

А.С. Поршаков

Департамент исследований и прогнозирования Банка России,
Москва

А.А. Пономаренко

Департамент исследований и прогнозирования Банка России,
Москва

А.А. Синяков

Департамент исследований и прогнозирования Банка России,
Москва

Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели¹

Так как публикация данных системы национальных счетов происходит с большим опозданием, для обеспечения возможности оценки текущей ситуации в части экономического роста важное значение приобретает разработка модельного инструментария для оценки и краткосрочного прогнозирования темпов роста ВВП. Такой инструментарий может базироваться на широком спектре краткосрочных статистических данных о состоянии экономической активности. Их полноценное использование осложняется несбалансированностью и различной частотой наблюдений, систематическими пересмотрами, а также известной в статистике проблемой проклятия размерности. В нашей работе предлагаются результаты апробации на российских статистических данных динамических факторных моделей как инструментария для решения обозначенных выше проблем. Модель в целом демонстрирует лучшие прогностические характеристики по сравнению с другими часто используемыми моделями. Качество прогноза заметно улучшается по мере публикации новой краткосрочной макроэкономической статистики в течение заданного квартала. В статье также разработан инструментарий для декомпозиции влияния публикуемых статистических данных на текущие оценки и прогнозы ВВП, а также для анализа вклада различных укрупненных блоков макропеременных (опережающие показатели, показатели реального сектора, финансовые показатели и показатели внешнего сектора) в динамику ВВП.

Ключевые слова: *Россия, экономический рост, динамическая факторная модель, фильтр Калмана.*

Классификация JEL: C53, C82, E17.

Введение

Официальные статистические данные по ВВП за отчетный квартал публикуются с существенным запаздыванием, тогда как принятие решений в области денежно-кредитной политики требует оценивания изменения состояния экономики в реальном времени. В связи с этим приобретает особую актуальность проблема оценивания текущего экономического роста и построения краткосрочных прогнозов динамики ВВП.

¹ Авторы выражают благодарность Е. Дерюгиной и К. Козлову за помощь в проведении исследования. Мнение авторов может не совпадать с официальной позицией Банка России.

Использование моделей с большим числом показателей для текущего мониторинга и прогнозирования динамики ВВП получило широкое распространение в ведущих зарубежных центральных банках. Весьма наглядной является практика Федерального резервного банка Атланты, осуществляющего регулярную публикацию краткосрочных модельных оценок и прогнозов ВВП на своем официальном сайте. Модельный подход к прогнозированию ВВП апробирован также во многих странах с развивающимися рынками, где в том числе практикуется режим таргетирования инфляции: например в Турции (Yazgan et al., 2015), Бразилии (Bragoli, Metelli, Modugno, 2014), Чили (Pedersen, 2011), Чехии (Arnostova et al., 2011; Rusnák, 2013). В большинстве случаев подробное описание разработанной в целях краткосрочного оценивания и прогнозирования модели представляется на официальном сайте центрального банка в форме научных публикаций.

Регулярные подробные оценки и прогнозы динамики ВВП России официально публикуются рядом внешних экспертов и аналитических структур (например, опережающий индикатор ВВП Ренкап-РЭШ², а также сводный опережающий индекс Центра развития ВШЭ³).

При решении задачи получения оперативных оценок и краткосрочных прогнозов ВВП широко применяются динамические факторные модели (ДФМ). Объективные преимущества указанного класса моделей заключаются, во-первых, в том, что они строятся на базе большого числа макропеременных, статистика по которым, как правило, выходит с более высокой периодичностью и меньшим запаздыванием, и, во-вторых, в возможности оперирования показателями, данные по которым публикуются с различной частотой и подвергаются периодическим пересмотрам.

Построение ДФМ для текущей оценки и прогнозирования динамики ВВП основано на привлечении множества переменных нефинансового и финансового секторов экономики, показателей внешнеэкономических условий, а также опережающих индикаторов, характеризующих экономическую активность в текущем квартале. Статистика по многим из этих показателей доступна с ежемесячной периодичностью. И хотя отдельные данные публикуются с определенным лагом и нередко подвергаются пересмотру, они могут применяться при краткосрочном оценивании и прогнозировании динамики ВВП в рамках выбранной методологии.

Как показали результаты выполненного нами исследования, выбранное нами информационное множество показателей позволяет построить модель, которая в целом демонстрирует лучшие прогностические характеристики по сравнению с рядом других часто используемых на практике моделей, а также может послужить полезным аналитическим инструментарием в целом.

² Более подробная информация об опережающем индикаторе Ренкап-РЭШ доступна на сайте <http://www.nes.ru/ru/projects/indicator>.

³ Более подробная информация о сводном опережающем индексе Центра развития ВШЭ доступна на сайте <http://dcenter.hse.ru/prog3/>.

1. Спецификация модели и статистические данные

В рамках построения ДФМ предполагается извлечение полезной информации, содержащейся в динамике разнообразных макроэкономических и финансовых показателей, и представление ее посредством небольшого числа агрегированных показателей (факторов). Впоследствии эти факторы могут быть использованы в качестве объясняющих переменных в уравнении прогноза искомого показателя. Это, в свою очередь, позволяет решить так называемую проблему проклятия размерности, возникающую при работе с большим количеством рядов статистических данных. В рамках данного исследования мы применяем ДФМ (Doz, Giannone, Reichlin, 2011; Giannone, Reichlin, Small, 2008). Модель, представленная в форме пространства состояний, имеет вид:

$$X_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$F_t = \Omega F_{t-1} + \zeta_t, \quad (2)$$

$$y_t = ZF_t^Q + \Xi F_{t-1}^Q + \alpha y_{t-1} + \eta_t, \quad (3)$$

где X_t – матрица наблюдаемых с месячной частотой переменных в месяц t ; F_t – матрица ненаблюдаемых факторов, определенных с помощью метода главных компонент, в месяц t ; F_t^Q – матрица ненаблюдаемых факторов, идентифицированных с помощью метода главных компонент, в квартал t ; y_t – квартальный темп прироста сезонно сглаженного ВВП в постоянных ценах 2008 г. (по данным Росстата); Λ , Ω , Z , Ξ , α – матрицы неизвестных оцениваемых параметров; ε_t , ζ_t , η_t – случайные ошибки.

