



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

Оценка и анализ эффективности применения динамической факторной модели для оценивания и прогнозирования ВВП на примере Казахстана

Департамент исследований и статистики
Экономическое исследование №2019-3

Константин Орлов

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.

Оценка и анализ эффективности применения динамической факторной модели для оценивания и прогнозирования ВВП на примере Казахстана

NBRK – WP – 2019-3

Оценка и анализ эффективности применения динамической факторной модели для оценивания и прогнозирования ВВП на примере Казахстана
Константин Орлов¹

Аннотация

Для получения точной и оперативной информации о текущей и будущей динамике основных макропоказателей мировыми центральными банками, а также различными международными организациями, за последние годы активно развивался и применялся инструментарий динамических факторных моделей. В настоящей работе была проведена оценка их эффективности в прогнозировании ВВП Казахстана для текущего и будущих кварталов, доказана целесообразность применения данных моделей, а также получено факторное разложение динамики ВВП. Факторы были поделены на группы и включали в себя показатели реального и внешнего, финансового, денежного, ценового блоков.

Ключевые слова: ВВП, краткосрочные прогнозы, динамические факторные модели, метод главных компонент, фильтр Кальмана.

JEL-классификация: C52, C53, C55, C82, E17

¹Константин Орлов – главный специалист-аналитик, Управление макроэкономического прогнозирования и мониторинга, Департамент исследований и статистики, Национальный Банк Республики Казахстан. E-mail: Konstantin.Orlov@nationalbank.kz

Содержание

Введение.....	3
Обзор литературы.....	4
Используемые данные и методология	6
Обсуждение результатов.....	9
Выводы и рекомендации для дальнейших исследований.....	15
Список литературы.....	17
Приложения.....	19

1. Введение

В процессе принятия решений по денежно-кредитной политике центральным банкам необходимо полное понимание текущей экономической ситуации, а также краткосрочной динамики основных макроэкономических показателей. Этот факт обусловлен тем, что данная информация служит отправной точкой для построения прогнозов на среднесрочную перспективу и рассмотрения различных альтернативных сценариев. При этом одним из важнейших показателей оценки экономической ситуации является ВВП. Однако, в отличие от той же инфляции, первая информация по ВВП в Казахстане публикуется с заметным запаздыванием (порядка 1,5 месяца после отчетного квартала), что значительно осложняет процесс анализа и прогнозирования данного показателя. Кроме того, дополнительной сложностью является квартальная периодичность публикации ВВП, тогда как информация по многим объясняющим и взаимосвязанным переменным обновляется ежемесячно. В этой связи, перед специалистами центральных банков, занимающихся краткосрочным прогнозированием, стоит постоянная задача в построении и совершенствовании подходов оценки ВВП, учитывающих полный объем полезной информации, доступной на момент осуществления прогноза.

В рамках проведения денежно-кредитной политики в режиме инфляционного таргетирования работа в данном направлении в Национальном Банке РК проводится на регулярной основе. Так, в работе Мекенбаевой К., Жузбаева А. (2017) были приведены основные методы осуществления краткосрочных прогнозов ВВП, используемые на данный момент в Национальном Банке. К ним относятся модели множественной регрессии (OLS), авторегрессионные модели (ARIMA), байесовские авторегрессионные модели (BVAR), а также модели со смешанными частотами данных (MIDAS). В конечном итоге на основе точности прогнозов данных моделей на тестовой выборке выстраивается схема взвешивания прогнозов этих моделей для получения комбинированного прогноза. Схожий подход применялся и в работе Жузбаева А. (2017) для оценивания краткосрочного экономического индикатора², где использовались модели множественной регрессии, авторегрессионные модели, байесовские авторегрессионные модели и комбинация прогнозов данных моделей.

Естественным продолжением упомянутых выше работ является применение довольно распространенных и зарекомендовавших себя в практике

² Краткосрочный экономический индикатор (КЭИ) – ежемесячный показатель, характеризующий изменение физического объема выпуска в базовых отраслях экономики Казахстана: промышленности, строительстве, сельском хозяйстве, торговле, транспорте и связи.

центральных банков динамических факторных моделей. Для оценки того или иного показателя в их основе лежит вычленение из огромного количества доступных данных разной частотности малого количества общих факторов, способных в дальнейшем объяснить поведение прогнозируемого показателя и преодолеть сложности, связанные с выбором между полным охватом статистических данных и переизбытком переменных в уравнениях. Кроме того, факторные модели позволяют решить одновременно и проблему «оборванного края»³, и учесть всю доступную на момент оценивания полезную статистическую информацию, в том числе с разной частотой публикации.

Впервые факторный подход для Казахстана был использован и успешно апробирован Мекенбаева К., Musil К. (2017). В данной работе факторы строились на базе проводимых Национальным Банком ежеквартальных опросов предприятий реального сектора и выступили объясняющими переменными для определения разрыва выпуска в текущем квартале.

В то же время целью настоящего исследования было построение динамической факторной модели в форме пространства состояний для прогноза краткосрочной динамики ВВП Казахстана, где факторы извлекались бы из фактических макроэкономических показателей.

В результате была разработана методология построения данных прогнозов, где в качестве факторов выступили обобщающие показатели реального и внешнего, денежного, финансового и ценового блоков. Была проведена оценка их точности для текущего и будущих кварталов, доказана целесообразность применения данных моделей, а также получено факторное разложение динамики ВВП.

Работа состоит из нескольких частей. В первом разделе дан обзор литературы, описывающей различные аспекты оценивания динамических факторных моделей, во втором разделе изложены описание используемых данных и методология осуществления данных прогнозов для ВВП Казахстана, в третьем разделе приведены основные результаты оценивания и получено факторное разложение ВВП. Наконец, в четвертом разделе представлены выводы и рекомендации для последующих исследований.

2. Обзор литературы

Любая факторная модель включает в себя связь между N наблюдаемыми нормализованными переменными x^i и r ($r < N$) ненаблюдаемыми факторными переменными f^k

$$x_t^i = \sum_{k=1}^r \lambda_k^i * f_t^k + \varepsilon_t^i = \chi_t^i + \varepsilon_t^i, \quad (1)$$

где $i = \overline{1, N}$, $k = \overline{1, r}$, $t = \overline{1, T}$,

λ_k^i – факторная нагрузка фактора f^k на переменную x^i ,

χ^i – общая компонента,

ε^i – специфические компоненты, являются случайными величинами с нулевым средним.

³ Данная проблема постоянно присутствует в прогнозной практике, когда информация по некоторым статистическим данным отсутствует на момент оценки.

При этом подразумевается, что факторы имеют нулевое среднее, не коррелированы между собой и специфическими компонентами и специфические компоненты также не коррелированы между собой.

В матричной форме данные уравнения можно записать в виде

$$X_t = \Lambda F_t + E_t, \quad (2)$$

где $X_t = (x_t^1, \dots, x_t^N)'$ и $E_t = (\varepsilon_t^1, \dots, \varepsilon_t^N)'$ – векторы размерности N ,

$F_t = (f_t^1, \dots, f_t^r)'$ – вектор размерности r ,

Λ – матрица факторных нагрузок размерности $N \times r$.

Факторные модели с такой связью называются статическими. При этом если предполагается, что факторы имеют автокорреляцию, то вводится дополнительная зависимость между факторами в виде VAR(p)-уравнения

$$\begin{aligned} X_t &= \Lambda F_t + E_t \\ F_t &= \sum_{l=1}^p A^l F_{t-l} + Z_t, \end{aligned} \quad (3)$$

где A^l – матрица коэффициентов при лаге l размерности $r \times r$,

Z_t – вектор белого шума размерности r .

Такие факторные модели называют динамическими.

Более того, можно рассматривать динамические модели не только с одновременной зависимостью наблюдаемых переменных от факторов, но и с зависимостью от их значений, взятых с лагом:

$$\begin{aligned} X_t &= \sum_{u=0}^s \Lambda^u F_{t-u} + E_t \\ F_t &= \sum_{l=1}^p A^l F_{t-l} + Z_t, \end{aligned} \quad (4)$$

где Λ^u – матрица факторных нагрузок при лаге u размерности $N \times r$.

Наконец, если ослабить строгие условия на отсутствие корреляции между специфическими компонентами, то факторная модель из точной модели превращается в аппроксимированную. Тогда при условии относительно малой доли объяснения ковариационной матрицы наблюдаемых переменных посредством ковариационной матрицы специфических компонент, аппроксимированные факторные модели могут успешно применяться на практике (Forni, Lippi, 1997; Forni, Hallin, Lippi, Reichlin, 2000; Stock, Watson, 2002).

Переходя непосредственно к методам оценки факторов, все факторные (статические и динамические) модели можно отнести к трем поколениям (Stock, Watson, 2010).

При разработке моделей первого поколения факторные модели записывались в форме пространства состояний, и значения факторов оценивались с помощью стандартного фильтра Кальмана (Engle, Watson, 1981; Stock, Watson, 1989). В последнее время данные модели применяются в построении различных обобщающих индикаторов экономической активности, совпадающих по смыслу с динамикой месячного или даже недельного ВВП (Mariano, Murasawa, 2003; Arouba, Diebold, Scotti, 2009; Camacho, Perez-Quiros, 2010, 2011).

Хотя процедура фильтра Кальмана и позволяла решить проблему «оборванного края», однако для оценки параметров, необходимых для запуска

фильтрации, применялся нелинейный метод максимального правдоподобия, что накладывало существенные ограничения на количество наблюдаемых переменных и не позволяло использовать широкий набор статистических данных.

Чтобы преодолеть последнее ограничение, во втором поколении факторных моделей для оценки факторов использовался подход усреднения наблюдаемых переменных, в частности алгебраический метод выделения главных компонент. Впервые данный метод был описан и применен в работе (Stack, Watson, 2002), где была построена статистическая модель выделения факторов. Динамическая факторная модель, основанная на принципе главных компонент, была предложена Forni, Hallin, Lippi, Reichlin (2003). Оценки факторов, основанные на принципе главных компонент, стремились к своим истинным значениям при большем количестве переменных и длинном временном горизонте, однако не решали проблему «оборванного края».

Третье поколение факторных моделей преодолело сложности, возникающие у факторных моделей первых двух поколений: учет всей статистической базы и проблему пропущенных данных на конце выборки. Данные модели основаны на алгоритме, состоящем из двух шагов (Giannone, Reichlin, Small, 2008; Doz, Giannone, Reichlin, 2011). На первом шаге использовалась первая оценка факторов, полученная с помощью метода главных компонент, как у моделей второго поколения. На втором шаге, подобно моделям первого поколения, итоговая оценка факторов осуществлялась посредством фильтра Кальмана, но оценки параметров уравнения в пространстве состояний брались из первого шага.

