

Методология прогнозирования краткосрочной динамики ВВП при помощи VAR-модели

1 Обзор литературы

История макроэкономического моделирования насчитывает более полувека, однако можно сказать, что на настоящий момент существуют три основных подхода: использование крупных макроэкономических моделей; моделей, основанных на векторных авторегрессиях; и моделей общего равновесия (включая динамические стохастические модели – DSGE). Выбор того или иного подхода во многом зависит от целей моделирования, основными среди которых можно выделить иллюстрацию теоретических принципов, оценку макроэкономических теорий, сравнение различных сценариев (в первую очередь эффектов макроэкономической политики), а также прогнозирование. Согласно Pesaran and Smith (1985), макроэконометрическая модель должна быть уместной (соответствовать цели моделирования), последовательной (не давать противоречивых результатов) и способной отражать фактические данные.

В рамках данной работы наибольший интерес представляет прогнозирование динамики ВВП на ближайший временной период. С нашей точки зрения, для этих целей достаточно хорошо подходит моделирование с использованием векторных авторегрессий (VAR). Такие модели являются достаточно простыми и могут не уступать в прогнозной точности ни крупным макроэкономическим моделям (см, например, Webb, 1999), основным недостатком которых к тому же является размер и необходимость прогнозировать экзогенные переменные вне модели; ни DSGE-моделям, значительно чаще используемым для сценарного анализа, поскольку их динамика зачастую склонна не соответствовать динамике фактических данных (см., в частности, Tovar, 2009).

Изначально VAR-моделирование было предложено Sims (1980). Этот подход по сути основывается на использовании информации недавнего прошлого для экстраполяции ее на будущие периоды. Согласно Mayr and Ulbricht (2007), идея использования VAR-моделей для макроэкономического прогнозирования заключается в выявлении моделей динамической корреляции между переменными и использовании их для предсказания наиболее вероятных будущих значений каждой эндогенной переменной модели без применения строгих ограничений касательно структуры экономики. Как отмечает Aroga (2013), VAR-модели являются гибкими, могут включать достаточное большое количество переменных, не требуют экзогенности переменных (хотя допускают ее) или строгой структуры модели.

Одним из основных недостатков VAR-моделей является их несоответствие критике Лукаса (Lucas, 1976), согласно которой модели должны быть основаны не на выявленных эмпирических корреляциях, а на теоретических взаимосвязях (предпочтениях, технологиях, бюджетных и ресурсных ограничениях, поведении агентов), не чувствительных к изменению внешних условий. При изменении внешних условий (например, направления политики) меняются и взаимосвязи в модели, которая становится

несостоятельной. В частности, по этой причине использование VAR-моделей не подходит для изучения эффектов от изменения политики, хотя и используется для этих целей некоторыми авторами.

Вместе с тем, стоит отметить, что в краткосрочном периоде значение критики Лукаса может быть невелико – основное направление защиты в этом направлении может строиться в соответствии с Tobin (1981), согласно которому, модели поведения экономических агентов могут быть достаточно устойчивыми к изменению политики и прочих внешних условий именно в краткосрочном периоде. Таким образом, несмотря на происходящие изменения в экономике России, оцененная с помощью VAR модель может быть использована для построения прогноза, если рассматривать его в качестве базового (инерционного).

В стандартном виде, VAR-модель представляет собой систему эконометрических уравнений, описывающих совместную динамику нескольких временных рядов. Текущие значения каждой эндогенной переменной, согласно такой модели, зависят от ее прошлых значений и от прошлых значений других переменных модели. Используя векторно-матричную форму записи, VAR-модель может быть представлена в виде

$$x_t = a_0 + \sum_{m=1}^p A_m x_{t-m} + \sum_{n=0}^q B_n z_{t-n} + \varepsilon_t$$

где x – вектор эндогенных переменных, z – вектор экзогенных переменных (опционально), p и q – максимальное количество лагов эндогенных и экзогенных переменных соответственно, A и B – матрицы коэффициентов. С эконометрической точки зрения, оценка подобного рода моделей обычно производится с помощью метода наименьших квадратов.

