – дефляторы ВВП и ВНОК, а также ИПЦ. Кроме этого в модели используются показатели цен на активы (недвижимость и акции). Монетарные показатели включают широкую денежную массу, широкую денежную базу, рублевые кредиты нефинансовым организациям и населению. В качестве внешних переменных используются рублевая цена на нефть<sup>2</sup> и ВВП Евросоюза.

Все реальные и ценовые показатели (кроме цен на акции) берутся из публикаций Росстата, а монетарные показатели – из публикаций Банка России. В качестве показателя «цены акций» используется индекс РТС в рублевом выражении. Данные по ВВП ЕС берутся с сайта ОЭСР, а цены на нефть – с сайта агентства Блумберг.

Все переменные используются в форме натуральных логарифмов и сезонно сглажены. Использовалась временная выборка с I квартала 2000 года по II квартал 2013 года.

**Таблица 1.** Исходные данные

Категория	Индикатор
Показатели реального сектора	ВВП Конечное потребление домашних хозяйств ВНОК
Ценовые показатели	ИПЦ Дефлятор ВВП Дефлятор ВНОК Цены на жилье Цены акций
Монетарные показатели	Широкая денежная масса Широкая денежная база Кредиты нефинансовым организациям Кредиты домашним хозяйствам
Внешние показатели	Цена нефти ВВП ЕС

<sup>1</sup> Мы сознательно исключили из модели переменные денежно-кредитной политики (обменный курс рубля и процентную ставку), так как их использование не позволяло получить адекватные результаты. Это представляется объяснимым с учетом неоднородности режима денежно-кредитной политики в анализируемый период.

<sup>2</sup> Использование цены на нефть в долларовом выражении не приводит к изменению результатов.

## 1.2 Модель

Оценим векторную авторегрессионную модель с  $p(=5)$  лагами ( $X_t$  – вектор, содержащий  $n$  переменных из таблицы 1):

$$X_t = A_0 + A_1 X_{t-1} + A_2 X_{t-2} \dots + A_p X_{t-p} + \varepsilon_t$$

Для оценки параметров данной модели использовался байесовский подход, позволяющий осуществить сжатие избыточного количества неизвестных параметров при помощи введения априорной информации (см.: De Mol et al., 2008; Banbura et al., 2010). Для этого были рассмотрены три наиболее распространенных типа априорных распределений (далее – *приор* (*prior*): Minnesota, sum-of-coefficients, dummy-initial observation, которые были предложены в следующих работах: Litterman, 1980; Doan et al., 1984 and Sims, 1993; более подробно данная методология изложена в Banbura et al., 2010. Степень информативности выбранных априорных распределений определяется при помощи максимизации функции маргинального правдоподобия (*marginal likelihood*).

Рассмотрим данную задачу подробнее. Для практического применения модель переписывается в векторной форме следующим образом:

$$y_t = x_t \beta + \varepsilon_t,$$

$$\text{где } y_t = X_t, \quad x_t = \ln \otimes [1 \ X_{t-1} \dots \ X_{t-p}], \quad \beta \equiv \text{vec}([A_0, A_1, \dots, A_p]'), \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma).$$

Основным предположением об априорном распределении параметров модели является, то что поведение переменных схоже со случайным блужданием (*приор Minnesota*).

:

$$E[(A_s)_{ij} | \Sigma] = \begin{cases} 1, & \text{if } i = j, \quad s = 1 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$\text{cov}[(A_s)_{ij}, (A_r)_{hm} | \Sigma] = \begin{cases} \lambda^2 \frac{1}{s^2} \frac{\Sigma_{ih}}{\psi_j / (d - n - 1)}, & \text{if } m = j, \quad r = s \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

где  $\lambda$  контролирует жесткость этого *приора* в целом,  $\Psi_j$  равна дисперсии остатков AR(1) модели для  $j$ -й переменной,  $\Sigma_{ih} / \Psi_j$  определяет разницу в масштабе переменных,  $d = n + 2$  – число степеней свободы IW распределения. В качестве априорного распределения для константы  $A_0$  используется главным образом информация, извлеченная из имеющихся данных (*diffuse prior*).

Следующие два *приора* вводятся при помощи конструирования дополнительных фиктивных переменных следующего вида.

1. *Приор sum-of-coefficients* используется для реализации предположения о наличии единичного корня в уравнениях модели:



$$y^+ = \text{diag}\left(\frac{\bar{y}_0}{\mu}\right)$$

$$x^+ = [0, y^+, \dots, y^+],$$

где  $\bar{y}_0$  – вектор размерности  $n \times 1$ , равный среднему значению переменных по первым  $p$  наблюдениям,  $\mu$  контролирует жесткость данного приора.

2. Приор *dummy-initial observation* используется для реализации предположения о наличии коинтеграции:

$$y^{++} = \frac{\bar{y}'_0}{\delta}$$

$$x^{++} = \left[ \frac{1}{\delta}, y^{++}, \dots, y^{++} \right],$$

где  $\delta$  контролирует жесткость данного приора.

Модель описывается функцией правдоподобия  $p(y/\theta)$ , где параметры модели  $\theta$  являются случайными величинами, для которых, как было показано ранее, вводится априорное распределение с гиперпараметрами  $\lambda, \psi, \mu, \delta$ . Относительно гиперпараметров также делаются предположения об их априорном распределении, называемые гиперприоры (*hyperpriors*). Апостериорное распределение параметров модели  $\theta$ , таким образом, будет определяться параметрами гиперприоров. Данный подход может рассматриваться как иерархическая модель.

