



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в Национальном Банке Республики Казахстан

**Департамент денежно-кредитной политики
Экономическое исследование №2022-10**

Букенов А.
Самат М.
Тайбекова А.

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.

Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в Национальном Банке Республики Казахстан.

NBRK - WP - 2022 - 10

© Национальный Банк Республики Казахстан

Любое воспроизводство представленных материалов допускается только с разрешения авторов

Аннотация

Букенов А.¹

Самат М.²

Тайбекова А.³

Из-за наличия широкого набора эконометрических подходов прогнозисты часто сталкиваются с проблемой выбора наиболее подходящей модели для прогнозирования ВВП определенной страны или региона. Для решения этой задачи в последнее время центральные банки все чаще стали прибегать к практике комбинирования различных прогнозов и моделей. В Национальном Банке на текущий момент также используется методика комбинированного подхода в краткосрочном прогнозировании ВВП Казахстана. Исследование описывает систему краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования Казахстана и показывает эффективность комбинирования прогнозов по различным эконометрическим моделям.

Ключевые слова: ВВП, краткосрочный прогноз, комбинирование прогнозов.

JEL-классификация: C01, C19, C82.

¹ Букенов А.Е. – ведущий специалист-аналитик управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики
E-mail: Amantay.Bukenov@nationalbank.kz

² Самат М.Н. - главный специалист-аналитик управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики
E-mail: Moldir.Samat@nationalbank.kz

³ Тайбекова А.С. - главный специалист-аналитик управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики
E-mail: Aida.Taibekova@nationalbank.kz

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
1. Методология и используемые данные.....	5
1.1. Опыт других центральных банков	5
1.2. Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в НБК.....	8
1.3. Используемые данные.....	11
2. Обсуждение результатов.....	12
3. Выводы.....	14
Список литературы	15
Приложения	16

Введение

В центральных банках решения по денежно-кредитной политике принимаются исходя из анализа текущей ситуации в экономике и среднесрочных прогнозов основных макроэкономических показателей. Одним из таких ключевых показателей является валовый внутренний продукт (ВВП). Почти во всех странах официальные данные по квартальному ВВП выходят с достаточно большим временным лагом. В Казахстане, например, ВВП методом конечного использования публикуется только через 3,5 месяца после отчетного периода. Из-за лагов публикации статистики прогнозисты вынуждены оценивать не только текущее и будущее экономическое положение, но и динамику прошедших кварталов. В этом случае оптимальным решением является использование наукастинг моделей, которые стремятся восполнить этот информационный пробел при помощи показателей с большей частотностью и с гораздо меньшим запаздыванием публикации, чем данные национальных счетов. Авторы работы (Marta Bańbura, 2013) наукастинг определяют, как предсказание настоящего, самого ближайшего будущего и самого недавнего прошлого.

В настоящее время для краткосрочного прогнозирования ВВП существует огромное разнообразие моделей, которые могут отличаться набором переменных, спецификациями и/или какими-то предпосылками. Обращаясь к опыту зарубежных центральных банков можно выделить следующую группу моделей:

- простые одномерные и многомерные авторегрессии (unconditional mean, random walk, ARMA, VECM, error correction models и другие);
- модели со значительным числом переменных и со сложными процедурами оценки (DFM, “bridge” equations, Байесовские модели авторегрессии, MIDAS);
- модели с изменяющимся режимом (Markov chain models, regime-switching models).

Из-за широкого выбора моделей прогнозисты сталкиваются с проблемой выбора наиболее подходящей модели. Для решения этой задачи в последнее время центральные банки все чаще стали прибегать к практике комбинирования различных прогнозов и моделей. Как заявляют (Timmermann, 2006) (Newbold, 2002) (Bates, 1969), комбинация прогнозов дает в среднем лучшие прогнозы, чем методы, основанные на модели наилучшего индивидуального прогнозирования *ex ante*.

Ранее вопросы краткосрочного прогнозирования ВВП в Казахстане были отмечены в нескольких работах. Так, (Жузбаев, 2017) в своей работе при помощи ряда эконометрических моделей и их комбинации (OLS, ARIMA, BVAR) построил краткосрочный прогноз прокси-показателя ВВП Казахстана – краткосрочного экономического индикатора. Результаты показали, что наиболее лучшие прогностические свойства демонстрирует комбинированный метод прогнозирования, взвешивающий ошибки прогнозов (RMSE). (Mekenbayeva K, 2017) для прогнозирования реального ВВП

прибегли к использованию бизнес-опросов на основе двух методов. Вопреки плюсам и минусам предлагаемым подходам, они предлагают сопоставимые и надежные результаты, которые могут быть применены на практике.

В данной работе авторами описывается методика краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования. Система краткосрочного прогнозирования ВВП носит название КОМПАС (комбинированная оценочная модель прогнозирования агрегированного спроса). Используемый модельный ряд состоит из моделей смешанной частотности, многофакторных регрессий, моделей векторной авторегрессии и простых стохастических моделей. По опыту других стран в Национальном Банке также итоговые оценки различных модельных техник комбинируются, что дает лучшие результаты по сравнению с одиночными моделями.

