

# Статьи: макроэконометрика

## Альтернативные модели прогнозирования основных макроэкономических показателей в Армении<sup>\*</sup>

Карен Погосян<sup>†</sup>

*Центральный банк Армении, Ереван, Армения*

В данной работе рассматриваются особенности применения моделей векторной авторегрессии для краткосрочного прогнозирования динамики основных макроэкономических показателей. В частности, рассматривается традиционная модель векторной авторегрессии без ограничений, Байесовская модель векторной авторегрессии и факторно-расширенная модель векторной авторегрессии. Для оценивания параметров указанных моделей применяются временные ряды макроэкономических показателей Армении с 1996 по 2014 гг. в квартальном разрезе. На основе минимизации среднеквадратичной ошибки прогноза делается вывод о наиболее приемлемой модели.

*Ключевые слова: векторная авторегрессия, главные компоненты, Байесовское оценивание, макроэкономические показатели, Армения*

*Классификация JEL: C11, C13, C52, C53*

### 1 Введение

Для проведения эффективной денежно-кредитной политики центральные банки (ЦБ) заинтересованы в постоянном совершенствовании методологии краткосрочного и долгосрочного прогнозирования динамики макроэкономических показателей. Известно, что денежно-кредитная политика ЦБ влияет на экономику с некоторым временным лагом. В результате при принятии того или иного решения денежно-кредитной политики ЦБ более заинтересованы в том что может произойти с динамикой макроэкономических показателей в будущем. Именно поэтому в ЦБ разрабатываются структурные динамические модели общего равновесия (см. обзор в Микушева 2014), которые в основном применяются для объяснения структурных изменений в экономике, а также для долгосрочного прогноза экономической динамики. С другой стороны, известно, что для долгосрочной динамики макроэкономических показателей важное значение имеют краткосрочные колебания, из которых в конечном счете складывается долгосрочная динамика. Следовательно, для анализа долгосрочных колебаний экономической динамики особое значение для ЦБ приобретает изучение и практическое применение методологии краткосрочного прогнозирования. Опыт различных Центральных Банков показывает, что для краткосрочного прогнозирования макроэкономических показателей целесообразно применять эконометрические модели, основанные на анализе временных рядов и, в частности, модель векторной авторегрессии.

В данной работе мы рассматриваем три известные и наиболее распространенные в практике краткосрочного прогнозирования модели векторной авторегрессии. В частности, рассматриваются модель векторной авторегрессии без ограничений (unrestricted vector autoregression, VAR), Байесовская модель векторной авторегрессии (Bayesian vector autoregression, BVAR) и,

---

<sup>\*</sup>Цитировать как: Погосян, Карен (2015). «Альтернативные модели прогнозирования основных макроэкономических показателей в Армении», Квантиль, №13, стр. 25–39. Citation: Poghosyan, Karen (2015). “Alternative models for forecasting the key macroeconomic variables in Armenia”, Quantile, No. 13, pp. 25–39.

<sup>†</sup>Адрес: 0010, Ереван, ул. Вазгена Саргсяна 6, Центральный банк Армении, департамент экономических исследований. Электронная почта: [karen.poghosyan@cba.am](mailto:karen.poghosyan@cba.am)

наконец, получившая в последнее десятилетие большую популярность факторно-расширенная модель векторной авторегрессии (factor augmented vector autoregression, FAVAR). Указанные модели векторной авторегрессии имеют существенные различия. По крайней мере можно указать следующие: во-первых, в модель VAR можно включать сравнительно небольшое количество временных рядов, тогда как в модель FAVAR можно включать сравнительно большое количество исходных временных рядов. Во-вторых, если модель VAR является моделью без ограничений, то модель BVAR является моделью с ограничениями. В третьих, модель FAVAR, в отличие от моделей VAR и BVAR, кроме исходных временных рядов включает также динамику так называемых главных компонент. Расчет главных компонент, как правило, осуществляется на основе ковариационной (или корреляционной) матрицы исходных временных рядов, причем количество рассчитанных главных компонент бывает значительно меньше количества исходных временных рядов. В эконометрической литературе существуют различные подходы к выделению главных компонент. В частности наибольшее распространение получили следующие три алгоритма: статический алгоритм (Stock & Watson 2002) и два динамических алгоритма из Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2005) и из Doz, Giannone & Reichlin (2011, 2012). В данной работе для выделения главных компонент мы применяем статический алгоритм (Stock and Watson 2002) и динамический алгоритм (Doz, Gianonne & Reichlin 2011, 2012).

Для оценивания параметров вышеуказанных моделей применяются фактические временные ряды макроэкономических показателей Армении с 1996 по 2014 гг. в квартальном разрезе. Некоторые из макроэкономических временных рядов были подвергнуты первоначальной статистической обработке, в частности, некоторые временные ряды были прологарифмированы, сезонно сглажены, и взяты их первые разности.

Основная цель данной работы состоит в том, чтобы на основе сравнительного анализа прогнозных свойств различных моделей векторной авторегрессии найти ту модель, которая была бы наиболее адекватна в смысле минимизации среднеквадратичной ошибки прогноза для прогнозирования динамики макроэкономических показателей в Армении. С целью поиска наиболее адекватной модели мы проделываем различные эксперименты, основываясь на фактической динамике временных рядов. Сущность этих экспериментов состоит в следующем: общее количество наблюдений во временных рядах делим на две части, далее первую часть наблюдений применяем для оценивания различных моделей векторной авторегрессии, а вторую часть наблюдений применяем для сравнения с полученными прогнозами по различным моделям векторной авторегрессии. Генерация прогнозов по различным моделям векторной авторегрессии осуществляется по рекурсивной схеме регрессионного эксперимента. Наилучшей считается та модель векторной авторегрессии, которая минимизирует показатель среднеквадратичной ошибки прогноза.

Настоящая работа имеет следующую структуру. Во второй части дается обзор основных моделей векторной авторегрессии. В этой же части дается общее описание статического и динамического (во временной области) алгоритмов расчета главных компонент. В третьей части мы даем общую характеристику и результат первичной обработки применяемых временных рядов. Здесь же мы предоставляем источники сбора первичной статистической информации, а также некоторые сведения о применяемом компьютерном пакете для осуществления вычислений. В четвертой части мы представляем сущность рекурсивной схемы регрессионного эксперимента. В последней части приводятся результаты сравнительного анализа различных моделей векторной авторегрессии, а также делаются выводы о наиболее адекватной модели прогнозирования.

## 2 Обзор моделей векторной авторегрессии

В этой части работы мы представим общую идею и принципы оценивания трех основных и наиболее распространенных в практике прогнозирования моделей векторной авторегрессии. Изложение начнем с модели векторной авторегрессии без ограничений, которая имеет следующий общий вид:

$$y_t = c + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + v_t, \quad (1)$$

где  $y_t$  — вектор исходных переменных размера  $n \times 1$ ,  $c$  — вектор постоянных коэффициентов размера  $n \times 1$ ,  $A_1, A_2, \dots, A_p$  — матрицы оцененных параметров размера  $n \times n$  для различных временных лагов  $l = 1, 2, \dots, p$ ,  $v_t$  — вектор ошибок модели размер  $n \times 1$ ,  $v_t \sim N(0, \sigma^2 I_{n \times n})$ . Известно, что параметры модели векторной авторегрессии без ограничений можно достоверно оценить методом наименьших квадратов (Hamilton 1994). Заметим, что в модели векторной авторегрессии без ограничений часто бывает необходимо оценивать значительное количество неизвестных параметров (особенно когда  $p > 1$ ). Как правило, проблема, связанная со сверх-параметризацией модели векторной авторегрессии, может стать причиной смещения оценок, и как следствие этого увеличения среднеквадратичной ошибки прогнозов (Gupta & Kabundi 2009a, 2009b).

Для решения проблемы сверх-параметризации в эконометрической литературе предлагается альтернативный алгоритм для оценивания модели векторной авторегрессии, основанный на Байесовском подходе. Основная идея Байесовской модели векторной авторегрессии (BVAR) состоит в том, что при увеличении временного лага модели оцениваемые параметры обнуляются. В этом отношении модель BVAR по сути своей является моделью с ограничениями. Ограничения на параметры модели делаются исходя из априорной информации о нормальной природе распределения параметров с нулевым математическим ожиданием и убывающим среднеквадратическим отклонением. Исключением является лишь параметр при первом лаге зависимой переменной, у которого математическое ожидание приравнивают единице. Изложенная схема априорной информации о распределении параметров модели векторной авторегрессии была предложена в Litterman (1981). Таким образом, обобщая этот подход, мы можем сделать следующие выводы:

1. Параметры первого лага зависимой переменной следуют процессу авторегрессии первого порядка AR(1), тогда как параметры для остальных лагов приравниваются нулю;
2. Стандартные отклонения параметров модели задаются по следующему правилу:

$$\frac{\lambda_1}{l\lambda_3} \text{ если } i = j, \quad \frac{\sigma_i \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_j l \lambda_3} \text{ если } i \neq j,$$

где  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  — постоянные коэффициенты, конкретные значения которых равны  $\lambda_1 = 0, 2$ ,  $\lambda_2 = 0, 5$ ,  $\lambda_3 = 1$  или  $2$  (Canova 2007),  $i$  — номер  $i$ -ой переменной в  $i$ -ом уравнении модели векторной авторегрессии,  $j$  — номер  $j$ -ой переменной в  $i$ -ом уравнении модели векторной авторегрессии,  $\sigma_i, \sigma_j$  — стандартные отклонения ошибок модели авторегрессии 1-го порядка для  $i$ -ой и  $j$ -ой переменной соответственно; если  $i = j$ , то этот коэффициент совпадает с  $\lambda_1$  коэффициентом первого лага зависимой переменной.

Для большей наглядности приведем условный пример задания априорных параметров распределения в модели векторной авторегрессии с двумя переменными  $(x_t, y_t)$  и временным лагом, равным  $l = 2$ . В данном случае будем иметь следующую модель:

$$\begin{aligned} x_t &= a_{10} + a_{11}x_{t-1} + a_{12}y_{t-1} + b_{11}x_{t-2} + b_{12}y_{t-2} + v_t, \\ y_t &= a_{20} + a_{21}x_{t-1} + a_{22}y_{t-1} + b_{21}x_{t-2} + b_{22}y_{t-2} + u_t. \end{aligned} \quad (2)$$

Из приведенной модели можно заметить, что для переменных  $x_t$  и  $y_t$  коэффициентами авторегрессии первого порядка являются  $a_{11}$  и  $a_{22}$  соответственно. Следовательно, согласно

Litterman (1981), априорные математические ожидания для параметров модели векторной авторегрессии будет вектор  $\tilde{b}_0 = (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0)'$ , т.е. кроме параметров  $a_{11}$  и  $a_{22}$ , априорные математические ожидания всех остальных параметров равны нулю. Матрица априорных дисперсий  $H$  является диагональной и имеет следующий вид:

$$\begin{pmatrix} \sigma_1 \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_1 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{\lambda_1}{2^{\lambda_3}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\sigma_1 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_2 2^{\lambda_3}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_2 \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\sigma_2 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\sigma_2 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_1 2^{\lambda_3}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\lambda_1}{2^{\lambda_3}} \end{pmatrix}^2$$

Диагональные элементы  $(\sigma_1 \lambda_4)^2$  и  $(\sigma_2 \lambda_4)^2$  являются априорными дисперсиями для параметров  $a_{10}$  и  $a_{20}$ , где  $\lambda_4 = 10^5$  (Canova 2007). Элементы  $(\lambda_1)^2$  и  $\left(\frac{\lambda_1}{2^{\lambda_3}}\right)^2$  являются априорными дисперсиями соответственно для  $a_{11}$ ,  $b_{11}$  и  $a_{22}$ ,  $b_{22}$ . Наконец, элементы  $\left(\frac{\sigma_1 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_2}\right)^2$  и  $\left(\frac{\sigma_1 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_2 2^{\lambda_3}}\right)^2$  являются априорными дисперсиями для параметров  $a_{12}$  и  $b_{12}$ , тогда как  $\left(\frac{\sigma_2 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_1}\right)^2$  и  $\left(\frac{\sigma_2 \lambda_1 \lambda_2}{\sigma_1 2^{\lambda_3}}\right)^2$  — априорные дисперсии для  $a_{21}$  и  $b_{21}$ .

Следующий вопрос, который требует некоторых пояснений, — имея параметры априорного распределения, каким образом можно оценить параметры апостериорного распределения. Для этого можно применить Байесовский подход к оцениванию параметров. В случае векторной авторегрессии Байесовские оценки апостериорного распределения можно вывести аналитическим путем (Hamilton 1994). Аналитические формулы для параметров апостериорного распределения имеют вид:

$$\begin{aligned} \beta^* &= (H^{-1} + \Sigma^{-1} \otimes X_t' X_t)^{-1} (H^{-1} \tilde{b}_0 + \Sigma^{-1} \otimes X_t' X_t \hat{b}), \\ \mathbb{V}(\beta^*) &= (H^{-1} + \Sigma^{-1} \otimes X_t' X_t)^{-1}, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $\beta^*$  — вектор апостериорных математических ожиданий параметров модели векторной авторегрессии,  $X_t$  — матрица размера  $T \times k$  исходных временных рядов,  $\hat{b}$  — вектор параметров, оцененных стандартным методом наименьших квадратов,  $\tilde{b}_0$  — вектор априорных математических ожиданий параметров (см. условный пример выше),  $H$  — матрица априорных дисперсий для параметров модели (см. условный пример выше),  $\Sigma$  — матрица размера  $k \times k$ , на главной диагонали которой стоят единицы. Таким образом, имея все вышеперечисленные векторы и матрицы, с помощью формул (4) можно подсчитать апостериорные параметры, а также апостериорные дисперсии параметров модели.

Теперь обратимся к рассмотрению факторно-расширенной модели векторной авторегрессии (FAVAR). Как было указано выше, эта модель, кроме основных временных рядов, включает также главные компоненты. В связи с этим оценивание FAVAR осуществляется в два этапа: на первом этапе оцениваются главные компоненты, а на втором производится оценивание и прогнозирование модели. Теперь рассмотрим особенности указанных этапов более подробно. Выше было указано, что главные компоненты можно рассчитать несколькими способами. В эконометрической литературе выделяют три подхода для расчета динамики главных компонент (Barhoumi, Darne, & Ferrara 2009). Первый и наиболее простой с точки зрения вычислительного алгоритма подход принято называть статическим алгоритмом

выделения главных компонент (Stock & Watson 2002). Другие два подхода являются динамическими алгоритмами. Первый алгоритм был предложен в работе Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2005), а второй — в работе Doz, Gianonne & Reichlin (2011, 2012). Различие между последними двумя подходами в основном состоит в том, что первый подход для выделения главных компонент применяет элементы спектрального анализа временных рядов, тогда как второй основан на применении многомерного фильтра Кальмана. В данной работе для выделения главных компонент мы применяем статический алгоритм Stock & Watson (2002) и динамический алгоритм Doz, Gianonne & Reichlin (2011, 2012). Представим вычислительные аспекты указанных алгоритмов выделения главных компонент более подробно.