Были использованы гиперприоры в форме гамма-распределения (*gamma distribution*) для гиперпараметров, связанных с жесткостью априорного распределения ( $\lambda, \mu, \delta$ ) и инвертированного (обратного) гамма-распределения (*inverse-Gamma distribution*) для диагональных элементов ( $\psi_j$ ) ковариационной матрицы (см.: Giannone D., Lenza M., Primiceri G.E., 2012). Гиперпараметры оценивались при помощи максимизации функции маргинального правдоподобия.

Для поиска параметров априорного распределения был применен эмпирический байесовский метод (*empirical Bayesian method*), позволяющий оценивать искомые параметры, в значительной степени опираясь на данные. Для оценки апостериорного распределения параметров модели использовался стандартный алгоритм Метрополиса - Гастингса (*Metropolis-Hastings algorithm*). Рассмотренная процедура позволяет автоматически выбирать степень информативности априорных распределений, увеличивая значимость априорной информации в случае недостатка данных и уменьшая ее значимость по мере возрастания объема накопленной выборки.

Для построения условного прогноза модель представлена в виде модели пространства состояний (*state space representation*) (подробнее см.: Banbura et al, 2014)

Measurement equation

$$X_t = \begin{pmatrix} I_n & 0_{n \times np} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_t \\ \vdots \\ X_{t-p+1} \\ A_0 \end{pmatrix} + v_t,$$

Transition equation

$$\begin{pmatrix} X_t \\ \vdots \\ X_{t-p+1} \\ A_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 & \dots & A_p & I_n \\ I_n & 0_n & \dots & 0_n & 0_n \\ \vdots & \ddots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0_n & \dots & I_n & 0_n & 0_n \\ 0_n & \dots & 0_n & 0_n & I_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_{t-1} \\ \vdots \\ X_{t-p} \\ A_0 \end{pmatrix} + w_t,$$

где

$$E[v_t] = 0, \quad E[v_t v_{t-s}'] = 0, \forall s,$$

$$E[w_t] = 0, \quad E[w_t w_{t-s}'] = 0, \forall s \neq 0, \quad E[w_t w_t'] = \begin{pmatrix} \Sigma & \dots & 0_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_n & \dots & 0_n \end{pmatrix},$$

$$E[v_t w_s'] = 0, \forall t, s.$$

Был использован фильтр Кальмана и рассматривались ряды данных с пропущенными данными. Эта рекурсивная процедура основывалась также на предположении о том, что прогноз показателей, которые мы считаем известными, не должен отклоняться от заданных значений на каждом шаге.

Описанная методология позволяет оперировать большими массивами данных и строить прогноз на среднесрочном и долгосрочном временном горизонте.