Документ структурирован следующим образом. Первый раздел описывает опыт других центральных банков в прогнозировании ВВП, структуру прогнозирования ВВП в Национальном Банке, а также описание используемых данных. В следующих разделах приводятся основные результаты проведенных расчетов и выводы.

1. Методология и используемые данные

1.1. Опыт центральных банков в краткосрочном прогнозировании ВВП

Многие страны сталкиваются с идентичными проблемами поздней публикации макроданных, различной частотой публикации статистики, а также периодическим ее пересмотром (порой достаточно существенным). Для решения данных проблем и для целей более эффективного проведения денежно-кредитной политики центральные банки особое внимание уделяют процессу прогнозирования ВВП. Зарубежные центральные банки задачу краткосрочного прогнозирования ВВП решают во многом путем комбинирования моделей и прогнозов. Однако в некоторых случаях отмечается использование одной индивидуальной модели, имеющей наилучшие прогностические качества.

Использование комбинированного подхода было отмечено в Банке Англии (Nikoleta Anesti, 2017), Чехии (Michal Franta, 2014), России (Могилат, 2021), Японии (Kyosuke Chikamatsu, 2018), Норвегии (Matteo Luciani, 2014), Германии (Pinkwart, 2018) и прочих.

Так, в Банке России для целей краткосрочного прогнозирования ВВП методом использования применяется комбинация групп моделей со сценарными показателями, со смешанной частотностью и дополнительными моделями (Жемков, 2021). В сравнении с бенчмарк-моделями, в качестве которых выступили динамическая факторная модель (DFM), факторная векторная авторегрессия (FAVAR), метод динамического усреднения (DMA/DNS), стандартные статистические модели (ARMA, RW), применяемая методика комбинирования прогнозов показывает более низкие среднеквадратические ошибки. Как заявляет автор, немаловажным

результатом также является отсутствие систематической ошибки прогноза, что может говорить о правильном учете структурных изменений в экономике и взаимосвязей между показателями. Недостатки используемого подхода автор связывает с возможной неопределенностью весов и расчета выбранных моделей, а также невозможностью осуществить декомпозицию по ключевым показателям.

Для сравнения с используемым в Центральном Банке России подходе авторы работы (Микош, 2019) осуществили прогнозирование российского ВВП при помощи комбинирования прогнозов моделей связующих уравнений (Bridge Equation), а также моделей со смешанными рядами MIDAS и U-MIDAS (без ограничений). Полученные результаты показали, что в период глобального финансового кризиса 2008 года модели MIDAS и U-MIDAS по сравнению со связующими уравнениями имеют более лучшие прогностические свойства. В остальные анализируемые периоды различия в качестве прогнозов были существенно малы. Среди минусов отмечается, что модели U-MIDAS, несмотря на высокую гибкость из-за большого количества лагов, являются не особо экономичными.

В Банке Англии процесс прогнозирования ВВП также строится на комбинированном подходе, который объединяет в себе отраслевую модель, модель выборки смешанных данных (MIDAS) и динамическую факторную модель (DFM) (Nikoleta Anesti, 2017). Говоря о преимуществах используемых классов моделей, авторы заключили, что, например, в моделях MIDAS объясняющие переменные включаются в их первоначальном месячном виде (без преобразования в квартальную частоту), что в конечном итоге дает возможность оценить соответствующие веса для разных месяцев, без установления равного веса для всех. В свою очередь, DFM модели позволяют извлекать сигналы из большого набора данных, а также решить проблему разной частотности выпуска данных или «рваных краев» (ragged edge, RE). Основным минусом последней модели, по мнению авторов, является сложность экономической интерпретации полученных факторов.

В Банке Чехии (Michal Franta, 2014) наукастинг ВВП строится на комбинировании прогнозов векторной смешанной авторегрессии (MF-VAR), модели выборки смешанных данных (MIDAS) и динамической факторной модели (DFM). Результаты проведенных расчетов показывают, что на относительно коротких горизонтах прогнозирования более высокой точностью прогнозов характеризовались модели группы DFM. На более длинных горизонтах большую точность показали смешанные векторные авторегрессии (MF-VAR).

Резервный Банк Новой Зеландии для целей прогнозирования ВВП использует комплекс простых авторегрессионных моделей (ARMA), факторной модели (DFM), байесовской модели векторной авторегрессии (BVAR) и ряда статистических моделей (Bloor, 2009). Однако в последнее время на фоне развития технологических возможностей также стало практиковаться использование моделей машинного обучения (МО) (Adam

Richardson, 2018). В целом, прогнозы данной категории моделей в сравнении с эталонными моделями, используемыми в Резервном Банке, имеют более низкие ошибки (ошибки прогнозов ниже в среднем на 16-18%). Также при комбинировании данного класса моделей качество оценок существенно повышается. Вместе с этим, авторы считают, что прогнозирование при помощи моделей машинного обучения является достаточно трудоемким процессом. Кроме этого, при ухудшении точности прогнозов достаточно сложно вычлнить конкретные факторы, приведшие к такому ухудшению.