## 2.1 Статический алгоритм выделения главных компонент

Пусть имеются  $N$  стационарных временных рядов  $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{Nt})'$ ,  $t = 1, 2, \dots, T$ . На основе  $x_t$  можно рассчитать выборочную ковариационную матрицу:

$$\hat{\Gamma}_0 = \sum_{i=1}^T x_i x_i'. \quad (4)$$

Задача состоит в том, чтобы найти  $r \ll N$  таких линейных комбинаций  $f_{i,t} = \hat{s}_i' x_t$ , чтобы максимизировать дисперсию главных компонент  $\hat{s}_i' \Gamma_0 \hat{s}_i$ . Вводя обычное ограничение  $\hat{s}_i' \hat{s}_i = 1$  и оптимизируя лагранжиан  $L = \hat{s}_i' \Gamma_0 \hat{s}_i - \hat{\mu}_i (\hat{s}_i' \hat{s}_i - 1)$  относительно  $\hat{s}_i$ , приходим к следующему матричному тождеству:  $\Gamma_0 \hat{s}_i = \hat{\mu}_i \hat{s}_i$  (Schumacher 2007).

Таким образом, видим, что поиск первых  $r$  линейных комбинаций  $f_{i,t} = \hat{s}_i' x_t$ ,  $i = 1, 2, \dots, r$ , где  $r \ll N$ , сводится к задаче отыскания собственных значений и собственных векторов ковариационной матрицы  $\hat{\Gamma}_0$ . В нашем случае диагональная матрица собственных значений представлена  $\hat{\mu}_i$ , которым соответствует  $\hat{s}_i$  собственных вектора. Собственные векторы в свою очередь являются весовыми коэффициентами для расчета динамики главных компонент. Таким образом, статический подход выделения главных компонент сводится к алгебраической проблеме поиска собственных значений и собственных векторов ковариационной (или корреляционной) матрицы исходных переменных.

## 2.2 Динамический алгоритм выделения главных компонент

Динамическая факторная модель может быть представлена в пространстве состояний (см. Цыплаков 2011) следующим образом:

$$\begin{aligned} y_t &= \Lambda f_t + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim i.i.d. N(0, R), \\ f_t &= A_1 f_{t-1} + A_2 f_{t-2} + \dots + A_p f_{t-p} + u_t, \quad u_t \sim i.i.d. N(0, Q). \end{aligned} \quad (5)$$

В указанной модели ненаблюдаемой компонентой, динамику которой мы и хотим оценить, применяя фильтр Кальмана, является переменная  $f_t$ . Для этого в первую очередь необходимо оценить элементы матриц  $\Lambda$  и  $F$ . Заметим, что  $\Lambda$  — матрица факторных нагрузок, а  $F$  — вектор значений главных компонент, когда  $t = 1$ . Другими словами, в качестве исходных значений мы используем первую строку главных компонент, полученных статическим алгоритмом. Исходная дисперсионная матрица рассчитывается с помощью выделенных статическим алгоритмом главных компонент. Относительно элементов матрицы  $A$  следует отметить, что они получаются на основе оценивания стандартной модели векторной авторегрессии с помощью традиционного метода наименьших квадратов. Матрица  $Q$  — дисперсионная матрица остатков векторной авторегрессии  $F_t = A(L)F_t + \epsilon_t$ . Элементы матрицы  $R$  оцениваются как  $y_t - \hat{\Lambda} \hat{f}_t = \hat{\epsilon}_t$ . Итак, имея исходные значения  $F$ , а также соответствующие матрицы

$\Lambda, A, R, Q$ , можно оценить динамику  $F$  с помощью известного фильтра Кальмана, который имеет следующие алгоритмические шаги:<sup>1</sup>

Алгоритм фильтра Кальмана следующий:

$$\begin{aligned} L &= (\Lambda_t P_{t|t-1} \Lambda_t' + R_t)^{-1}, \\ f_{t|t} &= f_{t|t-1} + P_{t|t-1} \Lambda_t' L (y_t - \Lambda_t f_{t|t-1}), \\ P_{t|t} &= P_{t|t-1} - P_{t|t-1} \Lambda_t' L \Lambda_t P_{t|t-1}, \\ f_{t+1|t} &= A f_{t|t} + t|t + K_t (y_t - \Lambda_t f_{t|t}), \\ K_t &= A P_{t|t} \Lambda_t' L, \\ P_{t+1|t} &= A P_{t|t} A' + Q. \end{aligned} \tag{6}$$

Алгоритм сглаживания ненаблюдаемой компоненты имеет вид

$$\begin{aligned} f_{t|T} &= f_{t|t} + P_{t|t} A' P_{t+1|t}^{-1} (f_{t|T+1} - f_{t+1|t}), \\ P_{t|T} &= P_{t|t} + P_{t|t} A' P_{t+1|t}^{-1} (P_{t|T+1} - P_{t+1|t}) (P_{t|t} A' P_{t+1|t}^{-1})'. \end{aligned} \tag{7}$$

Что касается алгоритма квази-максимального правдоподобия, то в основе этого алгоритма лежит двухшаговый алгоритм фильтра Кальмана. Основное отличие заключается в том, что алгоритм квази-максимального правдоподобия является итеративной процедурой. Здесь двухшаговый алгоритм Кальмана применяется многократно до тех пор, пока динамика выделенных главных компонент не перестанет изменяться.

Итак, имея рассчитанную по вышеизложенным алгоритмам динамику главных компонент, можно перейти ко второму этапу оценивания факторно-расширенной модели векторной авторегрессии. Для этого в первую очередь отметим, что модель FAVAR — стандартная модель векторной авторегрессии, где кроме небольшого количества основных временных рядов также включается динамика рассчитанных главных компонент. Следовательно, следуя Bernanke, Boivin & Elias (2005), FAVAR модель можно представить как

$$\begin{vmatrix} Y_t \\ F_t \end{vmatrix} = A_1 \begin{vmatrix} Y_{t-1} \\ F_{t-1} \end{vmatrix} + A_2 \begin{vmatrix} Y_{t-2} \\ F_{t-2} \end{vmatrix} + \dots + A_p \begin{vmatrix} Y_{t-p} \\ F_{t-p} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} v_t \\ u_t \end{vmatrix}, \tag{8}$$

где  $Y_t$  — вектор основных макроэкономических временных рядов,  $F_t$  — вектор главных компонент, динамика которых рассчитывается по вышеизложенным алгоритмам,  $A_1, A_2, \dots, A_p$  — матрицы оцененных параметров. В модели FAVAR оценивание параметров может производиться с помощью традиционного метода наименьших квадратов или по Байесовскому алгоритму,  $v_t$  и  $u_t$  — остаточная компонента FAVAR модели с нулевым математическим ожиданием и с диагональной дисперсионной матрицей, соответственно  $Q$  и  $V$ .

### 3 Данные

Для оценивания моделей VAR и BVAR были использованы три основных макроэкономических показателя: темп роста реального ВВП, темп инфляции и краткосрочная номинальная процентная ставка по депозитам в национальной валюте. Выбор указанных макроэкономических показателей обусловлен следующими причинами: во-первых, существуют различные эмпирические исследования, где оценивание VAR и BVAR моделей производится именно по этим трем основным макроэкономическим показателям (например, Gupta & Kabundi 2009a, 2009b); во-вторых, мы хотели бы обеспечить сопоставимость наших результатов с результатами аналогичных работ. С другой стороны, данная работа не имеет целью построения структурной эконометрической модели. Простая модель векторной авторегрессии нами рассматривается как эталонная модель, с которой мы будем сравнивать другие модели.

<sup>1</sup>Вычислительные подробности содержатся в MATLAB-файлах на сайте [homepages.ulb.ac.be/~dgiannon/](http://homepages.ulb.ac.be/~dgiannon/).

Указанные макроэкономические ряды были подвергнуты первичной статистической обработке. Наша выборка включает квартальные временные ряды с 1996:Q2 по 2014:Q4. Останемся более подробно на принципах первичной обработки.

Первичная статистическая обработка динамики реального ВВП (в среднегодовых ценах 2005 г.) включает следующие шаги. Во-первых, абсолютные величины реального ВВП были прологарифмированы, а затем сезонно сглажены. Во-вторых, используя сезонно сглаженные величины, были рассчитаны первые разности, которые практически показывают процентное изменение динамики реального ВВП по сравнению с предыдущим кварталом. По такой же схеме мы осуществляем первичную статистическую обработку динамики индекса потребительских цен (ИПЦ), который служит индексом инфляции. Отметим, что ИПЦ является цепным индексом, который необходимо трансформировать в базисный ИПЦ. После этого применяем все аналогичные шаги, т.е. осуществляем логарифмирование и сезонное сглаживание, потом берем первые разности. Обработанные по указанной схеме временные ряды реального ВВП и индекса цен приведены на рисунках 1 и 2.

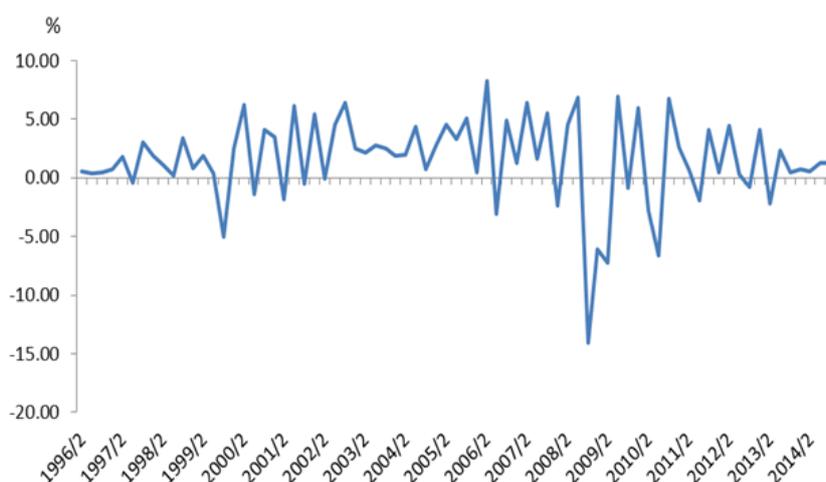


Рис. 1: Темп роста реального ВВП (в %-х к предыдущему кварталу).

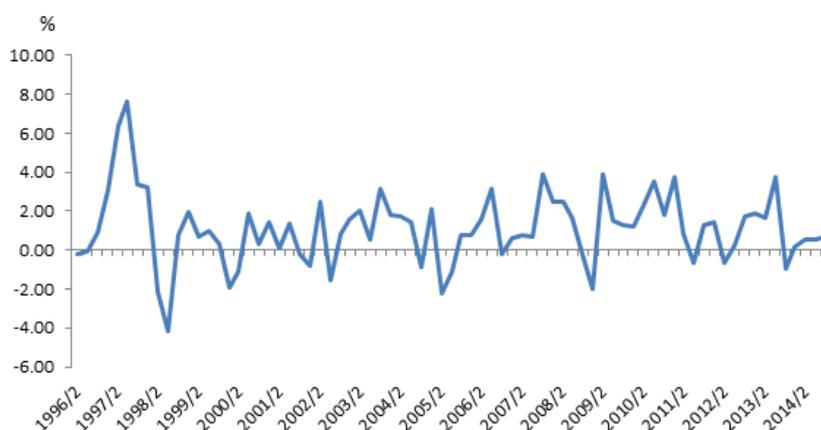


Рис. 2: Темп инфляции (в %-х к предыдущему кварталу).

Относительно временного ряда краткосрочной номинальной процентной ставки по депозитам в национальной валюте можно отметить, что первичная обработка этого показателя

существенно отличается от предыдущих двух показателей. Здесь мы просто берем первые разности (см. Рис. 3).

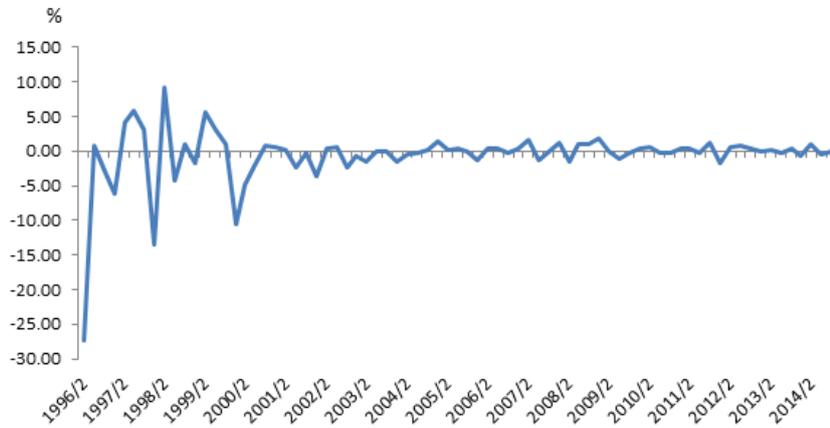


Рис. 3: Номинальная процентная ставка по депозитам в национальной валюте (от 15 дней до 1 года) (изменение в %-х пунктах).

Относительно оценивания неизвестных параметров модели FAVAR следует отметить, что здесь кроме вышеуказанных трех переменных дополнительно мы включаем динамику главных компонент. Для выделения динамики главных компонент были отобраны различные макроэкономические показатели из реального сектора экономики, денежно-кредитного и финансового секторов экономики, мировые цены на топливно-энергетические и сырьевые ресурсы. Наименование и некоторые другие характеристики отобранных временных рядов представлены в таблице на стр. 33.<sup>2</sup> Отметим, что все используемые в данной работе временные ряды были отобраны из следующих источников: внутренние базы данных Центрального Банка Армении, свободно распространяемые Национальной статистической службой Армении базы данных, а также базы данных с интернет-сайта [www.indexmundi.com](http://www.indexmundi.com). Следует также отметить, что все расчеты, связанные с оцениванием параметров моделей, а также оцениванием динамики главных компонент, были осуществлены с помощью специально разработанного для этой цели статистического пакета, который можно бесплатно скачать с сайта [www.forecasting.somee.com](http://www.forecasting.somee.com). Применяя указанный пакет, все вычисления, связанные с вышеизложенными моделями, можно проделать непосредственно в среде Microsoft Excel.

## 4 Проектирование эксперимента

Для выявления прогнозирующих свойств вышеизложенных моделей векторной авторегрессии нами был проведен регрессионный эксперимент, а именно рекурсивная схема регрессии (Schumacher 2007). С этой целью вся выборка была разбита на две подвыборки. В первую подвыборку включены наблюдения с 1996:Q2 по 2009:Q2 (в целом 53 наблюдений для каждого временного ряда в отдельности), а вторая выборка включает наблюдения с 2009:Q3 по 2014:Q4 (в целом 22 наблюдений).

Рекурсивная схема предполагает следующие шаги. Основываясь на фактических временных рядах с 1996:Q2 по 2009:Q2, мы осуществляем оценивание моделей. Затем производим прогнозы для 1–4 временных такта вперед (2009:Q3, 2009:Q4, 2010:Q1, 2010:Q2). Затем мы увеличиваем длину выборки на одно наблюдение, т.е. до 1996:Q2–2009:Q3, и заново оцениваем параметры и прогнозируем модель для 1–4 временных такта вперед (2009:Q4, 2010:Q1,

<sup>2</sup>  $\Delta$  означает, что взяты первые разности, а  $\ln$  — что ряд прологарифмирован.