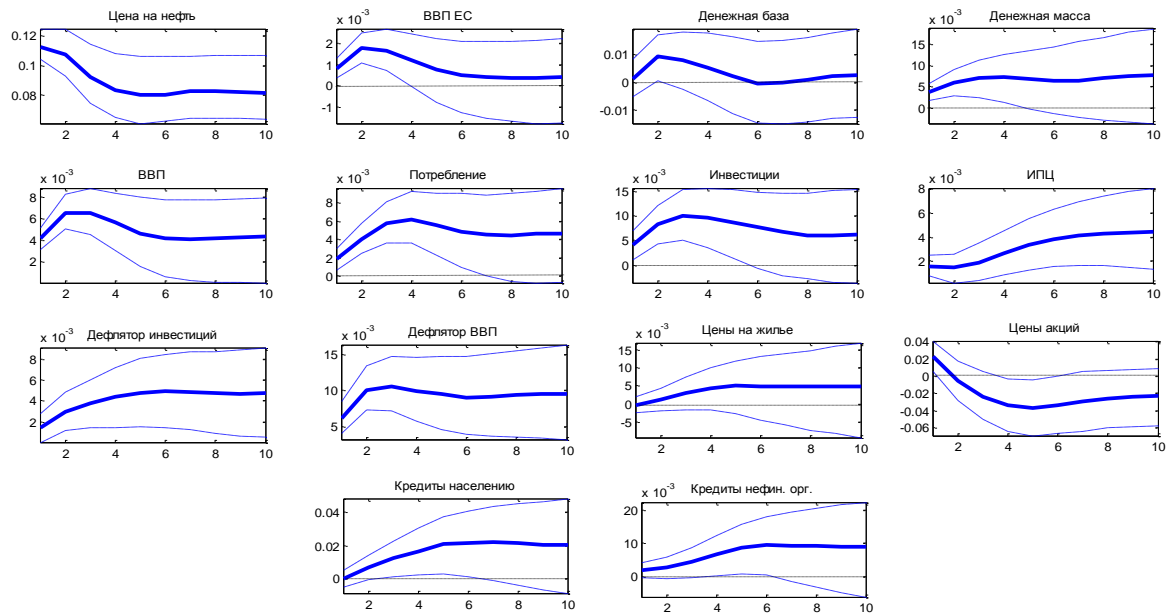
## 2. РЕЗУЛЬТАТЫ АНАЛИЗА

### 2.1 Анализ функции импульсных откликов

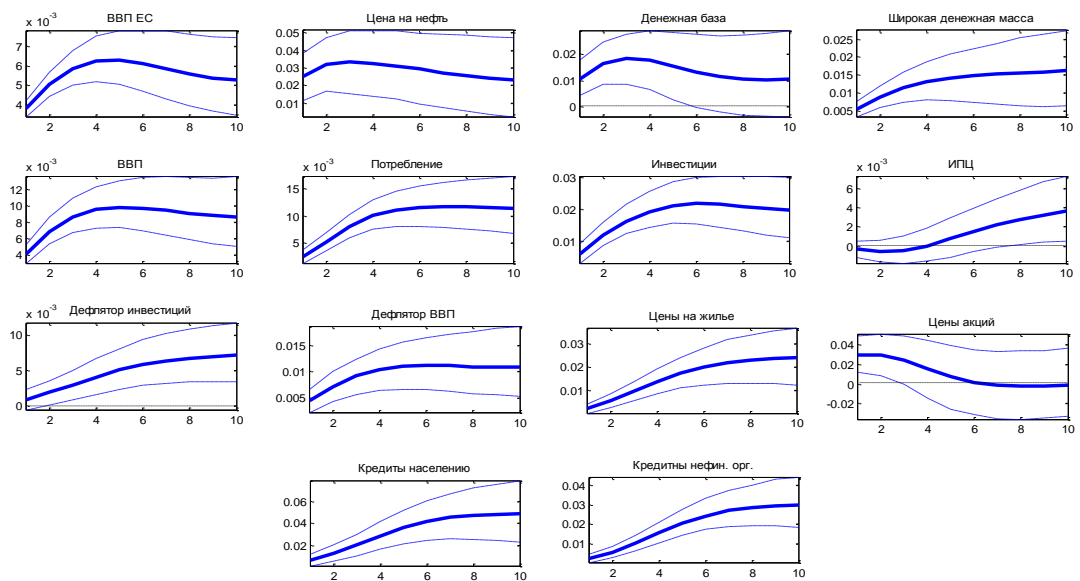
Чтобы проверить адекватность взаимосвязей между переменными в модели, были проанализированы функции импульсных откликов. Модель не предназначена для структурного анализа, поэтому использовались обобщенные отклики (Pesaran and Shin, (1998) вместо какой-либо схемы идентификации структурных шоков. Соответственно, полученные отклики не имеют экономической интерпретации, однако позволяют сделать вывод об адекватности параметризации модели (в частности, можно удостовериться в отсутствии осцилляции и статистической значимости взаимосвязей). Результаты импульсных откликов на шоки четырех переменных: цены на нефть, ВВП ЕС, широкой денежной массы и ВВП России представлены на рисунках 1–4. Полученные результаты в целом соответствуют ожиданиям. Положительные шоки упомянутых выше переменных увеличивают экономическую

активность, номинальные монетарные показатели и цены. Отклик реальных переменных особенно ярко выражен и статистически значим во всех случаях.

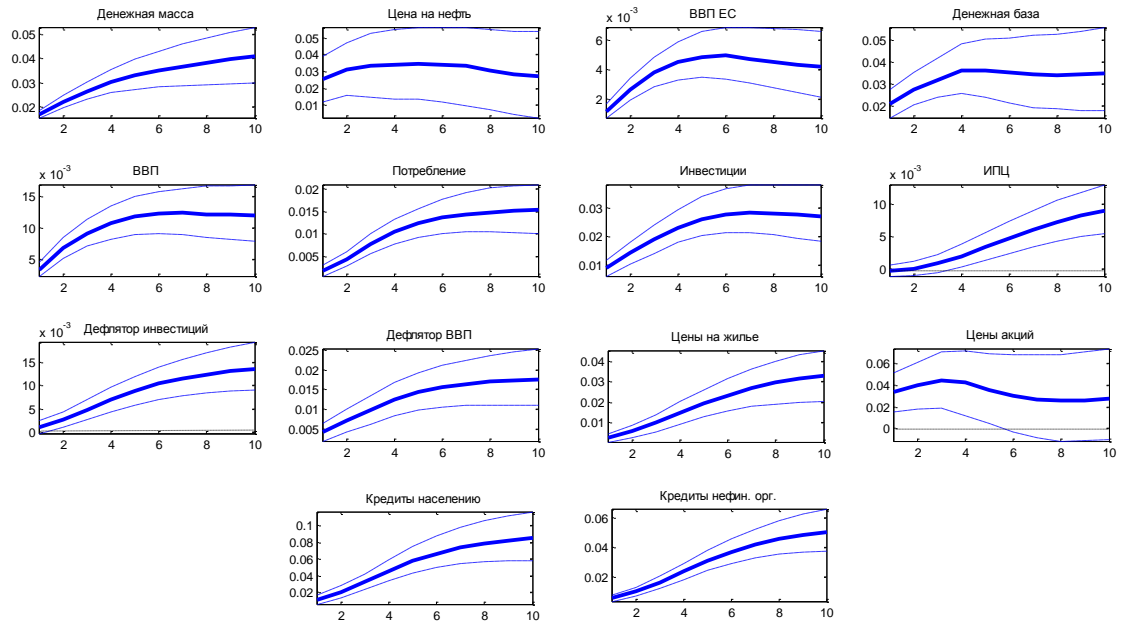
**Рисунок 1.** Импульсные отклики на шок от изменения цены нефти (медиана, а также 16 и 84 перцентили распределения)



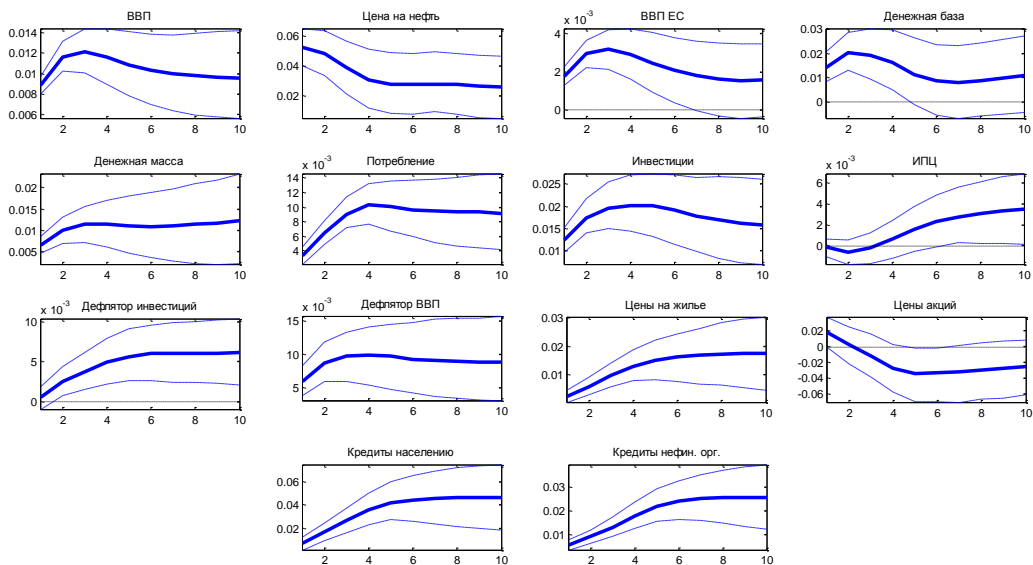
**Рисунок 2.** Импульсные отклики на шок от изменения ВВП ЕС (медиана, а также 16 и 84 перцентили распределения)