Оценка уравнений (1)–(2) выполнялась на месячных данных с использованием метода главных компонент и фильтра Калмана. На данном этапе решалась задача идентификации нескольких ненаблюдаемых факторов, объясняющих значительную долю дисперсии закладываемых в модель наблюдаемых статистических показателей, а также экстраполяции их значений на последующие месяцы текущего или будущих кварталов, для которых формируется текущая оценка или прогноз. Далее проводилось усреднение полученных значений выделенных ненаблюдаемых факторов для перехода к квартальной частоте с целью последующего оценивания прогнозного уравнения (3) методом наименьших квадратов. На базе уравнения (3), которое строится отдельно для текущего и, соответственно, двух последующих кварталов, вычисляются текущая оценка и прогнозы квартальных темпов прироста ВВП.

При построении ненаблюдаемых факторов статистические данные содержат в общей сложности 116 показателей. В соответствии с международным опытом прогнозирования ВВП с помощью динами-

ческих факторных моделей объясняющие показатели были разделены на три блока:

- 1) *опережающие показатели* (индексы предпринимательской уверенности Росстата, индексы Markit PMI⁴, данные журнала «Российский экономический барометр») – 50 переменных;
- 2) *показатели реального сектора* (индексы промышленного производства, в том числе в отраслевом разрезе, инвестиции в основной капитал, оборот розничной торговли, экспорт товаров и услуг, уровень занятости и безработицы, а также ряд других показателей) – 36 переменных;
- 3) *финансовые показатели*⁵ (процентные ставки и объем кредитов реальному сектору экономики в разрезе различных сроков, денежные агрегаты, валютный курс, фондовые индексы и другие показатели) и показатели внешнего сектора (показатели деловой активности в странах-торговых партнерах, цены на основные товары российского экспорта) – 30 переменных.

На рис. 1 представлена схема публикации этих статистических данных.

На базе ДФМ вычисляются:

- 1) оценка темпа прироста ВВП за текущий квартал,
- 2) прогнозы темпа прироста ВВП на два последующих квартала,
- 3) уточненная оценка темпа прироста ВВП за прошедший

квартал (выполняется в первой половине каждого квартала и предшествует публикации соответствующих данных Росстатом, которая осуществляется ориентировочно в третьем месяце квартала, следующего за отчетным).

Перед оценкой модели ко всем временным рядам, выступающим в качестве объясняющих переменных, применяется один из перечисленных ниже видов трансформации. Здесь X_{it} обозначает исходное значение наблюдаемой объясняющей переменной в уровнях.

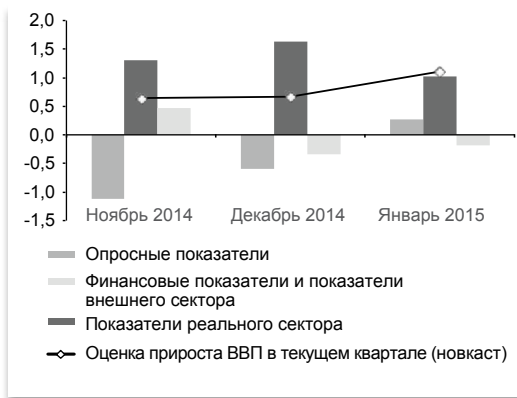


Рис. 1

График выхода статистических данных и модельных итераций прогноза ВВП России

⁴ Индексы PMI для рассматриваемой экономики отражают перспективы ее развития в обрабатывающей промышленности и в сфере оказания услуг. Их значения рассчитываются на основе результатов опросов менеджеров предприятий данных сфер.

⁵ Финансовые показатели и показатели внешнего сектора были представлены достаточно небольшим числом переменных по сравнению с опережающими показателями и нефинансовыми показателями реального сектора. Для более равномерного распределения используемых в ходе моделирования показателей по блокам данные переменные были объединены нами в один блок данных.

1. Квартальные первые разности:

$$x_{it} = X_{it} - X_{it-3}. \quad (4)$$

2. Среднее арифметическое за три последних месяца:

$$x_{it} = (X_{it} + X_{it-1} + X_{it-2}) / 3. \quad (5)$$

3. Средние темпы роста за скользящий квартал:

$$x_{it} = (\ln X_{it} - \ln X_{it-3}) / 3 + (\ln X_{it-1} - \ln X_{it-4}) / 3 + (\ln X_{it-2} - \ln X_{it-5}) / 3. \quad (6)$$

Целесообразность проведения этой процедуры обусловлена необходимостью обеспечить стационарность участвующих в моделировании временных рядов, а также преобразовать месячные данные по динамике объясняющих переменных таким образом, чтобы они отражали непосредственно квартальное изменение указанных показателей, т.е. аналогично динамике квартального прироста реального ВВП. Данная методика подробно освещена в работах (Magiano, Murasawa, 2003; Giannone, Reichlin, Small, 2008). Принимая во внимание описанную процедуру параметризации уравнений (1)–(3), данный аспект имеет важное значение на этапе перехода к квартальной частоте факторов, рассчитанных с помощью метода главных компонент ненаблюдаемых, и последующего их включения в уравнение прогноза ВВП.

Все используемые в ходе моделирования переменные подвергаются сезонному сглаживанию с помощью стандартной процедуры TRAMO-SEATS. При этом для более объективного оценивания прогнозистических характеристик ДФМ мы проводим сезонное сглаживание на протяжении исследуемой выборки последовательно, т.е. по мере поступления соответствующих данных.