Список использованных временных рядов			
№	Название показателя	Трансформация	Сезонное сглаживание
1	Добавленная стоимость в промышленности (в среднегодовых ценах 2005 года), млн. драм	$\Delta \ln$	Да
2	Добавленная стоимость в сельском хозяйстве (в среднегодовых ценах 2005 года), млн. драм	$\Delta \ln$	Да
3	Добавленная стоимость в строительстве (в среднегодовых ценах 2005 года), млн. драм	$\Delta \ln$	Да
4	Добавленная стоимость в сфере услуг (в среднегодовых ценах 2005 года), млн. драм	$\Delta \ln$	Да
5	Индекс цен промышленного производства (в %-х к предыдущему кварталу)	$\Delta \ln$	Нет
6	Индекс цен в строительстве (в %-х к предыдущему кварталу)	$\Delta \ln$	Нет
7	Тарифы на транспортные перевозки (в %-х к предыдущему кварталу)	$\Delta \ln$	Нет
8	Наличные деньги вне банковской системы, млн. драм	$\Delta \ln$	Да
9	Денежная база, млн. драм	$\Delta \ln$	Да
10	Денежная масса, млн. драм	$\Delta \ln$	Да
11	Кредиты, предоставленные экономике (с начисленными процентами), млн. драм	$\Delta \ln$	Нет
12	Депозиты в банковской системе (без начисленных процентов), млн. драм	$\Delta \ln$	Нет
13	Процентная ставка привлеченных средств в национальной валюте от предприятий (от 15 дней до 1 года), %	$\Delta$	Нет
14	Процентная ставка привлеченных средств в национальной валюте от домашних хозяйств (от 15 дней до 1 года), %	$\Delta$	Нет
15	Процентная ставка предоставленных кредитов предприятиям в национальной валюте (от 15 дней до 1 года), %	$\Delta$	Нет
16	Процентная ставка предоставленных кредитов домашним хозяйствам в национальной валюте (от 15 дней до 1 года), %	$\Delta$	Нет
17	Цены на зерно, долларов США за одну тонну	$\Delta \ln$	Нет
18	Цена на Российский природный газ, долларов США за миллион метрических Британских тепловых единиц	$\Delta \ln$	Нет
19	Цена на бензин, долларов США за галлон	$\Delta \ln$	Нет
20	Цена на нефть марки Brent, долларов США за баррель	$\Delta \ln$	Нет
21	Индекс цен на сельскохозяйственное сырье, %	$\Delta \ln$	Нет
22	Индекс цен на потребительские товары, %	$\Delta \ln$	Нет
23	Индекс цен на продовольственные товары, %	$\Delta \ln$	Нет
24	Индекс цен на промышленные товары, %	$\Delta \ln$	Нет
25	Индекс цен на промышленную продукцию, %	$\Delta \ln$	Нет

2010:Q2, 2010Q3). Так и продолжаем, пока выборка не достигнет периода 1996:Q2–2013:Q4. Далее, применяя выборку 1996:Q2–2014:Q1, мы можем сделать прогноз для 1–3 временных тактов вперед (2014:Q2, 2014:Q3 и 2014:Q4). Затем мы увеличиваем длину выборки на одно наблюдение и делаем прогноз для 1–2 временных тактов вперед. Действуя таким образом, в целом мы будем иметь 22 точечных прогнозов для 1-го временного такта вперед, 21 точечных прогноза для 2-х временных тактов вперед и т.д. Самым меньшим количеством (19 точечных прогнозов) будут прогнозы для 4-х временных тактов вперед.

Кроме рекурсивной схемы регрессионного эксперимента существует, также скользящая схема регрессии (Schumacher 2007). Однако в данной работе мы предпочтению отдали применению рекурсивной регрессии, поскольку ее преимущество состоит в том, что размер выборки постоянно увеличивается, и мы можем оценивать модель по максимально возможной выборке. На наш взгляд, это очень важное преимущество, особенно тогда, когда временные ряды сравнительно короткие.

Итак, полученные по рекурсивной схеме регрессионного эксперимента точечные прогнозы мы сравниваем с фактическими величинами интересующих нас временных рядов (темп роста реального ВВП, тем инфляции, номинальная краткосрочная процентная ставка). Так, например, для 1-го временного такта берем прогнозные значения с 2009:Q3–2014:Q4 и сравниваем с фактическими величинами для этого же временного промежутка. Аналогичным образом поступаем для 2-х, 3-х и 4-х временных тактов вперед. В результате сравнений мы рассчитываем показатель среднеквадратичного отклонения, который рассчитывается по следующей формуле:

$$RMSE_{ih} = \sqrt{\frac{1}{T^* - (h - 1)} \sum_{t=1}^{T^* - (h - 1)} (\hat{y}_{i,t} - y_{i,t})^2},$$

где  $RMSE_{it}$  — корень из среднеквадратичного отклонения для  $i$ -го временного ряда в момент времени  $t$ ,  $y_{i,t}$  — фактическое значение для  $i$ -го временного ряда в момент времени  $t$ ,  $\hat{y}_{i,t}$  — прогнозное значение для  $i$ -го временного ряда в момент времени  $t$ .

## 5 Результаты прогнозирования

Изложенная в предыдущем разделе схема регрессионного эксперимента осуществляется по следующим конкурирующим моделям векторной авторегрессии.

1. Модель векторной авторегрессии без ограничений (VAR).
2. Модель Байесовской векторной авторегрессии (BVAR).
3. Модель факторно-расширенной векторной авторегрессии, где главные компоненты рассчитываются по статическому (Stock & Watson 2002) и динамическому (во временной области) (Doz, Gianonne & Reichlin 2011, 2012) алгоритмам.

Имея в виду, что прогнозы макроэкономических показателей осуществляются с помощью моделей векторной авторегрессии, возникает необходимость решения двух проблем. Во-первых, необходимо решить вопрос о количестве лагов в моделях векторной авторегрессии, и во-вторых, необходимо решить вопрос о количестве статических и динамических главных компонент.

Выбор количества лагов в моделях векторной авторегрессии решается более экспертным путем, чем с помощью применения традиционных статистических тестов. К тому же, как показывает практика, очень часто статистические тесты, касающиеся выбора количества лагов, как правило дают противоречивые результаты, что для прикладных исследователей осложняет процесс принятия решения о количестве лагов. Учитывая, что наши временные ряды имеют квартальную динамику и что наша цель состоит в генерации квартальных прогнозов, на наш взгляд целесообразно, чтобы для оценивания моделей векторной авторегрессии

применялись временные лаги включительно до четвертого квартала. Основываясь на этом, мы отдельно оцениваем модели векторной авторегрессии для одного лага, затем для двух лагов, трех лагов и наконец для четырех лагов. Такой подход к тому же позволит проверить устойчивость полученных прогнозов для различных лаговых моделей.

Что касается выбора количества динамических и статических факторов, включаемых в модель факторно-расширенной векторной авторегрессии, то здесь количество статических факторов (или главных компонент) было выделено, основываясь на визуальном анализе графика собственных значений корреляционной матрицы исходных переменных (см. Приложение 1). Динамика собственных значений корреляционной матрицы дополнительных исходных переменных приведена на Рис. 4.

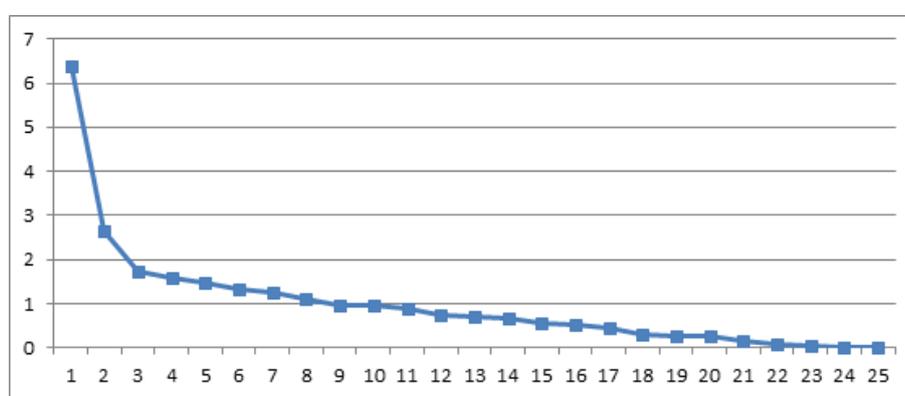


Рис. 4: Собственные значения корреляционной матрицы исходных переменных

Из приведенного графика можно заметить, что разница между двумя последовательными собственными значениями заметно ослабевает после третьего собственного значения. Следовательно, для оценивания FAVAR моделей в анализ целесообразно включить первые три фактора, которые вместе объясняют вариацию исходных временных рядов примерно на 43,1%. Что касается количества динамических факторов, то их количество в нашем случае может варьироваться от одного до трех, так как известно, что количество динамических факторов может быть меньше или равно количеству статических факторов.<sup>3</sup> Итак, для нашего исследования мы последовательно применяли следующие комбинации динамических и статических факторов: один динамический и три статических фактора, два динамических и три статических фактора и, наконец, три динамических и три статических фактора. Такая комбинация динамических и статических факторов применялась для оценивания моделей FAVAR\_Two\_Step и FAVAR\_QML, а для модели FAVAR\_SW применялись три статических фактора. Отметим, что расчеты осуществлялись по всем возможным комбинациям статических и динамических факторов. Однако в нижеприведенных таблицах представлены результаты только по тем комбинациям статических и динамических факторов, которые обеспечивают минимальное значение средней величины *RMSE*.

В таблицах 1–3 представлены расчеты показателей *RMSE* для рекурсивной схемы регрессионного эксперимента.

<sup>3</sup>См. MATLAB файлы с сайта [homepages.ulb.ac.be/~dgiannon/](http://homepages.ulb.ac.be/~dgiannon/).

Таблица 1: *RMSE* для реального темпа роста ВВП<sup>4</sup>

Количество лагов	Модель прогнозирования	Горизонт прогноза				Средняя величина <i>RMSE</i>
		1	2	3	4	
1 лаг	VAR	3,27	3,19	3,21	3,14	3,20
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ ) <sup>5</sup>	3,76	3,28	3,32	3,28	3,41
	FAVAR_SW (3) <sup>6</sup>	3,07	3,45	3,22	3,12	3,22
	FAVAR_Two_Step (1,3) <sup>7</sup>	3,20	3,42	3,07	3,08	3,19
	FAVAR_QML (1,3)	3,09	3,35	3,13	3,11	3,17
2 лага	VAR	3,64	3,33	3,31	3,17	3,36
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	3,94	3,30	3,38	3,20	3,46
	FAVAR_SW (3)	3,41	3,89	3,37	3,29	3,49
	FAVAR_Two_Step (2,3)	3,64	3,84	3,15	3,28	3,48
	FAVAR_QML (2,3)	3,51	3,47	3,04	3,15	3,29
3 лага	VAR	4,23	3,38	3,65	2,80	3,51
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	4,56	3,41	3,70	2,91	3,64
	FAVAR_SW (3)	3,80	4,02	3,16	3,29	3,57
	FAVAR_Two_Step (3,3)	4,01	4,01	3,34	3,47	3,71
	FAVAR_QML (3,3)	4,33	4,53	3,40	3,18	3,86
4 лага	VAR	4,26	3,30	3,58	3,11	3,56
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	4,72	3,33	3,78	3,11	3,74
	FAVAR_SW (3)	4,59	4,56	3,85	3,70	4,17
	FAVAR_Two_Step (3,3)	4,73	4,75	3,69	3,60	4,19
	FAVAR_QML (3,3)	5,26	5,68	3,95	3,66	4,64

Из таблицы 1 можно увидеть, что для одного и двух лаговых моделей векторной авторегрессии величины *RMSE* достигают своего минимального значения в случае прогнозов по модели FAVAR\_QML. Для трех- и четырехлаговых моделей векторной авторегрессии величины *RMSE* достигают своего минимума в случае прогнозирования по традиционной модели VAR без ограничений.

Из таблицы 2 можно заметить, что FAVAR\_QML модель дает минимальные значения величины *RMSE* в случае двухлаговой модели. Для трех лагов минимальный прогноз получаем в случае применения стандартной модели VAR, а для одного и четырех лагов преимущество традиционной модели по сравнению с нетрадиционными моделями явно не наблюдаем.

Из таблицы 3 можно увидеть, что в основном наилучшие прогнозы получаем с помощью BVAR и FAVAR\_QML моделей.

Таким образом на основе вышеизложенного анализа можно сделать вывод, что наибо-

<sup>4</sup>FAVAR\_SW – модель FAVAR в котором главные компоненты рассчитаны по статическому алгоритму (Stock, Watson, 2002), FAVAR\_Two\_Step – главные компоненты рассчитаны по динамическому алгоритму фильтра Кальмана, FAVAR\_QML – главные компоненты рассчитаны по динамическому алгоритму квази-максимального правдоподобия.

<sup>5</sup> $w = 0, 3$  и  $d = 1$ , коэффициенты которые применяются для оценивания модели BVAR, первый коэффициент применяется к матрице стандартных отклонений априорных параметров модели, а второй коэффициент применяется к лаговым значениям модели. Следуя Gupta & Kabundi (2009b) для оценивания параметров Байесовской модели, последовательно применялись  $w = 0, 1; 0, 2; 0, 3$ ,  $d = 1, 2$ .

<sup>6</sup>Приведенная в скобках цифра показывает, что для оценивания модели FAVAR применялись дополнительно три статических фактора, рассчитанных по методу главных компонент.

<sup>7</sup>Приведенные в скобках цифры показывают количество динамических и статических факторов. Так, например, запись FAVAR\_Two\_Step (1,3) следует понимать так, что для оценки модели FAVAR\_Two\_Step применялись один динамический и три статических фактора.