**Рисунок 3.** Импульсные отклики на шок от изменения широкой денежной массы (медиана, а также 16 и 84 перцентили распределения)



**Рисунок 4.** Импульсные отклики на шок от изменения ВВП (медиана, а также 16 и 84 перцентили распределения)



## 2.2 Оценка прогностической силы модели

Чтобы убедиться в адекватности модели, была проверена точность рекурсивных прогнозов. Для больших моделей низкое качество вневыборочных прогнозов может указывать на излишнюю минимизацию необъясненной компоненты в выборочный период (overfitting).

Модель оценивалась на выборке с I квартала 2000 года по II квартал 2009 года, рассчитывался прогноз всех переменных в модели, затем выборка увеличивалась на один квартал и процедура повторялась, пока не был достигнут конец выборки (II квартал 2013 года). Прогнозные значения переменных рассчитывались в форме среднеквартальных темпов роста на следующие  $h$  кварталов. Рассматривались три горизонта прогноза:  $h=2$ ,  $h=4$  и  $h=6$ . Результаты представлены в виде отношения среднего квадрата ошибки прогноза анализируемой модели к соответствующим показателям, полученным с помощью альтернативных моделей (соответственно, значение меньше 1 означает, что качество прогнозов анализируемой модели было выше).

Набор альтернативных моделей состоит из:

- процесса случайного блуждания (RW). В качестве прогноза используется средний темп роста за предыдущие периоды;
- байесовской VAR-модели с жестким приором Minnesota (M BVAR).. В принципе, этот подход может рассматриваться как еще одно представление процесса случайного блуждания;
- авторегрессионной модели AR(5). Это одномерная авторегрессионная модель для каждой переменной с пятью лагами;
- канонической VAR-модели. Рассчитывался набор из VAR-моделей, содержащий пять лагов ВВП ЕС, цены на нефть, широкой денежной массы, ИПЦ, ВВП и прогнозируемой переменной.

**Таблица 2.** Средний квадрат ошибки прогноза отдельных переменных (отношение к ошибке альтернативной модели, горизонт прогноза  $h=2$ )

Переменная	Альтернативная модель			
	RW	M BVAR	AR(5)	VAR
ВВП	0,20	0,59	0,29	0,01
Потребление	0,28	1,24	0,27	0,14
ВНОК	0,42	1,16	0,74	0,08
ИПЦ	0,66	1,42	0,92	0,09
Дефлятор ВВП	0,48	0,96	0,63	0,03
Дефлятор ВНОК	0,83	1,69	1,15	0,01
Цены на жилье	0,42	0,24	1,08	0,00
Цены акций	0,24	0,56	0,72	0,00
Широкая денежная масса	0,54	2,11	0,64	0,06
Широкая денежная база	0,52	0,82	0,46	0,02
Кредиты нефинансовым организациям	0,36	0,16	0,65	0,04
Кредиты населению	0,81	0,30	1,25	0,01
Цена нефти	0,37	0,38	0,45	0,01
ВВП ЕС	0,23	0,25	0,19	0,02

**Таблица 3.** Средний квадрат ошибки прогноза отдельных переменных (отношение к ошибке альтернативной модели, горизонт прогноза  $h=4$ )

Переменная	Альтернативная модель			
	RW	M BVAR	AR(5)	VAR
ВВП	0,08	0,47	0,38	0,01
Потребление	0,21	1,41	0,11	0,02
ВНОК	0,19	0,88	0,64	0,08
ИПЦ	0,64	2,08	1,06	0,15
Дефлятор ВВП	0,26	1,03	0,73	0,02
Дефлятор ВНОК	1,07	2,72	1,43	0,00
Цены на жилье	0,38	0,47	1,26	0,00
Цены акций	0,19	0,83	0,77	0,01
Широкая денежная масса	0,27	2,16	0,47	0,02
Широкая денежная база	0,21	0,80	0,49	0,00
Кредиты нефинансовым организациям	0,14	0,19	0,68	0,03
Кредиты ДХ	0,38	0,50	1,51	0,01
Цена нефти	0,26	0,38	0,56	0,02
ВВП ЕС	0,11	0,27	0,13	0,01

**Таблица 4.** Средний квадрат ошибки прогноза отдельных переменных (отношение к ошибке альтернативной модели, горизонт прогноза  $h=6$ )

Переменная	Альтернативная модель			
	RW	M BVAR	AR(5)	VAR
ВВП	0,07	0,37	0,40	0,01
Потребление	0,12	0,64	0,04	0,01
ВНОК	0,13	0,79	0,66	0,02
ИПЦ	0,98	5,60	1,51	0,08
Дефлятор ВВП	0,30	1,09	1,59	0,01
Дефлятор ВНОК	1,93	2,87	1,24	0,00
Цены на жилье	0,29	0,62	1,28	0,00
Цены акций	0,07	0,45	0,57	0,00
Широкая денежная масса	0,34	4,22	0,61	0,04
Широкая денежная база	0,24	0,98	0,58	0,00
Кредиты нефинансовым организациям	0,09	0,24	0,69	0,00
Кредиты ДХ	0,23	0,56	1,37	0,01
Цена нефти	0,20	0,26	0,43	0,01
ВВП ЕС	0,08	0,24	0,15	0,02

*Примечание.* Серая заливка отмечает случаи, когда прогноз анализируемой модели был значительно (отношение ошибок  $> 1,2$ ) хуже, чем прогноз хотя бы одной из альтернативных моделей.