Последний подход в настоящее время широко используется ведущими мировыми центральными банками (например, ФРС США и ЕЦБ - Giannone, Reichlin, Small, 2008). Также он представлен и в центральных банках ЕАЭС – России и Беларуси. Банк России для прогноза ВВП использует показатели реального сектора, объединенного внешнего и финансового блоков, а также опережающие индикаторы (Поршаков, Дерюгина, Пономаренко, Синяков, 2015; Ачкасов, 2016). В свою очередь, Национальный банк Беларуси использует показатели реального, внешнего, финансового секторов, ценового блока и блока рынка труда и уровня жизни населения (Безбородова, Новопольцев, Профатилов, 2017).

3. Используемые данные и методология

3.1 Описание данных

Помимо квартального в годовом выражении роста ВВП Казахстана методом производства, в настоящей работе использовались 39 месячных объясняющих переменных, которые были разделены на блоки: реальный и внешний, финансовый, денежный, ценовой (Приложение 1, Таблица 1). Все месячные переменные были взяты с января 2015 года по октябрь 2018 года⁴,

⁴ Некоторые месячные данные в связи с запаздыванием публикации были взяты до сентября 2018 года

годовой рост ВВП – с 1 квартала 2005 года по 3 квартал 2018 года. В отличие от работ (Поршаков, Дерюгина, Пономаренко, Синяков, 2015; Ачкасов, 2016; Безбородова, Новопольцев, Профатилов, 2017) для удаления эффекта сезонности данные переменные брались не в сезонно-сглаженных темпах роста к предыдущему периоду, а в темпах роста к соответствующему периоду прошлого года. Данный выбор был продиктован тем, что сезонная очистка квартального роста ВВП стандартными методами (X-12, TRAMO-SEATS) до конца не отражала историю бизнес-циклов в экономике Казахстана, и сам сезонный фактор на протяжении исторического периода был нестабильным (Приложение 2, Рисунки 1-4). В то же время правильный учет возможных структурных сдвигов в сезонности ВВП, а также всех месячных объясняющих переменных занял бы слишком много времени и не был главной целью данной работы.

В дополнение для запуска нижеописанного алгоритма годовые темпы роста месячных объясняющих переменных были стандартизированы⁵.

3.2 Методология построения модели

В данной работе для оценки факторов для каждой группы переменных применялся алгоритм динамической модели третьего поколения, предложенный в работе (Doz, Giannone, Reichlin, 2011) и реализованный с помощью универсального программного кода Eviews, любезно представленный эконометристам-практикам в работе (Solberger, Spanberg, 2017).

При этом при заданном количестве наблюдаемых переменных N , оцениваемых факторов r и лагов p в VAR-модели для факторов система уравнений (3) переписывалась в виде системы уравнений в пространстве состояний:

$$\begin{aligned} X_t &= \bar{\Lambda} \bar{F}_t + E_t \\ \bar{F}_t &= \bar{A} \bar{F}_{t-1} + \bar{Z}_t, \end{aligned} \quad (4)$$

где $\bar{\Lambda}$ – «дополненная» матрица факторных нагрузок размерности $N \times rp$,

\bar{F}_t – «дополненный» вектор факторов размерности rp ,

E_t – вектор специфических компонент размерности N ,

\bar{A} – «дополненная» матрица коэффициентов размерности $rp \times rp$,

\bar{Z}_t – «дополненный» вектор белого шума размерности rp .

Чтобы прояснить термин «дополнения» в контексте системы уравнений (4), рассмотрим частный случай системы уравнений при $N = 20$, $r = 2$ и $p = 2$.

Тогда система уравнений (3) переписется в виде

$$\begin{pmatrix} x_t^1 \\ x_t^2 \\ \vdots \\ x_t^{20} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1^1 & \lambda_2^1 & 0 & 0 \\ \lambda_1^2 & \lambda_2^2 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_1^{20} & \lambda_2^{20} & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_t^1 \\ f_t^2 \\ f_{t-1}^1 \\ f_{t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_t^1 \\ \varepsilon_t^2 \\ \vdots \\ \varepsilon_t^{20} \end{pmatrix}$$

⁵ Стандартизация ряда данных – получение нового ряда данных путем вычитания от исходного среднего значения ряда и последующего деления на стандартное отклонение ряда

$$\begin{pmatrix} f_t^1 \\ f_t^2 \\ f_{t-1}^1 \\ f_{t-1}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{1,1}^1 & a_{1,2}^1 & a_{1,1}^2 & a_{1,2}^2 \\ a_{2,1}^1 & a_{2,2}^1 & a_{2,1}^2 & a_{2,2}^2 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{t-1}^1 \\ f_{t-1}^2 \\ f_{t-2}^1 \\ f_{t-2}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} z_t^1 \\ z_t^2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5),$$

где $X_t = (x_t^1, x_t^2, \dots, x_t^{20})'$ – вектор наблюдаемых переменных;

$E_t = (\varepsilon_t^1, \varepsilon_t^2, \dots, \varepsilon_t^{20})'$ – вектор специфических компонент;

$\bar{F}_t = (f_t^1, f_t^2, f_{t-1}^1, f_{t-1}^2)'$ – «дополненный» вектор факторов;

$(f_t^1, f_t^2)' = F_t$ – вектор факторов из (3);

$[\lambda_i^k]$ – матрица факторных нагрузок из (3), $k \in \{1, \dots, 20\}, l \in \{1, 2\}$; $[a_{m,n}^1]$ и

$[a_{m,n}^2]$ – матрицы A^1 и A^2 из (3), $m \in \{1, 2\}, n \in \{1, 2\}$;

$\bar{Z}_t = (z_t^1, z_t^2, 0, 0)'$ – «дополненный» вектор белого шума, $(z_t^1, z_t^2)' = Z_t$ – вектор белого шума из (3).

Для применения фильтра Кальмана к системе уравнений (4) и итоговой оценке факторов в свою очередь необходимы оценки матриц \bar{A} и \bar{B} , а также ковариационных матриц для векторов E_t и \bar{Z}_t . Оценки параметров для \bar{A} и E_t , а также начальных значений факторов извлекались из метода главных компонент. На основе начальных значений факторов с помощью стандартного метода наименьших квадратов для VAR-модели из (3) оценивались параметры для \bar{A} и \bar{Z}_t .

После оценки систем уравнений (4) для перехода к квартальным данным месячные значения факторов усреднялись. Далее составлялось уравнение связи между факторами и годовым темпом роста ВВП, оцениваемое с помощью стандартного метода наименьших квадратов:

$$(GDP_t - 100) = \beta_0 * (GDP_{t-1} - 100) + C + \beta_r * f_{t-i_r}^r + \beta_m * f_{t-i_m}^m + \beta_f * f_{t-i_f}^f + \beta_p * f_{t-i_p}^p + \varepsilon_t \quad (6),$$

где GDP_t – годовой темп роста ВВП, $f_{t-i_j}^j$ – фактор, рассчитанный для группы переменных j и взятый с лагом i_j , $i_j \in \{0, 1, 2, 3\}$, индекс r соответствует показателям реального сектора, индекс f – показателям финансового сектора, индекс m – показателям денежного блока, индекс p – показателям ценового блока⁶.

Наконец, общая схема получения оптимальной модели для прогноза ВВП выглядит следующим образом:

- на основе доли объяснения факторами из каждой группы переменных их суммарной дисперсии (Таблица 1) отбиралось первоначальное (не большее 5) количество факторов, полезных для дальнейшего применения (как видно из таблицы для реального и внешнего секторов необходимо взять все 5 факторов, для финансового и денежного блоков достаточно ограничиться 3 факторами, для ценового блока – 2 факторами, так как они объясняют более 80% суммарной дисперсии);

⁶ Для группы переменных реального сектора лаг при соответствующем факторе был задан нулевым по причине необходимости учета последней динамики переменных данного сектора

- при заданном количестве факторов для каждой группы переменных производилась их оценка;
- для каждого набора факторов (по одному из каждой группы) и каждого набора соответствующих им лагов оценивалось уравнение (6);
- на основании точности прогноза на тестовом периоде (подробнее об этом – в следующей главе), превосходящей точность наивной модели⁷, происходил отбор наборов факторов и их лагов в уравнении (6)⁸;
- из отобранных в предыдущем пункте наборов факторов и лагов дополнительно рассматривались те наборы и соответствующие им уравнения, которые были оптимальными по информационным критериям Акаике и Шварца, показывали наилучшую точность на тестовой выборке, обладали значимыми коэффициентами;
- для каждого отобранного уравнения подбиралось оптимальное оцениваемое количество факторов для системы уравнений (4) так, чтобы улучшить уравнение в части критериев, представленных в прошлом пункте;
- в случае выбора между несколькими уравнениями, опираясь на экспертную оценку исторического вклада того или иного фактора в динамику ВВП, а также экспертное восприятие лагов факторов в уравнении (6), выбиралось окончательное уравнение для прогноза ВВП.

Таблица 1

Доля объяснения факторами суммарной дисперсии группы показателей в зависимости от количества оцениваемых факторов

Группа показателей/кол-во факторов	Реальный и внешний сектор	Финансовый сектор	Денежный блок	Ценовой блок
1	34.9%	51.2%	72.0%	63.5%
2	47.4%	72.4%	82.2%	88.0%
3	57.9%	87.4%	88.8%	100%
4	64.3%	95.6%	93.8%	-
5	70.2%	99.2%	97.6%	-

Источник: расчеты автора

4. Обсуждение результатов

4.1 Результаты оценивания уравнения связи

По итогам применения описанной выше схемы поиска оптимального уравнения и оценивающих его факторов (далее – Схемы) было рассмотрено в общей сложности 13 284 уравнений, и в результате на основании информационных критериев Акаике и Шварца было выбрано уравнение

⁷ Прогноз наивной модели на всем прогнозном периоде – последнее наблюдение в выборке, используемой для оценивания параметров уравнения (6)

⁸ Код Eviews, реализующий последние три пункта, представлен в Приложении 3

$$(GDP_t - 100) = \underset{(0,0987)}{(-0,22)} * (GDP_{t-1} - 100) + \underset{(0,000)}{6,46} + \underset{(0,000)}{2,57} * f_t^r + \underset{(0,001)}{0,90} * f_{t-1}^m -$$

$$\underset{(0,000)}{1,38} * f_{t-1}^f - \underset{(0,000)}{1,28} * f_{t-3}^p \quad (7),$$

где в качестве объясняющих переменных были взяты первые факторы из каждой группы переменных⁹. При этом оценивалось 5 факторов реального сектора, 3 фактора финансового сектора, 2 фактора денежного и ценового блоков. Данное уравнение обладает недостатком, что коэффициент при лаговом значении ВВП имеет отрицательный знак и значим лишь на уровне 10%. В этой связи было рассмотрена спецификация уравнения (6) без лага ВВП, и в результате применения Схемы было найдено то же уравнение

$$(GDP_t - 100) = \underset{(0,000)}{5,27} + \underset{(0,000)}{2,08} * f_t^r + \underset{(0,005)}{0,75} * f_{t-1}^m - \underset{(0,000)}{1,11} * f_{t-1}^f - \underset{(0,000)}{1,15} * f_{t-3}^p \quad (8),$$

где в качестве объясняющих переменных были также взяты первые факторы из каждой группы переменных, и количество оцениваемых факторов было таким же, как и для уравнения (7).