Применение моделей машинного обучения при прогнозировании ВВП также было замечено в Банке Японии (Nakazawa, 2022), где в условиях распространения коронавируса для повышения точности прогнозов существующая наукастинг модель была дополнена выборочной оценкой моделей машинного обучения. В качестве альтернативных данных используются еженедельные данные о розничных продажах и дневные данные Google Trend. Анализ показал, что использование такого подхода оценки улучшает качество прогнозов, особенно за 2 месяца до публикации ВВП, когда доступность ежемесячных и квартальных данных весьма ограничена.

В Банке Норвегии используемый подход комбинирования прогнозов для целей прогнозирования ВВП носит название SAM (Norges Bank's System for Averaging Models) (Knut Are Aastveit, 2011). Модель SAM образуется при помощи трех классов моделей: векторные авторегрессионные модели (VAR), модели опережающих индикаторов и факторные модели (DFM). Авторы заключили, что модель SAM в целом превосходит прогностические свойства эталонных моделей. Помимо этого, по мере выхода новой информации точность прогнозов на текущий и следующий квартал последовательно повышается. Этому также способствует смещение весов в сторону класса моделей с наилучшими показателями в разные моменты времени на всех горизонтах прогнозирования.

В целом, как показывает опыт других центральных банков, для целей краткосрочного прогнозирования ВВП идеального решения оценки нет. В каждом отдельном случае набор используемых моделей или переменных может существенно отличаться от страны к стране. Между тем, из-за сложности выбора наиболее оптимальной модели центральные банки все чаще стали прибегать к практике комбинирования прогнозов и моделей. (Nikoleta Anesti, 2017) и (Vladimir Kuzin, 2011) считают, что, комбинируя прогнозы, эффективность прогнозирования повышается, поскольку каждый подход в отдельности в той или иной степени может быть несовершенным. Кроме этого, комбинация прогнозов дает возможность уменьшить дисперсию ошибок в каждой отдельной модели. Преимущества комбинированного подхода (Жемков, 2021) связывает с возможностью использования большого массива данных без потери качества, а также высокой адаптивностью и способностью диверсифицировать случайные ошибки. Основные сложности комбинированного подхода могут быть связаны с возможной неопределенностью способов расчета весов используемых моделей. Также

если исследователю известна «идеальная» модель, то прогнозы из комбинирования по определению могут быть хуже.

1.2. Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в НБК

Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в НБК, носит название КОМПАС (комбинированная оценочная модель прогнозирования агрегированного спроса) и представляет собой систему эконометрических моделей, прогнозные оценки которых комбинируются путем взвешивания среднеквадратических ошибок (RMSE) каждой модели на тестовом периоде.

В зависимости от периода прогнозирования ВВП модельные техники немного отличаются. Основной причиной разделения модельного аппарата по срокам прогнозирования является существенный лаг выхода статистики по ВВП методом конечного использования. Согласно методологии БНС АСПР данные по текущему ВВП методом конечного использования публикуются через 3,5 месяца после отчетного периода (график 1). Так, данные ВВП со стороны спроса за первый квартал отчетного года выходят к середине июля отчетного года, за 6 месяцев публикуются к середине октября того же года, за 9 месяцев – в середине января следующего года, и за отчетный год – в конце апреля следующего года (график 1).

График 1. Время выхода статистики по ВВП методом конечного использования



Исходя из существующего лага в зависимости от периода принятия решения по ДКП, краткосрочное полное прогнозирование ВВП методом конечного использования в НБК производится четыре раза в год – в периоды полноценных прогнозных раундов (ПР). Процесс прогнозирования осуществляется во втором месяце каждого квартала, и статистическая информация отсекается первым месяцем данного квартала. Следовательно, при прогнозировании ВВП, например, за первый квартал текущего года мы обладаем официальными цифрами ВВП за 9 месяцев прошлого года и более высокочастотной оперативной статистикой по экономическим индикаторам по январь текущего года (график 1).

Прогноз ВВП со стороны спроса осуществляется на четыре квартала. Первый квартал, где имеются все фактические показатели за исключением самого ВВП со стороны спроса называем периодом *backcasting*. Данный прогноз является уточнением уже имеющихся цифр по ВВП со стороны

предложения, и главной целью является оценка компонент спроса путем использования оперативных прокси показателей. Прогноз на текущий квартал носит название *nowcasting* и прогноз на два квартала вперед – *near term forecasting* (NTF) (Приложение 1).

Прогнозные техники на периоды *backcasting* и *nowcasting* идентичны. С целью учета в прогнозах качественной высокочастотной (месячной) информации используются модели со смешанной частотностью (MIDAS – *mixed data sampling*) и многофакторные модели регрессии.