Прогнозы, полученные на основе большой байесовской VAR-модели, были наиболее точны для показателей реального сектора (особенно на длинных горизонтах). Однако для ценовых показателей анализируемая модель не может дать более точный прогноз, чем лучший из прогнозов на основе альтернативных моделей (чаще всего это модель M BVAR). То, что модель случайного блуждания зачастую является лучшим способом прогнозирования инфляции, в принципе согласуется с выводами, полученными западными исследователями (см.: D'Agostino et al., 2006; Stock and Watson, 2006; Fischer et al., 2009). Для монетарных показателей результаты разнородны. Так, если прогнозы динамики кредитов нефинансовым организациям были исключительно точными на всех горизонтах, то прогнозы динамики кредитов населению оказались значительно хуже простых авторегрессионных прогнозов. Такие результаты могут свидетельствовать о том, что кредитование населения в рассматриваемый период было в меньшей степени связано с динамикой фундаментальных факторов. Использование дополнительной информации, содержащейся в исходных данных, не помогло улучшить прогнозы.

## 2.3 Контрафактические симуляции

Импульсные отклики и рекурсивные прогнозы, представленные в предыдущем разделе, являются хорошим способом проверить качество анализируемой модели, но ни структурный анализ, ни безусловное прогнозирование не являются ее основной задачей. Основным применением данной модели может являться построение среднесрочных сценарных прогнозов. В этом разделе с помощью контрафактических симуляций протестирована возможность использования анализируемой модели по данному назначению.

Оценивалась модель на предкризисной выборке с I квартала 2000 года по II квартал 2008 года, прогнозная траектория переменных рассчитывалась на период с III квартала 2008 года по II квартал 2013 года. Для первой итерации прогноз строился только при известной фактической цене на нефть. Результат представлен на рисунке 5. Прогнозные темпы роста экономической активности маловариативны и имеют достаточно широкий доверительный диапазон. Информация, содержащаяся в колебаниях цены на нефть, не могла предсказать ни падение темпов экономического роста в 2009 году, ни их снижение в 2012–2013 годах. Относительно высокие темпы роста конечного потребления домашних хозяйств в целом соответствуют модельному прогнозу.

**Рисунок 5.** Условный прогноз годовых темпов роста показателей реального сектора при заданных ценах на нефть (медиана, а также 16 и 84 квантили)

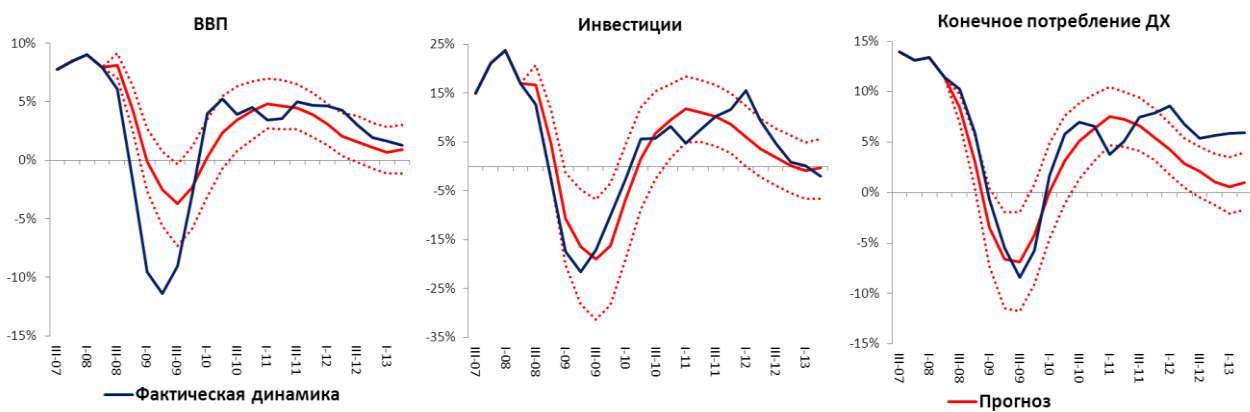


Для следующей итерации прогноз рассчитывался при заданных фактических темпах роста ВВП ЕС, а также заданной цене на нефть, что позволило получить заметно отличающиеся результаты (рисунок 6). Информации, содержащейся в динамике этих двух переменных, было достаточно, чтобы дать точный прогноз темпов роста показателей реального сектора. Так, падение темпов роста инвестиций и конечного потребления было точно предсказано в 2009 году. Замедление экономического роста в 2012–2013 годах также было спрогнозировано (соответственно, темпы роста конечного потребления в этом случае