Важной проблемой, возникающей при оценке VAR-моделей, является большое количество коэффициентов, которое быстро растет с увеличением числа используемых в модели переменных – так называемая чрезмерная параметризация. Это означает, что возможное количество переменных в VAR-моделях является ограниченным. В то же время, эмпирически выявлено, что прогнозные способности подобных моделей достаточно хороши, одним из объяснений чего может служить ограниченность информационного содержания макроэкономических рядов в целом с точки зрения ценности и релевантности для прогнозирования таких крупных агрегатов как, например, ВВП (Webb, 1999). Это означает, что верно специфицированная VAR-модель может включить в себя значительную долю полезной информации даже с использованием ограниченного количества переменных. Кроме того, существует ряд подходов, активно используемых в макроэкономическом моделировании, которые позволяют снизить число оцениваемых коэффициентов (в частности, модели BVAR, основанные на байесовских методах, или AVAR, имеющих асимметричную структуру лагов различных переменных).

Еще одним решением может являться использование так называемых комбинированных прогнозов, или построение сводного прогноза на основе нескольких с использованием системы весов. Впервые подобный подход был предложен в работе Bates and Granger (1969), которые показали, что комбинация двух прогнозов может быть более точной, чем каждый из них по отдельности. После этого процедура комбинирования была расширена на большее количество индивидуальных прогнозов, были предложены

различные схемы их взвешивания. Согласно Armstrong (2001), комбинирование прогнозов следует осуществлять согласно следующим ключевым принципам. Во-первых, следует использовать прогнозы, полученные либо с использованием различных данных, либо с использованием различных методов. Во-вторых, следует комбинировать не менее пяти различных прогнозов. В-третьих, для процедуры комбинирования следует использовать формальные критерии, избегая экспертной системы весов; при отсутствии веских аргументов в поддержку неравномерной системы весов, следует использовать равные веса для каждого из используемых прогнозов. При использовании неравномерной системы весов, больший вес следует присваивать моделям, показавшим большую точность в прошлом. При (рекомендуемом) использовании более пяти прогнозов, следует исключать наиболее высокие и низкие прогнозы из оценки сводного. Также, согласно Armstrong (2001), метод комбинирования прогнозов особенно полезен в случаях, когда неясно, какой из прогнозных методов является более точным; какова прогнозная ситуация; а также во избежание значительных ошибок. Как отмечает Timmermann (2006), согласно большинству эмпирических исследований, комбинированные прогнозы показывают более точные прогнозы по сравнению с моделями, предоставлявшими наиболее точные оценки в прошлом. Кроме этого, существуют свидетельства того, что исключение моделей с наименьшей предсказательной силой в прошлом может также улучшить комбинированные прогнозы. По мнению автора, в случае, когда порождающий фактические данные процесс является нестационарным или характеризуется структурными сдвигами, наиболее оправданным является использование равных весов.

Примером использования комбинированных прогнозов ВВП, полученных с помощью небольших VAR-моделей, может служить работа Maug and Ulbricht (2007). Авторы отмечают, что подобный подход позволяет разрешить проблему ограниченного количества допустимых переменных, расширив объем используемой информации. Среди выводов работы можно выделить то, что использование одинаковых весов показывает более точные прогнозные результаты как по сравнению с отдельными (лучшими в прошлом) моделями, так и по сравнению с большинством более сложных систем взвешивания прогнозов (подобный результат носит название “forecast combination puzzle”); а также отличается большей прогнозной стабильностью по отношению к структурным изменениям, включая институциональные и технологические шоки, поскольку в меньшей степени зависит от спецификации конкретных моделей.

Что касается методологии исследования, авторы использовали квартальные данные для Германии, Японии, Великобритании и США за период с начала 70-х (с 1991 г. в случае Германии) по I квартал 2006 г.; для каждой страны было отобрано 16 макроэкономических показателей, с большей вероятностью способных объяснить динамику ВВП, из категорий экономических ожиданий, промышленного производства, продаж, состояния рынка труда, обменных курсов и ставок, денежной массы, индексов цен и компонент ВВП. На основании этих данных были построены VAR-модели, включающие все возможные комбинации 1-5 дополнительных переменных и ВВП, то есть 6 885 моделей. Для анализа прогнозности индивидуальных моделей использовалось симулирование прогнозов в реальном времени на периоде 15-25 последних в выборке лет. Комбинирование прогнозов осуществлялось с использованием различных схем, в том числе на основе равных весов; с весами, дисконтированными

согласно наблюдаемой в прошлом прогнозной точностью; с и без исключения определенных моделей.