4.2 Точность прогноза, вклады факторов в темпы роста ВВП, перегруппировка переменных

Чтобы проверить уравнение (8) на прогнозную точность, проводилась серия ежемесячных прогнозов в псевдо-реальном времени (июль 2017 года - сентябрь 2018 года). Горизонт прогноза сначала включал только текущий квартал, затем текущий и еще один квартал, и, наконец, текущий квартал, а также два следующих квартала¹⁰. На обучающей выборке проводилась оценка уравнения (8), далее осуществлялся прогноз, и полученные прогнозные значения сравнивались с фактическими для извлечения ошибок прогноза. При этом подразумевалось, что у тех месячных данных, у которых присутствовало запаздывание в публикации относительно остальных, данный лаг в публикации сохранялся и на обучающей выборке.

В качестве мер, характеризующих точность прогноза, использовались стандартные величины – средняя абсолютная ошибка (MAE), для которой важно только среднее отклонение, средняя квадратическая ошибка (RMSE), которая учитывает кроме того и дисперсию ошибки, средняя абсолютная относительная ошибка (MAPE), нивелирующая масштаб ошибок. В дополнение, для определения того, что полученная модель в целом прогнозирует лучше, чем прогноз «наивной» модели, рассчитывался коэффициент Тейла, который в этом случае должен быть меньше единицы. При этом если данный коэффициент больше или равен единице, то применение рассматриваемой модели не имеет смысла, так как тогда проще вообще не строить модель.

Значения описанных выше мер точности показаны для 15 прогнозов на различные горизонты в таблице 2 приложения 4. При этом все прогнозы можно

⁹ В круглых скобках под коэффициентами уравнения здесь и далее указано p-value соответствующей t-статистики

¹⁰ В случае отсутствия фактических данных горизонт прогноза сокращался

разбить на 3 отдельные группы. В первой группе будут прогнозы, для которых текущий квартал представлен 1 месяцем известной информации, во второй группе – 2 месяцами, в третьей – 3 месяцами. Тогда если усреднить значения мер точности прогнозов внутри этих групп, то получатся сводные показатели точности в зависимости от горизонта прогноза и количества месяцев доступной информации внутри квартала (Таблицы 2-5).

Таблица 2

Среднее значение RMSE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза и степени объема доступной информации о текущем квартале

Горизонт прогноза/объем доступной информации	1 месяц	2 месяца	3 месяца
1	0.16	0.2	0.14
2	0.41	0.58	0.34
3	0.51	0.78	0.39

Источник: расчеты автора

Таблица 3

Среднее значение MAE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза и степени объема доступной информации о текущем квартале

Горизонт прогноза/объем доступной информации	1 месяц	2 месяца	3 месяца
1	0.16	0.2	0.14
2	0.31	0.49	0.28
3	0.4	0.69	0.33

Источник: расчеты автора

Таблица 4

Среднее значение MARE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза и степени объема доступной информации о текущем квартале

Горизонт прогноза/объем доступной информации	1 месяц	2 месяца	3 месяца
1	0.15	0.2	0.13
2	0.3	0.47	0.27
3	0.38	0.67	0.32

Источник: расчеты автора

Таблица 5

Среднее значение коэффициента Тейла динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от

горизонта прогноза и степени объема доступной информации о текущем квартале

Горизонт прогноза/объем доступной информации	1 месяц	2 месяца	3 месяца
1	0.4	0.31	0.29
2	0.84	1.07	0.71
3	0.59	0.89	0.46

Источник: расчеты автора

Как следует из приведенных выше таблиц, динамическая факторная модель превосходит в точности наивный прогноз с 3 месяцами доступной информации на всех горизонтах, а также в прогнозе на текущий квартал для всех месяцев доступной информации (значения коэффициента Тейла меньше 1). Данный факт доказывает целесообразность использования динамической факторной модели для прогноза в большей степени на текущий квартал и как вспомогательного инструмента для прогноза на 3 квартала. В дополнение, необходимо отметить, что в целом точность прогноза увеличивается с появлением новой доступной информации, что отражается в снижении соответствующих показателей точности (по крайней мере, для 1 и 3 месяца доступной информации о текущем квартале).

Динамическая факторная модель позволяет получить прогнозные значения факторов, и данные значения затем можно использовать для подстановки в уравнение (8) для осуществления прогноза на текущий квартал и 2 квартала вперед¹¹. Так, годовой темп роста ВВП методом производства в 4 квартале 2018 года относительно соответствующего квартала предыдущего года составил 3,8% (Рисунок 1).

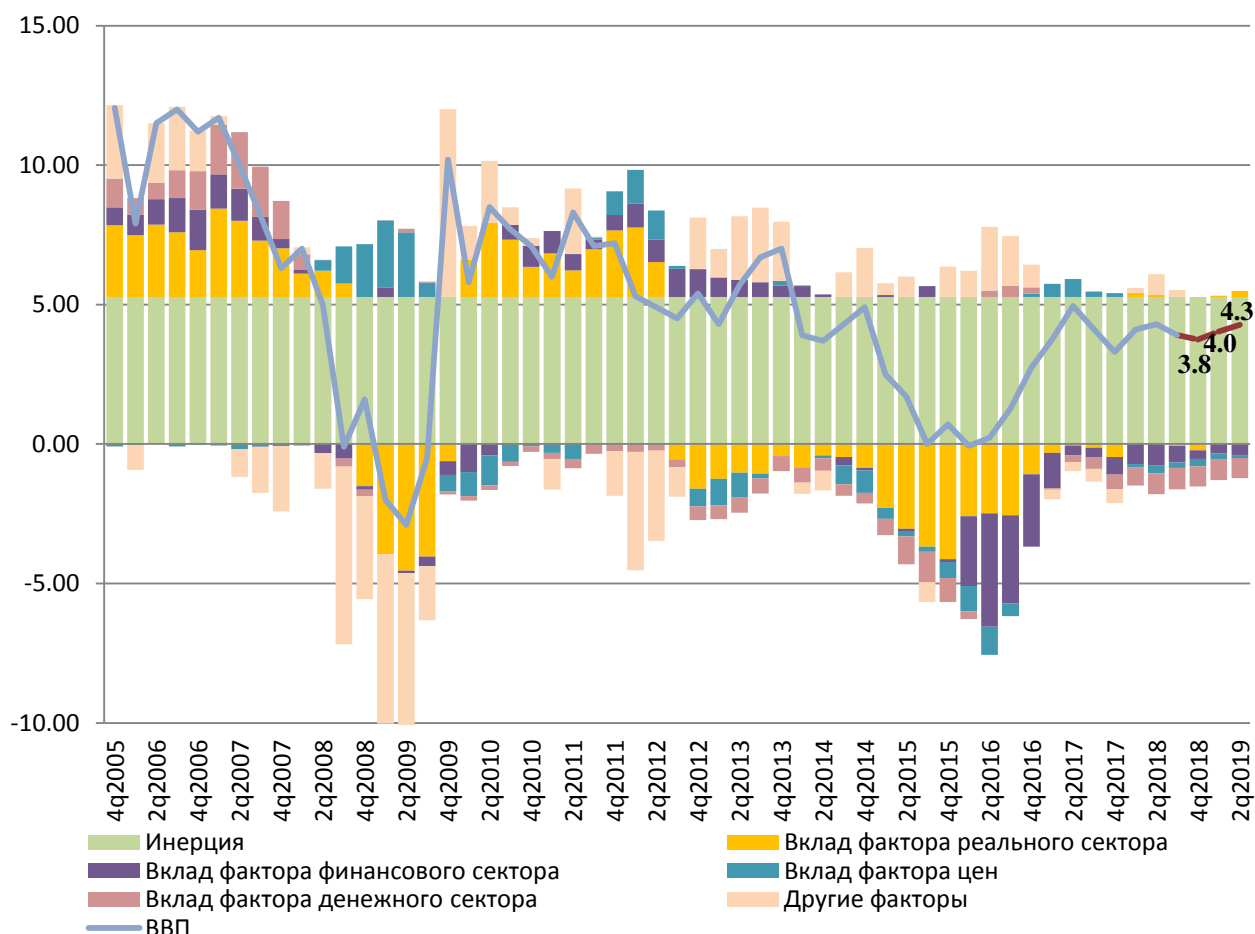
Кроме того, с помощью динамической факторной модели и уравнения (8) можно получить факторное разложение ВВП, где вкладом фактора будет произведение значения фактора на советующий коэффициент при этом факторе, вкладом инерции будет свободный член, а ошибки будут другими факторами (Рисунок 1).

Благодаря представленному разложению можно заметить, что до мирового финансового кризиса факторы реального, финансового и денежного блоков вносили значительный положительный вклад в рост ВВП. После мирового финансового кризиса и существенного снижения внешнего финансирования, вклад показателей денежного блока стал и продолжает быть отрицательным. Падение цен на нефть в 2014-2015 годах отразилось на отрицательном вкладе реального сектора, а ужесточение денежно-кредитной политики НБРК в конце 2015 года – на заметном отрицательном вкладе финансового сектора в 2016 году. На данный момент вследствие умеренного восстановления цен на нефть, а также роста добычи нефти наблюдается нейтральное влияние на ВВП реального сектора, а также слабо отрицательный вклад со стороны денежного, финансового, ценового блоков.

¹¹ Прогноз осуществлялся по данным, доступным в конце ноября 2018 года

Рисунок 1

Динамика темпов роста ВВП в %, квартал к соответствующему кварталу предыдущего года, и вклад факторов в ее изменение¹²



Источник: расчеты автора

Наконец, проведем сравнение результатов оценивания и прогнозов уравнения (8) в зависимости от отнесения определенных групп переменных к тем или иным факторным группам. Как уже было отмечено выше, в работе (Безбородова, Новопольцев, Профатилов, 2017) все переменные были разбиты на 5 блоков: реальный сектор, финансовый сектор, ценовой блок, внешний блок, блок рынка труда и уровня жизни населения. Так как в данной работе переменные двух последних блоков (под номерами 15-22 в Приложении 1) были включены в реальный сектор, то представляет интерес сравнение альтернативных спецификаций факторов с исходной спецификацией. В таблице 6 приведены результаты сравнения оценки уравнения связи (6) для 18 конкурирующих спецификаций группировок переменных в факторы. Эти спецификации учитывали все возможные комбинации двух групп переменных (внешнего сектора и блока рынка труда и уровня жизни населения), а также лагированного значения ВВП, в которых данные переменные могли

¹² Высокую долю инерции в факторном разложении можно объяснить тем, что в данном случае она характеризует средний рост экономики Казахстана за период 2005 – 2018 гг., а по причине нормализации объясняющих месячных показателей значения факторов характеризуют «общие» отклонения от средних значений данных показателей и поэтому объясняют отклонение роста ВВП от своего среднего значения.