2. Процедура оценивания и анализ качества прогнозов ВВП РФ по ДФМ

2.1. Базовая методология

Параметризации динамической факторной модели, задаваемой уравнениями (1)–(3), осуществляется в два этапа.

На *первом этапе* в соответствии с методикой, предложенной в работе (Giannone, Reichlin, Small, 2008), проводится оценивание с помощью фильтра Калмана неизвестных параметров уравнений (1)–(2), а также неизвестных на текущий момент будущих значений ненаблюдаемых факторов, которые строятся на широком множестве наблюдаемых показателей с помощью стандартного метода главных компонент. Для расчетов используются месячные данные за период с июня 2002 г. по декабрь 2014 г. (151 наблюдение)⁶.

На втором этапе ненаблюдаемые факторы конвертируются из месячной частоты в квартальную для подстановки в прогнозное уравнение (3) в качестве независимых объясняющих переменных. Затем

⁶ В качестве точки отсечения для всех приведенных в настоящей работе модельных оценок выбран период конца января – начала февраля, когда модельная оценка прироста ВВП России за IV квартал 2014 г., а также прогнозы на последующие два квартала рассчитывались с учетом месячной статистики по наблюдаемым макроэкономическим и финансовым показателям, доступным вплоть до декабря 2014 г. включительно. Также здесь и далее предполагается, что официальные данные по квартальной динамике ВВП доступны до III квартала 2014 г. включительно.

уравнение (3) оценивается стандартным методом наименьших квадратов. При этом текущая оценка и прогнозы ВВП на заданные кварталы вычисляются с учетом значений ненаблюдаемых факторов, определяемых по методу главных компонент и фильтра Калмана.

В рамках базовых симуляций ДФМ выбран временной период с I квартала 2012 г. по III квартал 2014 г., отражающий промежуток базового псевдореального времени⁷.

Для оценки качества модели вычисляется корень квадратный из среднеквадратической ошибки прогноза (*RMSE*) по формуле:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t^o - \hat{y}_t^o)^2}, \quad (7)$$

где y_t^o – вектор фактических квартальных темпов прироста реального ВВП; \hat{y}_t^o – вектор модельных прогнозов квартальных темпов прироста реального ВВП; n – число наблюдений в псевдореальном времени.

Для анализа качества прогнозов ДФМ вычисляется корень квадратный среднеквадратической ошибки прогноза в псевдореальном времени (I квартал 2012 г. – III квартал 2014 г.). Всего применительно к заданному кварталу t проводится 10 ежемесячных итераций текущей оценки и прогноза, а именно: *три* прогноза в квартале $t+2$, *три* прогноза в квартале $t+1$, *три* текущих оценки при поступлении новых данных для каждого из трех месяцев текущего квартала, а также *одна* оценка предыдущего квартала после поступления статистических данных за первый месяц квартала $t+1$ ⁸. Корень среднеквадратической ошибки прогноза динамики ВВП для каждого из горизонтов прогнозирования отображен на рис. 2.

В соответствии с процедурой, изображенной на рис. 2, точность прогноза квартального прироста ВВП в целом становится выше по мере приближения к кварталу, для которого осуществляется прогноз или текущий мониторинг изменения ВВП. Указанное явление более явно прослеживается начиная с последней итерации прогноза на один квартал вперед на протяжении трех ежемесячных итераций текущей оценки и заканчивая уточненной оценкой темпа прироста ВВП за прошедший квартал.

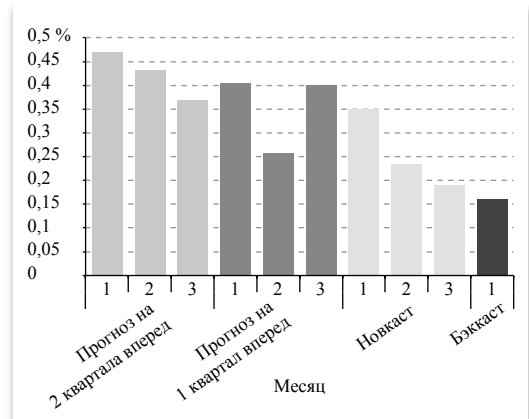


Рис. 2

RMSE прогноза по ДФМ с полным набором переменных (базовое псевдореальное время)

⁷ Временной период на исторической ретроспективе внутри рассматриваемой выборки, для которого прогнозные значения сопоставляются с опубликованными позднее фактическими данными по ВВП.

⁸ Данная прогнозная итерация в рамках динамической факторной модели осуществляется, приблизительно, 20 числа второго календарного месяца квартала, следующего за отчетным. В указанный период официальные данные Росстата по динамике ВВП за прошедший квартал еще неизвестны, однако предварительные оценки могут быть опубликованы или озвучены официальными лицами.

2.2. Альтернативные спецификации модели

В рамках настоящего исследования проводилось сравнение прогностических характеристик базовой ДФМ, основанной на информационном множестве из 116 наблюдаемых показателей, с альтернативными спецификациями. Рассмотрим вкратце основные результаты.

1. *Использование отдельных блоков данных и пар блоков данных.* Точность прогнозирования по модели для отдельных блоков данных либо пар блоков данных оказалась в целом ниже, чем по модели с базовым множеством показателей (рис. 3). Результаты сравнения качества прогнозирования в рамках симуляций в базовом псевдореальном времени на отдельно взятых блоках показывают более высокую точность опережающих индикаторов по сравнению с другими выделенными блоками объясняющих показателей в прогнозировании динамики ВВП на один и два последующих квартала. Данный результат в целом соответствует интуитивной логике, поскольку опережающие показатели (блок 1) по своим свойствам указывают на перспективы динамики экономической активности, в то время как, например, нефинансовые показатели реального сектора (блок 2) в большей степени характеризуют текущее состояние ВВП. Примечательно, что спецификации, включающие в себя только финансовые показатели и показатели внешнего сектора (блок 3), на всех десяти прогнозных горизонтах демонстрируют более высокую ошибку, нежели другие блоки.