Для сравнения, существуют работы, основанные на комбинировании прогнозов не моделей, использующих различные данные, а принципиально отличающихся моделей. Так, в работе Granziera et al. (2013) указывается, что для краткосрочного прогнозирования национального ВВП в Банке Канады используется ряд различных моделей, включая факторную, байесовскую VAR-модель, а также ряд линейных одномерных региональных и национальных моделей. Используя эти модели, авторами были построены различные комбинированные прогнозы ВВП Канады: с использованием простого среднего, на основании среднеквадратичной ошибки прогноза, ранка модели согласно ее прогнозной способности, а также с использованием регрессии фактического ряда на прогнозные. Согласно выводам работы, комбинированные прогнозы являются более точными по сравнению с индивидуальными, даже если те и показывали лучшие результаты в прошлом, и что простое среднее показывает лучшие результаты на горизонте 3-4 кварталов, однако на горизонте 1-2 кварталов схемы весов, основывающиеся на прошлой точности моделей, позволяют получить более точные прогнозы – по мнению авторов, благодаря тому, что на данном периоде прогнозы рассматриваемых моделей значительно различаются.

2 Моделирование краткосрочной динамики ВВП России

В данном разделе описывается процедура построения краткосрочной макроэкономической модели ВВП России, основанная на подходе комбинирования небольших VAR-моделей.

2.1 Данные

Для построения индивидуальных моделей использовались квартальные данные за период с I кв. 2000 г. по IV кв. 2017 г. (72 наблюдения для каждого ряда).

В первую очередь данные включают прогнозируемую переменную – динамику реального ВВП, а также его компонент по расходам – конечного потребления и валового накопления. Отобранные объясняющие показатели также содержат данные по рынку труда (уровень безработицы и динамику реальной начисленной заработной платы); бюджетной системе (расходы консолидированного бюджета); монетарные и банковские показатели (объем денежной массы, ставка МИАКР, объемы портфелей депозитов и кредитов физических и юридических лиц); валютные курсы (доллар и евро), цену на нефть марки Urals и индекс ММВБ; а также показатели настроений в экономике (индекс уверенности потребителя и сводный опережающий индекс Института «Центр развития» НИУ ВШЭ). Категории выбранных переменных соответствуют используемым в различных эмпирических работах, посвященных прогнозированию динамики ВВП, тогда как конкретные ряды были выбраны исходя из наличия и качества информации. Основной источник данных – база данных CEIC; цена нефти Urals в соответствии с Reuters.

Ежемесячно публикуемые показатели – такие, как объемы денежной массы, кредитов, депозитов, процентные ставки, валютные курсы, уровень безработицы и пр. – усреднялись в рамках квартала. Большая часть показателей рассчитывалась в приростах к соответствующему кварталу предыдущего года (безработица и МИАКР – прирост в процентных пунктах к соответствующему кварталу предыдущего года). Несмотря на то,

что использование данных в приростах год-к-году встречается в литературе по макроэкономическому моделированию ВВП (см., например, Sdrakas, 2003; Eklund, 2007; Giannone, Miranda-Agrippino and Modugno, 2013), в настоящее время более распространен подход, предполагающий использование логарифмов от уровней. Однако публикуемые в России статистические данные имеют известные ограничения: в частности, ряды по компонентам ВВП по использованию в реальном выражении (в постоянных ценах) приводятся в четырех несовместимых частях, рассчитанных по разной базе (в ценах 2016, 2011, 2008 и 2003 гг.), что значительно затрудняет свод данных; а данные по тем же рядам в постоянных ценах с исключением сезонного фактора – опубликованы лишь до 2016 г. Таким образом, в настоящее время модель остается в указанном представлении данных.

2.2 VAR-модели

Для расчета прогноза ВВП были оценены VAR-модели, включающие в себя динамику реального ВВП и дополнительные объясняющие факторы. Количество дополнительных факторов в моделях составляло от 1 до 4; таким образом, число отдельных моделей составило 1940. Для возможности построения вневыборочного прогноза все переменные рассматривались как эндогенные.

Выбор количества лагов для каждой из моделей основывался на минимизации вневыборочной среднеквадратической ошибки прогноза (RMSE)¹. RMSE для каждой модели были рассчитаны по прогнозам на 1-4 квартала вперед, полученным на период предшествующих двух лет, при оценках модели с количеством лагов от 1 до 4.

