



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

# МОДЕЛИРОВАНИЕ КРАТКОСРОЧНОГО ЭКОНОМИЧЕСКОГО ИНДИКАТОРА В КАЗАХСТАНЕ

**Департамент исследований и статистики  
Экономическое исследование №2017-6**

Жузбаев Адам

Экономические исследования и аналитические записки Национального Банка Республики Казахстан (далее – НБРК) предназначены для распространения результатов исследований НБРК, а также других научно-исследовательских работ сотрудников НБРК. Экономические исследования распространяются для стимулирования дискуссий. Мнения, высказанные в документе, выражают личную позицию автора и могут не совпадать с официальной позицией НБРК.

Моделирование краткосрочного экономического индикатора в Казахстане

Июнь 2017 года

**NBRK – WP – 2017 – 6**

© Национальный Банк Республики Казахстан

# Моделирование краткосрочного экономического индикатора в Казахстане

Жузбаев Адам<sup>1</sup>

## Аннотация

Краткосрочный экономический индикатор в Казахстане является прокси показателем ВВП и служит для обеспечения экономических агентов оперативной информацией о динамике экономической активности. Расчет краткосрочного экономического индикатора (далее – КЭИ) базируется на изменении индексов выпуска по базовым отраслям экономики: промышленность, строительство, сельское хозяйство, торговля, транспорт и связь, составляющих более 60% от ВВП.

В данной работе был осуществлен анализ моделирования КЭИ с применением 4 подходов: факторные регрессионные модели по методу наименьших квадратов (OLS), интегрированные модели авторегрессии – скользящего среднего, основанные на методологии Бокса-Дженкинса (ARIMA), векторные авторегрессионные модели на основе байесовского подхода (BVAR), позволяющие осуществлять сжатие избыточной информации о неизвестных параметрах при помощи заранее заданного априорного распределения, а также подход комбинированного прогнозирования, взвешивающий ошибки прогнозов (RMSE) вышеуказанных трех методов. Были выведены результаты качества прогнозных оценок моделей с точки зрения анализа средней квадратической ошибки (MSE), средней абсолютной ошибки (MAE), средней абсолютной ошибки (MAPE) и коэффициента неравенства Тейла (Theil Inequality Coefficient). Кроме того, изучен международный опыт моделирования и прогнозирования экономических показателей в развитых и развивающихся странах.

**Ключевые слова:** КЭИ, векторные авторегрессионные модели на основе байесовского подхода, модели авторегрессии – скользящего среднего, факторные регрессионные модели по методу наименьших квадратов, ошибка прогноза, RMSE, MAPE, MAE, MSE.

**Классификация JEL:** C32; C51; E23.

---

<sup>1</sup>Жузбаев Адам – ведущий специалист-аналитик, Управление макроэкономического прогнозирования и мониторинга, Департамент исследований и статистики, Национальный Банк Республики Казахстан. E-mail: [Adam.Zhuzbayev@nationalbank.kz](mailto:Adam.Zhuzbayev@nationalbank.kz)

## Содержание

Введение.....	3
Обзор литературы.....	3
Методология исследования и исходные данные.....	6
Обсуждение результатов.....	11
Заключение.....	15
Список литературы.....	16
Приложение.....	17

## 1. Введение

Одной из основных проблем при прогнозировании макроэкономических переменных является недостаточность временных рядов, что делает эмпирическое их оценивание сложной задачей. В условиях отсутствия оперативных прогнозных оценок динамики экономической активности возникает необходимость в их прогнозировании.

Таким образом, учитывая месячную периодичность данных по КЭИ, а также существенное временное отставание выхода фактических данных по ВВП (приблизительно 1,5 месяца после окончания отчетного периода по методу производства), прогнозирование КЭИ позволит получить оперативные оценки динамики экономической активности. Кроме того, эконометрический модельный аппарат, использованный в данном исследовании, может быть применен в качестве инструмента cross-check анализа для сателлитных моделей прогнозирования ВВП.

Дальнейшая структура данной работы представлена обзором литературы, описанием методологии моделей и используемых исходных данных, а также обсуждением полученных результатов.

## 2. Обзор литературы

На текущий момент в литературе наблюдается дефицит исследований, связанных с моделированием и прогнозированием прокси показателей ВВП месячной частотности. Большая часть исследований направлена на изучение внешних и внутренних факторов, прямо или косвенно влияющих на ВВП.

Li Zeng (2011) оценивает различные подходы в прогнозировании ВВП Южной Кореи и выявил, что эффективность модельного аппарата зависит не только от регрессоров, включенных в уравнение, но и от методов прогнозирования, применяемых при моделировании. Кроме того, включение последних наблюдений объясняющих переменных не всегда способствуют улучшению качества прогнозных оценок. Результаты оценок различных методов меняются со временем, что свидетельствует о необходимости периодического обновления модельного аппарата. Несмотря на высокую точность прогнозов отдельных компонентов ВВП, на временных отрезках, не соответствующих структурному сдвигу, простые модели временных рядов, такие как AR и LAG<sup>2</sup>, демонстрируют лучшие результаты по сравнению с покомпонентным оцениванием ВВП. Таким образом, сделан вывод об отсутствии явных преимуществ факторных моделей над моделями временных рядов.