отсутствовать, образовывать самостоятельную факторную группу или могли быть включенными в реальный сектор. Оценка и отбор уравнений для каждой спецификации осуществлялись согласно Схеме. При этом в таблице 6 для краткости представлены лишь значения информационного критерия Акаике на полной выборке, а также средние значения средней квадратической ошибки (RMSE) за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года для различных горизонтов прогноза при наличии полной месячной информации о текущем квартале. По-прежнему, уравнения выбирались так, чтобы превзойти в точности на тестовых выборках «наивные» прогнозы.

Таблица 6

Сравнение различных моделей в зависимости от группировки переменных, относящихся к внешнему сектору, рынку труда и уровня жизни населения, по критериям Акаике и средней квадратической ошибки (RMSE) на различные горизонты

№	Код модели ¹³	RMSE 1 квартал	RMSE 2 квартал	RMSE 3 квартал	Критерий Акаике	Примечание
1	LS, ES, GDP	0.2	0.35	0.38	3.41	знак у GDP<0
2	LS, ES, no GDP	0.3	0.41	0.45	3.45	4 фактор LS имеет неадекватную историческую динамику
3	LS, no ES, GDP	0.16	0.28	0.34	3.4	знак у GDP<0
4	LS, no ES, no GDP	0.22	0.43	0.5	3.76	
5	LS, ES in RS, GDP	0.23	0.31	0.26	3.54	знак у GDP<0, LS незначим
6	LS, ES in RS, no GDP	0.18	0.38	0.38	3.48	4 фактор LS имеет неадекватную историческую динамику
7	No LS, ES, GDP	0.27	0.35	0.41	3.43	знак у GDP<0
8	No LS, ES, no GDP	0.27	0.37	0.41	3.5	ES незначим
9	No LS, no ES, GDP	0.31	0.4	0.48	3.44	знак у GDP<0
10	No LS, no ES, no GDP	0.31	0.41	0.48	3.48	

¹³ LS обозначает фактор рынка труда и уровня жизни населения, ES – внешний сектор, RS – реальный сектор, GDP – ВВП, частица “no” – отсутствие фактора или ВВП, предлог “in” – включение соответствующей группы переменных в реальный сектор

11	No LS, ES in RS, GDP	нет	нет	нет	нет	не применимы
12	No LS, ES in RS, no GDP	нет	нет	нет	нет	не применимы
13	LS in RS, ES, GDP	0.29	0.38	0.39	3.92	знак у GDP<0
14	LS in RS, ES, no GDP	0.3	0.35	0.32	3.79	ES значим лишь на уровне 15%
15	LS in RS, no ES, GDP	0.3	0.61	0.51	3.83	знак у GDP<0
16	LS in RS, no ES, no GDP	0.08	0.34	0.41	3.81	
17	LS in RS, ES in RS, GDP	0.17	0.36	0.4	3.67	уравнение (6), знак у GDP<0
18	LS in RS, ES in RS, no GDP	0.14	0.34	0.39	3.69	выбранное уравнение (8)

Источник: расчеты автора

Как видно из таблицы 6, выбранное нами уравнение (8) или спецификация №18 в сравнении с большинством других спецификаций обладает экономически адекватными и статистически значимыми коэффициентами, а также факторной динамикой, согласующейся с экономической историей Казахстана (Рисунок 1). Между тем, данными свойствами обладают и спецификации №4 и №16, однако они уступают спецификации №18 по информационному критерию Акаике, проигрывают или заметно не превосходят его в точности на различных горизонтах прогноза. В дополнение, у данных спецификаций отсутствуют переменные внешнего сектора, что значительно обедняет их, учитывая подверженность экономики Казахстана внешним шокам. Таким образом, изначально выбранное нами уравнение (8) является наиболее оптимальным среди предложенных спецификаций.

5. Выводы и рекомендации для дальнейших исследований

В настоящей работе на примере Казахстана представлен один из популярных в последнее время подходов к текущему и краткосрочному прогнозированию ВВП, характеризующийся построением динамической факторной модели в пространстве состояний и оцениванием факторов с помощью фильтра Кальмана. Данный метод позволяет аккумулировать широкий набор данных для реального и внешнего, финансового, денежного, ценового блоков макроэкономических переменных для прогноза ВВП, при этом решая проблему несбалансированности данных.

Прогнозы по динамической факторной модели превосходят по точности прогнозы «наивной» модели, о чем свидетельствуют значения коэффициента

Тейла меньше единицы. В то же время точность прогноза в целом улучшается по мере поступления новой статистической информации. В этой связи, динамическую факторную модель можно использовать для ежемесячного прогноза темпов роста ВВП текущего квартала по мере выхода новой месячной статистики, а также как вспомогательную модель для краткосрочного прогноза в рамках системы анализа и прогнозирования Национального Банка Республики Казахстан.

Помимо непосредственно прогнозов, динамическая факторная модель позволяет производить декомпозицию темпов роста ВВП как в ретроспективе, так и в прогнозном периоде, что раскрывает суть исторической динамики показателя и облегчает понимание прогноза.

Дальнейшие исследования в данной области могут касаться рассмотрения дополнительного к уже имеющимся группам фактора, относящегося к показателям опросов бизнеса и населения, что может улучшить прогностические свойства модели, однако приведет к не совсем ясной интерпретации факторного разложения. К совершенствованию текущей модели можно отнести и поиск иных переменных или иной группировки переменных, которые могут лучше объяснить и предсказать динамику ВВП. В заключение, перспективным направлением в данной области является также включение в уравнение связи элементов нелинейности.

Список литературы:

1. Мекенбаева К., Жузбаев А. (2017). Краткосрочное прогнозирование экономической активности в Казахстане. Экономическое обозрение НБРК-2017-3, 10-12.
2. Жузбаев А. (2017). Моделирование краткосрочного экономического индикатора в Казахстане. Департамент исследований и статистики НБРК. Экономическое исследование №2017-6. NBRK-WP-2017-6. Июнь, 6-16.
3. Поршаков А., Дерюгина Е., Пономаренко А., Синяков А. (2015). Краткосрочное оценивание и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели. Банк России: Серия докладов об экономических исследованиях, 2, 8-41.
4. Ачкасов, Ю. (2016). Модель оценивания ВВП России на основе текущей статистики: модификация. Банк России: Серия докладов об экономических исследованиях, 8, 5-9.
5. Безбородова А., Новопольцев А., Профатилов С. (2017). Подход к оценке текущего значения ВВП Беларуси и его краткосрочного прогноза. Национальный Банк Республики Беларусь. Журнал "Банкаўскі веснік", 2, 11-19.
6. Kamila Mekenbayeva, Karel Musil. Forecasting system at the National Bank of Kazakhstan: Survey-based nowcasting, Research and Statistics Department of the NBRK. Working Paper №2017-1. NBRK-WP-2017-1. February 2017, 13-39.
7. Forni M. and Lippi M. (1997). Aggregation and the Microfoundations of Dynamic Macroeconomics. Oxford University Press.
8. Forni M., Hallin M., Lippi M. and Reichlin L. (2000). The generalized dynamic-factor model: Identification and estimation. Review of Economics and Statistics, 82, 540-554.
9. Forni M., Hallin M., Lippi M. and Reichlin L. (2003). Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area? Journal of Monetary Economics, 50, 1243-1255.
10. Stock J. and Watson M. (1989). New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators. In NBER Macroeconomics Annual, NBER.
11. Stock J. and Watson M. (2002). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. Journal of Business and Economic Statistics, 20, 147-162.
12. Stock, J. and M. Watson (2010). Dynamic Factor Models. In Oxford Handbook of Economic Forecasting, M.P. Clements and D.F. Hendry (ed.), Oxford University Press, Chapter 2
13. R. Engle, M. Watson (1981). A one-factor multivariate time series model of metropolitan wage rates. Journal of American Statistical Association, 76, 774-781.
14. Mariano R. and Murasawa Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. Journal of Applied Econometrics, 18, 427-443.

15. Aruoba S., Diebold F.X. and Scotti C. (2009). Real-time measurement of business conditions. *Journal of Business and Economic Statistics*, 27, 4, 417-427.
16. Camacho M. and Perez-Quiros G. (2010). Introducing the EURO-STING: Short Term Indicator of Euro Area Growth. *Journal of Applied Econometrics*, 25, 663–694.
17. Camacho M. and Perez-Quiros G. (2011). Spain-STING: Spain short-term indicator of growth. *The Manchester School*, 79, 594-616.
18. Giannone D., Reichlin L. and Small D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55, 665-676.
19. Doz C., Giannone D. and Reichlin L. (2011). A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering. *Journal of Econometrics*, 164, 188-205.
20. Solberger M., Spanberg E. (2017). Estimating a dynamic factor model in EViews using the Kalman filter and smoother. Uppsala University. Working paper 2017:2, 36.
21. Schumacher C. (2007). Forecasting German GDP using alternative factor models based on large datasets. *Journal of Forecasting*, 26, 271-302.

Таблица 1

Перечень переменных для оценки динамической факторной модели

№	Сектор (Блок)	Наименование переменной	Источник информации	Последний месяц наблюдения
1	Реальный и внешний	Индекс промышленного производства, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
2	Реальный и внешний	Индекс физического объема в горнодобывающей промышленности, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
3	Реальный и внешний	Индекс физического объема в обрабатывающей промышленности, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
4	Реальный и внешний	Средневзвешенный по объемам производства индекс физического объема по отраслям электроснабжение, подача газа, пара и воздушное кондиционирование и водоснабжение; канализационная система, контроль над сбором и распределением отходов, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК, расчеты автора	Месяц $t - 1$
5	Реальный и внешний	Индекс физического объема в отрасли производство кокса и продуктов нефтепереработки, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
6	Реальный и внешний	Средневзвешенный по объемам производства индекс физического объема по отраслям производство продуктов питания и производство напитков, в % к соответствующему месяцу	КС МНЭ РК, расчеты автора	Месяц $t - 1$

		предыдущего года		
7	Реальный и внешний	Индекс физического объема строительных работ, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
8	Реальный и внешний	Индекс физического объема розничного товарооборота, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
9	Реальный и внешний	Ввод в эксплуатацию жилых зданий, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
10	Реальный и внешний	Индекс физического объема инвестиций в основной капитал, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
11	Реальный и внешний	Грузооборот транспорта, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
12	Реальный и внешний	Перевозки грузов всеми видами транспорта, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
13	Реальный и внешний	Грузооборот железнодорожного транспорта, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
14	Реальный и внешний	Грузооборот автомобильного транспорта, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
15	Реальный и внешний	Численность экономически активного населения, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
16	Реальный и внешний	Среднемесячная номинальная заработная плата, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
17	Реальный и внешний	Среднемесячная реальная заработная плата, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК, расчеты автора	Месяц $t - 1$
18	Реальный и	Индекс номинальных денежных	КС МНЭ	Месяц $t - 2$