Подход MIDAS основан на использовании в уравнении в качестве объясняющих переменных высокочастотной информации для предсказания ряда низкой частоты, в нашем случае квартальная динамика ВВП объясняется месячными индикаторами, относящимися к данному кварталу. В системе используется стандартный MIDAS без добавления авторегрессии, так как прошлая оперативная статистика по ВВП часто пересматривается.

Множественная регрессия включена в систему для учета количественного влияния различных факторов на динамику каждой компоненты спроса.

Для предсказания неожиданных флуктуаций, случайных колебаний компонент спроса и инерционности, не объясняемых и не улавливаемых большинством объясняющих факторов, используются простые модели без добавления экзогенных параметров – модели авторегрессии скользящего среднего (ARMA) и модели случайного блуждания (RW). В своей работе по прогнозированию (Kim, 2018) авторы рассказывают о том, что модели с одним или двумя факторами являются лучшими для всех горизонтов прогнозирования. Они также отметили, что при сокращенных горизонтах прогноза AR и модели RW работают лучше. Также ряд исследований показывает, что модели краткосрочного прогнозирования ВВП часто не могут превзойти более простые модели.

Дополнительно на данном этапе прогнозирования применяются Методы понижения размерности (*Shrinkage methods*) для предсказания динамики агрегированного ВВП. Этот эконометрический подход подразумевает включение в модель большого количества предикторов для объяснения ВВП. В уравнениях с большим количеством переменных, регуляризация или методы понижения размерности позволяют снизить значимость переменных, оказывающих наименьшее влияние на зависимую переменную, другими словами отбираются признаки, оказывающие наибольшее влияние на ВВП. В системе строятся три метода понижения размерности: Гребневая регрессия (*Ridge regression*), Лассо-регрессия и Эластичная сеть.

Однако наблюдения за прогнозной оценкой, агрегированной ВВП по данной модельной технике пока не дало эффективных результатов, так как согласно спецификации построенных моделей, большую часть статистической значимости при объяснении динамики ВВП Казахстана забирает на себя цена на нефть (из 30 подобранных объясняющих параметров). Поэтому оценки агрегированного ВВП на данном этапе производятся только

с целью кросс-проверки и аналитики и не используются в дальнейшем процессе комбинирования.

Прогнозирование на период NTF представляет из себя сценарный прогноз, где экзогенно задается динамика цен на нефть по базовому и альтернативным сценариям. На данном периоде модели со смешанной частотностью заменяются векторными авторегрессионными моделями (VAR). Реализуется это с целью уменьшения количества экзогенных переменных, которые необходимо прогнозировать, и, следовательно, снижения ошибок прогноза. В более старых версиях системы краткосрочного прогнозирования модели со смешанной частотностью использовались до конца прогнозного горизонта, однако использование MIDAS с большим количеством экзогенных параметров увеличивало ошибки прогноза, и было принято решение оставить данную технику на более ранних периодах прогнозирования, где он наиболее эффективен (Приложение 1). Векторные авторегрессии позволяют учесть эндогенность составляющих спроса, к примеру, для потребления домашних хозяйств, валового накопления и импорта, может быть построена одна модель векторной авторегрессии.

На этапе NTF в процесс прогнозирования включаются экзогенные переменные – цена на нефть, производство нефти и динамика ВВП в странах торговых партнерах и убирается большинство факторов, участвовавших на первом этапе прогнозирования компонент спроса, за исключением реальных доходов населения, инвестиций в основной капитал и государственных расходов. Последние три фактора оцениваются простыми моделями с добавлением сценарных цен на нефть.

На различных периодах модификации системы краткосрочного прогнозирования ВВП в НБК использовались разные методы классического комбинирования прогнозов: от расчета весов на неизменном псевдо-вневыборочном тестовом периоде до перехода к методу раздвижного окна с использованием одинаковых весов. В настоящий момент комбинирование прогнозов проводится аналогично системе прогнозирования инфляции в НБК (Тулеев, 2017). В методе комбинирования, который выбран для нашей системы, рассчитываются веса для каждой модели на каждый k период прогнозирования по методу раздвижного окна.

$$Y_{combined}^{fi} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,k} * \hat{y}_{t_k}^j$$

$Y_{combined}^{fi}$ – комбинированный прогноз i -ой компоненты спроса

$\omega_{j,k} = \frac{1/RMSE_{j,k}}{\sum_{j=1}^n 1/RMSE_{j,k}}$ – веса прогнозов каждой модели j , вычисленное на

каждый период от $k \in \overline{1, K}$

$i \in \overline{1, . . 5}$ – компоненты спроса

$j \in \overline{1, n}$ – количество участвующих моделей в взвешивании

$k \in \overline{1, K}$ – количество тестовых периодов прогнозирования

$\sum_{j=1}^n \omega_{j,k} = 1$ – сумма весов по всем типам модели равна 1

$\hat{y}_{t_k}^j$ – итоговые вне-выборочные прогнозы по модели j на периоде $t_k \in \{T_0 + 1, \dots, T_0 + K\}$.