Barhoumi K., Benk S. и др. (2008) выполнена масштабная прогнозная оценка с большим набором данных для 10 европейских стран. Было произведено сравнение простых квартальных моделей с моделями,

---

<sup>2</sup> Одномерная регрессионная модель, предполагающая зависимость объясняемой переменной от своих предыдущих значений

используемыми ежемесячные данные для получения ранних оценок и краткосрочных прогнозов квартального ВВП. В составе данных типов моделей использовались также традиционные модели уравнений связи, а также факторные модели, адаптированные для обработки несинхронизированных релизов данных. Результаты данного исследования показали лучшие прогнозные качества моделей, использующих месячные данные по сравнению с квартальными моделями. Кроме того, авторами отмечено, что использование факторов для трансформации и использования месячных данных наравне с квартальными данными для построения модельных оценок должно быть объектом для дальнейшего исследования среди европейских стран.

Leboeuf M., Morel L. (2014) построили модели краткосрочного оценивания и прогнозирования ВВП на основе MIDAS для стран Еврозоны и Японии. Результаты позволили определить, какие отдельные месячные показатели лучше всего предсказывают рост ВВП в краткосрочной перспективе. Такие переменные бизнес цикла, как PMI<sup>3</sup> при отсутствии фактических данных, имеют высокую точность в прогнозировании роста ВВП на два квартала вперед. По мере приближения к дате публикации первой оценки реального роста ВВП, имеются фактические данные по отдельным показателям реального сектора экономики (например: промышленное производство, потребление домашних хозяйств и регистрация автотранспортных средств). Прогнозы, основанные на отдельных фактических данных, содержат полезную информацию для прогнозирования роста ВВП в текущем квартале, в частности промышленное производство является существенной значимой объясняющей переменной в Еврозоне, а в Японии важными объясняющими переменными являются показатели потребления. Кроме того, используя простой метод усреднения прогнозов, осуществлялось объединение прогнозов зависимых переменных для построения комбинированного инструмента краткосрочного прогнозирования ВВП. Было показано, что точность прогноза на основе комбинированного подхода была выше по сравнению с результатами прогнозирования отдельных моделей.

Поршаковым А., Дерюгиной Е. и др. (2015) использовалась динамическая факторная модель для оценивания и прогнозирования ВВП, с преобразованием месячных данных в квартальные. Для групп переменных (3 группы: показатели реального сектора, показатели финансового сектора и внешнего рынка, показатели деловой активности) строится отдельная динамическая факторная модель, основанная на фильтре Калмана и методе главных компонент. Данный класс эконометрических моделей позволяет

---

<sup>3</sup> PMI – опережающий индикатор деловой активности, предоставляющий качественную информацию о тенденциях в реальном секторе экономики. Индекс отражает оценку изменений в области новых заказов в производственном секторе, объема промышленного производства, уровня занятости, товарных запасов, а также качества (оперативности) работы поставщиков

использовать информацию большого количества переменных, при этом минуя «проклятие размерности».

$$\begin{aligned}
 X_t^j &= A * F_t^j + \varepsilon_t^j, \\
 F_t^j &= B^j * F_{t-1}^j + u_t^j, \\
 E(\varepsilon_t^j) &= E(u_{t-1}^j) = 0, \\
 E(\varepsilon_t^j \varepsilon_t^{j'}) &= \Sigma^j, \\
 E(u_t^j u_t^{j'}) &= \Omega^j,
 \end{aligned} \tag{1}$$

где  $X_t^j$  является вектором макропоказателей в месяц  $t$ , составляющих группу  $j$ , а  $F_t^j$  является вектором факторов, отражающих отдельную группу переменных. Количество факторов определяется таким образом, чтобы их дисперсия в значительной мере объясняла общую дисперсию всех переменных. Далее на основе динамической факторной модели производится прогноз ненаблюдаемых факторов до конца текущего квартала. Следующим этапом является построение связующего уравнения (bridge equation) между ВВП и факторами.

Кроме того, Дерюгиной Е., Пономаренко А. (2015) в условиях коротких временных рядов была построена большая байесовская векторная авторегрессионная модель для российской экономики, позволяющая получать надежные результаты при одновременном моделировании существенного количества показателей. Оценивалась BVAR модель, содержащая 14 показателей реального, ценового, монетарного и внешнего секторов. Полученные результаты (приемлемость рекурсивного прогнозирования в условиях отсутствия проблемы сверхподгонки, надежность прогнозных оценок) свидетельствовали о применимости данной методологии для моделирования и прогнозирования показателей российской экономики.

Stock J., Watson M. (2004) сравнили прогнозные качества авторегрессионных моделей и различных методик комбинированного подхода на примере 7 стран: Канада, Франция, Германия, Италия, Япония, Великобритания, США. В результате проведенного исследования отмечены лучшие прогнозные оценки на псевдо выборке комбинированного подхода по сравнению с авторегрессионными моделями. При этом простые схемы взвешивания, такие как simple mean, trimmed mean в части точности оценок на псевдо выборке имели преимущества по сравнению со сложными методами взвешивания (придание высоких весов «более свежим» наблюдениям, существенное изменение весов во времени и т.д.). Кроме того, комбинированный метод прогнозирования показал более точные прогнозные оценки по сравнению с динамической факторной моделью. Данный факт объясняется необходимостью наличия длинных исторических рядов показателей, включаемых в оценку динамической факторной модели.