	внешний	доходов, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	РК	
19	Реальный и внешний	Индекс реальных денежных доходов, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 2$
20	Реальный и внешний	Среднемесячная цена на нефть марки Brent, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	ЕИА	Месяц $t - 1$
21	Реальный и внешний	Экспорт товаров в млн. долларов США, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 2$
22	Реальный и внешний	Импорт товаров в млн. долларов США, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 2$
23	Финансовый	Индекс номинального эффективного курса тенге к иностранным валютам, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
24	Финансовый	Индекс реального эффективного курса тенге к иностранным валютам, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 2$
25	Финансовый	Международные резервы РК с учетом активов Национального фонда, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
26	Финансовый	Ставка вознаграждения банков по привлеченным депозитам юридических лиц в тенге	НБРК	Месяц $t - 1$
27	Финансовый	Ставка вознаграждения банков по привлеченным депозитам физических лиц в тенге	НБРК	Месяц $t - 1$
28	Финансовый	Ставка вознаграждения банков по выданным кредитам юридическим лицам в тенге	НБРК	Месяц $t - 1$
29	Денежный	Денежная база (резервные	НБРК	Месяц $t - 1$

		деньги), изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года		
30	Денежный	Денежный агрегат М0 (наличные деньги в обращении), изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
31	Денежный	Денежный агрегат М3 (денежная масса), изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
32	Денежный	Тенговая денежная масса, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК, расчеты автора	Месяц $t - 1$
33	Денежный	Всего депозитов физических лиц, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
34	Денежный	Всего депозитов юридических лиц, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
35	Денежный	Общий объем кредитов физическим лицам, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
36	Денежный	Общий объем кредитов юридическим лицам, изменение в % к соответствующему месяцу предыдущего года	НБРК	Месяц $t - 1$
37	Ценовой	Индекс потребительских цен, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
38	Ценовой	Индекс цен предприятий-производителей промышленной продукции, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$
39	Ценовой	Индекс цен в сельском, лесном и рыбном хозяйстве, в % к соответствующему месяцу предыдущего года	КС МНЭ РК	Месяц $t - 1$

Источник: составлено автором на основе информации КС МНЭ РК, НБ РК, ЕИА

Рисунок 1

**Динамика сезонно-скорректированного методом TRAMO-SEATS
анализированного темпа роста ВВП Казахстана к предыдущему кварталу**

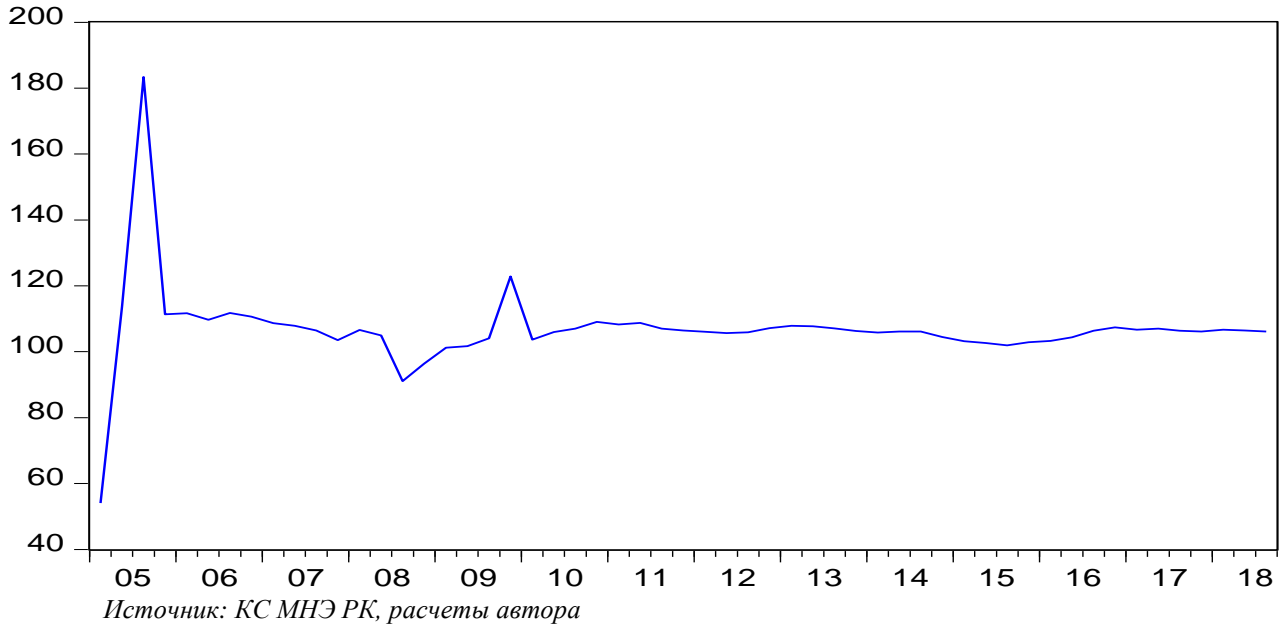


Рисунок 2

**Динамика сезонного фактора, полученного методом TRAMO-SEATS, для
темпа роста ВВП Казахстана к предыдущему кварталу**

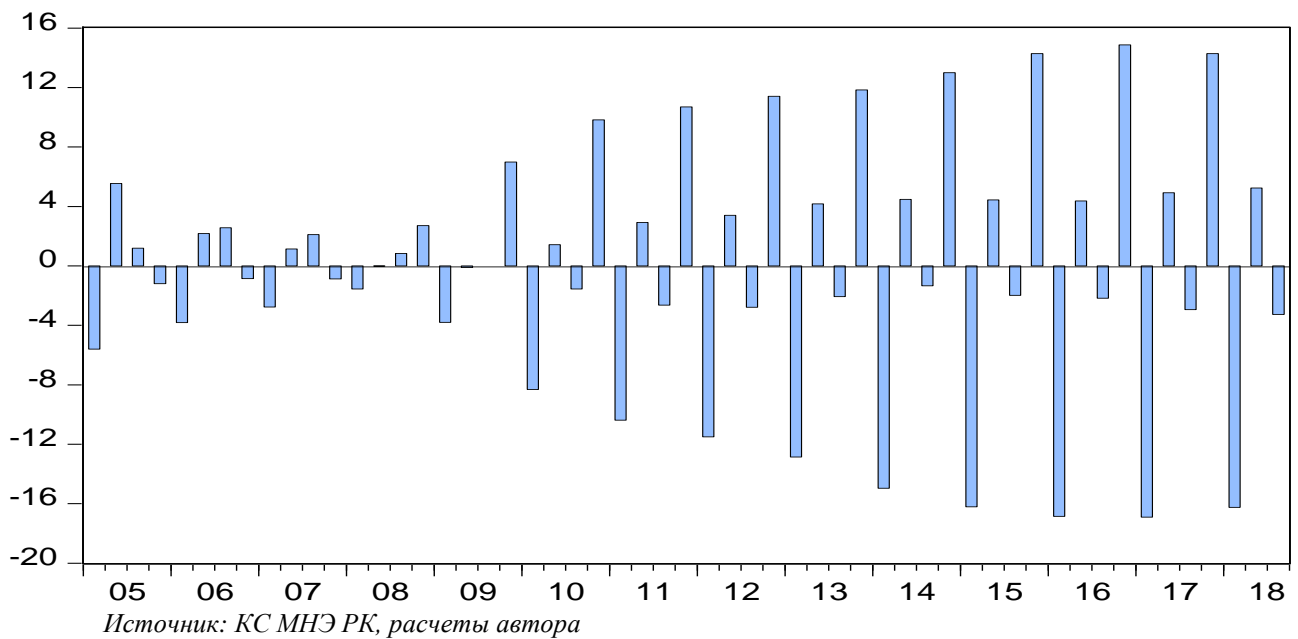


Рисунок 3

Динамика сезонно-скорректированного методом Х-12 ануализированного темпа роста ВВП Казахстана к предыдущему кварталу

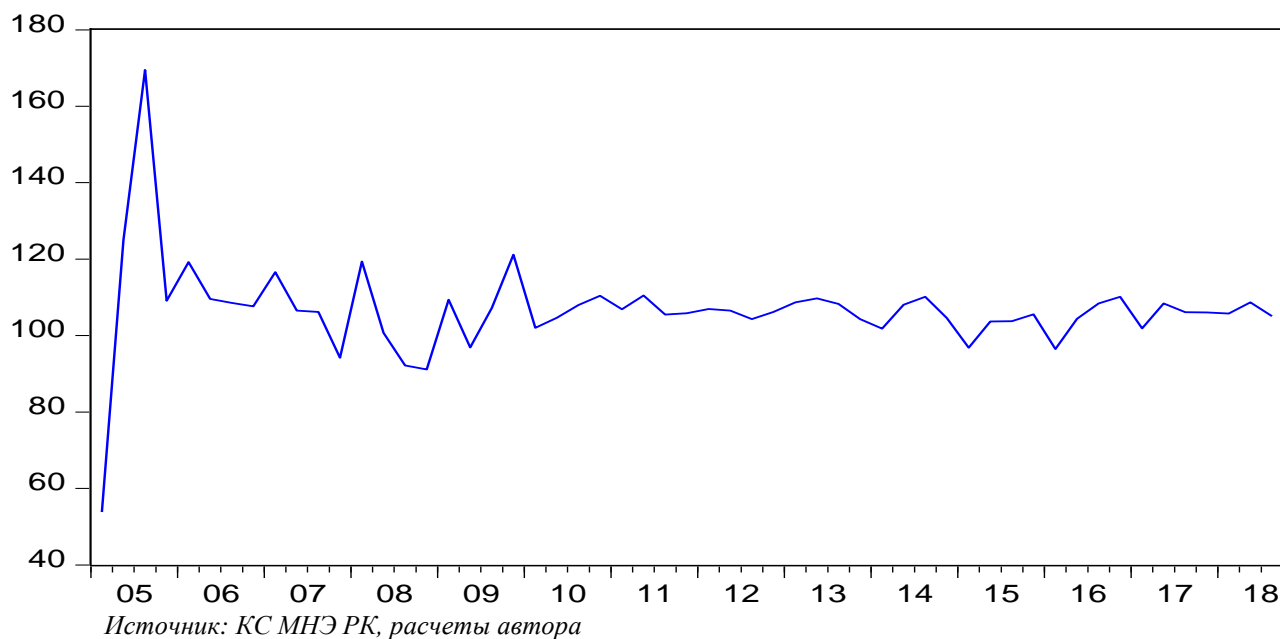
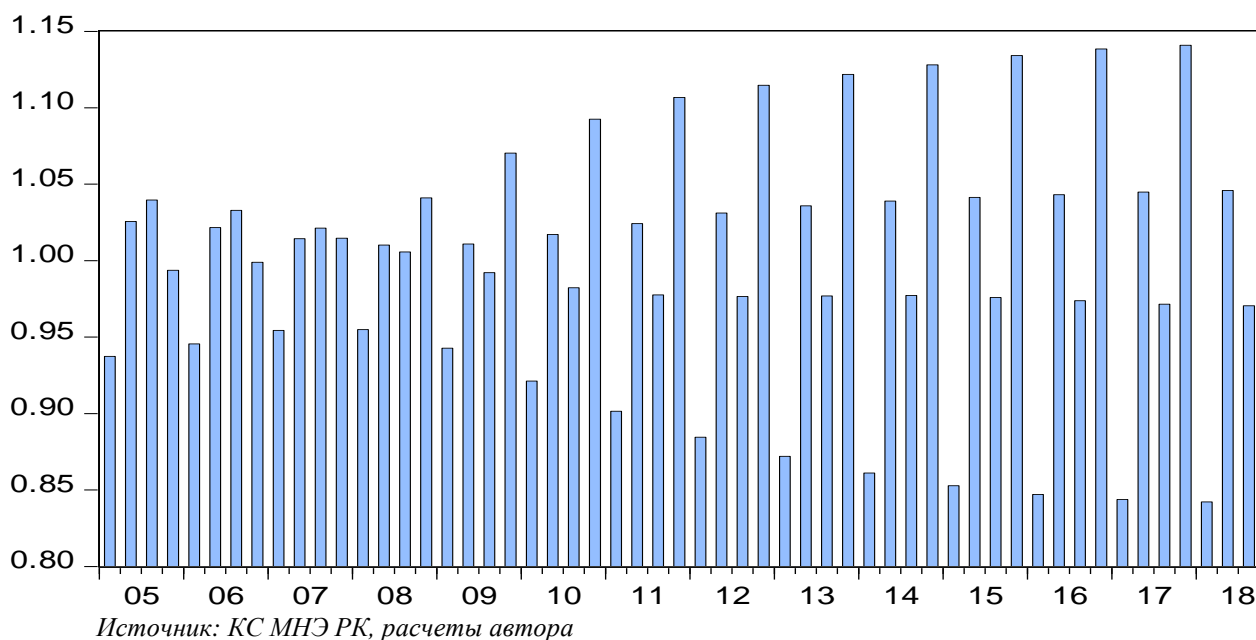