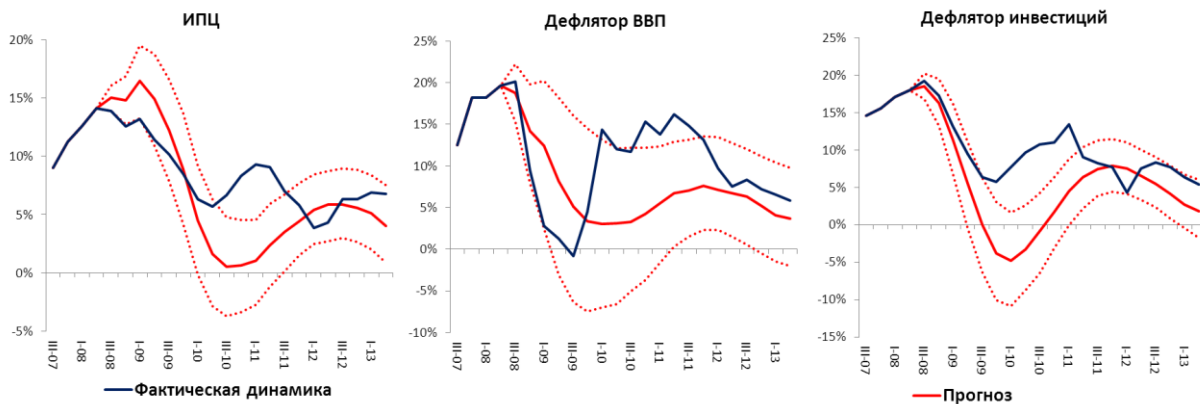
представляются аномально высокими). Данные результаты свидетельствуют о высокой чувствительности экономики России к внешним шокам, что согласуется с результатами, полученными в ходе других исследований (см., например, World Economic Outlook, 2014). Еще одним ключевым выводом является то, что цена на нефть не должна рассматриваться в качестве единственного показателя, отражающего влияние внешних факторов на российскую экономику.

**Рисунок 6.** Условный прогноз годовых темпов роста показателей реального сектора при заданных ценах на нефть и ВВП ЕС (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)

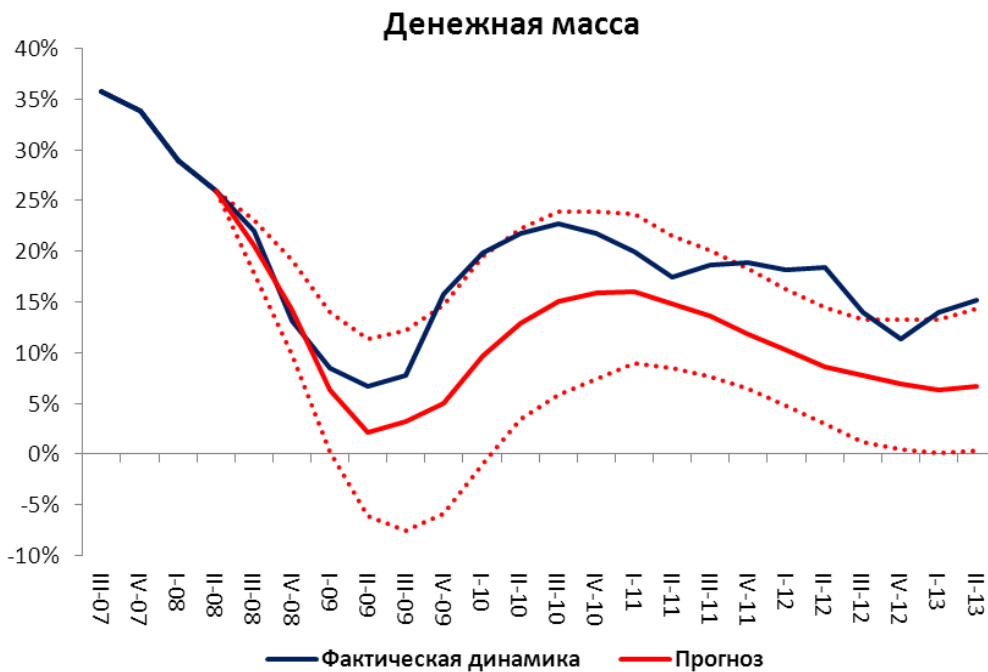


В то же время прогнозные значения динамики ценовых показателей гораздо менее точны (рисунок 7). Начиная с 2010 года темпы инфляции в данной модели систематически недооценивались. При этом прогнозный темп роста широкой денежной массы оказался значительно ниже фактического (рисунок 8). Сам по себе этот результат не удивителен, так как динамика денежной массы подвержена значительным экзогенным шокам и, соответственно, не всегда изменяется под влиянием макроэкономических факторов (см.: Popomarenko et al., 2012). Так, использование суверенных фондов для финансирования бюджетного дефицита в 2009–2010 годах оказало прямой эффект на ускорение роста денежной массы. Это обусловило целесообразность использования контрафактических симуляций при заданной динамике денежной массы.

**Рисунок 7.** Условный прогноз годовых темпов роста ценовых показателей при заданных ценах на нефть и ВВП ЕС (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)

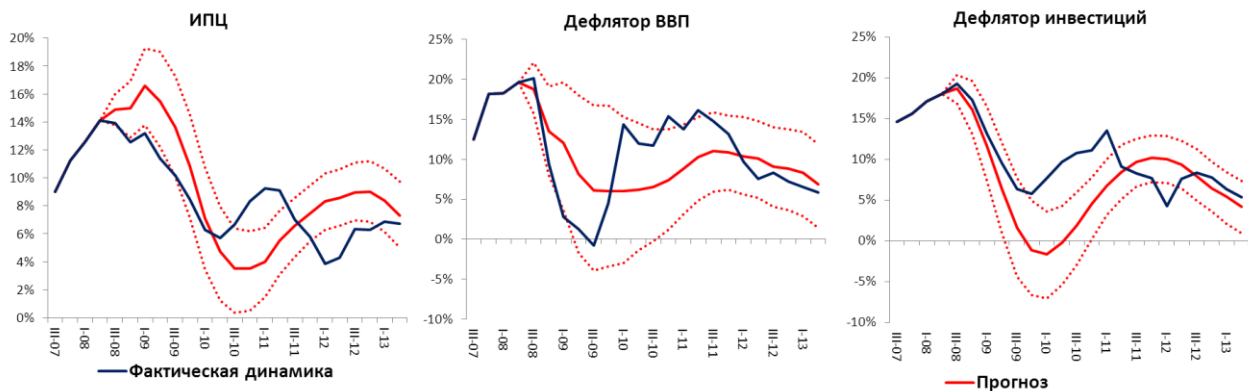


**Рисунок 8.** Условный прогноз годовых темпов роста широкой денежной массы при заданных ценах на нефть и ВВП ЕС (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)