2. *Спецификации с двумя ненаблюдаемыми факторами.* Точность прогнозирования в псевдореальном времени с использованием двух ненаблюдаемых факторов в ДФМ, включающей в себя полный набор данных, в среднем оказалась ниже, чем при расчетах аналогичной модели с тремя ненаблюдаемыми компонентами. Достаточно неожиданным оказалось то, что хотя модель с тремя ненаблюдаемыми факторами практически на всех горизонтах прогнозирования продемонстрировала лучшие прогностические свойства на полном наборе

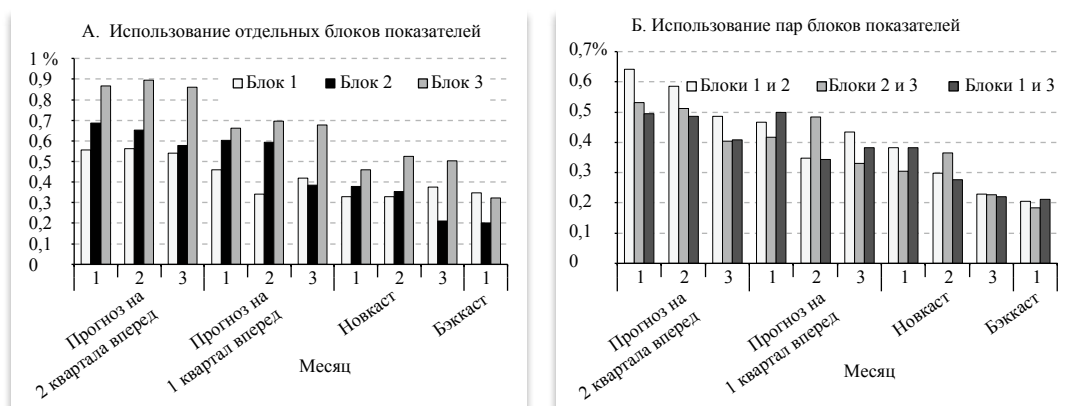


Рис. 3

RMSE прогноза и оценок квартального прироста ВВП по ДФМ

объясняющих показателей, чем на усеченных выборках переменных, модель с двумя факторами указала на прямо противоположный результат (особенно при прогнозировании на один–два квартала). Интерпретация этого результата представляет собой достаточно нетривиальную задачу.

По нашим оценкам, три главные компоненты, выделенные по набору из 116 показателей, объясняют около 70% их дисперсии (рис. 4). При этом динамика первой главной компоненты (фактор 1) достаточно сильно коррелирует с квартальными изменениями реального ВВП (выборочный парный коэффициент корреляции составил 0,46), а также большинством нефинансовых показателей реального сектора, которые в значительной степени характеризуют текущую производственную активность. Динамика оставшихся двух ненаблюдаемых компонент (факторы 1 и 2), объясняющих сравнительно меньшую долю в дисперсии наблюдаемых объясняющих переменных, поддается интуитивной смысловой интерпретации в меньшей степени. Предположительно, больший вес в этих компонентах присваивается опережающим показателям, а также финансовым показателям и показателям внешнего сектора (блоки 1 и 3), которые, как упоминалось выше, существенно улучшают качество подгонки нашей динамической факторной модели при прогнозировании ВВП на будущие кварталы.

3. *ДФМ на ограниченном информационном множестве.* Для анализа прогностических свойств модели на усеченных наборах данных из 116 исходных объясняющих показателей экспертным методом было сформировано две группы – по 45 и 90 переменных, в них каждый из трех

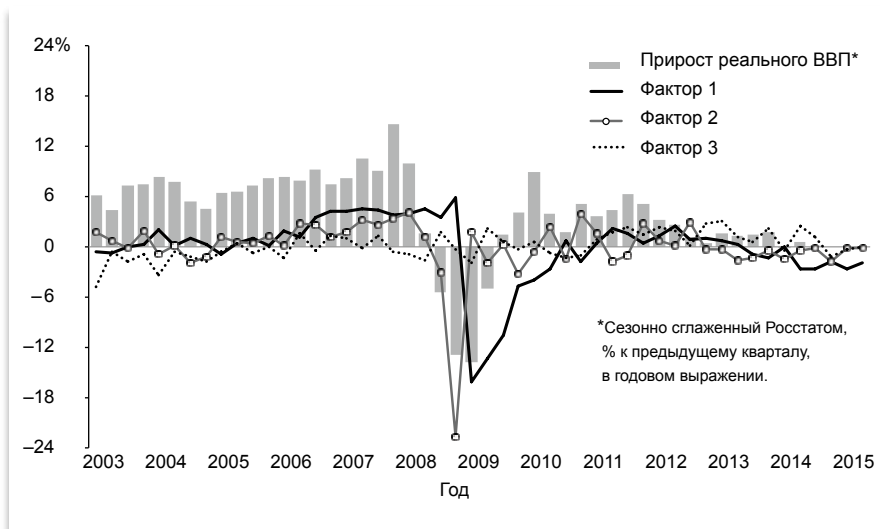


Рис. 4

Динамика реального ВВП России и ненаблюдаемых факторов (включая прогнозы на будущие кварталы)

выделенных блоков данных представлен одинаковым числом показателей (по 15 и 30 переменных соответственно). При переходе к усеченным выборкам объясняющих переменных качество прогноза ВВП на отдаленных горизонтах в целом ухудшается. Вместе с тем корень среднеквадратической ошибки прогноза впоследствии, как правило, начинает убывать. Для оценок прироста ВВП за текущий и прошедший кварталы в отдельных случаях он оказывается даже меньше аналогичного показателя, полученного на полном наборе из 116 показателей.