Для этого проводилась так называемая процедура симулирования прогнозов в реальном времени. На первом шаге модель оценивается на ограниченной выборке. Так, чтобы получить прогнозы на период 2016-2017 гг., первый раз модель оценивается за период I:2000 – I:2015. После оценки модели, строятся и сохраняются прогнозы на 1-4 квартала вперед. Затем выборка увеличивается на 1 период (I:2000 – II:2015) и модель оценивается снова, полученные прогнозы сохраняются. Процедура повторяется до включения в модель всех исследуемых периодов (в данном случае, последний раз модель оценивается на периоде I:2000 – III:2017). В результате, для исследуемой модели оказываются рассчитаны четыре ряда прогнозов (на 1-4 квартала вперед) за двухлетний период. Расчет среднеквадратической ошибки прогноза (для каждого из прогнозных периодов) производится по формуле $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}$, где \hat{y}_t – прогноз роста ВВП, y_t – фактический рост ВВП в периоды от 1 до n . Процедура симулирования прогнозов производится с использованием спецификаций с 1-4 лагами.

Таким образом, для каждой модели рассчитывается 16 оценок RMSE – на каждый из четырех прогнозных периодов и с использованием 1-4 лагов. Далее для каждого из прогнозных периодов (прогноз на один, два, три и четыре квартала вперед) выбирается число лагов в модели, обеспечивавшее минимальную среднеквадратическую ошибку прогноза (в предшествующие два года). Таким образом определяется спецификация модели, обладающая оптимальной прогнозной точностью и используемая при расчете прогноза ВВП на следующий год.

¹ Заметим, что использование другой стандартной процедуры определения оптимального количества лагов – на основе информационных критериев Акаике, Шварца и Ханнана-Куинна – не ведет к выбору модели с наибольшей прогнозной точностью.

2.3 Агрегирование прогнозов

Полученные с помощью отдельных моделей прогнозы агрегируются; метод взвешивания прогнозов – на основе обратной среднеквадратической ошибки (RMSE):

$$w_i = \frac{1/RMSE_i}{\sum(1/RMSE)}$$

где w_i – вес каждого прогнозного ряда, $RMSE_i$ – среднеквадратическая ошибка модели, полученная на периоде предшествующих двух лет.

Литература

- J. S. Armstrong*, 2001. “Combining Forecasts,” in *J. S. Armstrong* (ed.), “Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners”. Kluwer Academic Publishers, pp. 417-440.
- V. Arora*, 2013. “An Evaluation of Macroeconomic Models for Use at EIA.” URL: eia.gov/workingpapers/pdf/macro_models-vipin-wappendix.pdf.
- J. Bates and C. W. J. Granger*, 1969. “The combination of forecasts.” *Operations Research Quarterly* 20, pp. 319-325.
- B. Eklund*, 2007. “Forecasting the Icelandic business cycle using vector autoregressive models.” *Central Bank of Iceland Working Papers* 36, 25 p.
- D. Giannone, S. Miranda-Agrippino and M. Modugno*, 2013. “Nowcasting China Real GDP.” 26 p. URL: Giannone_Miranda.pdf
- E. Granziera, C. Luu and P. St-Amant*, 2013. “The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations.” *Bank of Canada Review* Summer 2013, pp. 13-21.
- R. E. Lucas*, 1976. “Econometric Policy Evaluation: A Critique”. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 1, pp. 19–46.
- J. Mayr and D. Ulbricht*, 2007. “VAR Model Averaging for Multi-Step Forecasting.” *Ifo Working Paper* No. 48.
- M. H. Pesaran, R. P. Smith*, 1985. “Evaluation of Macroeconometric Models.” *Economic Modelling* 2 (2), pp. 125–134.
- N. Sdrakas*, 2003. “VAR modelling of the euro area GDP on the basis of principal component analysis.” *European Commission*, 19 p.
- C. A. Sims*, 1980. “Macroeconomics and Reality.” *Econometrica* 48(1), pp. 1– 48.
- A. Timmermann*, 2006. “Forecast Combinations.” *Handbook of Economic Forecasting* 1, pp. 135-196.
- J. Tobin*, 1981. “Comments,” in *J. Kmenta and J. B. Ramsey* (eds.), “Large-Scale Macroeconometric Models”. New York: North-Holland, pp. 391–92.
- C. Tovar*, 2009. “DSGE Models and Central Banks.” *Economics* 3 (16), 31 p.
- R. H. Webb*, 1999. “Two Approaches to Macroeconomic Forecasting.” *FRB Richmond Economic Quarterly* 85(3), pp. 23-40.