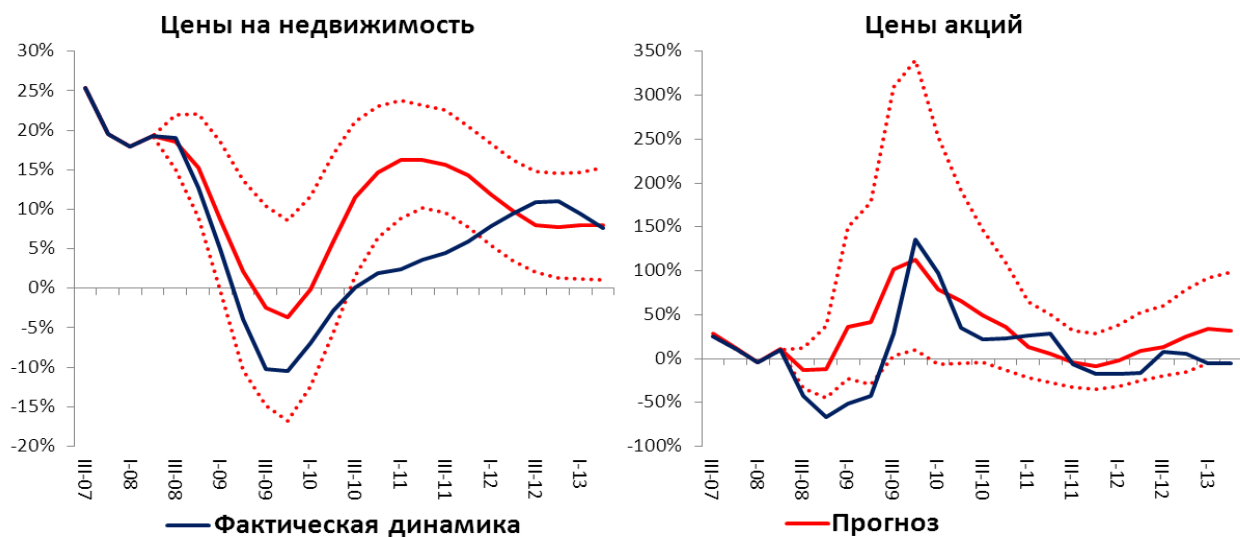
Таким образом, для следующей итерации мы фиксируем фактическую динамику цены на нефть, ВВП ЕС и денежной массы. Это позволяет улучшить прогнозы ценовых показателей (рисунок 9). Так, несмотря на то что краткосрочные колебания ИПЦ по-прежнему не отражены моделью, кумулятивная ошибка прогноза, т.е. разница в уровне цен, а не в темпах инфляции, составляет всего 2% (на предыдущей итерации она составила 8%).

**Рисунок 9.** Условный прогноз годовых темпов роста ценовых показателей при заданных ценах на нефть, ВВП ЕС и широкой денежной массы (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)

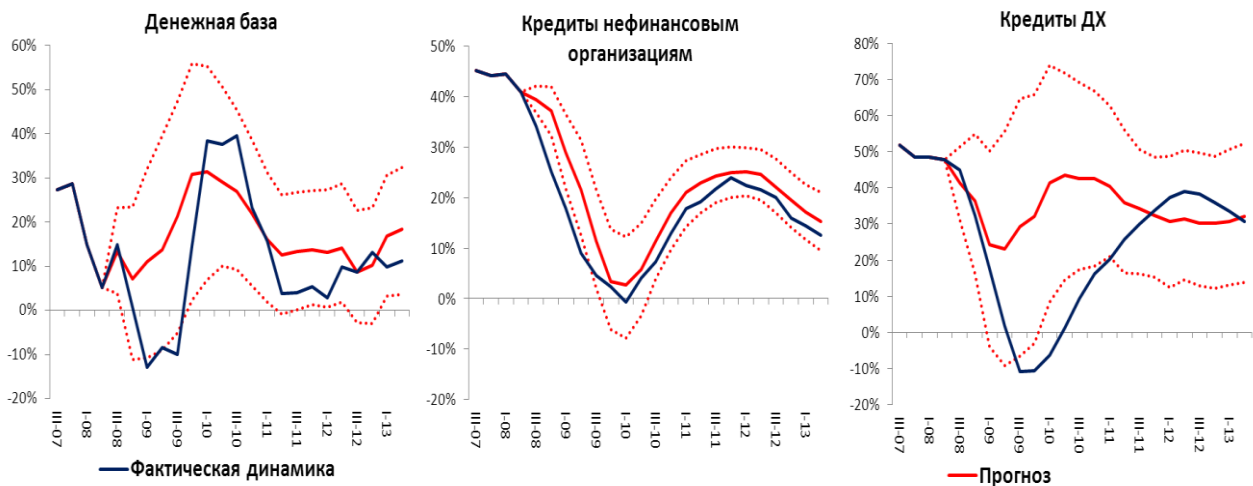


Точность прогнозов изменения значений других переменных также в целом удовлетворительная. Медианные прогнозы темпов роста цен на активы (рисунок 10) соответствуют их фактическим траекториям, хотя в случае с ценами акций доверительный интервал очень широк. Как и в случае с безусловными прогнозами, результаты контрафактических симуляций динамики монетарных показателей неоднозначны (рисунок 11). Так, прогнозы динамики кредитов нефинансовым организациям чрезвычайно точны, в то время как в отношении темпов роста кредитов населению в модельных расчетах отражена лишь незначительная часть вариаций.

