

Межстрановая BVAR-модель внешнего сектора¹

Ольга Коротких, Банк России
spiridonovaoa@mail.cbr.ru

Статья посвящена описанию межстрановой BVAR-модели, разработанной и используемой в департаменте денежно-кредитной политики Банка России. Модель позволяет строить согласованные между собой сценарные прогнозы по основным макропеременным США, еврозоны и Китая. Одновременное моделирование трех экономик дает возможность учитывать межстрановые взаимодействия переменных, за счет чего улучшаются прогнозные качества модели в сравнении с отдельными страновыми VAR-аналогами. Модель построена в отклонениях переменных от своих потенциальных значений, что позволяет улучшить прогноз темпов роста ВВП относительно недетрендированного дизайна. Наличие в модели широкого набора макроэкономических и финансовых показателей позволяет улучшить точность прогноза общего уровня инфляции в сравнении с более простыми аналогами.

Ключевые слова:

межстрановая модель, байесовские методы, условное прогнозирование, VAR-модель

JEL Codes: C11, C32, C53

Цитирование:

Korotkikh, O. (2020). A Multi-Country BVAR Model for the External Sector. *Russian Journal of Money and Finance*, 79(4), pp. 98–112.

doi: 10.31477/rjmf.202004.98

1. Введение

В настоящее время в департаменте денежно-кредитной политики (ДДКП) Банка России для построения сценарных прогнозов основных макроэкономических показателей внешнего сектора используется межстрановая байесовская векторная авторегрессионная модель (Bayesian Vector Autoregression, BVAR). В BVAR для внешнего сектора одновременно моделируются экономики США, еврозоны и Китая, которые вместе составляют 45% мирового ВВП и являются драйверами мировой экономики. Цель построения модели – получение согласованных между собой сценарных прогнозов по внешнему сектору. Сценарии задаются предположением о динамике индекса доллара и будущих траекториях цены на нефть и ставок денежной политики. Другими словами, модель прогнозирует совместную динамику широкого круга переменных по трем экономикам условно на заданные сценарные предпосылки. На выходе это позволяет получить достаточно обширную картину экономической ситуации на внешних рынках в разных сценариях.

¹ Выражаю благодарность бывшим сотрудникам Банка России, участвовавшим в разработке модели: Ольге Борзых, Никите Кулагину, Юрию Перевезенцеву.

Ключевыми переменными модели являются темпы роста ВВП и общий уровень инфляции. Из темпов роста ВВП дополнительно рассчитывается разрыв выпуска для США и еврозоны, а также моделируется прогноз мирового ВВП. Полученные прогнозы в дальнейшем используются в качестве предпосылок среднесрочного прогноза в квартальной прогнозной модели (Quarterly Projection Model, QPM) и динамической стохастической модели общего равновесия (Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE) для России.

BVAR-модель внешнего сектора состоит из 46 макроэкономических и финансовых переменных. Включение в модель помимо ключевых переменных дополнительных макроэкономических и финансовых показателей позволяет улучшить прогноз по общей инфляции в сравнении с более простыми векторными авторегрессионными (Vector Autoregression, VAR) моделями.

Используемые в модели переменные взяты в отклонениях от своих потенциальных значений. Траектории потенциальных значений по ключевым переменным были получены при помощи дополнительных моделей: многомерного фильтра из работы Benes et al. (2010) и модели Holston et al. (2017) для нейтральных ставок. Это позволило получить экономически обоснованные и согласованные между собой траектории потенциалов по основным переменным. Модельный подход к нахождению потенциалов обеспечивает возможность своевременно корректировать результаты в зависимости от текущей ситуации, что ведет к увеличению сценарной гибкости прогнозов. Детрендриванный дизайн BVAR-модели внешнего сектора обеспечивает схождение прогнозных траекторий к потенциальным уровням, за счет чего улучшается точность прогноза темпов роста ВВП в сравнении с классическим недетрендриванным дизайном.