Для каждого вне-выборочного прогноза на каждый период прогнозирования существует свой вес, вычисленный на псевдо-вне-выборочном участке ряда на каждый k период. По мере появления новых данных окно расширяется, тестовый период сдвигается дальше, и ошибки вычисляются на каждый новый k период прогнозирования.

Выбранный метод комбинирования позволяет системе быть адаптивной и распределяет веса по модельным техникам в зависимости от их прогнозной силы на каждом временном периоде. По мере поступления новой информации одни модели могут терять прогнозную силу, а другие наоборот начинают лучше предсказывать.

1.3. Используемые данные

Временной ряд в системе охватывает квартальные и месячные данные с 2005 года по текущий момент. Квартальные данные включают данные по ВВП, его компоненты, а также ВВП стран-торговых партнеров, месячные показатели представлены оперативной информацией по различным сферам экономики.

Ввиду узости статистических показателей и практически отсутствия опережающих индикаторов спроса в Казахстане для прогнозирования компонент ВВП используется не весь спектр статистических данных, который обычно применяется в других странах. К примеру, в системе почти не присутствуют данные по рынку труда (за исключением показателей оплаты труда) и отсутствуют данные обследований и опросов, также включаются не все индикаторы финансового рынка. Основное ядро факторов для объяснения динамики компонент спроса составляют высокочастотная статистика (месячная) реального сектора и часть финансового сектора, бюджетные параметры, а также внешние показатели (Приложение 2).

Проблемой для пользователей статистикой Национальных счетов в Казахстане является также отсутствие годовой и квартальной динамики ВВП и его компонент, так как БНС официально публикует и коммуницирует только накопленные темпы роста ВВП. При этом для НБК при принятии решений по денежно-кредитной политике важно понимание динамики спроса в течение года по каждому кварталу. Исходя из этого, аналитики НБК со своей стороны ведут собственные оценки/расчеты годовых и квартальных изменений ВВП, и конечной целью системы является получение на выходе годовых темпов роста ВВП и его компонент, которые далее пересчитываются в накопленном виде.

За все время прогнозирования динамики ВВП со стороны спроса использовались различные измерения временных рядов ВВП и его объясняющих факторов. В последней версии системы параметры представлялись в годовых темпах прироста, однако в данном виде некоторые параметры оставались нестационарными. На текущий момент в системе используются индексы компонент ВВП в постоянных ценах и месячные

показатели (в процентах кв/кв SA для квартальных показателей и в процентах м/м SA для месячных данных). Все используемые ряды проходят процедуру первичной обработки и сглаживаются методом Х-11.

В таблице 1 представлена описательная статистика входящих данных по компонентам ВВП. Наиболее волатильной компонентой спроса выступает валовое накопление. Наименее волатильной составляющей ВВП со стороны спроса являются экспорт и импорт. Учитывая сложившуюся историческую динамику компонент, в модели формируются определенные предпочтения по модельным техникам для различных компонент, к примеру, больший вес простых моделей на длинных участках времени или больший вклад факторных моделей и т.д.

Таблица 1.
Описательная статистика компонент спроса (2005 – 2022 гг.)

	Потребление домашних хозяйств	Потребление органов государственного управления	Валовое накопление	Экспорт	Импорт	Реальный ВВП
Mean	2,45	2,85	4,53	1,09	1,37	1,23
Median	1,11	1,3	1,11	0,28	0,72	1,32
Maximum	82,87	92,9	164,8	42,07	29,77	11,6
Minimum	-22,06	-60,59	-69,65	-28,24	-19,06	-6,33
Std. Dev.	12,65	15,96	31,93	9,53	7,77	2,07
Skewness	3,75	1,84	3,12	0,88	0,85	0,96
Kurtosis	25,47	19,56	17,08	8,96	6,33	13,15

Источник: расчеты авторов

2. Обсуждение результатов

В работе авторы сравнивают точность «псевдо-вне-выборочных» прогнозов модельных техник на различных тестовых участках всей совокупной выборки согласно выбранной методике комбинирования. Данное упражнение проводится с целью наглядной демонстрации изменения предсказательной силы модельных техник на различных участках времени. Система тестируется на тестовых участках, которые охватывают следующие периоды: 1кв.2012 – 4кв.2012 и 1кв.2021 – 4 кв.2021 годов. Выбор первого тестового периода объясняется существенной волатильностью компонент ВВП, сложно объяснимой динамикой независимых факторов в тот период (Приложение 3).

Результаты упражнения свидетельствуют о том, что ни одна из выбранных модельных техник не демонстрирует абсолютного превосходства над остальными моделями в течение всей исторической динамики. Прогнозная сила каждой модели меняется в зависимости от рассматриваемого периода. Следовательно, выбранная группа определенных экзогенных факторов для предсказания динамики ВВП не может иметь одинаковую объясняющую силу, подтверждаемую разными статистическими тестами на всей исторической

динамике. Это вероятно связано с нахождением динамики экономического развития на различных стадиях бизнес цикла, периодической реализацией внутренних и внешних шоков и структурных сдвигов в экономике.