Таблица 2: *RMSE* для темпа инфляции

Количество лагов	Модель прогнозирования	Горизонт прогноза				Средняя величина <i>RMSE</i>
		1	2	3	4	
1 лаг	VAR	1,36	1,40	1,41	1,44	1,40
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,38	1,41	1,41	1,43	1,41
	FAVAR_SW (3)	1,41	1,41	1,40	1,43	1,41
	FAVAR_Two_Step (3,3)	1,42	1,41	1,37	1,43	1,41
	FAVAR_QML (3,3)	1,41	1,41	1,37	1,42	1,40
2 лага	VAR	1,55	1,47	1,47	1,48	1,50
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 2$ )	1,57	1,48	1,48	1,49	1,51
	FAVAR_SW (3)	1,79	1,71	1,58	1,68	1,69
	FAVAR_Two_Step (3,3)	1,70	1,62	1,56	1,67	1,64
	FAVAR_QML (3,3)	1,49	1,35	1,45	1,57	1,47
3 лага	VAR	1,70	1,63	1,63	1,50	1,62
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,72	1,65	1,64	1,52	1,63
	FAVAR_SW (3)	1,85	1,67	1,69	1,59	1,70
	FAVAR_Two_Step (2,3)	1,77	1,68	1,81	1,68	1,73
	FAVAR_QML (2,3)	1,70	1,59	1,70	1,61	1,64
4 лага	VAR	1,47	1,46	1,56	1,41	1,48
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,48	1,46	1,56	1,41	1,48
	FAVAR_SW (3)	1,68	1,36	1,45	1,55	1,51
	FAVAR_Two_Step (3,3)	1,76	1,51	1,56	1,63	1,62
	FAVAR_QML (2,3)	1,82	1,57	1,55	1,84	1,69

лее предпочтительными моделями для краткосрочного прогнозирования динамики основных макроэкономических показателей в Армении являются прогнозы по моделям FAVAR и BVAR. Это обусловлено тем, что в большинстве проделанных экспериментов количество минимальных значений *RMSE*, полученных по нетрадиционным моделям BVAR и FAVAR, больше, чем количество минимальных значений, полученных по стандартной модели VAR без ограничений (из 12-ти рассмотренных сценариев только в 3-х мы наблюдаем явное преимущество традиционной модели векторной авторегрессии). Это еще раз подтверждает преобладающее в эконометрической литературе мнение, согласно которому для краткосрочного прогноза предпочтительнее применять модель BVAR или модель векторной авторегрессии с дополнительными объясняющими переменными.

## 6 Заключение

Прогнозирование имеет важное значение для проведения денежно-кредитной политики центрального банка. Органы денежно-кредитной политики должны знать, что может произойти с динамикой основных макроэкономических показателей, чтобы сделать соответствующие корректировки ключевых процентных ставок. В этом отношении особо актуальным становится изучение различных моделей прогнозирования и их эффективное применения для практических целей.

В данной работе рассматриваются основные модели векторной авторегрессии для краткосрочного прогнозирования макроэкономических показателей. В частности, рассматриваются модель векторной авторегрессии без ограничений, Байесовская модель векторной авторегрессии и факторно-расширенная модель векторной авторегрессии. Основной целью данного

Таблица 3: *RMSE* для номинальной процентной ставки

Количество лагов	Модель прогнозирования	Горизонт прогноза				Средняя величина <i>RMSE</i>
		1	2	3	4	
1 лаг	VAR	1,07	0,76	0,75	0,80	0,84
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,03	0,79	0,75	0,80	0,84
	FAVAR_SW (3)	1,59	0,87	0,70	0,79	0,99
	FAVAR_Two_Step (1,3)	1,21	0,80	0,78	0,78	0,89
	FAVAR_QML (3,3)	0,98	0,79	0,72	0,79	0,82
2 лага	VAR	1,25	0,94	0,90	0,78	0,97
	BVAR ( $w = 0, 1; d = 1$ )	1,01	0,89	0,66	0,69	0,81
	FAVAR_SW (3)	1,84	1,40	0,94	0,78	1,24
	FAVAR_Two_Step (1,3)	1,53	1,35	0,81	0,88	1,14
	FAVAR_QML (3,3)	1,54	1,30	1,02	0,96	1,21
3 лага	VAR	1,35	0,90	0,77	0,80	0,95
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,25	0,83	0,72	0,76	0,89
	FAVAR_SW (3)	1,76	1,77	1,53	1,15	1,56
	FAVAR_Two_Step (3,3)	1,58	1,88	1,55	0,99	1,50
	FAVAR_QML (3,3)	1,94	2,01	1,52	0,84	1,58
4 лага	VAR	1,77	1,40	0,75	1,12	1,26
	BVAR ( $w = 0, 3; d = 1$ )	1,58	1,22	0,71	1,10	1,15
	FAVAR_SW (3)	2,53	2,60	1,53	1,20	1,96
	FAVAR_Two_Step (3,3)	2,25	2,63	1,73	1,33	1,98
	FAVAR_QML (3,3)	2,30	2,41	1,41	1,27	1,85

исследования является поиск наиболее приемлемой модели для осуществления краткосрочных прогнозов в Центральном Банке Армении. Для поиска наиболее подходящей модели проводим рекурсивный регрессионный эксперимент. В результате проведения экспериментов рассчитываются значения показателя *RMSE*. На основе рассчитанных величин *RMSE* мы делаем вывод, что для краткосрочного прогнозирования целесообразнее применять нетрадиционные схемы векторной авторегрессии, в частности модели *BVAR* и *FAVAR*. Такой выбор объясняется тем, что в большинстве регрессионных экспериментов (58% от общего количества случаев) нетрадиционные модели обеспечивают более точные прогнозы, чем прогнозы по стандартной модели *VAR*. Таким образом, практические расчеты на основе фактических макроэкономических временных рядов Армении дополнительный раз подтверждают то преобладающее мнение, согласно которому нетрадиционные модели более приемлемы для краткосрочного прогноза, чем традиционная модель в смысле минимизации среднеквадратичной ошибки прогноза.

## Список литературы

- Микушева, А. (2014). Оценивание динамических стохастических моделей общего равновесия. *Квантиль* 12, 1–21.
- Цыплаков, А. (2011). Введение в моделирование в пространстве состояний. *Квантиль* 9, 1–24.
- Barhoumi, K., Darne, O. & L. Ferrara (2009). Are disaggregated data useful for factor analysis in forecasting French GDP? Documents de Travail 232, Banque de France.
- Bernanke, B., J. Boivin & P. Elias (2005). Measuring the effects of monetary policy: A factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach. *Quarterly Journal of Economics* 120, 387–422.

- Canova, F. (2007). *Methods for Applied Macroeconomic Research*. Princeton University Press.
- Doz, C., Gianonne D. & L. Reichlin (2011). A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering. *Journal of Econometrics* 164, 188–205.
- Doz, C., Gianonne D. & L. Reichlin (2012). A quasi-maximum likelihood approach for large approximate dynamic factor models. *Review of Economics and Statistics* 94, 1014–1024.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. & L. Reichlin (2005). The generalized dynamic factor Model: one-sided estimation and forecasting. *Journal of American Statistical Association* 100, 830–840.
- Gupta, R. & A. Kabundi (2009a). A large factor model for forecasting macroeconomic variables in South Africa. Working Paper 137, University of Cape Town.
- Gupta, R. & A. Kabundi (2009b). Forecasting macroeconomic variables using large scale datasets: Dynamic factor model versus large-scale BVAR's. Working Paper 143, University of Cape Town.
- Hamilton, J. (1994). *Time series analysis*. Princeton University Press.
- Litterman, R. (1981). A Bayesian procedure for forecasting with vector autoregressions. Working Paper, Federal Bank of Minneapolis.
- Schumacher, C. (2007). Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets. *Journal of Forecasting* 26, 271–302.
- Stock, J. & M. Watson (2002). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business & Economic Statistics* 20, 147–162.

## Alternative models for forecasting the key macroeconomic variables in Armenia

Karen Poghosyan

*Central Bank of Armenia, Yerevan, Armenia*

We evaluate the forecasting performance of three competing models for short-term macroeconomic forecasting: the traditional unrestricted VAR, Bayesian VAR, and Factor Augmented VAR. Using quarterly Armenian macroeconomic variables from 1996 to 2014, we estimate parameters of the three models. Based on the out-of-sample root mean squared error criterion we conclude on the most relevant model.

*Keywords:* vector autoregression, principal components, Bayesian estimation, macroeconomic indicators, Armenia

*JEL Classification:* C11, C13, C52, C53



# Анализ трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь: байесовский подход\*

Александра Безбородова<sup>†</sup>

*Национальный банк РБ, Минск, Беларусь*

Юрий Михалёнок<sup>‡</sup>

*Национальный банк РБ, Минск, Беларусь*

Настоящее исследование посвящено эконометрическому анализу трех основных каналов трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь (каналу обменного курса, процентному каналу и кредитному каналу) на основе векторных авторегрессионных моделей, построенных на эмпирических данных за период с 2003 по 2014 гг. и реализованных с помощью байесовского подхода. Полученные результаты свидетельствуют о работоспособности трех рассматриваемых каналов. Наименьший лаг реакции (один квартал) целевых показателей (ВВП и инфляции) наблюдается на шок денежного предложения. Одной из особенностей оцененного передаточного механизма монетарной политики РБ является отсутствие реакции экспорта на шок со стороны обменного курса белорусского рубля. *Ключевые слова:* Республика Беларусь, трансмиссионный механизм монетарной политики, векторные авторегрессионные модели, байесовский подход  
*Классификация JEL:* C11, E47, E52, E58

## 1 Введение

Существует достаточно большое количество исследований, посвященных изучению трансмиссионного механизма монетарной политики различных стран. В большей части данных работ проводится оценка каналов передаточного механизма развитых европейских стран и США (Christiano, Eichenbaum & Evans 1988). Согласно результатам работ жесткая монетарная политика, выражающаяся в росте процентных ставок, приводит к сокращению объема денежной массы и снижению совокупного выпуска. В работе Peetsman & Smets (2001) было доказано, что ужесточение денежно-кредитной политики в Еврозоне приводит к укреплению реального обменного курса и сокращению выпуска. Так, на основе исследований развитых стран был достигнут определенный консенсус, каким образом функционирует трансмиссионный механизм денежно-кредитной политики. Однако следует отметить, что изменения монетарной политики имеют устойчивое, но не постоянное влияние на совокупный выпуск. Также возникает вопрос, сохраняются ли особенности передаточного механизма монетарной политики развитых стран в условиях развивающихся экономик.

В исследованиях, посвященных анализу трансмиссионного механизма монетарной политики стран Центральной и Восточной Европы, устанавливается слабая реакция промежуточных переменных передаточного механизма на изменения монетарной политики и, более того, незначимое воздействие промежуточных переменных монетарного механизма на целевые показатели, такие как ВВП и его темпы роста. Экономисты объясняют данный факт институциональными условиями. Прежде всего, это низкая степень развития банковского сектора

---

\*Цитировать как: Безбородова, Александра & Юрий Михалёнок (2015). «Анализ трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь: байесовский подход», Квантиль, №13, стр. 41–61. Citation: Bezborodova, Alexandra & Yury Mihalенок (2015). “Analysis of the monetary policy transmission mechanism in the Republic of Belarus: Bayesian approach”, Quantile, No. 13, pp. 41–61.

<sup>†</sup>Адрес: 220008, Минск, проспект Независимости, дом 20. Электронная почта: [aleksandra.bez@yandex.ru](mailto:aleksandra.bez@yandex.ru)

<sup>‡</sup>Адрес: 220008, Минск, проспект Независимости, дом 20. Электронная почта: [mihalенок.yuri@gmail.com](mailto:mihalенок.yuri@gmail.com)

и финансового посредничества, отсутствие конкуренции в банковском секторе, частые изменения правовых аспектов финансовой деятельности. При этом многие авторы утверждают, что за последние годы значимость каналов трансмиссионного механизма монетарной политики развивающихся стран повышается (Ganev, Molnar, Rybinski & Wozniak 2002). Одной из стран, относящейся к описываемой группе, является Республика Беларусь. Отличительными чертами экономики данной страны является низкая степень развития финансового рынка, высокая доля государственного сектора, высокая степень долларизации финансовых активов, подверженность макроэкономическим шокам. Данные отличительные черты ставят под сомнение работоспособность каналов трансмиссионного механизма и обуславливают актуальность оценки передаточного механизма денежно-кредитной политики РБ на современных эмпирических данных. Модели каналов помогут установить степень влияния монетарной политики на реальный сектор и сформулировать определенные предложения по ее корректировке. Одними из основных вопросов данного исследования являются:

- Степень реакции реального сектора на изменения монетарной политики РБ;
- Скорость реакции выпуска и цен на изменения монетарной политики РБ и продолжительность данной реакции;
- Значимость каждого отдельного канала трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики РБ.

Модель трансмиссионного механизма будет представлять собой не только количественную оценку взаимосвязей основных макроэкономических переменных, установленную на эмпирических данных, но и основываться на экономической теории, а также иметь практическое применение в процессе выработки монетарной политики. Для реализации поставленной задачи будут использоваться байесовские векторные авторегрессионные модели.

По результатам проведенного исследования можно будет увидеть, что эмпирически установленное влияние изменений монетарной политики на реальный сектор белорусской экономики схоже с оцененным в развитых странах, но не полностью аналогично. Прежде всего, это можно объяснить низкой степенью развития финансового рынка (Sims 1980). Следует также отметить, что монетарные власти не используют процентную ставку как основной инструмент для регулирования монетарной политики или стабилизации динамики обменного курса, в то время как интервенции широко применяются. Тем не менее, полученные результаты свидетельствуют о работоспособности трех рассматриваемых каналов. Наименьший лаг реакции (один квартал) целевых показателей (ВВП и инфляции) наблюдается на шок денежного предложения. Одной из особенностей оцененного передаточного механизма монетарной политики Республики Беларусь является отсутствие реакции экспорта на шок со стороны обменного курса белорусского рубля.

## **2 Теоретические аспекты реализации байесовских векторных авторегрессионных моделей**

В основе байесовского подхода оценивания параметров эконометрических моделей лежит идея объединения экспертных предположений относительно априорного распределения статистических данных и непосредственный анализ самих эмпирических данных. В отличие от классических подходов статистического анализа, предполагающих построение оценки совокупности параметров модели на основе статистических данных, байесовский подход подразумевает использование предположений относительно априорного распределения вероятностей оцениваемых параметров. Например, предположим, что у нас есть обоснованное априорное предположение о том, что в авторегрессионной модели обменного курса коэффициент при

первой лаговой переменной равняется единице, в то время как оставшиеся коэффициенты при лаговых переменных равняются нулю. Такое априорное предположение соответствует допущению о том, что динамика обменного курса описывается процессом случайного блуждания, что означает, что изменения в динамике обменного курса полностью непредсказуемы. Байесовский подход к оцениванию параметров данной авторегрессионной модели позволит учесть первоначальное допущение относительно параметров модели и оценить их на основе имеющейся статистической информации по обменному курсу. Априорное предположение относительно определенного параметра модели может иметь эмпирическое либо теоретическое обоснование.

При реализации байесовского подхода априорные предположения относительно оцениваемых параметров модели  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$  могут быть определены в виде функции плотности априорного распределения вероятностей  $p(\theta)$ . Например, рассмотрим авторегрессионную модель обменного курса:

$$s_t = \theta_1 s_{t-1} + \theta_2 s_{t-2} + \dots + \theta_p s_{t-k} + \varepsilon_t,$$

где  $s_t$  — значения обменного курса в момент времени  $t$ ,  $\varepsilon_t$  — ошибка модели, являющаяся «белым шумом».

Предположим, что параметры  $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$  распределены независимо и имеют плотности распределения  $p(\theta_1), p(\theta_2), \dots, p(\theta_k)$ . Априорное предположение, заключающееся в формализации динамики обменного курса как процесса случайного блуждания, можно записать математически следующим образом:

$$\mathbb{E}[\theta_i] = \int_{-\infty}^{\infty} \theta_i p(\theta_i) d\theta_i = \begin{cases} 1, & i = 1 \\ 0, & i \neq 1 \end{cases}, \quad i = 1, \dots, k,$$

где  $\mathbb{E}[\cdot]$  обозначает математическое ожидание.