Однако в целом по результатам изучения прогностических свойств спецификаций ДФМ, сформированных по усеченным блокам статистических данных, сделан вывод об оправданности привлечения широкого спектра переменных для предсказания динамики российского ВВП. Прежде всего это касается непосредственно горизонтов прогнозирования на один и два квартала, где использование полного набора данных из 116 исходных показателей наиболее очевидно сказывается на снижении модельной ошибки.

4. *Альтернативное псевдореальное время.* С целью тестирования устойчивости проводимых в дальнейшем эмпирических оценок прогностических характеристик динамической факторной модели дополнительно анализировался более длительный период для альтернативных модельных симуляций в псевдореальном времени с I квартала 2006 г. по III квартал 2014 г.⁹ По результатам расчетов установлено, что точечные оценки *RMSE* модельного прогноза в альтернативном псевдореальном времени в целом демонстрируют схожие характеристики в сравнении с базовыми симуляциями. Последнее в целом касается как динамики точечных оценок ошибок прогноза на различных временных горизонтах, так и результатов сравнительного анализа качества подгонки ДФМ на полном и усеченных наборах статистических данных.

5. *Альтернативные модели.* В качестве альтернативных моделей для сравнения прогностических характеристик базовой ДМФ нами были выбраны три спецификации: модель случайного блуждания, связывающие уравнения и динамическая факторная модель РенКап–РЭШ¹⁰. Данные спецификации представляют собой соответственно:

- а) простую модель для прогноза, не использующую какие-либо объясняющие показатели;
- б) стандартную модель регрессии с малым числом объясняющих показателей (связывающие уравнения¹¹);

⁹ Без учета временного промежутка с III квартала 2008 г. по II квартал 2009 г., отражающего наиболее острую фазу финансово-экономического кризиса.

¹⁰ Опережающий индикатор РенКап–РЭШ формируется на базе модели прогнозирования динамики реального ВВП, разработанной в рамках совместного проекта «Ренессанс Капитала» и Российской экономической школы. Данный проект направлен на регулярное формирование и публикацию текущих модельных оценок и прогнозов ВВП России на базе широкого спектра индикаторов состояния экономики. Более подробная информация доступна на сайте <http://www.nes.ru/ru/projects/indicator>.

¹¹ В рамках построения и оценивания связывающих уравнений (см., например, (Baffigi *et al.*, 2004)) на первом шаге с помощью стандартной ARMA-модели осуществлялся прогноз доступных на месячной основе объясняющих показателей с целью устранения проблемы рваного края, связанной с доступностью на момент осуществления текущей оценки и/или прогноза актуальных данных по состоянию на различные моменты времени. На втором шаге спрогнозированные месячные индикаторы усреднялись до квартальной частоты с целью прогнозирования ВВП или отдельного его компонента с помощью стандартных регрессий с одной или двумя объясняющими переменными. Подробное рассмотрение соответствующей методологии мы оставляем за рамками данной публикации.

в) динамическую факторную модель РенКап–РЭШ, опирающуюся на большое информационное множество. Сравнение базовой ДФМ с указанными альтернативными спецификациями подтвердило ее очевидные преимущества, так как в большинстве случаев модель показала более точные результаты (табл. 1).

Как показывают приведенные выше результаты, точность оценок и прогнозов ВВП по связующим уравнениям на подавляющем большинстве горизонтов оказалась существенно ниже не только в сравнении с ДФМ, но также и относительно наивной модели случайного блуждания. Этот вывод также косвенно свидетельствует об оправданности использования широкого информационного множества для прогнозирования российского ВВП.

Другой достаточно нетривиальный результат, полученный в ходе наших расчетов, заключается в том, что для конкурирующей модели РенКап–РЭШ корень среднеквадратической ошибки прогноза оказался наибольшим из всех проанализированных в данном разделе спецификаций. Данный результат выглядит несколько неожиданным, с учетом того что модель оперирует в целом схожей с представленной в настоящей работе методологией. Проведенный нами анализ показал, что существенное расхождение в точности оценок и прогнозов российского ВВП по модели, предлагаемой в настоящей статье, и модели РенКап–РЭШ в значительной степени связано с различными подходами к количественному представлению объясняющих переменных в модели.

Таблица 1

Сравнительный анализ *RMSE* по базовой ДФМ и альтернативным моделям

Горизонт прогнозирования		Модель			
		Динамическая факторная модель	Модель случайного блуждания	Связующие уравнения	РенКап–РЭШ
Прогноз на квартал $t+2$	Месяц 1	0,47	0,58		
	Месяц 2	0,43	0,47		
	Месяц 3	0,37	0,47		1,12
Прогноз на квартал $t+1$	Месяц 1	0,41	0,47	0,59	0,79
	Месяц 2	0,26	0,39	0,42	0,68
	Месяц 3	0,40	0,39	0,54	0,69
Текущая оценка квартала t	Месяц 1	0,35	0,39	0,54	0,68
	Месяц 2	0,24	0,30	0,55	
	Месяц 3	0,19	0,30	0,59	
Уточненная оценка квартала $t-1$	Месяц 1	0,16	0,30	0,50	

Источники: данные РенКап–РЭШ и расчеты авторов.

Так, судя по описанию соответствующей методологии на официальном сайте проекта, применительно ко многим показателям отсутствуют отражающие квартальную динамику трансформации, представленные уравнениями (4)–(6). В свою очередь, симуляция нашей ДФМ на данных без соответствующей квартальной трансформации увеличивает *RMSE*-прогноза на различных горизонтах в среднем в 1,5 раза и такое значение достаточно близко к расхождению в точности текущих оценок моделей, представленных в табл. 1. Другими источниками расхождения могут служить как особенности выбора авторами объясняющих переменных для ДФМ (одновременно на количественном и качественном уровне), так и статистическая погрешность.