Вместе с тем, результаты прогонки моделей на различных участках выборки позволяют сделать вывод о снижении ошибок прогнозов при комбинировании моделей. То есть при комбинировании оценок моделей чаще итоговые ошибки прогнозов ниже, чем ошибки каждой одиночной модели.

Как показывают результаты, оценки предсказательной силы моделей на различных участках псевдо-вне-выборки действительно различаются. На тестовом периоде 1 кв.2021 – 4 кв.2021 стохастические модели (RW) демонстрируют наибольшие ошибки прогноза и прогнозная сила факторных моделей (OLS, MIDAS, VAR) выше.

Таблица 2

**Результаты комбинирования прогнозов на периоде 2005-2020
(тестовый период 1 кв.2021-4 кв.2021)**

	MIDAS	OLS	ARIMA	RW	VAR	Комбинированный прогноз
t-1	0,35	0,65	0,86	1,01		0,61
t	0,37	0,71	0,90	1,41		0,67
t+1		0,75	0,92	1,25	0,54	0,76
t+2		0,77	0,94	1,00	0,60	0,77

Источник: Расчеты авторов

Результаты комбинирования на другом периоде с тестовым периодом 1 кв.2012 – 4 кв.2012 демонстрируют иную ситуацию с предсказательной силой групп моделей. Как уже отмечено ранее, данный период характеризуется существенной волатильностью компонент спроса, что вероятно стало причиной снижения прогнозных сил факторных моделей и снижения ошибок прогноза простых моделей, которые изначально были добавлены в систему в целях предсказания неожиданных и необъяснимых флуктуаций компонент спроса.

Таблица 3

**Результаты комбинирования прогнозов на периоде 2005-2011
(тестовый период 1 кв.2012-4 кв.2012)**

	MIDAS	OLS	ARIMA	RW	VAR	Комбинированный прогноз
t-1	0,87	0,95	0,75	0,76		0,82
t	0,97	0,90	0,68	0,79		0,82
t+1		0,92	0,77	0,95	0,99	0,90
t+2		0,99	0,90	0,90	0,84	0,90

Источник: Расчеты авторов

Также в ходе тестирования системы было определено, что некоторые компоненты спроса имеют определенные модели «чемпионы» на долгом

периоде исторической выборки. К примеру, динамика валового накопления среди компонент спроса является самой волатильной и трудно предсказываемой. В структуре валового накопления учитывается изменение запасов, динамику которых сложно предугадать ввиду отсутствия прокси-показателей или опережающих индикаторов запасов. Ввиду сложившейся природы валового накопления моделями «чемпионами» для этой компоненты спроса в основном выступают стохастические модели (RW).

Напротив, реальный экспорт имеет статистически значимую зависимость с динамикой цен на товарных рынках, производством нефти в стране и внешним спросом, поэтому в большинстве случаев большие веса при прогнозировании экспорта распределяются по факторным моделям, и модели «чемпионы» чередуются между OLS, MIDAS или VAR (Приложение).