**Рисунок 10.** Условный прогноз годовых темпов роста цен на активы при заданных ценах на нефть, ВВП ЕС и широкой денежной массы (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)



**Рисунок 11.** Условный прогноз годовых темпов роста монетарных показателей при заданных ценах на нефть, ВВП ЕС и широкой денежной массы (медиана, а также 16 и 84 квантили распределения)



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основной задачей данного исследования было построение относительно большой байесовской VAR-модели для России в условиях недостаточно длинных временных рядов. Для этой цели использовалась методология, разработанная для борьбы с проклятием размерности. В результате мы оценили VAR-модель, содержащую 14 реальных, ценовых, монетарных и внешних переменных. Был проведен ряд тестов для оценки качества анализируемой модели: анализ импульсных откликов, рекурсивное прогнозирование и контрафактические симуляции.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что данная методология вполне применима для России. Импульсные отклики демонстрируют выявленные статистически значимые связи между переменными модели. Качество результатов рекурсивного прогнозирования оказалось приемлемым, что позволяет констатировать отсутствие проблемы сверхподгонки (overfitting). Точность прогнозов особенно высока для показателей реального сектора на длинных временных горизонтах. Контрафактические симуляции свидетельствуют о том, что посткризисная (в 2009–2013 годах) динамика внутренних показателей в целом соответствовала траектории фактически сложившихся внешних индикаторов (хотя темпы роста конечного потребления домашних хозяйств были выше ожидаемых). В то же время информация, содержащаяся в колебаниях цены на нефть, недостаточно для получения точных прогнозов – показатель внешнего делового цикла также является важным индикатором при определении воздействия внешних факторов на экономику России. Предложенная модель не может полностью отразить краткосрочные колебания инфляции, однако позволяет сделать достаточно точный прогноз уровня цен (при заданных темпах роста

денежной массы). Результаты настоящего исследования свидетельствуют о том, что динамика кредитов нефинансовым организациям (но не населению) тесно связана с фундаментальными факторами.

Однако на данный момент предложенная модель является скорее иллюстрацией применения рассматриваемой методологии, а не окончательной оптимальной версией. Ценность модели обусловлена возможностью (в отличие от канонических VAR-моделей) добавления в нее большого количества переменных в зависимости от поставленной задачи и вытекающей из этого гибкостью и удобством применения данного метода для оценивания любых спецификаций.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Banbura M., Giannone D., Lenza M. Conditional forecasts and scenario analysis with vector autoregressions for large cross-sections // ECARES working paper. 2014. № 15.
2. Banbura M., Giannone D., Reichlin L. Large Bayesian VARs // J. of Applied Econometrics. 2010. Vol. 25 (1). P. 71–92.
3. Benedictow A., Fjærtøft D., Løfsnæs O. Oil dependency of the Russian economy: An econometric analysis // Economic Modelling. 2013. № 32. P. 400–428.
4. De Mol C., Giannone D., Reichlin L. Forecasting using a large number of predictors: Is Bayesian shrinkage a valid alternative to principal components? // J. of Econometrics. 2008. № 146 (2). P. 318–328.
5. Doan T., Litterman, R. Sims C.A. Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions' // Econometric Reviews. 1984. № 3. P. 1–100.
6. Granville B., Mallick S. Monetary Policy in Russia: Identifying exchange rate shocks // Economic Modelling. 2010. № 27. P. 432–444.
7. Giannone D., Lenza M., Primiceri G.E. Prior Selection for Vector Autoregressions // ECB Working Paper Series. 2012. № 1494.
8. Giannone, D., Lenza, M., Reichlin, R. Money, Credit, Monetary Policy and the Business Cycle in the Euro Area // ECARES working paper . 2012. 2012-008.
9. Korhonen I., Mehrotra A. Real exchange rate, output and oil: Case of four large energy producers // BOFIT Discussion Papers. 2009. № 6.
10. Korhonen I., Mehrotra A. Money demand in post-crisis Russia: de-dollarisation and re-monetisation // Emerging Markets Finance and Trade. 2010. № 46 (2). P. 5–19.
11. Litterman R. A Bayesian Procedure for Forecasting with Vector Autoregression // Working paper / Massachusetts Institute of Technology, Department of Economics. 1980.
12. Mallick S.K., Sousa R.M. Commodity Prices, Inflationary Pressures, and Monetary Policy: Evidence from BRICS Economies // Open Economies Review. 2013. Vol. 24, Is. 4. P. 677–694.
13. Mehrotra A., Ponomarenko A. Wealth effects and Russian money demand // BOFIT Discussion Paper Series. 2010. № 13.
14. Pesaran H., Shin Y. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models // Economic Letters. 1998. № 58(1). P. 17–29.

15. Ponomarenko A., Vasilieva E. Schobert F. Feedback to the ECB's monetary analysis: The Bank of Russia's experience with some key tools // ECB Working Paper Series. 2012. № 1471.
16. Rautava J. Oil prices, Excess Uncertainty and Trend Growth: a Forecasting Model for Russia's Economy // Focus on European Economic Integration Q4/13. 2013.
17. Sims C.A. A Nine-Variable Probabilistic Macroeconomic Forecasting Model, in Business Cycles, Indicators and Forecasting // NBER (National Bureau of Economic Research, Inc.) Chapters. 1993. P. 179–212.
18. World Economic Outlook / IMF. 2014. April (Chapter 4 'On the receiving end? External conditions and the emerging markets growth before, during and after the global financial crisis').
19. Банк России: Доклад о денежно-кредитной политике. 2014. № 3 (7). С. 8–9 (О влиянии внешних условий на экономику России).