### 3. Методология исследования и исходные данные

Набор данных содержит 8 месячных показателей, включаемых в реальный, денежно-кредитный и внешний сектора (таблица 1).

**Таблица 1. Исходные данные**

Категория	Показатель
Показатели реального сектора	КЭИ Объем добычи сырой нефти и газового конденсата Инвестиции в основной капитал Индекс реальной заработной платы
Показатели денежно-кредитного сектора	Денежная масса (M2) Процентная ставка по кредитованию юридических лиц
Показатели внешнего сектора	Индекс промышленного производства стран ЕС Индекс цен на металлы Цена на нефть марки Brent

\*Источник: составлено автором на основе данных КС МНЭ РК, НБРК, Евростата, IndexMundi

К переменным реального сектора относятся КЭИ, объем добычи сырой нефти и газового конденсата, инвестиции в основной капитал, индекс реальной заработной платы. Показателями денежно-кредитного сектора являются денежная масса (M2) и процентная ставка юридическим лицам. Показатели внешнего сектора включают индекс промышленного производства стран ЕС и индекс цен на металлы. Для включения в модельную оценку все показатели трансформированы в темпы роста (месяц к соответствующему месяцу предыдущего года). Данная процедура осуществлялась с целью приведения исходных показателей к стационарному виду для обеспечения несмещенности оценок при моделировании и во избежание «ложной регрессии». Кроме того, при оценке уравнений по 4 методам были использованы месячные данные, начиная с января 2010 года по март 2017 года.

Реальные показатели формируются исходя из публикаций Комитета по статистике Министерства национальной экономики (далее – КС МНЭ) Казахстана. Источником показателей денежно-кредитного сектора является сайт НБРК, показателей внешнего сектора – сайты Евростат и IndexMundi.

Был осуществлен анализ моделирования КЭИ с применением 4 типов эконометрических моделей: векторные авторегрессионные модели на основе байесовского подхода (BVAR), факторные регрессионные модели по методу наименьших квадратов и интегрированные модели авторегрессии – скользящего среднего, основанные на методологии Бокса-Дженкинса (ARIMA), а также подход на основе комбинированного моделирования с использованием 3 вышеуказанных методов эконометрического оценивания.

## **Векторные авторегрессионные модели на основе байесовского подхода (BVAR)**

Выбор данного подхода при исследовании объясняется отсутствием длинных временных рядов наблюдаемых показателей. BVAR модели, в отличие от сложных моделей, обладают преимуществом в части получения несмещенных оценок коэффициентов переменных на коротких временных рядах.

Оценивается векторная авторегрессионная модель с использованием байесовского подхода с  $p$  лагами ( $X_t$  – вектор, содержащий  $n$  переменных).

$$X_t = A_0 + A_1X_{t-1} + A_2X_{t-2} \dots + A_pX_{t-p} + \varepsilon_{1t} \quad (2)$$

Байесовский подход позволяет осуществить сжатие избыточной информации о неизвестных параметрах при помощи заранее заданного априорного распределения. В рамках данного исследования был рассмотрен априорный тип распределения-Minnesota. Информативность априорного типа распределения-Minnesota определяется с помощью функции максимального правдоподобия.

В целях эмпирического использования модель отображается в векторной форме следующим образом:

$$y_t = x_t \beta + \varepsilon_t \quad (3)$$

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

Основной особенностью априорного распределения Minnesota является тот факт, что поведение показателей имеет схожесть с процессом случайного блуждания. Эмпирический байесовский подход позволяет оценивать искомые параметры, в существенной степени опираясь на исходные данные.

## **Факторная регрессионная модель (OLS)**

Факторная регрессионная модель в матричной форме представляется как:

$$y = X\hat{\beta} + \varepsilon, \quad (4)$$

где  $y$  – вектор-столбец зависимой переменной,  $X$  – матрица объясняющих переменных,  $\hat{\beta}$  – оцененный вектор-столбец коэффициентов,  $\varepsilon$  – вектор-столбец ошибок модели.

Для оценки уравнения факторной регрессионной модели применялся классический метод наименьших квадратов (ordinary least squared). Целью данного метода является выбор вектора оценок  $\hat{\beta}$ , минимизирующего сумму квадратов остатков  $e_t$  (то есть квадрат длины вектора остатков  $e$ ):

$$e = y - \hat{y} = y - X\hat{\beta}, \quad (5)$$

$$ESS = \sum e_t^2 \rightarrow \min, \quad (6)$$

где  $y$  – вектор-столбец зависимой переменной,  $\hat{y}$  – оцененный вектор-столбец зависимой переменной,  $X$  – матрица объясняющих переменных,  $\hat{\beta}$  – оцененный вектор-столбец коэффициентов.