Статистическое оценивание параметров модели в байесовском подходе производится на основе построения апостериорного распределения, учитывающего как априорные экспертные предположения, так и эмпирические данные. При этом априорное распределение параметров  $\theta$ , описываемое безусловной функцией плотности распределения  $p(\theta)$ , может быть скорректировано с учетом информации, содержащейся в выборке данных и описываемой условной функцией плотности распределения  $p(s_t|\theta)$ .

Для вывода апостериорной функции плотности распределения  $p(\theta|s_t)$  используется формула Байеса:

$$p(\theta|s_t) = \frac{p(s_t|\theta)p(\theta)}{p(s_t)}, \quad (1)$$

где  $p(s_t)$  — безусловная функция плотности распределения обменного курса.

На основе полученного апостериорного распределения строятся точечные или интервальные оценки параметров  $\theta$ . Как правило, в качестве точечной оценки параметра  $\hat{\theta}$  выступает среднее значение апостериорного распределения (Doan, Litterman & Sims 1984, Айвазян 2008).

При прогнозировании временных рядов байесовский подход широко используется для оценивания векторных авторегрессионных моделей (*VAR*) (Doan, Litterman & Sims 1984, Karlsson 2012, Коор & Коробилис 2009, Litterman & Supel 1983). Рассматриваемые в упомянутых исследованиях  $n$ -мерные модели *VAR* для нестационарных временных рядов имеют вид:

$$y_t = B_1 y_{t-1} + \dots + B_k y_{t-k} + \mu + \varepsilon_t, \quad (2)$$

где  $y_t$  — вектор размерности  $n \times 1$  нестационарных временных рядов,  $\mu$  — вектор констант размерности  $n \times 1$ ,  $\varepsilon_t$  — вектор ошибок размерности  $n \times 1$ ,  $B_1, \dots, B_k$  — матрицы параметров модели размерности  $n \times n$ .

Векторная авторегрессионная модель может быть представлена как система уравнений, в которой каждая из переменных зависит от константы и переменных, участвующих в данной системе, взятых с лагом порядка от 1 до  $k$ . Все уравнения системы содержат одинаковое количество объясняющих переменных. Каждое уравнение можно оценить методом наименьших квадратов (МНК).

Однако приведенная модель (2) содержит  $n + kn^2$  оцениваемых параметров. Таким образом, оценки параметров векторной авторегрессионной модели на основе эмпирических данных зачастую являются неточными и незначительно отличающимися от нуля. Проблема чрезмерной параметризации особенно характерна при малых объемах выборок. Во многих исследованиях показывается, что прогнозирование динамики макропеременных на основе векторных авторегрессионных моделей, оцененных МНК, не дает качественных результатов.

Таким образом, с целью разрешения проблемы чрезмерной параметризации в описываемой работе, аналогично исследованию Doan, Litterman & Sims (1984), предложен байесовский подход к оцениванию параметров модели (2), отражающей спецификацию трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики в общем виде. Одним из основных вопросов при реализации данного подхода остается корректное задание предположения относительно априорного распределения параметров модели.

### 3 Проблема выбора априорных распределений параметров

Выбор априорного распределения, как правило, обосновывается предварительными имеющимися предположениями относительно исследуемого процесса. При этом среди множества возможных априорных распределений выбираются семейства, сопряженные по распределению с наблюдаемыми данными, то есть такие семейства априорных распределений, для которых полученное на основе формулы (1) апостериорное распределение будет принадлежать тому же семейству распределения вероятностей. Так, например, в случае предположения о нормальности распределения исследуемых данных, апостериорное распределение будет принадлежать нормальному семейству распределений, а выбор априорных распределений будет проведен среди распределений, сопряженных нормальному.

Предположение о нормальности распределения оцениваемых параметров является стандартным при построении моделей для анализа экономических взаимосвязей (Nicolo, Geadah & Rozhkov 2003, Peersman & Smets 2001, Айвазян 2008). Исходя из этого, в статье рассматриваются следующие предположения относительно априорного распределения параметров модели:

- предположение относительно независимого нормального распределения параметров модели (Litterman 1980),
- априорное распределение, отражающее скудность априорных знаний (САЗ-априорное распределение) (Jeffreys 1957, Айвазян 2008),
- предположение относительно совместного нормального распределения параметров модели (Kadiyala & Karlsson 1997, Koop & Korobilis 2009).

В общем случае каждое конкретное предположение относительно априорного распределения параметров модели характеризуется собственными параметрами, которые принято называть гиперпараметрами (Giannone, Lenza & Primiceri 2012). Для различных априорных

распределений наборы гиперпараметров различаются. Таким образом, задача выбора априорного распределения включает задачу выбора гиперпараметров априорного распределения.

### Предположение относительно независимого нормального распределения параметров

В рамках данного предположения для каждого уравнения  $i$  модели плотность априорного распределения параметров может быть представлена следующим образом:

$$\beta_i \sim N(\tilde{\beta}_i, \tilde{\Omega}_i), \quad (3)$$

где  $\tilde{\beta}_i, \tilde{\Omega}_i$  — соответственно математическое ожидание и ковариационная матрица априорного распределения для  $i$ -го уравнения.

Для определения априорного распределения параметров модели широко используется подход предложенный Litterman (1980). Данный подход исходит из предположения о том, что эндогенные переменные, включенные в модель VAR, являются авторегрессионными процессами первого порядка, либо процессами случайного блуждания. В этом случае математическое ожидание априорного распределения может быть представлено для каждого уравнения как  $\tilde{\beta}_i = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ , где компонент равный единице имеет индекс  $i$ , и обозначает коэффициент при первом лаге эндогенной переменной в уравнении  $i$ . Для определения элементов ковариационной матрицы  $\tilde{\Omega}_i$  вводятся гиперпараметры, определяющие «узость» (Litterman 1980) отклонений компонент математического ожидания априорного распределения. Элементы ковариационной матрицы рассчитываются по формуле:

$$\tilde{\Omega}_{ij} = \begin{cases} \pi_1/k, & i = j \\ \frac{\pi_2 \sigma_i^2}{k \sigma_j^2}, & i \neq j \end{cases},$$

где  $k$  — порядок авторегрессии,  $\sigma_i^2, \sigma_j^2$  — квадраты отклонений для переменных  $i, j$ .

Таким образом, после определения априорного распределения осуществляется переход от априорного распределения (3) к апостериорному распределению:

$$\beta_i | Y \sim N(\bar{\beta}_i, \bar{\Omega}_i),$$

где  $\bar{\beta}_i = \bar{\Omega}_i(\tilde{\Omega}_i^{-1} \tilde{\beta}_i + \sigma_i^{-2} X'Y_i)$ ,  $\bar{\Omega}_i = (\tilde{\Omega}_i^{-1} + \sigma_i^{-2} X'X)^{-1}$ ,  $Y_i$  — вектор эндогенных переменных уравнения  $i$ ,  $X$  — матрица лагов эндогенных переменных.

Оптимальные значения гиперпараметров различны для каждой конкретной модели. Их выбор может осуществляться, например, на основе критерия, предложенного в работе Kadiyala & Karlsson (1997) и состоящего в выборе гиперпараметров, при которых у построенной модели наилучшие прогностические свойства.

### Априорное распределение, отражающее скудность априорных знаний

Использование САЗ-априорных распределений целесообразно в случае, когда сделать какое-либо априорное предположение относительно значений оцениваемого параметра не представляется возможным. Для формализованного представления плотности априорного распределения оцениваемого параметра модели  $\theta_i$ , который теоретически может принимать любые значения на бесконечном или конечном интервале, Jeffreys (1957) предложил считать плотность априорного распределения данного параметра постоянной.

В качестве плотности априорного распределения в работе Kadiyala & Karlsson (1997) предложено использовать:

$$p(\beta, \Sigma) \propto |\Sigma|^{-(n+2)/2},$$

где  $n$  — число переменных модели,  $\Sigma$  — ковариационная матрица остатков модели. В этом случае совместное апостериорное распределение оцениваемых параметров модели примет вид:

$$\beta|\Sigma, Y \sim N\left(\hat{\beta}, \Sigma \otimes (X'X)^{-1}\right), \quad \Sigma|Y \sim iW\left((Y - X\hat{B})'(Y - X\hat{B}), T - k\right),$$

где  $\hat{\beta}$ ,  $\hat{B}$  — МНК-оценки параметров модели в векторной и матричной форме,  $\otimes$  — произведение Кронекера,  $iW(\cdot, T - k)$  — обратное распределение Уишарта с  $T - k$  степенями свободы.

Необходимо отметить, что в случае данного априорного предположения нет необходимости в выборе гиперпараметров.

### Предположение относительно совместного нормального распределения оценок параметров модели

Представленные выше предположения относительно априорного распределения параметров имеют ряд ограничений и упрощений. В случаях, когда на основе априорных сведений можно сделать предположение о совместном нормальном распределении параметров модели, широко используется следующее предположение (Kadiyala & Karlsson 1997, Karlsson 2012, Koop & Korobilis 2009) об априорном распределении параметров модели:

$$\beta|\Sigma \sim N\left(\tilde{\beta}, \Sigma \otimes \tilde{\Omega}\right), \quad \Sigma \sim iW\left(\tilde{\Sigma}, \alpha\right), \quad (4)$$

где  $\alpha > n + 1$  — гиперпараметр данного априорного предположения, характеризующий число степеней свободы обратного распределения Уишарта. Распределение (4) можно представить в форме безусловного распределения для  $\beta$  следующим образом:

$$\beta \sim N\left(\tilde{\beta}, (\alpha - n - 1)^{-1}\tilde{\Sigma} \otimes \tilde{\Omega}\right),$$

где гиперпараметры  $\tilde{\beta}$ ,  $\tilde{\Sigma}$  могут определяться на основе подходов, предложенных в Kadiyala & Karlsson (1997), Karlsson (2012), Koop & Korobilis (2009).

Апостериорное распределение будет иметь вид (Kadiyala & Karlsson 1997):

$$\beta|\Sigma, Y \sim N\left(\bar{\beta}, \Sigma \otimes \bar{\Omega}\right), \quad \Sigma|Y \sim iW\left(\bar{\Sigma}, T + \alpha\right),$$

где

$$\bar{\Omega} = (\tilde{\Omega}^{-1} + X'X)^{-1},$$

$$\bar{B} = \tilde{\Omega}(\tilde{\Omega}^{-1}\tilde{B} + X'X\hat{B}),$$

$$\bar{\Sigma} = \hat{B}'X'X\hat{B} + \tilde{B}\tilde{\Omega}^{-1}\tilde{B} + \tilde{\Sigma} + (Y - X\hat{B})' \cdot (Y - X\hat{B}) + \bar{B}'(\tilde{\Omega}^{-1} + X'X)\bar{B},$$

а  $\hat{B}$  — МНК-оценка вектора параметров.

## 4 Спецификация моделей трансмиссионного механизма

Теоретически монетарный трансмиссионный механизм определяется и формулируется достаточно строго, как последовательность макроэкономических переменных, через которые изменения монетарной политики оказывают влияние на реальные переменные, такие как занятость, выпуск. Традиционно выделяют следующие каналы трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики: канал процентной ставки, канал валютного курса, широкий канал кредитования, узкий канал кредитования, канал благосостояния, канал ожиданий и

др. Точная оценка работы отдельных каналов монетарной трансмиссии крайне затруднительна для любой страны в силу существующего множества взаимовлияний экономических переменных друг на друга. Тем не менее, оценка совокупного эффекта изменения процентных ставок, обменного курса или кредита на выпуск и цены, включая силу влияния и период воздействия, — это стандартная практика при исследовании передаточного механизма денежно-кредитной политики. Таким образом, в целях проведения анализа трансмиссионного механизма Республики Беларусь были выделены три наиболее важных для страны канала: канал обменного курса, канал процентной ставки и узкий канал кредитования.

Концептуально система моделей для анализа каналов трансмиссионного механизма реализована на основе четырех векторных авторегрессионных моделей, посвященных трем основным каналам передаточного механизма: процентному каналу, каналу обменного курса и узкому каналу кредитования.

Первая из авторегрессионных моделей, включающая шесть уравнений, описывает функционирование кредитного канала <sup>1</sup>:

$$\begin{pmatrix} m3 \\ credit \\ r \\ inv \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t = A(L) \times \begin{pmatrix} m3 \\ credit \\ r \\ inv \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t + \begin{pmatrix} \varepsilon^{m3} \\ \varepsilon^{credit} \\ \varepsilon^r \\ \varepsilon^{inv} \\ \varepsilon^{gdp} \\ \varepsilon^{cpi} \end{pmatrix}_t, \quad (5)$$

где  $A(L)$  — полиномиальный лаг,  $\varepsilon^i$  — ошибки  $i$ -го уравнения, являющиеся стационарным процессом.

Согласно экономической теории, проведение жесткой денежно-кредитной политики монетарными властями приводит к сокращению объемов предоставляемых кредитов, что обуславливает падение потребления и инвестиций, а в дальнейшем и совокупного выпуска (Bernanke & Blinder 1988):

$$m3 \downarrow \Rightarrow credit \downarrow \Rightarrow r \uparrow \Rightarrow inv \downarrow \Rightarrow gdp \downarrow \Rightarrow cpi \downarrow .$$

Вторая и третья авторегрессионные модели посвящены анализу канала обменного курса:

$$\begin{pmatrix} exch \\ ex \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t = B(L) \times \begin{pmatrix} exch \\ ex \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t + \begin{pmatrix} \varepsilon^{exch} \\ \varepsilon^{ex} \\ \varepsilon^{gdp} \\ \varepsilon^{cpi} \end{pmatrix}_t, \quad (6)$$

$$\begin{pmatrix} exch \\ cons \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t = C(L) \times \begin{pmatrix} exch \\ cons \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t + \begin{pmatrix} \varepsilon^{exch} \\ \varepsilon^{cons} \\ \varepsilon^{gdp} \\ \varepsilon^{cpi} \end{pmatrix}_t, \quad (7)$$

где  $B(L)$ ,  $C(L)$  — полиномиальные лаги,  $\varepsilon^i$  — ошибки  $i$ -го уравнения, являющиеся стационарным процессом.

При режиме плавающего обменного курса монетарной политики описываемый канал может быть представлен следующим образом: снижение процентной ставки приводит к обесцениванию обменного курса, что увеличивает экспорт и обуславливает рост совокупного выпуска и инфляции.

<sup>1</sup> Экономический смысл переменных системы описан в таблице 1.

Если в экономике наблюдается режим фиксированного обменного курса, монетарные власти могут достичь схожего эффекта путем девальвирования национальной валюты:

$$exch \downarrow \Rightarrow ex \uparrow \Rightarrow gdp \uparrow \Rightarrow cpi \uparrow .$$

Теории паритета процентных ставок и Маршалла–Лернера предоставляют ряд объяснений процесса функционирования канала обменного курса. В данной области было разработано значительное количество моделей, таких как модель Манделла–Флеминга, модель Дорнбуша и Новая макроэкономическая модель открытой экономики.