3. Практическое использование текущих оценок и прогнозов ВВП

Полученные нами результаты могут пригодиться не только при формировании прогнозов роста ВВП, но также и при более подробном рассмотрении основных характеристик соответствующих модельных оценок. Анализ можно углублять путем декомпозиции влияния публикуемых статистических данных на текущие оценки и прогнозы ВВП, а также определением вклада различных укрупненных блоков макропеременных в динамику ВВП.

3.1. Эволюция модельной оценки ВВП

Важной сферой практического применения результатов оценки ДФМ для прогнозирования ВВП является расчет вкладов отдельных показателей и групп показателей в текущую оценку, сформированную в рамках каждой итерации для заданного квартала.

В рамках описанной выше процедуры определения эволюции текущей оценки ВВП объясняющие переменные вводятся в ДФМ пошагово, а после каждого шага происходит репараметризация модели и обновление текущей оценки прироста ВВП. В данном случае мы можем наблюдать, как каждый наблюдаемый на ежемесячной основе показатель корректирует модельную оценку по сравнению с той, которая была продиктована всеми предыдущими, уже включенными в модель переменными.

Чтобы построить декомпозицию оценки прироста ВВП в текущем квартале или его прогнозов на будущие кварталы, осуществляется параметризация ДФМ в каждый момент времени для анализа эволюции текущей оценки или прогноза по мере последовательного расширения модели за счет новых показателей нашего информационного множества. В рамках данного эксперимента наблюдаемые показатели вводятся в модель пошагово. Вначале используется наиболее актуальная статистика за прошедший месяц¹², затем включаются данные, поступающие на момент прогнозной итерации с двух- и трехмесячным лагом соответственно.

¹² В случае с рядами, доступными на ежедневной основе, используются данные за скользящий месяц непосредственно на момент осуществления модельной оценки.

Далее результаты расчетов вкладов показателей будут приведены применительно к текущей оценке, т.е. оценке динамики ВВП за текущий квартал. По нашему мнению, соответствующая модельная оценка сопряжена с меньшей неопределенностью по сравнению с прогнозами на более длительные горизонты и, как следствие, представляет наибольший интерес с практической точки зрения как наиболее актуальная.

На рис. 5 изображены модельные оценки эволюции текущей оценки на IV квартал 2014 г., полученные в январе 2015 г. с учетом имеющихся данных за октябрь–декабрь 2014 г., а также аналогичные оценки, рассчитанные по более ранней статистике по объясняющим показателям в рамках прогнозных итераций, сделанных в ноябре и декабре 2014 г. Расчеты показали, что аннуализированная модельная оценка¹³ прироста реального ВВП России в IV квартале 2014 г. составила 1,1%, что выше аналогичных оценок, сформированных в декабре и ноябре 2014 г. (в обоих случаях – аннуализированный квартальный прирост в размере 0,6%).

3.2. Прогноз динамики ВВП за скользящий год

Другим полезным инструментом анализа качества подгонки ДФМ в совокупности на всех временных горизонтах является вычисление спрогнозированной динамики прироста ВВП за скользящий

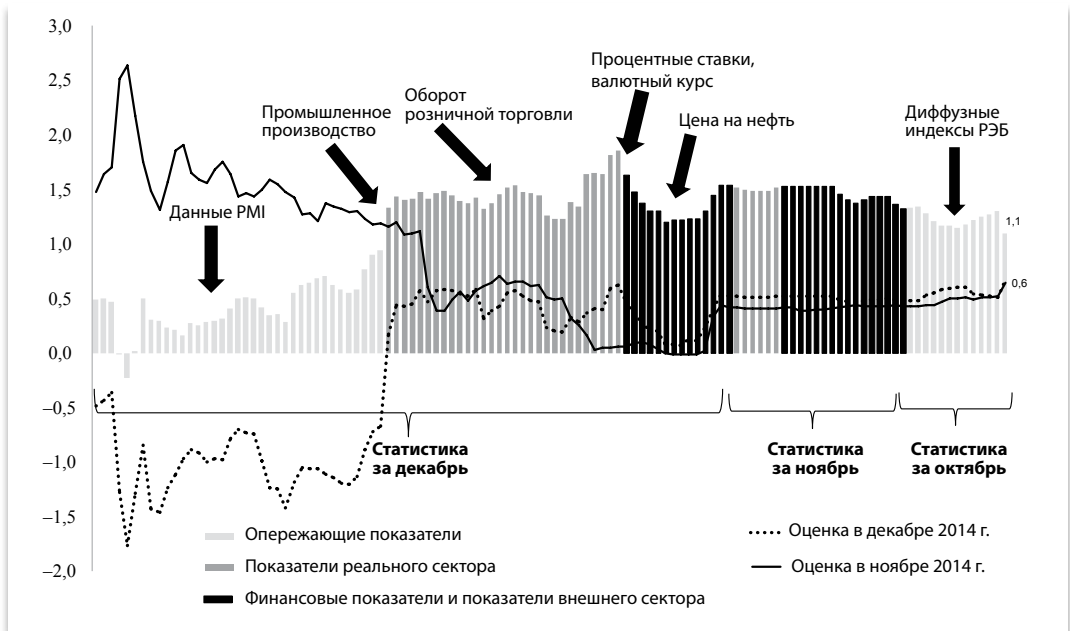


Рис. 5

Вклад отдельных переменных в модельную оценку прироста ВВП за IV квартал 2014 г. (в годовом выражении)

¹³ Аннуализированный прирост ВВП для заданного квартала – это суммарный прирост ВВП за четыре квартала, который сложится в случае, если в течение трех последующих за заданным кварталом прирост ВВП будет таким же (т.е. текущий квартальный прирост, возведенный в четвертую степень).

год. В рамках данной процедуры предполагается расчет годового прироста ВВП в целом (сумма ВВП без сезонной корректировки за четыре последних квартала относительно аналогичной суммы за четыре квартала, предшествующих им), который осуществлялся не только за соответствующий календарный год относительно предыдущего календарного года, но также и при последующем скользящем движении от квартала к кварталу.