Рисунок 4

Динамика сезонного фактора, полученного методом Х-12, для темпа роста ВВП Казахстана к предыдущему кварталу



Код Eviews оценки динамической факторной модели и отбора оптимального набора параметров для уравнения ВВП¹⁴

```

Subroutine DFM(Group XGrp, Scalar FNum, Scalar V Lag, Sample S)
'SCALAR WITH THE NUMBER OF OBSERVED VARIABLES
Scalar XNum = XGrp.@Count
'FINDING SAMPLE FOR BALANCED PANEL
'Creating matrix that preserves NAs with name 'XMat'
Smpl @All
Stomna(XGrp,XMat)
'Finding start and end dates for balanced panel, restricted by sample S
Smpl S
If @Dtoo(@WLeft(@PageSmpl,1)) >= @Max(@Cifirst(XMat)) Then
%BalStart = @WLeft(@PageSmpl,1)
Else
%BalStart = @Otod(@Max(@Cifirst(XMat)))
EndIf
If @Dtoo(@WRight(@PageSmpl,1)) <= @Min(@Cilast(XMat)) Then
%BalEnd = @WRight(@PageSmpl,1)
Else
%BalEnd = @Otod(@Min(@Cilast(XMat)))
EndIf
'CHECKING THAT THERE ARE NO MISSING VALUES WITHIN BALANCED PANEL
Smpl {%BalStart} {%BalEnd}
!i = 0
While !i < XGrp.@Count
!i = !i+1
%SerName = XGrp.@Seriesname(!i)
Series NAtest = @IsNa({%SerName})
If @Sum(NAtest) > 0 Then
%PromptStr = %SerName + " has NAs within the balanced panel."
%PromptStr = %PromptStr + " The variable is removed."
@UiPrompt(%PromptStr)
XGrp.Drop {%SerName}
If XGrp.@Count > 0 Then
Matrix LambdaHat = LambdaHat.@DroproW(!i)
Matrix CovEpsHat = CovEpsHat.@DroproW(!i)
!i = !i-1
Else
'If no variables remain, the subroutine is ended
@UiPrompt("There are no variables left. The subroutine is ended.")
Return
EndIf
EndIf
WEnd

'Recreating scalar with number of variables
XNum = XGrp.@Count

'ESTIMATING BY PC
'Standardizing data over balanced panel
For !i = 1 to XNum
%Series = XGrp.@Seriesname(!i)
Smpl {%BalStart} {%BalEnd}
!Std = @StDev({%Series})
!Mean = @Mean({%Series})
Smpl @All
{%Series} = ({%Series}-!Mean)/!Std
Next
Smpl {%BalStart} {%BalEnd}
'Creating matrix of balanced panel (T times N)
Stom(XGrp,XMatBal)

```

¹⁴ Код EViews для процедуры DFM был взят из работы Solberger M., Spanberg E. (2017)

```

'Computing sample covariance matrix of x
Sym CovXHat = (@Transpose(XMatBal))*XMatBal/@Rows(XMatBal)
'Computing ordered eigenvalues and associated eigenvectors
Vector EigVals = @Sort(@Eigenvalues(CovXHat),"d")
Vector EigRanks = @Ranks(EigVals,"a","i")
Matrix EigVecs = @Rapplyranks(@Eigenvalues(CovXHat),EigRanks)
'Estimating factors (GHat: N times T) and loadings (LambdaHat: N times R),
'and residual covariance matrix (CovEpsHat: N times N)
Matrix DHat = @Makediagonal(@Subextract(EigVals,1,1,FNum,1))
Matrix PHat = @Subextract(EigVecs,1,1,XNum,FNum)
Matrix GHat = (@Sqrt(@Inverse(DHat)))*(@Transpose(PHat))*(@Transpose(XMatBal))
Matrix LambdaHat = PHat*(@Sqrt(DHat))
'Estimating residual covariance matrix
Matrix CovEpsHat = CovXHat-(LambdaHat*(@Transpose(LambdaHat)))
'Creating factor series, that will be used for constructing states
Group FGp
For !i = 1 to FNum
Series pc_{!i}
FGp.Add pc_{!i}
Next
'Placing values in factor series
Matrix TGHat = @Transpose(GHat)
Mtos(TGHat,FGp)
'Creating list with names of factor series
%Glist = FGp.@Members

'ESTIMATING VAR ON FACTORS, WITHOUT CONSTANT
Smpl {%BalStart} {%BalEnd}
Var GVar.Ls(noconst) 1 {VLag} {%Glist}
'Placing VAR coefficients in matrix
Matrix AHat = GVar.@Coefmat
'Creating VAR residual covariance matrix
Matrix CovWHat = GVar.@Residcov

'CREATING STATE SPACE OBJECT WITH NAME 'DFMSS'
SSpace DFMSS
'NAMING SIGNAL RESIDUALS AND ASSIGNING THEM PC-ESTIMATED VARIANCES
For !i = 1 to XNum
DFMSS.Append @ename e{!i}
DFMSS.Append @evar Var(e{!i}) = CovEpsHat(!i,!i)
Next
'NAMING STATE RESIDUALS AND ASSIGNING THEM ESTIMATED VAR RESIDUAL
'VARIANCE/COVARIANCES
For !i = 1 to FNum
DFMSS.Append @ename w{!i}
DFMSS.Append @evar Var(w{!i}) = CovWHat(!i,!i)
If FNum > 1 Then
For !j = !i+1 to FNum
DFMSS.Append @evar Cov(w{!i},w{!j}) = CovWHat(!i,!j)
Next
EndIf
Next
'DEFINING THE SIGNAL EQUATIONS
For !i = 1 to XNum
'Making string variable that is filled with signal equations
%Signal = XGrp.@Seriesname(!i)+"="
For !j = 1 to FNum
%Signal = %Signal + " LambdaHat(" + @Str(!i) + "," + @Str(!j) + ")*SV"
%Signal = %Signal + @Str(!j) + "_0 +"
Next
'Adding error and appending signal equations to state space object
%Signal = %Signal + " e" + @Str(!i)
DFMSS.Append @Signal {%Signal}
Next
'DEFINING THE R (= NUMBER OF FACTORS) FIRST STATE EQUATIONS
For !i = 1 to FNum
'Making string variable that is filled with state equation
%State = "SV" + @Str(!i) + "_0 ="
For !a = 1 to FNum

```

```

For !j = 1 to VLag
%State = %State + " AHat(" + @Str(!j + VLag*(!a-1)) + "," + @Str(!i)
%State = %State + ")*SV" + @Str(!a) + "_" + @Str(!j-1) + "(-1) +"
Next
Next
'Adding error and appending state equations to state space object
%State = %State + " w" + @Str(!i)
DFMSS.Append @State {%State}
Next
'DEFINING THE REMAINING STATE EQUATIONS, WITHOUT ERRORS
For !i = 1 to FNum
For !j = 1 to VLag-1
%State = "SV" + @Str(!i) + "_" + @Str(!j) + " = SV" + @Str(!i) + "_"
%State = %State + @Str(!j-1) + "(-1)"
DFMSS.Append @State {%State}
Next
Next

'SETTING UP SMOOTHER
Smpl S
DFMSS.ml
DFMSS.Makestates(t=smooth) *
'DELETING USED OBJECTS
Delete XNum EigRanks EigVecs GHat TGHat GVar FGrp PHat EigVals 'FNum
Delete DHat CovXHat XMat XMatBal NAtest pc_*
EndSub

'SUBROUTINE FOR GETTING DATA THAT ACCOUNT FOR PUBLICATION LAGS IN PSEUDO-REAL TIME
Subroutine Data_Cut(Group YGrp, String Startdate)

'Identifying interim objects in the subroutine
Scalar YGrpNum = YGrp.@Count
Vector (YGrpNum) LagYGrp = 0
Scalar Max_Length = 0

'Saving the index of last non-missing values for each variable
For !i=1 To YGrpNum
%Seriesname = Ygrp.@Seriesname(!i)
Scalar Temp_{!i} = @ilast{%Seriesname})

'Finding the maximum index of last non-missing values for all variables
If Max_Length < Temp_{!i} Then
Max_Length = Temp_{!i}
Endif
Next

'Finding publication lag for each variable
For !i=1 To YGrpNum
LagYGrp(!i) = Max_Length - Temp_{!i}

'Deleting interim variable
Delete Temp_{!i}

'Identifying and getting variables that account for publication lags in pseudo-real time
Smpl @All
Series Y_New_{!i}
Smpl @First @First + @Dtoo(Startdate) - LagYGrp(!i) - 1
Y_New_{!i} = YGrp({!i})
Next

'Deleting interim objects
Delete LagYGrp Max_Length
Smpl @All
EndSub

'CREATING MONTHLY DATA PAGE AND IMPORT MONTHLY DATA
Pagecreate(page=Month_data) M 2005M01 2019M06

```

Pageselect Month_data

Import M:\Constantin\DFM1\New_DFM_BASE_ls_in_rs_FS_es_in_rs.xlsx Range=BASE_monthly_yy Colhead=3 Namepos=Last Na="#N/A" @Freq M 2005M01 @Smpl @All