Следует также отметить, что обесценивание национальной валюты приводит к ухудшению финансового состояния экономических агентов, что сказывается на их платежеспособности по кредитным займам. Последнее приводит к сокращению потребления и соответствующему снижению совокупного выпуска и замедлению роста экономики:

$$exch \downarrow \Rightarrow cons \downarrow \Rightarrow gdp \downarrow .$$

Последний блок системы оценивает параметры функционирования процентного канала:

$$\begin{pmatrix} r \\ cons \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t = D(L) \times \begin{pmatrix} r \\ cons \\ gdp \\ cpi \end{pmatrix}_t + \begin{pmatrix} \varepsilon^r \\ \varepsilon^{cons} \\ \varepsilon^{gdp} \\ \varepsilon^{cpi} \end{pmatrix}_t, \quad (8)$$

где  $D(L)$  — полиномиальный лаг,  $\varepsilon^i$  — ошибки  $i$ -го уравнения, являющиеся стационарным процессом.

Классическая модель функционирования процентного канала монетарного трансмиссионного механизма была разработана Кейнсом:

$$r \uparrow \Rightarrow cons \downarrow \Rightarrow gdp \downarrow \Rightarrow cpi \downarrow .$$

Жесткая монетарная политика, выражающаяся в достаточно высоких реальных процентных ставках, обуславливает рост стоимости денег, что приводит к сокращению как инвестиций, так и потребления. Падение объемов потребления и инвестиций негативно сказывается на совокупном выпуске, а также снижает уровень инфляции. В данной модели взаимосвязей макроэкономических переменных рассматривается именно реальная процентная ставка как индикатор, воздействующий на решение экономических агентов (Mishkin 2001).

Для построения описываемой системы авторегрессионных моделей использовались квартальные данные с I квартала 2003 г. по II квартал 2014 г. Факторы рассматривались в различных формах показателей. При построении моделей с учетом статистической и экономической адекватности наилучшие результаты были получены для форм показателей, приведенных в таблице 1.

Все переменные модели, за исключением показателей, отражающих процентные ставки, представлены в логарифмической форме. Данная операция линеаризует временные ряды, что упрощает работу с ними. Также временные ряды, в динамике которых наблюдается сезонность, очищены от нее.

Следует отметить, что одной из основных задач при применении байесовского подхода к оцениванию параметров векторных авторегрессионных моделей является определение оптимальных гиперпараметров используемых априорных распределений параметров модели.

Таблица 1: Обозначения переменных системы уравнений спроса на деньги

Обозначения	Показатели и единицы измерения
$credit_t$	Задолженность секторов экономики по кредитам, выданным банками РБ, в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$m3_t$	Денежный агрегат М3, в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$const_t$	Потребление домашних хозяйств РБ, в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$inv_t$	Валовое накопление, в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$gdp_t$	Валовой внутренний продукт, в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$spi_t$	Индекс потребительских цен, I кв. 2005 г. = 1
$exch_t$	Средневзвешенный курс валютного рынка, прямая котировка: количество белорусских рублей за доллар США <sup>2</sup>
$ex_t$	Экспорт неэнергетических товаров и услуг в среднегодовых ценах 2005 г., млрд. руб.
$r_t$	Реальная процентная ставка по срочным депозитам в национальной валюте, в %

## 5 Определение гиперпараметров априорного распределения и оценивание параметров модели

Построение векторных авторегрессионных моделей осуществляется при предположении, что все рассматриваемые переменные являются эндогенными. При оценивании моделей каналов трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики Республики Беларусь на основе байесовского подхода было применено каждое из описанных выше предположений об априорном распределении параметров модели. При построении оценок параметров моделей требовалось выбрать гиперпараметры их априорных распределений.

Для определения гиперпараметров рассматриваемых априорных распределений параметров моделей, применялся широко используемый в исследованиях Giannone, Lenza & Primiceri (2012), Kadiyala & Karlsson (1997), Mourinho-Felix & Catela-Nunes (2003) подход, состоящий в калибровке гиперпараметров на основе прогнозной точности оцененной модели. В рамках данного подхода исходная выборка, включающая квартальные данные с I квартала 2003 г. по II квартал 2014 г., разбивалась на подвыборки: с I квартала 2003 г. по I квартал 2013 г. и со II квартала 2013 г. по II квартал 2014 г. Первая подвыборка использовалась для оценивания моделей, а вторая — для оценивания их прогнозной точности.

В качестве критерия прогнозной точности моделей выступал показатель средней квадратической ошибки прогноза ( $RMSE$ ), который рассчитывался следующим образом:

$$RMSE = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n\sigma_i} \left[ \sum_{h=1}^4 \frac{1}{4} (\hat{Y}_{i,t+h} - Y_{i,t+h})^2 \right]^{1/2},$$

<sup>2</sup>Выбор данного экономического показателя для оценки обменного курса национальной валюты обусловлен тем фактом, что средневзвешенный курс валютного рынка формируется, исходя из котировок коммерческих банков, и в большей степени отражает рыночную динамику белорусского рубля в сравнении с курсом, установленным официально.

где  $\hat{Y}_{i,t+h}$  — ретроспективный прогноз значения переменной  $i$  на  $h$  периодов вперед от момента времени  $t$ ,  $n$  — число переменных модели,  $\sigma_i$  — стандартное отклонение переменной  $i$ .

В рамках предположения о независимом нормальном априорном распределении параметров модели (П-1) задаются гиперпараметры  $\pi_1, \pi_2$ , используемые для определения ковариационной матрицы априорного распределения. Как правило, данные гиперпараметры принимают положительные значения меньше единицы Giannone, Lenza & Primiceri (2012), Kadiyala & Karlsson (1997), Mourinho-Felix & Catela-Nunes (2003). Рис. 1 иллюстрирует на примере модели кредитного канала (5) выбор гиперпараметров для предположения (П-1), осуществляемого на основе описанного подхода, заключающегося в выборе гиперпараметров с наименьшим значением  $RMSE$  для построенной модели. Выбранные значения гиперпараметров и соответствующие значения  $RMSE$  приведены в таблице 2.

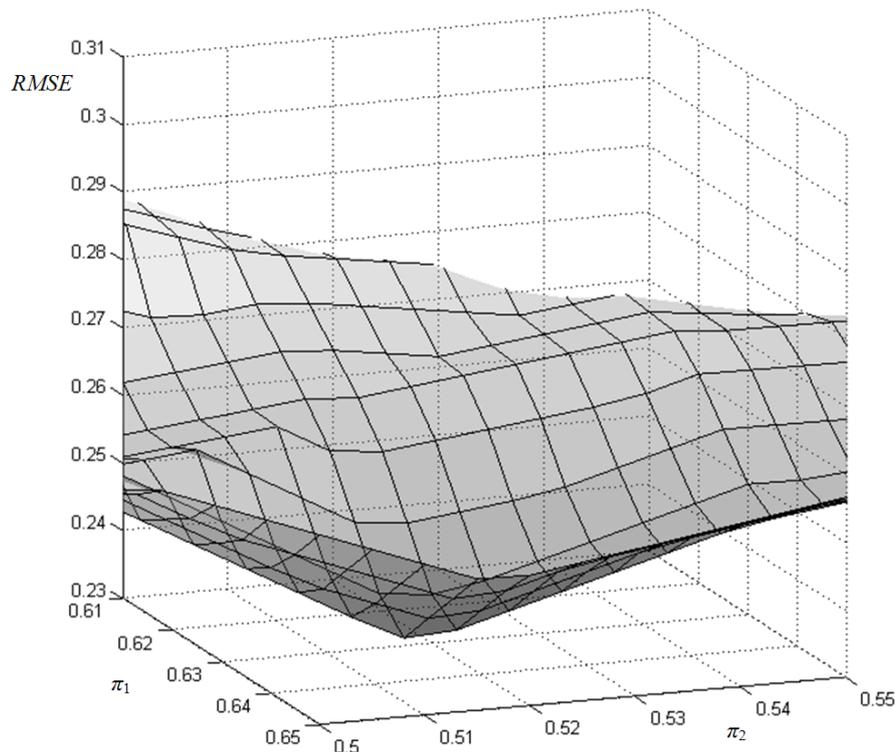


Рис. 1: Зависимость между  $RMSE$  модели и гиперпараметрами при П-1

Предположение о САЗ-априорных распределениях (П-2) не требует определения гиперпараметров. Приведенные в таблице 2 значения  $RMSE$  характеризуют прогнозную точность моделей (5), (6), (7), (8), построенных на основе (П-2).

В случае предположения о совместном нормальном априорном распределении параметров модели (П-3) в качестве гиперпараметра выступает параметр  $\alpha$ , принимающий согласно исследованиям Giannone, Lenza & Primiceri (2012), Kadiyala & Karlsson (1997), значения от  $n + 2$  до  $T$ ,  $T$  — количество наблюдений в выборке.

В ходе выбора гиперпараметров рассматриваемых предположений для каждой из моделей канала трансмиссионного механизма строится априорное распределение и происходит переход к апостериорному распределению. На основе апостериорного распределения производится оценивание параметров моделей и соответствующих значений  $RMSE$ , которые позволяют не только выбрать конкретные значения гиперпараметров, но и определить лучшее априорное распределение для каждой из моделей. Следует отметить, что  $RMSE$  учитывает как положительные, так и отрицательные отклонения спрогнозированных значений анализируемого показателя от его фактической динамики. При построении прогноза экономического

Таблица 2: Выбор гиперпараметров априорных распределений на основе прогнозной точности моделей

Канал трансмиссионного механизма	Переменные	Априорное предположение	Значения гиперпараметров	<i>RMSE</i>
Кредитный канал	$m3_t, credit_t, r_t,$ $inv_t, gdp_t, cpi_t$	П-1	$\pi_1 = 0,633; \pi_2 = 0,517$	0,242
		П-2	–	0,418
		П-3	$\alpha = 40$	0,069
Канал обменного курса	$exch_t, ex_t,$ $gdp_t, cpi_t$	П-1	$\pi_1 = 0,005; \pi_2 = 0,595$	0,278
		П-2	–	0,748
		П-3	$\alpha = 23$	0,142
	$m3_t, exch_t, const_t$ $gdp_t, cpi_t$	П-1	$\pi_1 = 0,128; \pi_2 = 0,089$	0,235
		П-2	–	1,178
		П-3	$\alpha = 40$	0,213
Процентный канал	$r_t, const_t, gdp_t,$ $cpi_t$	П-1	$\pi_1 = 0,945; \pi_2 = 0,693$	0,237
		П-2	–	0,555
		П-3	$\alpha = 17$	0,187

показателя отсутствует какой-либо четкий интервал или строго определенное оптимальное значение *RMSE*. Следовательно, расчетные значения средней квадратической ошибки прогноза имеет смысл использовать только при сопоставлении прогнозов одного и того же показателя, полученных на основе различных методик с целью выбора оптимальной (таблица 2).

Таким образом, на основе полученных расчетных результатов (таблица 2) можно сделать вывод, что наилучшим предположением об априорном распределении параметров векторных авторегрессионных моделей каналов монетарного трансмиссионного механизма, оцененных на основе байесовского подхода, является предположение о многомерном нормальном распределении.

Тот факт, что одним из основных критериев качества векторных авторегрессионных моделей, оцененных на основе байесовского подхода, является их прогнозная точность, может поставить под сомнение преимущество данного подхода. Однако на основе байесовских векторных авторегрессий возможно получить качественный прогноз большой группы переменных, не накладывая ряд ограничений, при этом полученные результаты являются более информативными в сравнении с иными, рассчитанными при использовании других подходов. Результаты проведенных расчетов, реализованных через рассматриваемый подход, позволяют ответить на более широкий спектр вопросов относительно развития динамики основных макроэкономических показателей в будущем. Примером таких вопросов могут быть следующие: каким образом повлияет неожиданное изменение денежного предложения на динамику совокупного выпуска? А также: какова вероятность развития рецессии в следующем году? Корректность ответа на любой из данных вопросов достаточно тяжело оценить. Но ответы, основанные на байесовских векторных авторегрессиях, являются наиболее точными в сравнении с выводами, подкрепленными иными количественными расчетами (Litterman & Supel 1983).

## 6 Функции импульсных откликов каналов трансмиссионного механизма

На основе применения байесовского подхода к анализу каналов монетарного трансмиссионного механизма с использованием предположения о многомерном нормальном априорном распределении вектора параметров модели были получены апостериорные распределения параметров модели. При анализе полученных результатов были определены средние значения параметров модели, а также их стандартные отклонения, что позволило получить функции импульсных откликов, характеризующие работу передаточного механизма монетарной политики Республики Беларусь, и количественно оценить реакции ряда макропеременных на шоки со стороны денежно-кредитной политики.

Математически функцию импульсных откликов можно представить следующим образом:

$$IRF(t, h, d_i) = \mathbb{E} \left[ y_{t+h} \mid u_{t+j} = \begin{cases} d_i, & j = 0 \\ 0, & j \in (1, h) \end{cases}; \Pi_t \right] - \mathbb{E} [y_{t+h} \mid u_{t+j} = 0 \forall j \in (0, h); \Pi_t], \quad (9)$$

где функция импульсного отклика оценивает реакцию переменных системы на временном периоде  $t + h$ ,  $h = 0, \dots, H$  на шоки вектора  $d_i$ ,  $\Pi_t$  — информация, доступная в каждый период времени  $t$ , соответствующий лагу зависимой переменной до порядка  $k$ .

При оценивании импульсных откликов векторных авторегрессионных моделей

$$y_t = C(L)y_{t-1} + u_t, \quad (10)$$

где  $y_t$  — вектор эндогенных переменных в период времени  $t$ ,  $C(L)$  — полиномиальный лаг,  $u_t$  — вектор остатков модели, используется свойство обратимости, позволяющее представить векторную авторегрессионную модель (10) в виде векторной модели скользящего среднего

$$y_t = \bar{y} + M(L)u_t. \quad (11)$$

Выражение (11) можно записать в виде разложения на шокковые компоненты, соответствующие периодам, предшествующим и последующим текущему моменту времени  $t$ , а также моменту времени  $t$ :

$$y_{t+h} = \bar{y} + \sum_{s=h+1}^{\infty} M_s L^s u_{t+h-s} + M_h u_t + \sum_{s=0}^{h-1} M_s L^s u_{t+h-s}. \quad (12)$$

Используя выражение (12), а также определение функции импульсного отклика (9) и вектор шоков  $d_i$ , получаем:

$$IRF(t, h, d_i) = \mathbb{E} \left[ \bar{y} + \sum_{s=h+1}^{\infty} M_s L^s u_{t+h-s} + M_h d_i \right] - \mathbb{E} \left[ \bar{y} + \sum_{s=h+1}^{\infty} M_s L^s u_{t+h-s} \right], \quad (13)$$

$$IRF(t, h, d_i) = M_h d_i,$$

где выражение (13) представляет собой вектор откликов системы переменных в период времени  $t + h$  на шок  $i$ , наблюдаемый в момент времени  $t$ .