Изменение ВВП за скользящий год интерпретируется нами как сумма ВВП без поправки на сезонность за четыре квартала (а именно – прошлый, текущий и два последующих), отнесенная к сумме ВВП за четыре квартала до этого:

$$gdp^{\text{ск. год}} = \frac{(gdp_{t-1} + gdp_t + gdp_{t+1} + gdp_{t+2})}{(gdp_{t-5} + gdp_{t-4} + gdp_{t-3} + gdp_{t-2})}. \quad (8)$$

В числителе формулы (8) приведены значения ВВП, которые формируются на базе модельных оценок, в том числе с учетом запаздывания в поступлении данных по ВВП. В знаменателе в каждый момент времени фигурируют уже опубликованные Росстатом данные. Несложно убедиться в том, что изменение ВВП, рассчитываемое в официальной статистике за заданный календарный год, по определению является частным случаем изменения ВВП за скользящий год.

Расчет прогноза российского ВВП за скользящий год был выполнен для всех итераций текущей оценки и прогнозов в псевдореальном времени, начиная с первой итерации для I квартала 2012 г. и заканчивая тремя итерациями для IV квартала 2014 г., а также прогнозов на I и II кварталы 2015 г. Вначале для каждой прогнозной итерации в псевдореальном времени была рассчитана модельная оценка прироста и, впоследствии, объема ВВП России за текущий квартал в постоянных ценах 2008 г. (с учетом сезонного сглаживания Росстата), а также прогнозы ВВП на 1 и 2 квартала вперед. Далее спрогнозированные внутри выборки объемы реального ВВП корректируются на величину сезонной компоненты для перехода к текущей оценке и прогнозам объема ВВП без поправки на сезонный фактор на один и два квартала. Эти значения на конечном этапе нужны для вычисления модельного прогноза прироста российского ВВП за скользящий год (рис. 6).

Следует подчеркнуть, что когда соответствующие расчеты выполняются с учетом статистических данных, доступных только за первый месяц текущего квартала (т.е. первая итерация текущей оценки и прогнозов ВВП на последующие кварталы), в качестве ВВП за прошедший квартал должны использоваться не опубликованные Росстатом данные, а уточненная модельная оценка ВВП. Это объясняется тем фактом, что первая итерация текущей оценки ВВП для заданного квартала выполняется ближе к 20 календарному дню второго месяца соответствующего квартала, в то время как фактические

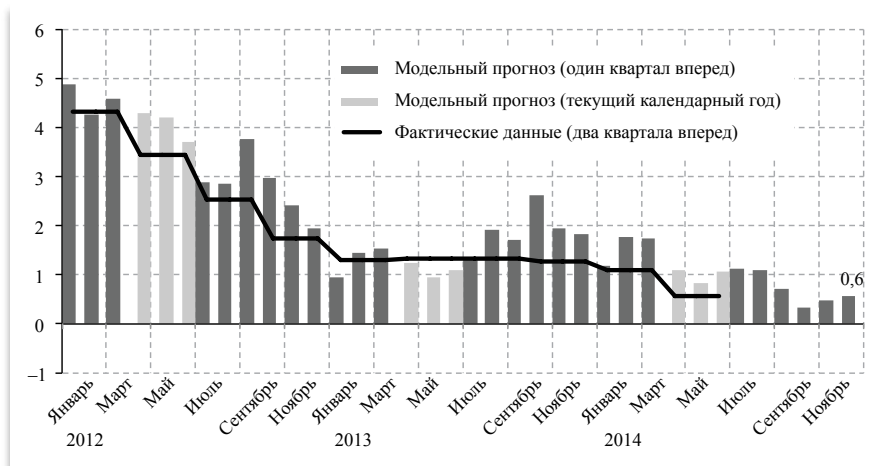


Рис. 6

Краткосрочная оценка и прогноз ВВП, % за скользящий год

данные Росстата по ВВП за прошлый квартал, как правило, становятся доступными, приблизительно, по прошествии, как минимум, одной–двух недель.

Что касается результатов сопоставления прогноза российского ВВП за скользящий год по динамической факторной модели с фактическими данными, то на исторической ретроспективе с начала 2012 г. наблюдаются как достаточно точные прогнозы, так и некоторые существенные отклонения от фактического ВВП, зафиксированного по прошествии двух кварталов с момента прогнозной итерации. С одной стороны, это может объясняться возрастающей неопределенностью при прогнозировании ВВП на последующие кварталы в сравнении с текущими оценками, что подтверждают полученные в ходе нашего исследования точечные оценки корня среднеквадратической ошибки прогноза на соответствующих временных горизонтах. С другой стороны, ошибки текущей оценки ВВП по ДФМ также вносили вклад в отклонения прогноза ВВП за скользящий год от фактических значений, в том числе по причине побочного эффекта от использования в нашей спецификации ДФМ оценки ВВП в текущем квартале в качестве лагированной переменной при прогнозировании динамики ВВП на будущие кварталы.

Заключение

Информационная политика центрального банка должна быть максимально открытой и прозрачной, что повысит эффективность управления ожиданиями экономических агентов. Поэтому модельный аппарат, применяемый в Банке России в целях среднесрочного анализа и прогнозирования ключевых макроэкономических индикаторов, должен быть понятен и доступен широкой общественности. В то же

время он должен быть сравнительно простым, что позволит распространить его для использования среди широкого круга экспертов.

Преследуя названную цель, в данной статье мы приводим подробное описание динамической факторной модели, которая применяется в Банке России наряду с другими моделями для текущего оценивания и прогнозирования ВВП России. Так же мы приводим инструментарий для осуществления декомпозиции влияния публикуемых статистических данных на текущие оценки и прогнозы ВВП и анализа вклада укрупненных блоков макропеременных в динамику ВВП.