Pagestruct(End=2019M06)

'IDENTIFYING THE NUMBER OF VARIABLES IN EACH GROUP

Scalar Gr_Num_Rs=22
 Scalar Gr_Num_Fs=6
 Scalar Gr_Num_Ms=8
 Scalar Gr_Num_Ps=3

'FILLING EACH GROUP WITH DATA

For %Group Rs Fs Ps Ms
 Group {%Group}_Grp
 For !i=1 To Gr_Num_{%Group}
 {%Group}_Grp.Add {%Group}{!i}
 Next
 Next

'IDENTIFYING THE QUARTELY LENGTH OF THE FORECAST HORIZON

Scalar Q_Horizon = 3

'IDENTIFYING THE START DATE AND THE END DATE FOR PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

String Startdate = "2017M07" 'It's considered that month is the first month in the given quarter
 String Enddate = "2018M10"

'TRANSFORMING THE STRING DATE OBJECT INTO THE SCALAR OBJECT

Scalar Num1 = @Dtoo(Startdate)
 Scalar Num2 = @Dtoo(Enddate)

'LENGTH OF PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

Scalar Num_Max = Num2-Num1+1

'IDENTIFYING LENGTH OF FORECAST FOR EACH MONTH WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

For !i=1 To Num_Max

String Startdate_{!i}=@Otod(Num1+!i-1)
 String Startdate1_{!i}= @Replace(Startdate_{!i}, "M", "")
 Scalar Per_Ahead_{!i}=0
 Scalar Month_{!i} = @Datepart(@Makedate(Startdate1_{!i}, "yyymm"), "mm")
 Scalar Per_Ahead_{!i}= 3*Q_Horizon-(Month_{!i}-3*@Ceiling(Month_{!i}/3)+3)
 Delete Startdate1_{!i} Month_{!i}

'FOR EACH SUCH MONTH IDENTIFYING FACTOR ESTIMATION SAMPLE

Smpl @All
 Sample SS_{!i} @First @First +@Dtoo(Startdate_{!i})+Per_Ahead_{!i}-1

Next

'CREATING QUARTELY DATA PAGE AND IMPORT QUARTELY DATA

Pagecreate(page=Quart_data) Q 2005Q1 2019Q2
 Pageselect Quart_data
 Import M:\Constantin\DFM1\DFM_BASE.xlsx Range=BASE_quartely_yy Colhead=3 Namepos=Last Na="#N/A" @Freq Q 2005Q1 @Smpl @All

Pagestruct(End=2019Q2)

'COPING CONSTANTS FROM MONTHLY DATA PAGE

Copy Month_data\Q_Horizon*
 Copy Month_data\Num_Max

'IDENTIFYING THE NUMBER OF TOTAL FORECAST EXPERIMENTS FOR THE FIRST, THE SECOND AND THE THIRD MONTH WITHIN QUARTER

Scalar Num_Max_Remainder= Num_Max - 3*@Floor(Num_Max/3)

If Num_Max_Remainder=0 Then

```

Scalar Lenth_1 = @Floor(Num_Max/3)
Scalar Lenth_2 = @Floor(Num_Max/3)
Scalar Lenth_3 = @Floor(Num_Max/3)
Endif

```

```

If Num_Max_Remainder=1 Then
Scalar Lenth_1 = @Floor(Num_Max/3)+1
Scalar Lenth_2 = @Floor(Num_Max/3)
Scalar Lenth_3 = @Floor(Num_Max/3)
Endif

```

```

If Num_Max_Remainder=2 Then
Scalar Lenth_1 = @Floor(Num_Max/3)+1
Scalar Lenth_2 = @Floor(Num_Max/3)+1
Scalar Lenth_3 = @Floor(Num_Max/3)
Endif

```

IDENTIFYING THE INITIAL VALUES OF THE DIFFERENT OBJECTS PARAMETRS

```

!Count =0
Scalar Counter=0
Scalar Min_RMSE_1 = 100
Scalar Min_RMSE_2 = 100
Scalar Min_RMSE_3 = 100
Scalar Min_Theil_1 = 1
Scalar Min_Theil_2 = 1
Scalar Min_Theil_3 = 1
Scalar Min_Akaike = 100
Scalar Min_Schwarz = 100
Scalar Max_Adj_Rsqrd = 0

```

```

Table (10,3) Tab_Results
Tab_results(1,1) = "Indicator"
Tab_results(1,2) = "Number"
Tab_results(1,3) = "Value"
Tab_results(2,1) = "1 period RMSE"
Tab_results(3,1) = "2 period RMSE"
Tab_results(4,1) = "3 period RMSE"
Tab_results(5,1) = "1 period Theil"
Tab_results(6,1) = "2 period Theil"
Tab_results(7,1) = "3 period Theil"
Tab_results(8,1) = "Akiake IC"
Tab_results(9,1) = "Schwarz IC"
Tab_results(10,1) = "Adj Rsqrd"

```

```

Pageselect Month_data

```

IDENTIFYING THE NUBER OF LAGS IN THE FACTOR VAR MODEL FOR EACH GROUP OF VARIABLES

```

Scalar VLag_Rs = 2
Scalar VLag_Fs = 2
Scalar VLag_Ps = 2
Scalar VLag_Ms = 2

```

IDENTIFYING THE NUBER OF ESTIMATED FACTORS FOR EACH GROUP OF VARIABLES

```

Scalar FNum_Rs= 5
Scalar FNum_Fs= 3
Scalar FNum_Ms= 3
Scalar FNum_Ps= 2

```

```

For %Group Rs Fs Ps Ms
For !K =1 To Num_Max

```

GETING CUT DATA FOR PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT

```

Call Data_cut({%Group}_Grp, Startdate_{!K})

```

SAVING CUT DATA AND DELETE USED DATA

```

Group {%Group}_Grp_cut_{!K}
For !L=1 To YGrpNum
Series {%Group}_{!L}_{!K} =Y_new_{!L}
{%Group}_Grp_cut_{!K}.Add {%Group}_{!L}_{!K}

```

Delete Y_new_{!L}

Next

'CALLING DFM

Call DFM({%Group}_Grp_cut_{!K},FNum_{%Group},Vlag_{%Group},SS_{!K})

'SAVING FACTOR VALUES

For !M=1 To FNum_{%Group}

Series Factor_{%Group}_{!M}_{!K}=SV{!M}_0

Next

'DELETING USED DATA

For !P=1 To FNum_{%Group}

For !R=0 To Vlag_{%Group}-1

Delete SV{!P}_{!R}

Next

Next

Delete {%Group}_Grp_cut_{!K}

For !L=1 To YGrpNum

Delete {%Group}_{!L}_{!K}

Next

Delete YGrpNum

Next

Next

Pageselect Quart_data

'COPING FACTOR NUMBERS AND VALUES FROM MONTHLY DATA PAGE TO QUARTELY DATA PAGE

For %Group Rs Fs Ps Ms

Copy Month_data\FNum_{%Group} *

For !M=1 To FNum_{%Group}

For !K=1 To Num_Max

Copy(c=a) Month_data\Factor_{%Group}_{!M}_{!K} *

Next

Next

Next

'THE LOOP OF SELECTION OF THE EQUATION OPTIMAL PARAMETERS

For !AA =1 To FNum_Rs

For !BB =1 To FNum_Fs

For !DD =1 To FNum_Ms

For !EE =1 To FNum_Ps

For !GG = 0 To 3

For !JJ = 0 To 3

For !LL = 0 To 3

'GIVEN FACTORS AND ITS LAGS

'IDENTIFYING THE DIFFERENT MATRIX OBJECTS

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_Err

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_Err_naive

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_GDP_act

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_RMSE

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_MAE

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_MAPE

Matrix (Q_Horizon, Num_Max) Matr_Theil

Matrix (Q_Horizon, 3) Matr_RMSE_Aver

Matrix (Q_Horizon, 3) Matr_MAE_Aver

Matrix (Q_Horizon, 3) Matr_MAPE_Aver

Matrix (Q_Horizon, 3) Matr_Theil_Aver

'Identifying the initial date for quarterly sample

String Startdate_q = "2005q1"

'THE LOOP OF THE PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT

For !K=1 To Num_Max

Smpl @All

'Last forecasted value of factors

Scalar Temp =@ilast(Factor_Rs_1_!K)

'Identifying forecast sample for each forecast experiment

Sample ForSQ_!K @First+Temp - Q_Horizon @First+Temp-1

'Identifying estimation sample for each forecast experiment

Sample EstSQ_!K @First+@Dtoo(Startdate_q)-1 @First+Temp - Q_Horizon-1

'Identifying sample that include only one observation (last observation in estimation sample)

Sample Last_obs_!K @First+Temp - Q_Horizon-1 @First+Temp - Q_Horizon-1

'ESTIMATION OF THE EQUATION

Smpl @All

Smpl EstSQ_!K

Equation Eq_gdp_!K

Eq_gdp_!K.Ls (Gdp_kz-100) Factor_Rs_!AA_!K Factor_Ps_!EE_!K(-!JJ) Factor_Fs_!BB_!K(-!GG) c
Factor_Ms_!DD_!K(-!LL) (Gdp_kz(-1)-100)

'SAVING PSEODO LAST OBSERVABLE GDP VALUE FOR NAIVE FORECAST

Smpl @All

Smpl Last_obs_!K

Scalar past_gdp_!K = @convert(gdp_kz)

'PSEUDO REAL (MAIN) FORECAST OF THE EQUATION

Smpl @All

Smpl ForSQ_!K

Forecast Gdp_kz_f_!K

'IDENTIFYING SERIES THAT INCLUDE NAIVE FORECAST

Series Naive_Forecast_!K = past_gdp_!K

'SAVING THE MAIN AND NAIVE FORECASTS ERRORS

Series Errors_!K =@abs(Gdp_kz_f_!K - Gdp_kz)

Series Errors_naive_!K =@abs(Naive_Forecast_!K - Gdp_kz)

'FILLING THE MATRIXES THAT INCLUDE THE MAIN AND NAIVE FORECASTS ERRORS, THE ACTUAL GDP VALUES (AS COLUMNS) FOR EACH FORECAST EXPERIMENT

Vector (Q_Horizon) Vec_Q_Err_!K

Vector (Q_Horizon) Vec_Q_Err_naive_!K

Vector (Q_Horizon) Vec_GDP_act_!K

Stomna(Errors_!K, Vec_Q_Err_!K)

Colplace(Matrx_Err, Vec_Q_Err_!K, !K)

Stomna(Errors_naive_!K, Vec_Q_Err_naive_!K)

Colplace(Matrx_Err_naive, Vec_Q_Err_naive_!K, !K)

Stomna(Gdp_kz, Vec_GDP_act_!K)

Colplace(Matrx_GDP_act, Vec_GDP_act_!K, !K)

'DELETING USED OBJECTS

Delete Errors_!K Errors_naive_!K Vec_Q_Err_!K Vec_Q_Err_naive_!K Vec_GDP_act_!K Naive_Forecast_!K