3. Выводы

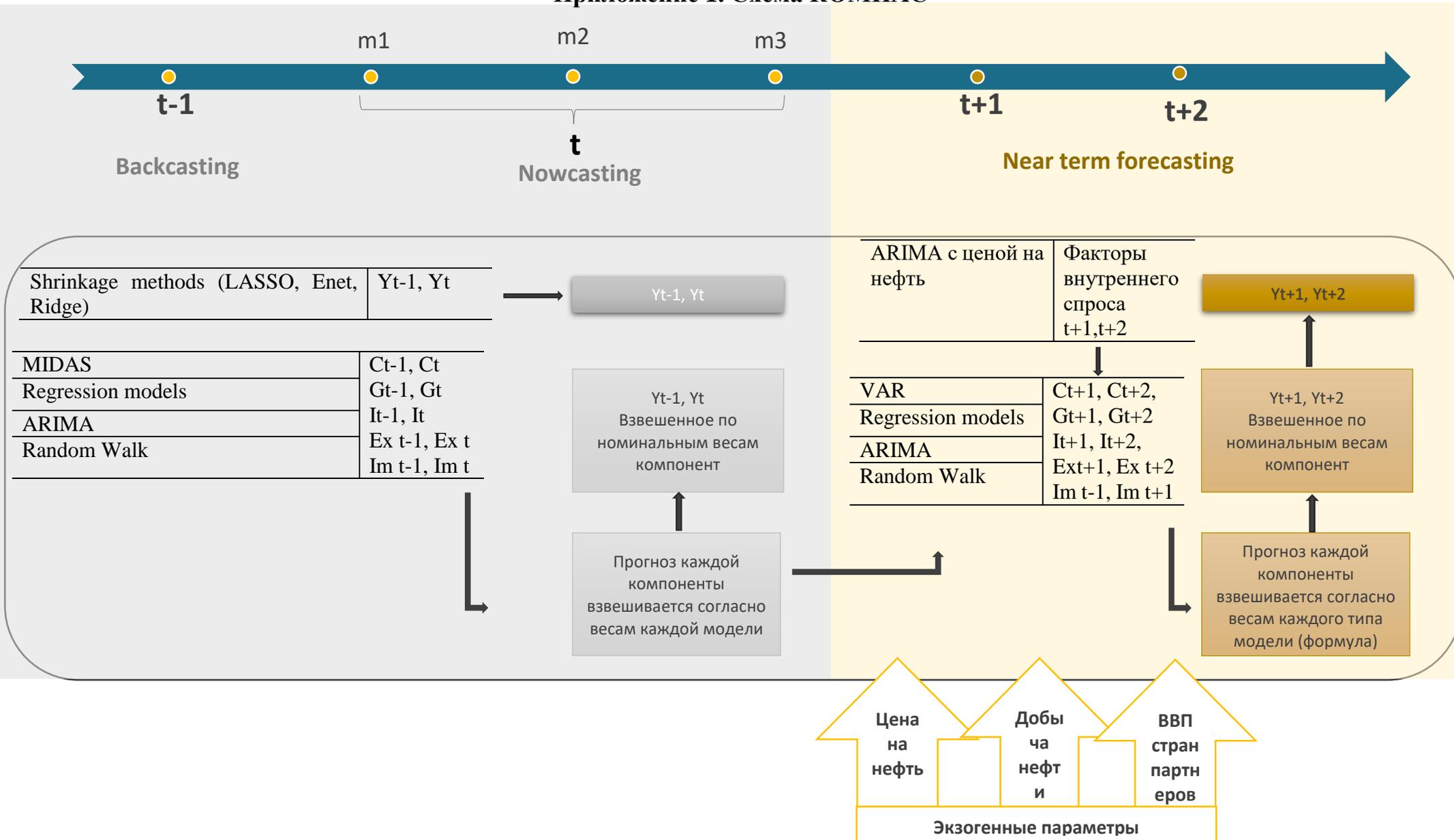
В работе описана система краткосрочного прогнозирования ВВП со стороны спроса, используемая в Национальном Банке. Авторами описана эффективность комбинирования прогнозов по различным модельным техникам. Проверка ошибок моделей на различных тестовых периодах дала понять изменчивость прогнозной силы моделей в зависимости от рассматриваемого периода.

Существующая система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования находится в процессе постоянной модификации и улучшения. На текущий момент ведутся работы по улучшению отдельных модельных техник, в частности, моделей со смешанными частотностями. Работа состоит в применении метода главных компонент для экзогенных высокочастотных факторов. Также дальнейшие работы по повышению эффективности системы краткосрочного прогнозирования ВВП связаны с добавлением в систему динамической факторной модели (ДФМ), которая уже имеется в Национальном Банке, но пока она не интегрирована в систему прогнозирования.

Список литературы

- Adam Richardson, T. v. (2018). Nowcasting New Zealand GDP using machine learning algorithms. *Irving Fisher Committee on Central Bank Statistics*.
- Bloor, C. (2009). *The use of statistical forecasting models at the Reserve Bank of New Zealand*. Reserve Bank of New Zealand: Bulletin, Vol. 72, No. 2.
- Kim, H. S. (2018). Methods for backcasting, nowcasting and forecasting. *Journal of Forecasting*, стр. 281-302.
- Knut Are Aastveit, K. R. (2011). Short-term forecasting of GDP and Inflation in Real-Time: Norges Bank's system for averaging models. *Staff Memo*.
- Kyosuke Chikamatsu, N. H. (2018). Nowcasting Japanese GDPs. *Bank of Japan Working Paper Series*.
- Matteo Luciani, L. R. (2014). Nowcasting Norway. *International Journal of Central Banking*.
- Michal Franta, D. H. (2014). Forecasting Czech GDP Using Mixed-Frequency Data Models. *Czech National Bank*.
- Nakazawa, T. (2022). Constructing GDP Nowcasting Models Using Alternative Data . *Bank of Japan Working Paper Series* .
- Nikoleta Anesti, S. H. (2017). Peering into the present: the Bank's approach to GDP nowcasting. *Quarterly Bulletin, Bank of England*.
- Pinkwart, N. (2018). Short-term forecasting economic activity in Germany: a supply and demand side system of bridge equations. *Discussion Paper, No 36, Deutsche Bundesbank*.
- Vladimir Kuzin, M. M. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*.
- Жемков, М. (2021). Краткосрочная оценка ВВП России методом комбинирования прогнозов. *Центральный Банк Российской Федерации, Серия докладов об экономических исследованиях*.
- Микош, С. (2019). *Прогнозирование роста российского ВВП с использованием данных со смешанной периодичностью*. Москва: Russian Journal of Money and Finance.
- Могилат, С. Ж. (2021). *О подготовке сценарного макроэкономического прогноза и модельном аппарате Банка России*. Москва: Центральный Банк Российской Федерации.
- Тулеев, О. (2017). СИСТЕМА СЕЛЕКТИВНО-КОМБИНИРОВАННОГО ПРОГНОЗА (SSCIF): выбор техники прогнозирования динамики потребительских цен в условиях структурного шока (на примере Казахстана). стр. 16-19.