Динамическая факторная модель с использованием нескольких ненаблюдаемых факторов, которые строятся на большом информационном множестве макроэкономических и финансовых переменных, продемонстрировала достаточно точные прогнозы динамики ВВП на различных краткосрочных горизонтах. В связи с этим предложенная ДФМ обладает очевидными преимуществами по сравнению с альтернативными подходами к текущей оценке и прогнозированию динамики ВВП, упомянутыми в этой статье.

Проведенный анализ показал, что по мере поступления в течение отчетного периода более актуальных данных по макроэкономическим и финансовым показателям точность оценок и прогноза по ДФМ возрастает. Нами также сделан вывод о целесообразности использования большого массива статистических данных (более 100 показателей) с целью краткосрочного прогнозирования ВВП на 1–2 квартала вперед, а также о возможности применения моделей с меньшим числом показателей для оценки ВВП в текущем квартале. Полученные в ходе исследования результаты наглядно свидетельствуют об объективных преимуществах опережающих показателей при прогнозировании динамики российского ВВП на будущие кварталы и нефинансовых показателей реального сектора экономики – при оценке ВВП в текущем квартале.

ЛИТЕРАТУРА

- Arnostova K., Havrlant D., Ruzicka L., Toth P.** (2011). Short-Term Forecasting of Czech Quarterly GDP Using Monthly Indicators // *Czech Journal of Economics and Finance*. Vol. 61(6). P. 566–583.
- Baffigi A., Golinelli R., Parigi G.** (2004) Bridge models to forecast the euro area GDP // *International Journal of Forecasting*. Vol. 20. P. 447– 46.
- Bragoli D., Metelli L., Modugno M.** (2014). The Importance of Updating: Evidence from a Brazilian Now-Casting Model. FEDS Working Paper.
- Doz C., Giannone D., Reichlin L.** (2011). A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman Filtering. CEPR Discussion Paper No. 6043. A paraotre dans *Journal of Econometrics*.
- Giannone D., Reichlin L., Small D.** (2008). Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data // *Journal of Monetary Economics*. Vol. 55. P. 665–676.

- Mariano R., Murasawa Y.** (2003). A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series // *Journal of Applied Econometrics*. Vol. 18. P. 427–443.
- Pedersen M.** (2010). Extracting GDP Signals from the Monthly Indicator of Economic Activity: Evidence from Chilean Real-Time Data. Central Bank of Chile. Working Paper No. 595.
- Rusnák M.** (2013). Nowcasting Czech GDP in Real Time. Czech National Bank, Research Department. Working Papers 2013/6.
- Yazgan E., Modugno M., Soybilgen B.** (2015). Nowcasting Turkish GDP and News Decomposition. July 23. Society for Economic Measurement Annual Conference. Paper 42.

REFERENCES (with English translation or transliteration)

- Arnostova K., Havrlant D., Ruzicka L., Toth P.** (2011). Short-Term Forecasting of Czech Quarterly GDP Using Monthly Indicators. *Czech Journal of Economics and Finance*, 61(6), 566–583.
- Baffigi A., Golinelli R., Parigi G.** (2004). Bridge Models to Forecast the Euro Area GDP. *International Journal of Forecasting* 20, 447–46.
- Bragoli D., Metelli L., Modugno M.** (2014). The Importance of Updating: Evidence from a Brazilian Now-Casting Model. FEDS Working Paper.
- Doz C., Giannone D., Reichlin L.** (2011). A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman filtering. CEPR Discussion Paper No. 6043. A paraotre dans *Journal of Econometrics*.
- Giannone D., Reichlin L., Small D.** (2008). Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data. *Journal of Monetary Economics* 55, 665–676.
- Mariano R., Murasawa Y.** (2003). A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series. *Journal of Applied Econometrics* 18, 427–443.
- Pedersen M.** (2010). Extracting GDP Signals from the Monthly Indicator of Economic Activity: Evidence from Chilean Real-Time Data. Central Bank of Chile. Working Paper No. 595.
- Rusnák M.** (2013). Nowcasting Czech GDP in Real Time. Czech National Bank, Research Department. Working Papers 2013/6.
- Yazgan E., Modugno M., Soybilgen B.** (2015). Nowcasting Turkish GDP and News Decomposition. July 23. Society for Economic Measurement Annual Conference. Paper 42.

Поступила в редакцию 1 июня 2015 года

A.S. Porshakov

Bank of Russia, Research and Forecasting Department, Moscow, Russia

A.A. Ponomarenko

Bank of Russia, Research and Forecasting Department, Moscow, Russia

A.A. Sinyakov

Bank of Russia, Research and Forecasting Department, Moscow, Russia

Nowcasting and Short-Term Forecasting of Russian GDP with a Dynamic Factor Model

Real-time assessment of quarterly GDP growth rates is crucial for evaluation of economy's current perspectives given the fact that respective data is normally subject to substantial publication delays by national statistical agencies. Large information sets of real-time indicators which could be used to approximate GDP growth rates in the quarter of interest are in practice characterized by unbalanced data, mixed frequencies, systematic data revisions, as well as a more general curse of dimensionality problem. The latter issues could, however, be practically resolved by means of dynamic factor modeling that has recently been recognized as a helpful tool to evaluate current economic conditions by means of higher frequency indicators. Our major results show that the performance of dynamic factor models in predicting Russian GDP dynamics appears to be superior as compared to other common alternative specifications. At the same time, we empirically show that the arrival of new data seems to consistently improve DFM's predictive accuracy throughout sequential nowcast vintages. We also introduce the analysis of nowcast evolution resulting from the gradual expansion of the dataset of explanatory variables, as well as the framework for estimating contributions of different blocks of predictors into nowcasts of Russian GDP.

Keywords: *Russia, economic growth, dynamic factor model, Kalman filter.*

JEL Classification: C53, C82, E17.