По результатам анализа функций импульсных откликов кредитного канала трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь видно, что резкое возрастание широкой денежной массы (рост денежного агрегата МЗ на 5% (Рис. 2) приводит, прежде всего, к увеличению кредитных средств (на 0,8%) (Рис. 3) с лагом в два-три квартала.

Также положительный шок со стороны широкой денежной массы (Рис. 2), как и шок со стороны кредита (на 4%) (Рис. 4), обуславливает падение реальной процентной ставки: в

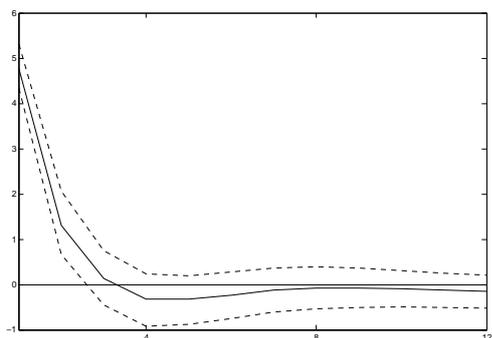


Рис. 2: Шок предложения денег, в %

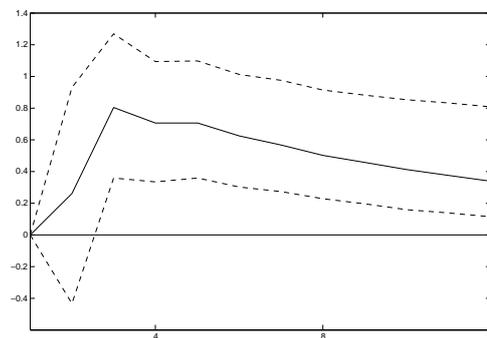


Рис. 3: Отклик кредита на шок предложения денег, в %

первом случае на 1,5 п.п. с лагом в два-три квартала (Рис. 5), во втором — на 1 п.п. с лагом в пять кварталов (Рис. 6). Последний факт объясняется тесной связью кредитного канала передаточного механизма с процентным таким образом, что ставка в данном случае усиливает наблюдаемое влияние на реальный сектор экономики.

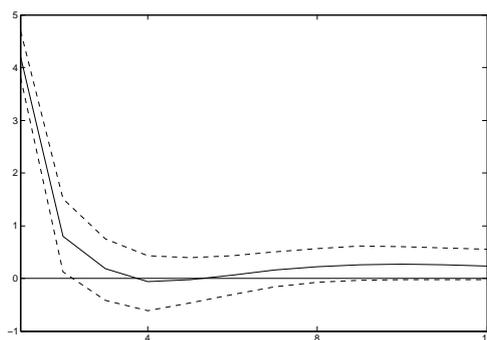


Рис. 4: Шок кредита, в %

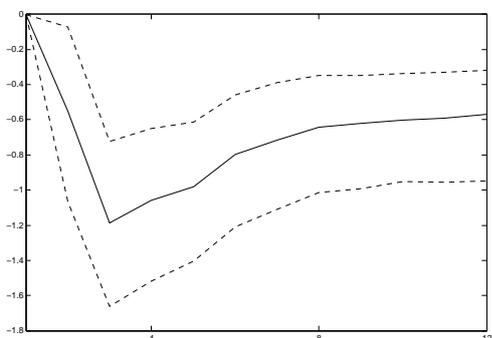


Рис. 5: Отклик реальной процентной ставки на шок предложения денег, в %

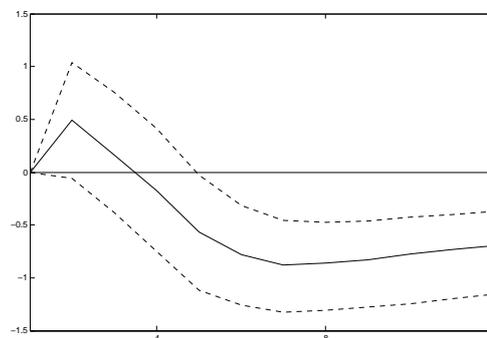


Рис. 6: Отклик реальной процентной ставки на шок кредитов, в %

Следует отметить, что прирост денежного агрегата МЗ также напрямую обуславливает возрастание ВВП на 1% (Рис. 7) и индекса потребительских цен на 0,5% (Рис. 8) с лагом в два квартала.

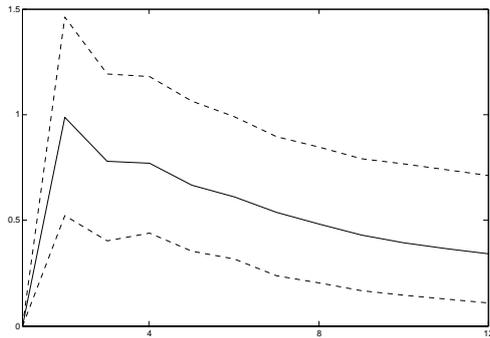


Рис. 7: Отклик ВВП на шок предложения денег, в %

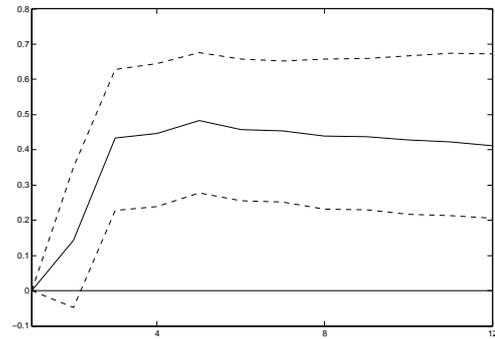


Рис. 8: Отклик индекса потребительских цен на шок предложения денег, в %

В свою очередь, положительный шок со стороны кредита также приводит к росту ВВП на 1% (Рис. 9) с лагом в один период и инфляции на 0,5% (Рис. 10) через три квартала.

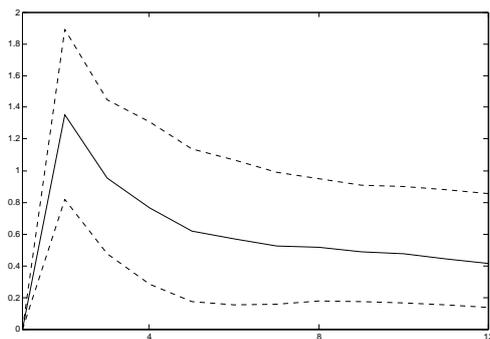


Рис. 9: Отклик ВВП на шок предложения кредитов, в %

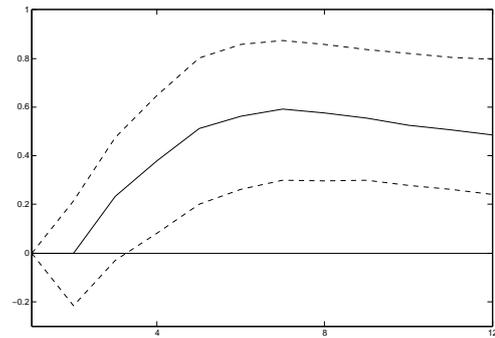


Рис. 10: Отклик индекса потребительских цен на шок предложения кредитов, в %

Изменение в динамике ВВП, оцененное на уровне 1%, приводит к возрастанию инфляции на 0,1%, наблюдаемому с лагом в четыре периода (Рис. 11).

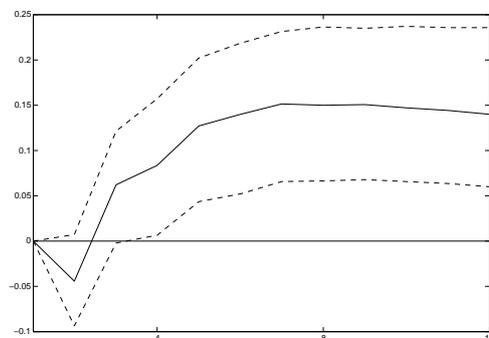


Рис. 11: Отклик индекса потребительских цен на изменения в динамике ВВП, в %

Согласно анализу канала обменного курса национальной валюты, можно сделать вывод, что единовременная девальвация белорусского рубля по отношению к доллару США (на 8%) (Рис. 12) не вызывает значительного изменения в динамике экспорта (Рис. 13), однако

обуславливает резкое падение динамики потребления (на 1,7%) (Рис. 14), наблюдаемое с лагом один-два квартала, которое, в свою очередь, приводит к сокращению объемов ВВП и уменьшению уровня инфляции (Рис. 15, Рис. 16).

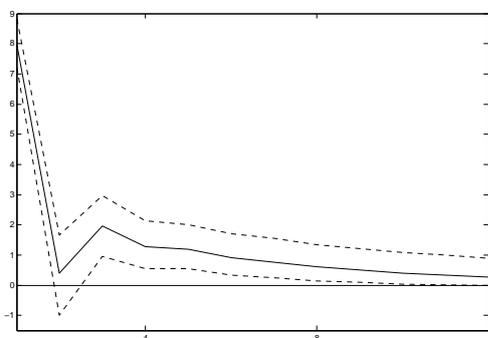


Рис. 12: Шок обменного курса национальной валюты, в %

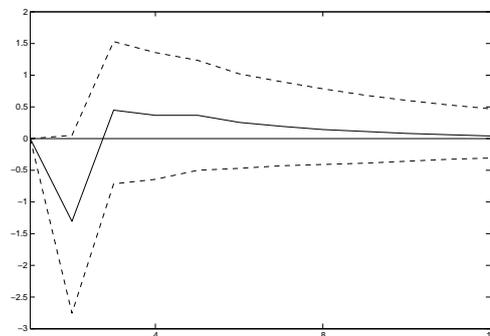


Рис. 13: Отклик экспорта на шок обменного курса национальной валюты, в %

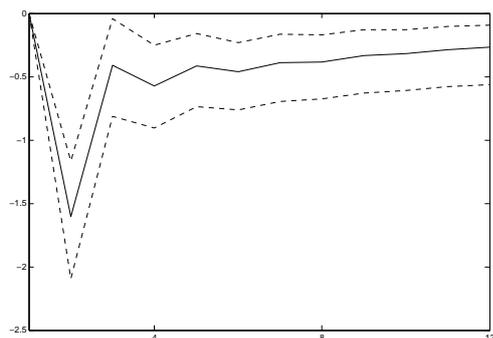


Рис. 14: Отклик потребления на шок обменного курса национальной валюты, в %

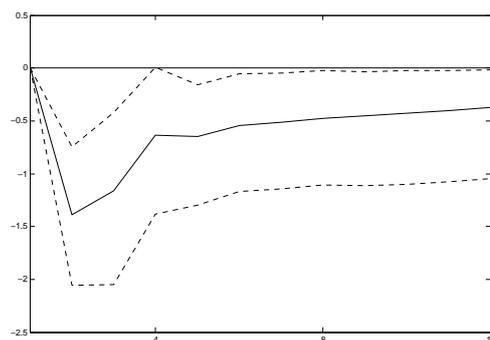


Рис. 15: Отклик ВВП на снижение потребления, в %

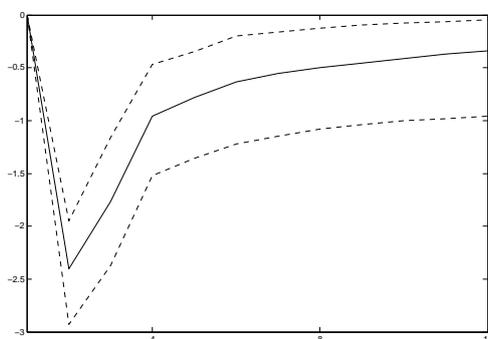


Рис. 16: Отклик индекса потребительских цен на снижение потребления, в %

При этом, следует отметить, что шок в динамике обменного курса национальной валюты напрямую вызывает резкое возрастание инфляции (падение стоимости белорусского рубля по отношению к доллару США на 8% приводит к увеличению инфляции на 3%) через два квартала (Рис. 17).

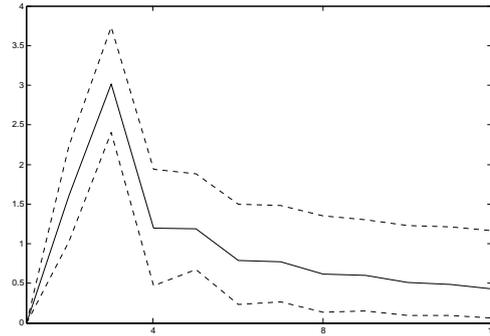


Рис. 17: Отклик индекса потребительских цен на шок обменного курса национальной валюты, в %

Шок со стороны реальной процентной ставки по депозитам, выраженным в национальной валюте (10 п.п.) (Рис. 18), обуславливает падение потребления на 4% (Рис. 19) и сокращение инфляции на 1,5% (Рис. 20), однако практически не влияет на динамику ВВП в краткосрочном периоде (Рис. 21).

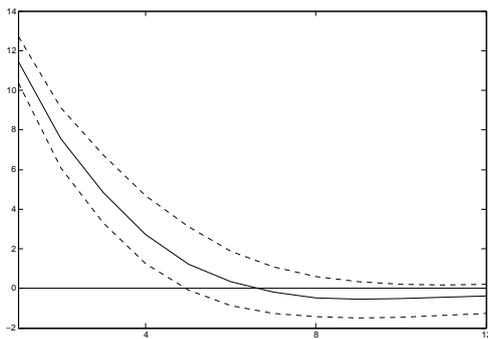


Рис. 18: Шок реальной процентной ставки, в %

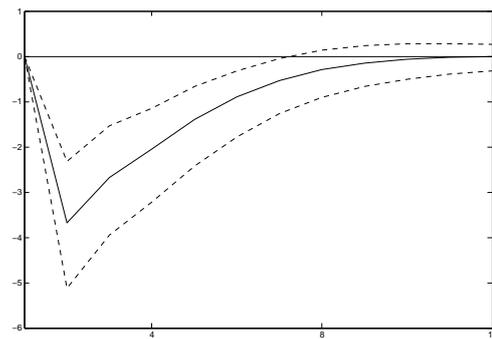


Рис. 19: Отклик потребления на шок реальной процентной ставки, в %

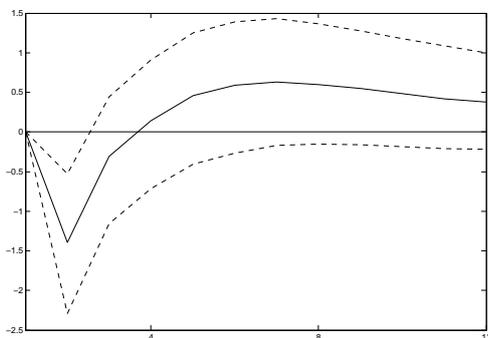


Рис. 20: Отклик индекса потребительских цен на шок реальной процентной ставки, в %

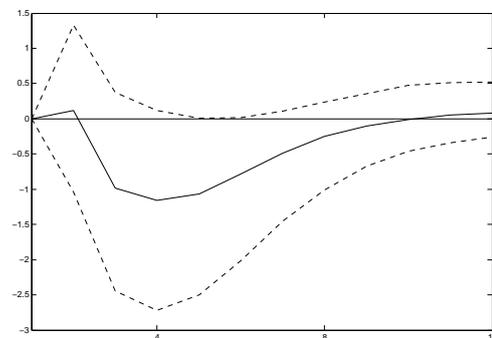


Рис. 21: Отклик ВВП на шок реальной процентной ставки, в %

При этом снижение уровня потребления приводит к уменьшению уровня инфляции на 2% (Рис. 22).