Выражая  $e'e$  через  $X$  и  $\beta$ , получим:

$$\begin{aligned} e'e &= (y - X\hat{\beta})'(y - X\hat{\beta}) = y'y - y'X\hat{\beta} - \hat{\beta}'X'y + \hat{\beta}'X'X\hat{\beta} = \\ &= y'y - 2\hat{\beta}'X'y + \hat{\beta}'X'X\hat{\beta} \end{aligned} \quad (7)$$

Необходимые условия минимума  $ESS$  получаются дифференцированием  $e'e$ , выраженное через  $X$  и  $\beta$ , по вектору  $\hat{\beta}$ :

$$\frac{\partial ESS}{\partial \hat{\beta}} = -2X'y + 2X'X\hat{\beta} = 0, \quad (8)$$

откуда, учитывая обратимость матрицы  $X'X$ , находим оценку метода наименьших квадратов:

$$\hat{\beta}_{OLS} = (X'X)^{-1}X'y \quad (9)$$

### **Интегрированные модели авторегрессии — скользящего среднего, основанные а методологии Бокса-Дженкинса (ARIMA)**

ARIMA модели оцениваются на основе исходных исторических значений временных рядов и являются обобщением модели авторегрессионной скользящей средней (ARMA). Данный класс моделей оценивает временные ряды либо для лучшего понимания данных, либо для прогнозирования будущих значений переменных. ARIMA модели предназначены для оценивания нестационарных временных рядов  $y_t, t = \overline{1, T}$ . В общем случае модель обозначается следующим образом  $ARIMA(p,d,q)$ ,

где  $p$  – порядок авторегрессионной составляющей;

$d$  – порядок интегрирования;

$q$  – порядок составляющей скользящего среднего.

AR-часть ARIMA предполагает построение регрессионного уравнения исходной переменной по ее предшествующим значениям. Часть MA предполагает наличие линейной взаимосвязи между ошибками регрессионного уравнения. Количество разностей для целей достижения стационарности наблюдаемых переменных обозначается порядком разности  $d$ . Требуемый порядок разности определяется с помощью исследования графиков временных рядов. Предположим, что имеется

временной ряд  $X_t$ , где  $t$  – целый индекс,  $X_t$  – действительные числа. В этом случае ARMA (p,q) определяется следующим образом:

$$(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i)X_t = (1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i)\varepsilon_t, \quad (10)$$

где  $L$  – оператор задержки,  $\phi_i$  – параметры авторегрессионной составляющей модели,  $\theta_i$  – параметры скользящей средней,  $\varepsilon_t$  – значения ошибок. Предполагается, что ошибки  $\varepsilon_t$  – независимые одинаково распределённые случайные величины с нормальным распределением и нулевым средним.

ARIMA (p,d,q) исходит из интегрирования ARMA (p,q):

$$(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i)(1 - L)^d X_t = (1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i)\varepsilon_t, \quad (11)$$

где  $d$  – положительное целое число, которое задает порядок интегрирования (если  $d=0$ , данная модель эквивалентна ARMA (p,q)).

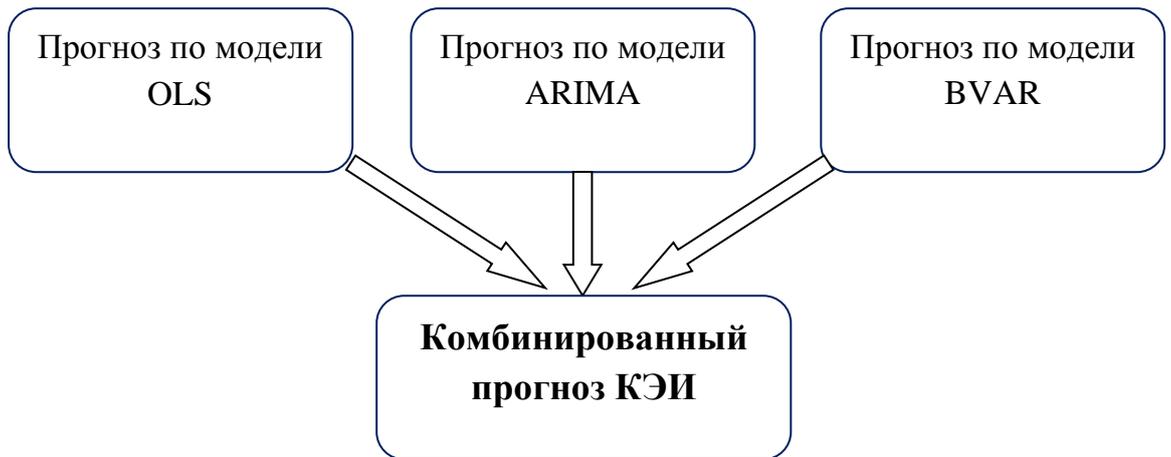
### **Прогнозирование на основе комбинированного подхода**

При реализации процесса прогнозирования существуют недостатки в использовании одной отдельной модели:

- неопределенность в спецификации модели;
- невозможность доминирования по всем параметрам одной формы модели по сравнению с другой на всем горизонте прогнозирования.

Прогнозирование на основе комбинированного подхода позволяет частично нивелировать эффект вышеуказанных недостатков. Данный подход позволяет построить комплексную и гибкую прогнозную модель, объясняющую динамику зависимой переменной. Для прогнозирования зависимой переменной используется не одна отдельная модель, а несколько моделей, оценка которых обоснована с точки зрения статистических характеристик и экономической логики. Алгоритм комбинирования прогнозов отдельных моделей представлен на рисунке 1.