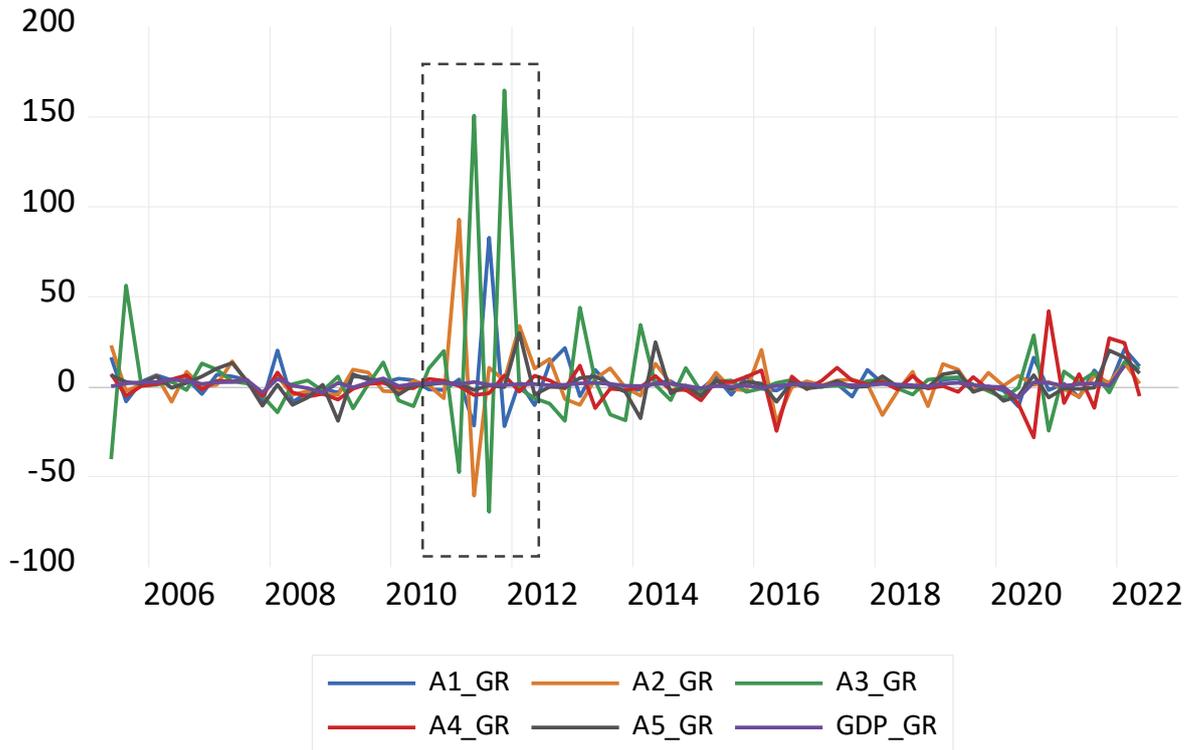
Приложения Приложение 1. Схема КОМПАС



Приложение 2. Параметры КОМПАС

	Переменная	Измерение
Реальный сектор	Промышленное производство	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объем строительных работ	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Перевозки всеми видами транспорта	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объемы оптовой торговли	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Инвестиции в основной капитал	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Инвестиции в жилищное строительство	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объемы добычи нефти за месяц	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Производство в сельском хозяйстве	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Краткосрочный экономический индикатор в годовом выражении	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
Показатели спроса	Реальные доходы населения	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Реальная заработная плата (оценочные данные БНС)	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объемы розничной торговли	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Текущие расходы бюджета	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Расходы бюджета на социальную сферу	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Платежи по карточкам физических лиц на оплату товаров и услуг	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
Внешние факторы	Обменный курс	За месяц
	Цена на нефть	За месяц
	ВВП России	В рублях за квартал, в постоянных ценах, SA
	ВВП Китая	В юанях за квартал, в постоянных ценах, SA
	ВВП ЕС	В евро за квартал, в постоянных ценах, SA
	Мировой PMI	%
	Индекс ФАО зерновые	%
Финансовый сектор	МЗ	В тенге за месяц, SA
	Наличные деньги в обращении	В тенге за месяц, SA
	Объемы потребительского кредитования	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объемы кредитования юридических лиц	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Объемы депозитов в тенге	В тенге за месяц, в постоянных ценах, SA
	Ставки по кредитам физических лиц и юридических лиц	В среднем за месяц, %
	Ставки по депозитам физических лиц и юридических лиц	В среднем за месяц, %

Приложение 3. Динамика компонент ВВП



Приложение 4. Примеры комбинирования прогнозов по компонентам