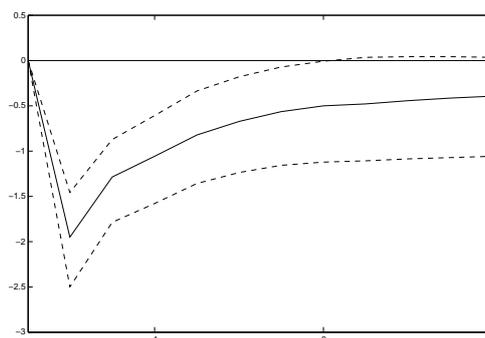


Рис. 22: Отклик индекса потребительских цен на изменения в динамике потребления, в %

Таким образом, схематично работу трех описываемых каналов трансмиссионного механизма можно представить как на Рис. 23. При этом количественные оценки силы откликов и лагов реакции макропеременных на шоки монетарных показателей систематизированы в таблице 3.

Таблица 3: Результаты откликов основных макроэкономических переменных на шоки монетарных показателей

Шоковая переменная		$credit_t$	$m3_t$	$exch_t$	$r_t$	
Оценка шока		4%	5%	8%	10 п.п.	
Прямой отклик	Отклик ВВП	направление	+	+	-	-
		оценка	1%	1%	-	-
		значимость	да	да	нет	нет
		лаг (кв.)	1	1	-	-
	Отклик инфляции	направление	+	+	+	-
		оценка	0,5%	0,5%	3%	1,5%
		значимость	да	да	да	да
		лаг (кв.)	3	2	2	2
Отклик через передаточную переменную	Отклик ВВП	направление	-	-	-	-
		оценка	-	-	1%	-
		значимость	нет	нет	да	нет
		лаг (кв.)	-	-	2	-
	Отклик инфляции	направление	+	+	-	-
		оценка	0,1%	3%	2%	-
		значимость	да	да	да	да
		лаг (кв.)	4	2	2	-

Результаты исследования не противоречат полученным на основе проведенных работ, посвященных эмпирическому анализу трансмиссионного механизма других стран с переходной экономикой (Samkharadze 2008, Mishra & Montiel 2012). На основе представленной схемы и таблицы можно сделать вывод, что каждый из рассматриваемых каналов денежно-

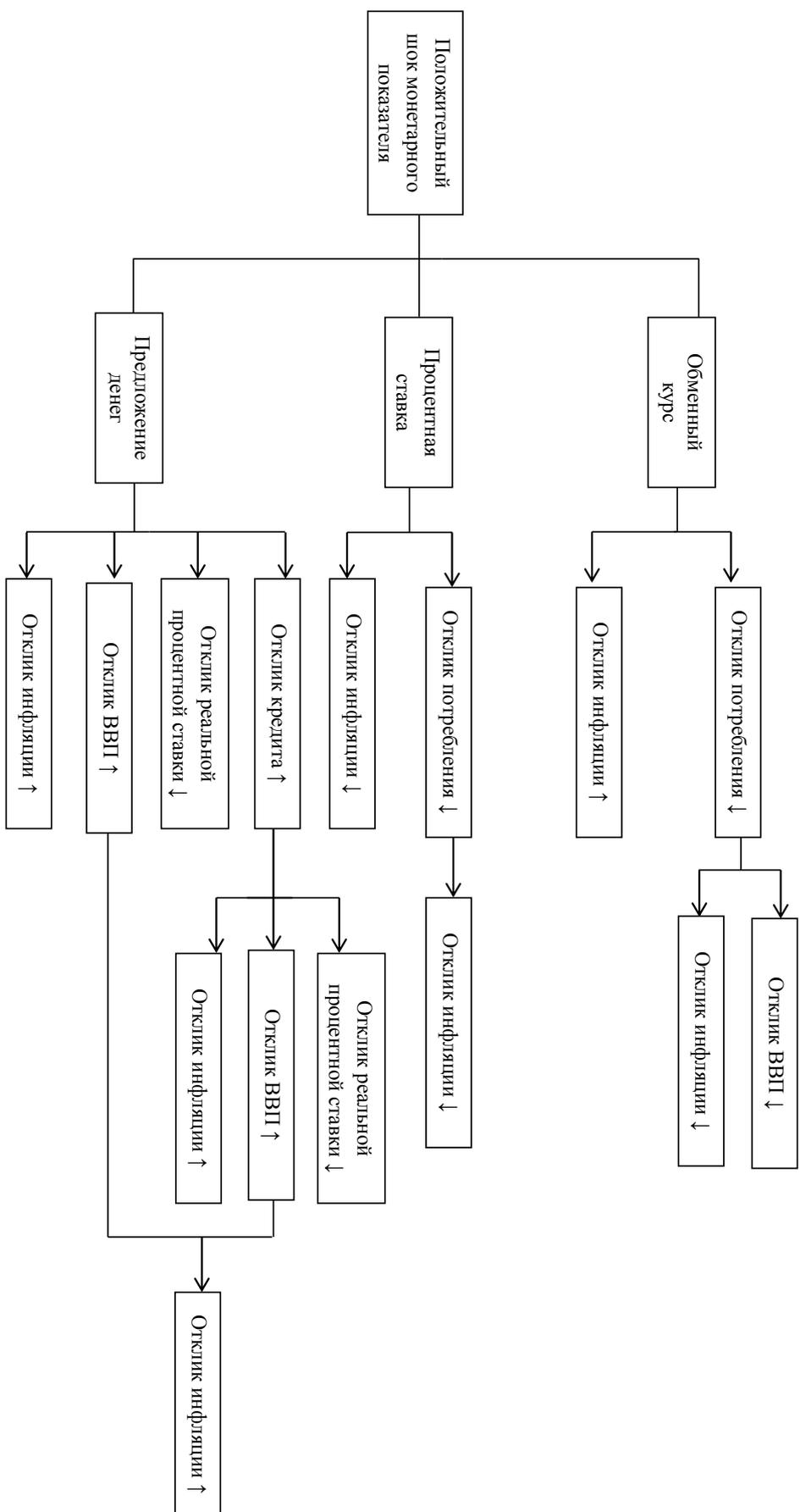


Рис. 23: Схема работы трех основных каналов (канала обменного курса, узкого кредитного канала и процентного канала) трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь

кредитной политики Республики Беларусь является работоспособным. Значимый и значительный передаточный эффект девальвации национальной валюты на инфляцию, который, как правило, наблюдается в большинстве стран с переходной экономикой, является характерным и для РБ. Также одной из черт функционирования трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики РБ, как страны с переходной экономикой, является работоспособность его процентного канала, характерная в большей степени для стран с развитой экономикой. Анализ функций импульсных откликов данного канала доказывает способность корректировки уровня инфляции в стране с помощью процентной ставки. Следует заметить, что в настоящее время процентная политика во многих странах является одним из эффективных инструментов влияния на реальный сектор экономики, а процентный канал часто играет роль центрального звена трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики.

Одной из особенностей оцененного передаточного механизма монетарной политики Республики Беларусь является отсутствие реакции экспорта на шок со стороны обменного курса белорусского рубля. Данный эмпирический результат можно объяснить фактом, что длительное время девальвация национальной валюты сопровождалась мягкой экономической, монетарной и бюджетной политикой, выражающейся, прежде всего, в интенсивном кредитовании экономики, в том числе на льготных условиях, и увеличении заработной платы, что отразилось на быстром росте инфляции, которая, в свою очередь, компенсировала эффект влияния курса белорусского рубля. При этом на текущий момент именно шок со стороны обменного курса национальной валюты обуславливает более глубокие изменения целевых показателей (ВВП, инфляции), чем наблюдаемые при регулировании иных монетарных переменных. Так, единовременная девальвация белорусского рубля ведет к значительному ухудшению макроэкономической стабильности: обесценивание национальной валюты, не вызывая возрастание экспорта, является причиной значительного падения потребления, которое приводит к сокращению ВВП. Однако наблюдаемое в данном случае падение потребления обуславливает снижение уровня инфляции, что смягчит первоначальный положительный отклик данного показателя на обесценивание национальной валюты. Наименьший лаг реакции (один квартал) целевых показателей (ВВП и инфляции) наблюдается на шок денежного предложения.

## 7 Заключение

В представленном исследовании проведен эконометрический анализ трех основных для стран с переходной экономикой каналов (канала обменного курса, узкого кредитного канала и процентного канала) монетарного трансмиссионного механизма на основе эмпирических данных Республики Беларусь за период с 2003 г. по 2014 г. (II кв.). Были построены векторные авторегрессионные модели для каждого из перечисленных каналов передаточного механизма денежно-кредитной политики, оценивание которых осуществлялось при использовании байесовского подхода. Данный подход оценивания параметров модели в значительной степени отличается от классического возможностью одновременного учета в оцениваемых параметрах как имеющихся эмпирических данных, так и экспертных предположений. На основе байесовских векторных авторегрессий возможно получить качественный прогноз большой группы переменных, не накладывая ряд ограничений, при этом полученные результаты являются более информативными в сравнении с иными, рассчитанными при использовании других подходов.

На основе построенных векторных авторегрессий были получены функции импульсных откликов, которые применяются для анализа и характеристики реакции системы макропеременных на шоки рассматриваемой системы монетарных показателей. Результаты исследования не противоречат полученным на основе эмпирических данных других стран с переходной экономикой и свидетельствуют о работоспособности рассматриваемых каналов

денежно-кредитной политики Республики Беларусь. Наименьший лаг реакции (один квартал) целевых показателей (ВВП и инфляции) наблюдается на шок денежного предложения. Однако шок со стороны обменного курса национальной валюты обуславливает более глубокие изменения целевых показателей, чем наблюдаемые при регулировании иных монетарных переменных. Так, единовременная девальвация белорусского рубля (8%), не вызывая возрастание экспорта, является причиной падения потребления (на 1,7%), наблюдаемого с лагом один-два квартала, что, в свою очередь, приводит к сокращению ВВП. Шок со стороны реальной процентной ставки по депозитам, выраженным в национальной валюте (10 п.п.), вызывает падение потребления на 4% и сокращение инфляции более чем на 2%. Отмеченные факты доказывают способность корректировки уровня инфляции в стране с помощью процентной ставки и подчеркивают необходимость повышения значимости процентной ставки по срочным рублевым депозитам как инструмента денежно-кредитного регулирования и ослабления роли обменного курса национальной валюты к доллару США в формировании структуры финансовых активов населения.

Одна из основных негативных особенностей функционирования монетарного трансмиссионного механизма Республики Беларусь — отсутствие канала цен на активы в виду низкой степени развития финансового рынка. Решением данной проблемы может стать проработка Национальным банком РБ ряда вопросов, среди которых: совершенствование финансовых рынков, институтов и инструментов не только с точки зрения выполнения ими роли посредника при трансформации сбережений в инвестиции и перераспределения капитала в экономике, но и с позиций достижения стабильности всей финансовой системы. В среднесрочной перспективе, данные меры будут иметь решающее значение не только для повышения работоспособности канала цен на активы, но и для процентного и кредитного каналов трансмиссионного механизма.

## Список литературы

- Айвазян С. (2008). Байесовский подход в эконометрическом анализе. *Прикладная эконометрика* 1, 93–130.
- Bernanke, B. & A. Blinder (1988). Credit, money, and aggregate demand. *American Economic Review* 78, 435–439.
- Christiano, L., Eichenbaum, M. & C. Evans (1988). Monetary policy shocks: What have we learned and to what end? *Handbook of Macroeconomics* 65–148.
- Doan, T., Litterman, R. & C. Sims (1984). Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Reviews* 3, 1–100.
- Ganev, G., Molnar, K., Rybinski, K. & P. Wozniak (2002). Transmission mechanism of monetary policy in Central and Eastern Europe. *Social and Economic Research* 52, 1–40.
- Giannone, D., Lenza, M. & G. Primiceri (2012). Prior selection for vector autoregressions. *NBER Working Papers* 18467, 1–39.
- Jeffreys, H. (1957). *Scientific Inference*. Cambridge University Press.
- Kadiyala, K. & S. Karlsson (1997). Numerical methods for estimation and inference in Bayesian VAR models. *Journal of Applied Econometrics* 12, 99–132.
- Karlsson, S. (2012). Forecasting with Bayesian vector autoregressions. Working Paper, Örebro University School of Business.
- Koop, G. & D. Korobilis (2009). Bayesian multivariate time series methods for empirical macroeconomics. *Foundations and Trends in Econometrics* 3, 267–358.
- Litterman, R. (1980). A Bayesian procedure for forecasting with vector autoregressions. Working Paper, Massachusetts Institute of Technology.
- Litterman, R. & T. Supel (1983). Using vector autoregressions to measure the uncertainty in Minnesota's revenue forecasts. *Quarterly Review, Federal Reserve Bank of Minneapolis* 1–15.

- Mishkin, F. (2001). The transmission mechanism and the role of asset prices in monetary policy. *NBER Working Papers* 8617, 1–55.
- Mishra, P. & P. Montiel (2012). How effective is monetary transmission in low-income countries? A survey of the empirical evidence. *IMF Working Papers* WP/12/143, 1–48.
- Mourinho-Felix, R. & L. Catela-Nunes (2003). Forecasting Euro area aggregates with Bayesian VAR and VECM models. *Banco de Portugal Working Papers* 4, 1–37.
- Nicolo, G., Geadah, S. & D. Rozhkov (2003). Financial development in the CIS-7 countries. *IMF Working Papers* 3, 1–20.
- Peersman, G. & F. Smets (2001). The monetary transmission mechanism in the Euro area: More evidence from VAR analysis. *European Central Bank Working Papers* 91, 1–36.
- Samkharadze, B. (2008). Monetary transmission mechanism in Georgia: Analyzing pass-through of different channels. Working Paper, Center for Operations Research and Econometrics.
- Sims, C. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica* 48, 1–48.

## Analysis of the monetary policy transmission mechanism in the Republic of Belarus: Bayesian approach

**Aleksandra Bezborodova**

*National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, Belarus*

**Yuri Mihalенок**

*National Bank of the Republic of Belarus, Minsk, Belarus*

We present an econometric analysis of three main channels (exchange rate channel, interest rate channel and credit channel) of the transmission mechanism of the monetary policy in Belarus. The analysis uses vector autoregressive models built on data from 2003 to 2014 and implemented via the Bayesian approach. The results show that all the three channels are functional. The shortest lag reaction (one quarter) of the target indicators (GDP and inflation) is caused by the money supply shock. One of the features of the estimated transmission mechanism is lack of reaction of exports to an exchange rate shock of the Belarusian ruble.

*Keywords: Republic of Belarus, transmission mechanism of the monetary policy, vector autoregressive model, Bayesian approach*

*JEL Classification: C11, E47, E52, E58*