Temp ForSQ_!K EstSQ_!K Last_obs_!K past_gdp_!K

Smpl @All

'FILLING THE MATRIXES THAT INCLUDE ONE-QUATER, TWO-QUATER, THREE-QUATER RMSE, MAE, MAPE, THEIL MEASURES (AS COLUMNS) FOR EACH FORECAST EXPERIMENT

Scalar Temp_Sum1 = 0

Scalar Temp_Sum2 = 0

Scalar Temp_Sum3 = 0

Scalar Temp_Sum4 = 0

For !L=1 To Q_Horizon

Temp_Sum1 = Temp_Sum1+(Matrx_Err(!L,!K))^2

Matrx_RMSE(!L,!K)=(1/!L*Temp_Sum1)^(1/2)

```
Temp_Sum2 = Temp_Sum2+Matr_Err(!L,!K)
Matr_MAE(!L,!K)=1/!L*Temp_Sum2
```

```
Temp_Sum3 = Temp_Sum3+abs(Matr_Err(!L,!K)/Matr_GDP_act(!L,!K))
Matr_MAPE(!L,!K)=1/!L*Temp_Sum3*100
```

```
Temp_Sum4 = Temp_Sum4+(Matr_Err_naive(!L,!K))^2
Matr_Theil(!L,!K)=(Temp_Sum1/Temp_Sum4)^(1/2)
```

Next

Next

DELETING USED OBJECTS

```
Delete Temp_Sum1 Temp_Sum2 Temp_Sum3 Temp_Sum4
```

FOR EACH PERFORMANCE MEASURE

```
For %Measure RMSE MAE MAPE Theil
```

FILLING THE 3 MATRIXES THAT INCLUDE GIVEN MEASURE FOR THE FIRST MONTH IN QUARTER, FOR THE SECOND MONTH IN QUARTER, FOR THE THIRD MONTH IN QUARTER SEPARATEDLY

```
For !M=1 To 3
```

```
Matrix (3, Lenth_{!M}) Matr_Interim_{%Measure}_{!M}
```

```
For !P=1 To Lenth_{!M}
```

```
Colplace(Matr_Interim_{%Measure}_{!M}, Matr_{%Measure}.@Col(3*(!P-1)+!M),!P)
```

Next

FILLING THE MATRIX THAT INCLUDE GIVEN MEASURE FOR THE FIRST MONTH IN QUARTER, FOR THE SECOND MONTH IN QUARTER, FOR THE THIRD MONTH IN QUARTER IN AVERAGE

```
Colplace(Matr_{%Measure}_aver, @Cmean(@Transpose(Matr_Interim_{%Measure}_{!M})),!M)
```

```
Delete Matr_Interim_{%Measure}_{!M}
```

Next

Next

SAVING PARAMETRES OF EQUATIONS THOSE FORECASTS OUTPERFORM NAIVE FORECAST IN AVERAGE

```
If Matr_Theil_aver(1,3)<1 and Matr_Theil_aver(2,3)<1 and Matr_Theil_aver(3,3)<1 Then
```

COUNTER OF SELECTED EQUATIONS

```
!Count=!Count+1
```

SAVING SELECTED PARAMETRES

```
Vector (7) Vec_Temp_{!Count}
```

```
Vec_Temp_{!Count}.Fill !AA, !BB, !DD, !EE, !GG, !JJ, !LL
```

SAVING PERFORMANCE MATRIXES FOR SELECTED PARAMETRES

```
For %Measure RMSE MAE MAPE Theil
```

```
Matrix Matr_{%Measure}_aver_{!Count} =Matr_{%Measure}_aver
```

```
Matrix Matr_{%Measure}_{!Count} =Matr_{%Measure}
```

Next

SAVING SELECTED EQUATION ESTIMATION OUTPUT

```
Freeze(Tab_{!Count}) Eq_gdp_{Num_max}.results
```

DEFINING AND SAVING INDEXES OF EQUATIONS THAT HAVE THE BEST ESTIMATION AND PERFORMANCE MEASURES

SAVING THESE MEASURES

```
If Matr_RMSE_aver(1,3) < Min_RMSE_1 Then
```

```
Tab_results(2,2) = !Count
```

```
Tab_results(2,3) = Matr_RMSE_aver(1,3)
```

```
Min_RMSE_1 = Matr_RMSE_aver(1,3)
```

Endif

```
If Matr_RMSE_aver(2,3) < Min_RMSE_2 Then
```

```
Tab_results(3,2) = !Count
```

```
Tab_results(3,3) = Matr_RMSE_aver(2,3)
```

```
Min_RMSE_2 = Matr_RMSE_aver(2,3)
```

Endif

```
If Matr_RMSE_aver(3,3) < Min_RMSE_3 Then
Tab_results(4,2) = !Count
Tab_results(4,3) = Matr_RMSE_aver(3,3)
Min_RMSE_3 = Matr_RMSE_aver(3,3)
Endif
```

```
If Matr_Theil_aver(1,3) < Min_Theil_1 Then
Tab_results(5,2) = !Count
Tab_results(5,3) = Matr_Theil_aver(1,3)
Min_Theil_1 = Matr_Theil_aver(1,3)
Endif
```

```
If Matr_Theil_aver(2,3) < Min_Theil_2 Then
Tab_results(6,2) = !Count
Tab_results(6,3) = Matr_Theil_aver(2,3)
Min_Theil_2 = Matr_Theil_aver(2,3)
Endif
```

```
If Matr_Theil_aver(3,3) < Min_Theil_3 Then
Tab_results(7,2) = !Count
Tab_results(7,3) = Matr_Theil_aver(3,3)
Min_Theil_3 = Matr_Theil_aver(3,3)
Endif
```

```
If Eq_gdp_{Num_max}.@aic < Min_Akaike Then
Tab_results(8,2) = !Count
Tab_results(8,3) = Eq_gdp_{Num_max}.@Aic
Min_Akaike = Eq_gdp_{Num_max}.@Aic
Endif
```

```
If Eq_gdp_{Num_max}.@Schwarz < Min_Schwarz Then
Tab_results(9,2) = !Count
Tab_results(9,3) = Eq_gdp_{Num_max}.@Schwarz
Min_Schwarz = Eq_gdp_{Num_max}.@Schwarz
Endif
```

```
If Eq_gdp_{Num_max}.@Rbar2 > Max_Adj_Rsqrd Then
Tab_results(10,2) = !Count
Tab_results(10,3) = Eq_gdp_{Num_max}.@Rbar2
Max_Adj_Rsqrd = Eq_gdp_{Num_max}.@Rbar2
Endif
```

'SAVING THE NUMBER OF SELECTED EQUATIONS

```
Scalar Counter = !Count
Endif
```

'DELETING USED OBJECTS

```
Delete Matr_Err Matr_Err_naive Matr_GDP_act
```

```
For %Measure RMSE MAE MAPE Theil
Delete Matr_{%Measure} Matr_{%Measure}_aver
Next
```

Next

Next

Next

Next

SAVING IN ONE MATRIX ALL SELECTED PARAMETRES

```
Pageselect Quart_data
```

```
If Counter > 0 Then
Matrix (4,Counter) Matr_Fact_Vlag
For !i = 1 To Counter
Colplace(Matr_Fact_Vlag, Vec_Temp_{!i}, !i)
Delete Vec_Temp_{!i}
```

```
Next
Endif
```

'SELECTING EQUATIONS THAT HAVE SIGNIFICANT COEFFICIENTS

```
Pageselect Quart_data
```

```
!Count1=0
Scalar Counter1 =0
```

```
For !i = 1 To Counter
```

```
Scalar Temp1 =0
```

```
For !J=1 To 5
If Tab_{!i}(8+!J,5)<0.1 Then
Temp1 = Temp1+1
Endif
```

```
If Temp1= 5 Then
!Count1 = !Count1+1
Counter1 =!Count1
Scalar Temp1_{!Count1}=!i
Endif
```

```
Delete Temp1
```

```
Next
```

'SAVING THE INDEXES OF SUCH EQUATIONS IN ONE VECTOR

```
If Counter1>0 Then
Vector (Counter1) Vec_Signific
For !i=1 To Counter1
Vec_Signific(!i) = Temp1_{!i}
Delete Temp1_{!i}
Next
Endif
```

Приложение 4

Таблица 1

Значения RMSE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза

Горизонт прогноза	07/17	08/17	09/17	10/17	11/18	12/18	01/19	02/19	03/19	04/19	05/19	06/19	07/19	08/19	09/19
1 квартал	0.01	0.31	0.02	0.07	0.24	0.11	0.03	0.26	0.18	0.05	0.01	0.05	0.62	0.2	0.32
2 квартал	0.76	1.17	0.56	0.28	0.2	0.18	0.19	0.46	0.29	0.41	0.49	0.34			
3 квартал	0.81	1.3	0.54	0.23	0.34	0.15	0.49	0.71	0.49						

Источник: расчеты автора

Таблица 2

Значения MAE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза

Горизонт прогноза	07/17	08/17	09/17	10/17	11/18	12/18	01/19	02/19	03/19	04/19	05/19	06/19	07/19	08/19	09/19
1 квартал	0.01	0.31	0.02	0.07	0.24	0.11	0.03	0.26	0.18	0.05	0.01	0.05	0.62	0.2	0.32
2 квартал	0.54	0.96	0.41	0.23	0.19	0.17	0.15	0.43	0.27	0.31	0.36	0.27			
3 квартал	0.66	1.15	0.44	0.17	0.3	0.13	0.37	0.63	0.43						

Источник: расчеты автора

Таблица 3

Значения MARE динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза

Горизонт прогноза	07/17	08/17	09/17	10/17	11/18	12/18	01/19	02/19	03/19	04/19	05/19	06/19	07/19	08/19	09/19
1 квартал	0.01	0.29	0.02	0.07	0.23	0.11	0.03	0.25	0.17	0.05	0.01	0.05	0.59	0.19	0.31
2 квартал	0.53	0.93	0.39	0.22	0.19	0.16	0.14	0.41	0.26	0.3	0.34	0.26			
3 квартал	0.63	1.11	0.43	0.17	0.29	0.12	0.35	0.61	0.41						

Источник: расчеты автора

Таблица 4

Значения коэффициента Тейла динамической факторной модели за период июль 2017 года – сентябрь 2018 года в зависимости от горизонта прогноза

Горизонт прогноза	07/17	08/17	09/17	10/17	11/18	12/18	01/19	02/19	03/19	04/19	05/19	06/19	07/19	08/19	09/19
1 квартал	0.01	0.37	0.03	0.09	0.29	0.14	0.04	0.33	0.23	0.27	0.07	0.25	1.58	0.51	0.83
2 квартал	0.58	0.89	0.43	0.48	0.34	0.31	0.21	0.51	0.32	2.08	2.53	1.76			
3 квартал	0.69	1.11	0.46	0.47	0.7	0.31	0.6	0.87	0.6						

Источник: расчеты автора