Рисунок 1. Алгоритм комбинирования прогнозов КЭИ в Казахстане



\*Источник: составлено автором

Прогнозы отдельных моделей, включаемых в оценку комбинированного подхода, взвешиваются исходя из заданных параметров.

При этом основной проблемой является выбор весов прогнозов отдельных моделей, используемых при оценке комбинированного метода. В рамках данного исследования выбор весов отдельных моделей осуществлялся на основе среднеквадратической ошибки прогноза (RMSE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (y_t - \bar{y}_t)^2}{n}} \quad (12)$$

где  $t$  – номер наблюдения;

$n$  – общее количество наблюдений;

$y_t$  – фактическое значение;

$\bar{y}_t$  – прогнозное значение.

Вместе с тем, на фоне большого количества преимуществ комбинированный подход имеет свои недостатки. Недостатки и преимущества комбинированного метода прогнозирования представлены в таблице 2.

Таблица 2. Преимущества и недостатки прогнозирования на основе комбинированного подхода

Преимущества	Недостатки
Охват существенного объема информации, использование которой в рамках отдельной модели проблематично	Важным источником неопределенности и вероятных ошибок является определение весов отдельных моделей
Гибкий механизм подстройки к структурным сдвигам	Более сложная интерпретация результатов прогнозирования объясняющими переменными
Взвешивание ошибок прогноза отдельных моделей с последующим снижением дисперсии общего прогноза	Комбинированный метод уступает «лучшей» модели при ее наличии

\*Источник: составлено автором

#### 4. Обсуждение результатов

Спецификации моделей, анализируемые в данном исследовании, построены исходя из экономической логики, уровня значимости коэффициентов регрессоров, а также знаков при объясняющих переменных. Основные предпосылки теоремы Гаусса-Маркова в целом были соблюдены.

Существенное количество спецификаций моделей, рассмотренных в рамках данной работы, было сокращено до четырех с наилучшими характеристиками на момент исследования. Результаты качества прогнозных оценок проиллюстрированы в таблице 3.

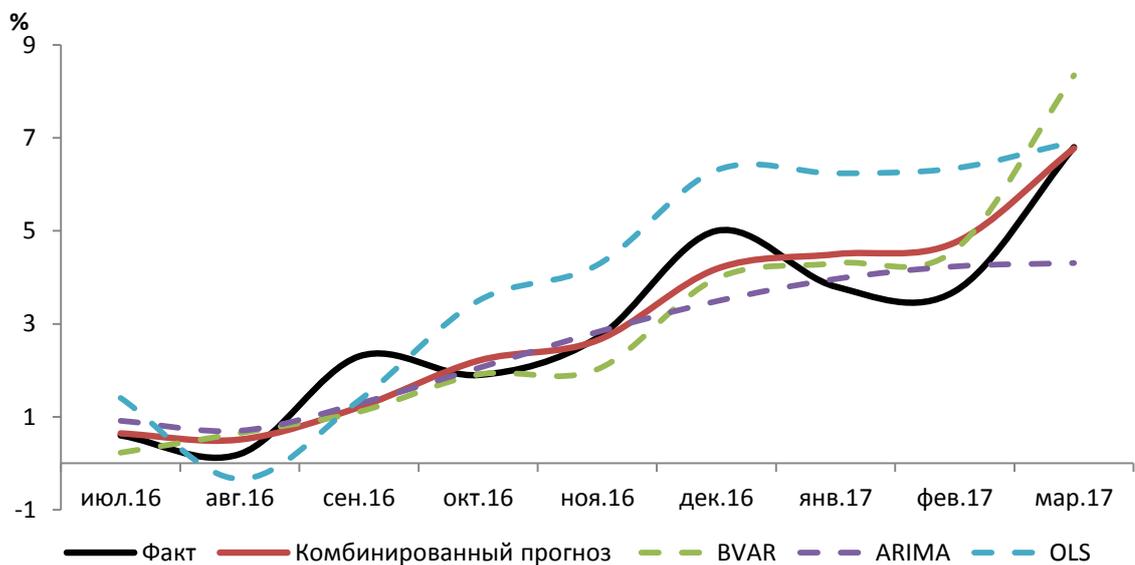
Таблица 3. Статистическая оценка точности прогнозов КЭИ по различным подходам

Показатель оценки точности прогноза	OLS	ARIMA	BVAR	Комбинированный подход
Средняя квадратическая ошибка (RMSE)	0.435957	0.300885	0.243457	0.179652
Средняя абсолютная ошибка по модулю (MAE)	0.105765	0.060250	0.058945	0.038945
Средняя относительная ошибка по модулю (MAPE)	6.625843	3.946105	3.939981	2.588463
Коэффициент неравенства Тейла (Theil Inequality Coefficient)	0.040805	0.028431	0.022906	0.016921

\*Источник: составлено автором на основе данных КС МНЭ РК, НБРК, Евростата, IndexMundi

Исходя из прогнозных оценок вневыборочного периода (обучающий период с июля 2016 года по март 2017 года), для КЭИ Казахстана наименьшее значение средней квадратической ошибки (RMSE) – у модели, основанной на комбинированном подходе. По остальным показателям оценки точности прогнозов, таких как средняя абсолютная ошибка по модулю (MAE), средняя относительная ошибка по модулю (MAPE), коэффициент неравенства Тейла (Theil Inequality Coefficient) модель на основе комбинированного подхода имеет преимущества по сравнению с другими методами прогнозных оценок. Наименьшее значение ошибок прогноза в период обучения у модели на основе комбинированного прогнозирования объясняется возможностью в рамках данного подхода минимизации ошибок прогноза отдельной модели, путем придания минимального веса модели, имеющей низкое качество прогнозных свойств. Моделям, обладающим высоким качеством прогнозных оценок, придается больший вес. Таким образом, в рамках вне выборочного периода отрицательное влияние моделей с плохими прогнозными свойствами нивелируется путем присвоения низкого веса. Кроме того, данный подход обладает возможностью усреднения недооцененных и переоцененных прогнозов комбинируемых моделей. Фактические и прогнозные значения КЭИ рассмотренных подходов представлены на рисунке 2.

Рисунок 2. Фактические и прогнозные значения КЭИ в Казахстане



\*Источник: составлено автором на основе данных КС МНЭ РК, НБРК, Евростата, IndexMundi

Среди оставшихся трех моделей (OLS, ARIMA, BVAR) векторная авторегрессионная модель на основе байесовского подхода обладает наименьшим значением среднеквадратической ошибки. Значение RMSE составило 0,24. Векторная авторегрессионная модель на основе байесовского подхода также имеет преимущества по сравнению с остальными двумя моделями исходя из средней абсолютной ошибки по модулю, средней относительной ошибки по модулю, а также коэффициента

неравенства Тейла. Высокий уровень прогностических свойств BVAR модели объясняется возможностью получения данными типами моделей несмещенных оценок коэффициентов переменных на коротких временных рядах. В целом, BVAR модель с приемлемым уровнем точности объясняет динамику темпов изменения КЭИ на протяжении оцениваемого периода и «улавливает» ускорение роста, произошедшего в сентябре 2016 года и марте 2017 года. До января 2017 года векторная авторегрессионная модель на основе байесовского подхода недооценивает темпы изменения КЭИ. Начиная с января 2017 года, прогнозы переходят в область переоценки.

В качестве эндогенных переменных при модельном оценивании с помощью BVAR подхода использовались такие переменные, как объем добычи сырой нефти и газового конденсата, индекс реальной заработной платы, процентная ставка по кредитованию юридических лиц, инвестиции в основной капитал. Экзогенные переменные представлены следующими показателями: цена на нефть марки Brent, индекс цен на металлы, номинальный обменный курс доллара США к тенге, денежная масса (M2).

Следующей моделью, обладающей наилучшими оценками прогнозов на обучающем периоде, после комбинированного подхода и BVAR, является модель авторегрессии – скользящего среднего, основанная на методологии Бокса-Дженкинса. Данный класс моделей достаточно точно аппроксимирует фактическое движение темпов изменения КЭИ в условиях отсутствия позитивных и негативных шоков, влияющих на зависимую переменную. Более высокое значение ошибок прогнозов данного подхода объясняется низким качеством прогнозных оценок в периоды ускорения темпов роста КЭИ (сентябрь, декабрь 2016 года, март 2017 года). Уровни значимости коэффициентов регрессии по методологии Бокса-Дженкинса представлены в приложении.

Наименее точными оценками прогнозов среди анализируемых моделей обладает модель факторной регрессионной модели по методу наименьших квадратов. За исключением августа и сентября 2016 года данная модель переоценивает общую динамику темпов изменения КЭИ Казахстана. Недостаточный уровень точности прогнозных оценок факторной регрессионной модели по методу наименьших квадратов объясняется потенциально возможным множеством индикаторов, влияющих на динамику темпов изменения КЭИ Казахстана и не отраженных в модельной оценке, а также короткой историей наблюдаемых данных зависимой и независимых переменных. Вместе с тем, данный подход в целом хорошо «улавливает» периоды замедления и ускорения темпов изменения КЭИ Казахстана.

Уровни значимости коэффициентов регрессии по методу наименьших квадратов представлены в приложении. Все коэффициенты при объясняющих переменных являются значимыми, за исключением индекса реальной заработной платы, являющегося прокси показателем внутреннего спроса. Низкий уровень значимости данного коэффициента объясняется тем, что существенная доля произведенной продукции направляется на внешние

рынки. Изменение поставок на внешние рынки подвергается в большей степени влиянию внешнего спроса. Так, горнодобывающая промышленность, являясь прокси показателем экспорта Казахстана, в январе-марте 2017 года занимала более 27% от общего объема произведенной продукции и оказанных услуг всех отраслей, формирующих КЭИ.

## 5. Заключение

Среди рассмотренных четырех подходов к моделированию темпов изменения КЭИ Казахстана наилучшие прогнозные качества на обучающем периоде продемонстрировал комбинированный метод прогнозирования, взвешивающий ошибки прогнозов (RMSE). Наименьший уровень ошибок прогноза у данного подхода объясняется возможностью минимизации ошибок прогноза отдельной модели, путем присвоения минимального веса модели, имеющей низкое качество прогнозных свойств. Наименьшее значение ошибок прогноза среди трех оставшихся отдельных моделей – у векторной авторегрессионной модели на основе байесовского подхода. Высокий уровень прогнозных характеристик BVAR модели объясняется возможностью получения данными типами моделей несмещенных оценок коэффициентов переменных на коротких временных рядах. Модель авторегрессии – скользящего среднего, основанная на методологии Бокса-Дженкинса, имеет неплохие прогнозные оценки темпов изменения КЭИ в периодах низкой волатильности и в условиях отсутствия сильных шоков. Наименее точными оценками прогнозов среди рассмотренных моделей обладает модель факторной регрессионной модели по методу наименьших квадратов. На большей части обучающего периода данная модель переоценивала фактические значения темпов изменения КЭИ. Вместе с тем, данный подход в целом хорошо «улавливает» периоды замедления и ускорения темпов изменения КЭИ Казахстана.

Данное исследование является начальным этапом в дальнейшей работе по изучению различных методов прогнозирования факторов, влияющих на динамику экономической активности в Казахстане, прокси показателем которой является КЭИ. Необходимо дальнейшее изучение прогнозных методик КЭИ и ВВП Казахстана. Кроме того, объектом будущих исследований может стать разработка динамической факторной модели для экономики Казахстана, а также имплементация опережающих индикаторов деловой активности в модельные оценки.

### Список литературы

1. Leboeuf M., Morel L. (2014), Forecasting short-term real GDP growth in Euro area and Japan using unrestricted MIDAS regressions, *Bank Of Canada-WP-2014-3*, 10-23
2. Barhoumi K., Benk S. (2008), Cristadoro R., Den Reijer A., Jakaitiene A., Short-term forecasting of GDP using large monthly datasets: Pseudo real-time forecast evaluation exercise, *ECB-WP-2008-4*, 12-16
3. Barhoumi K., Brunhes-Lesage V. (2007), Darne O., Ferrara L., Pluyaud B., Rouvreau B., Monthly forecasting of French GDP: a revised version of the OPTIM model, *Bank Of Canada-WP-2007-11*, 9-15
4. Zeng L. (2011), Evaluating GDP forecasting models for Korea, *IMF-WP-2011-3*, 7-11
5. Bouda M. (2014), Econometric models and their ability to predict GDP growth of the Czech republic, *University of Economics in Prague*, 2-6
6. Stock J., Watson M. (2004), Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set, *Journal of Forecasting*, 2-22
7. Поршаков А., Дерюгина Е., Пономаренко А., Синяков А. (2015), Краткосрочное оценивание и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели, *ЦБ РФ, №2 март 2015 года*, 8-18
8. Дерюгина Е., Пономоренко А. (2015), Большая байесовская векторная авторегрессионная модель для российской экономики. *ЦБ РФ, №1 март 2015 года*, 7-10
9. Андреев А. (2016), Прогнозирование инфляции методом комбинирования прогнозов в Банке России. *ЦБ РФ, №14 август 2016 года*, 7-9
10. Тулеуов О.А. (2017), Инфляционные процессы в регионах Казахстана: анализ неоднородности инфляционных факторов и модель дезагрегированного прогнозирования инфляции на основе BVAR-подхода, *Департамент исследований и НБРК, Экономическое исследование №2017-5. NBRK - WP - 2017 - 5. Май*, 9-12
11. Жузбаев А. (2016), Международный опыт и перспективы использования ежемесячного опережающего индикатора делового цикла в денежно-кредитной политике Национального Банка РК, *Экономическое обозрение НБРК-2016-4*, 7-8
12. [www.induxmundi.com](http://www.induxmundi.com) – сайт экономических, ценовых и финансовых показателей в разрезе стран

## ПРИЛОЖЕНИЕ

Рисунок 1. Среднеквадратическая ошибка двадцати подобранных ARIMA моделей

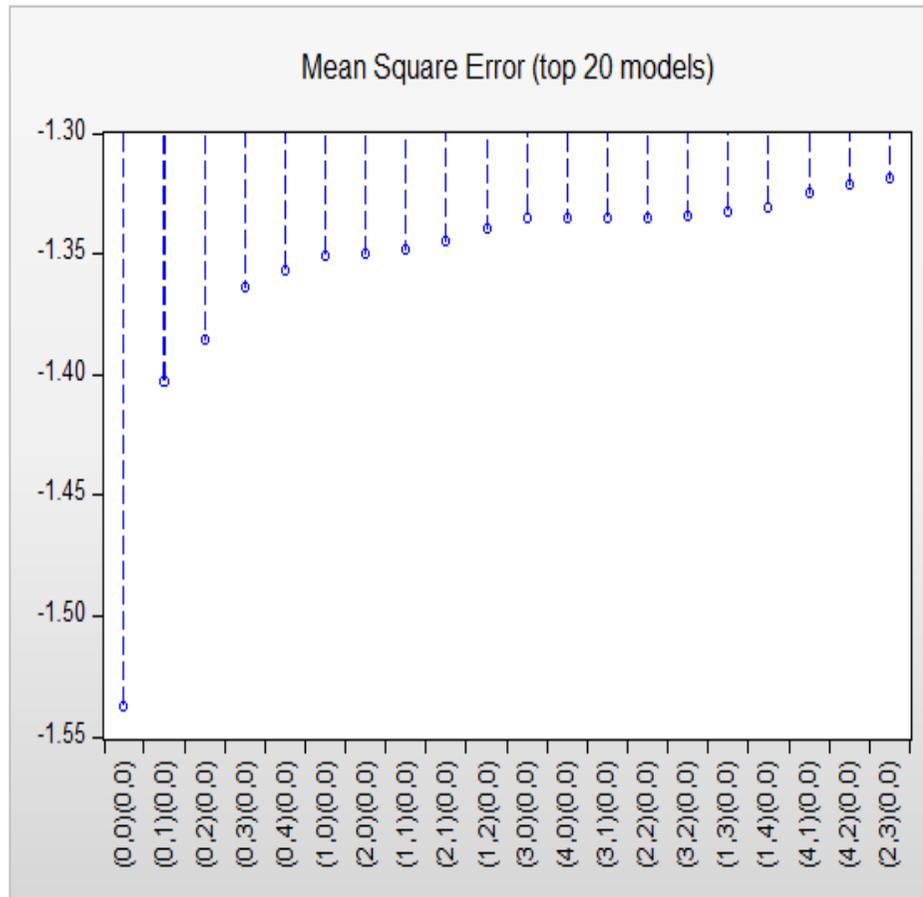


Рисунок 2. Значения информационного критерия Акаике двадцати подобранных ARIMA моделей

Model Selection Criteria Table  
 Dependent Variable: KEI  
 Date: 06/20/17 Time: 11:59  
 Sample: 2000M01 2017M03  
 Included observations: 111

Model	LogL	AIC*	BIC	HQ
(2,3)(0,0)	-271.574165	2.691538	2.804238	2.737113
(4,3)(0,0)	-269.720804	2.692955	2.837855	2.751551
(3,3)(0,0)	-271.464460	2.700140	2.828940	2.752226
(2,4)(0,0)	-271.491814	2.700404	2.829205	2.752490
(3,0)(0,0)	-274.842261	2.703790	2.784290	2.736344
(4,1)(0,0)	-272.922523	2.704565	2.817266	2.750141
(4,2)(0,0)	-272.099700	2.706277	2.835078	2.758363
(1,3)(0,0)	-274.221366	2.707453	2.804053	2.746517
(3,4)(0,0)	-271.404121	2.709219	2.854119	2.767815
(2,2)(0,0)	-274.788849	2.712936	2.809536	2.752000
(1,2)(0,0)	-275.796078	2.713006	2.793506	2.745559
(3,1)(0,0)	-274.823715	2.713273	2.809873	2.752337
(4,0)(0,0)	-274.832147	2.713354	2.809955	2.752418
(1,4)(0,0)	-273.966403	2.714651	2.827352	2.760226
(1,0)(0,0)	-278.131201	2.716243	2.764544	2.735776
(4,4)(0,0)	-271.385670	2.718702	2.879703	2.783809
(1,1)(0,0)	-277.434173	2.719171	2.783571	2.745214
(3,2)(0,0)	-274.607550	2.720846	2.833547	2.766421
(2,1)(0,0)	-276.846735	2.723157	2.803657	2.755711
(2,0)(0,0)	-277.852884	2.723216	2.787617	2.749259
(0,4)(0,0)	-279.088779	2.754481	2.851082	2.793545
(0,3)(0,0)	-280.634663	2.759755	2.840256	2.792309
(0,2)(0,0)	-285.026861	2.792530	2.856930	2.818573
(0,1)(0,0)	-288.356240	2.815036	2.863336	2.834568
(0,0)(0,0)	-315.701003	3.069575	3.101775	3.082596

Таблица 1. Показатели, используемые в BVAR моделировании

Категория	Показатель
Показатели реального сектора	КЭИ Объем добычи сырой нефти и газового конденсата Инвестиции в основной капитал Индекс реальной заработной платы
Показатели денежно-кредитного сектора	Денежная масса (M2) Процентная ставка по кредитованию юридических лиц
Показатели внешнего сектора	Индекс промышленного производства стран ЕС Индекс цен на металлы Цена на нефть марки Brent

Таблица 2. Уровни значимости коэффициентов регрессии по методологии Бокса-Дженкинса

Показатель	Уровень значимости коэффициента регрессии
AR(1)	***
AR(2)	***
MA(1)	***
MA(3)	***

Примечание: \*\*\*, \*\* и \* указывают статистическую значимость коэффициентов на 1%, 5% и 10% уровнях соответственно. Знак "-" указывает на статистическую незначимость объясняющей переменной

Таблица 2. Уровень значимости коэффициентов регрессии по методу наименьших квадратов

Показатель	Уровень значимости коэффициента регрессии
Индекс цен на металлы	***
Процентная ставка юридическим лицам	**
Объем добычи сырой нефти и газового конденсата	**
Индекс промышленного производства стран ЕС	**
Индекс реальной заработной платы	-

Примечание: \*\*\*, \*\* и \* указывают статистическую значимость коэффициентов на 1%, 5% и 10% уровнях соответственно. Знак "-" указывает на статистическую незначимость объясняющей переменной