Моделирование одновременно трех экономик в рамках единого VAR-подхода позволяет получить прогноз, учитывающий сложную структуру внутривостановых и межвостановых взаимодействий большого количества переменных. В результате это улучшает точность прогноза в сравнении с отдельными страновыми VAR-моделями.

Используемые данные имеют квартальную частоту и начинаются со II квартала 1996 г. При этом включение большого числа переменных и их лагов в модель создает проблему сверхпараметризации, актуальную для многих макроэкономических VAR-моделей, характеризующихся низкой частотностью. Для решения проблемы сверхпараметризации используется оценка VAR-модели байесовским методом. Для сжатия параметров модели используется априорное распределение Миннесоты, предложенное в работах Doan et al. (1984) и Litterman (1986).

Выбор межстранового BVAR в качестве основного подхода к моделированию внешнего сектора был основан на желании построить согласованные прогнозы одновременно по большому числу переменных для трех крупнейших экономик. При этом использование большого числа переменных одновременно для нескольких стран затрудняет возможность наложения структурных ограничений на параметры модели. По этой причине был выбран именно VAR-подход. VAR-модели не требуют введения дополнительных структурных ограничений на параметры модели и позволяют получить общий прогноз, учитывающий сложную структуру внутривостановых и межвостановых взаимодействий большого количества переменных.

Решить проблему сверхпараметризации в VAR-моделях можно было несколькими способами, которые наиболее часто используются в литературе. Самый

простой способ – это сокращение размерности модели за счет исключения переменных. Но при таком подходе возможна проблема смещения оценок из-за пропуска существенной переменной. Например, в работе Christiano et al. (1999) показано, что именно из-за невключения в модели впередсмотрящих переменных, например цен на ресурсы, в VAR-моделях часто возникает так называемая загадка цен (price puzzle) – ситуация, когда инфляция возрастает в ответ на ужесточение монетарной политики. Помимо этого уменьшение размерности лишает VAR-модели их основного преимущества – возможности строить согласованные прогнозы большого количества переменных одновременно.

Гораздо более широкое распространение в литературе получили альтернативные способы решения проблемы сверхпараметризации. Одним из популярных подходов для VAR-моделей, имеющих панельную форму, являются модели глобальной векторной авторегрессии (Global Vector Autoregression, GVAR), предложенные в работе Pesaran et al. (2004).

GVAR-модели являются двухшаговыми. На первом шаге оцениваются небольшие VAR-модели для каждой страны, в которых влияние всех остальных стран включено в виде одной экзогенной переменной мирового среднего. На втором шаге отдельные VAR-модели объединяются и решаются в рамках единой системы. Из-за своей конструкции наиболее широкое распространение GVAR-модели получили при моделировании закрытых экономических систем. По этой причине в GVAR-модели обычно включено одновременно большое количество стран – более 10 (подробнее о применении GVAR-моделей см. di Mauro and Pesaran, 2013).

Наиболее распространенной и гибкой альтернативой для решения проблемы сверхпараметризации является оценка VAR-модели байесовским методом (BVAR). Использование BVAR решает проблему избыточной параметризации путем наложения априорных ограничений на параметры модели. При частотном (не байесовском) подходе случайными величинами являются оценки параметров модели, а в байесовской эконометрике случайными величинами являются сами параметры модели. Байесовские оценки комбинируют априорные распределения и данные. В случае со структурными моделями на большое число параметров, отражающих межстрановые влияния, накладывается жесткое ограничение в виде «коэффициент равен нулю». Использование априорных распределений позволяет задать аналогичное ограничение в более мягкой форме вида «коэффициенты центрированы в нуле, но имеют небольшую ненулевую дисперсию». Таким образом, межстрановые эффекты не исключаются полностью (подробнее см. Del Negro and Schorfheide, 2011).

Стоит отметить, что все описанные выше подходы обладают своими относительными преимуществами и должны скорее дополнять друг друга, а не заменять. Мы остановили свой выбор на BVAR как на самом гибком подходе, который не требует введения дополнительных *ad hoc* предпосылок и без ограничений может применяться для несбалансированных панельных данных. Помимо этого крупно-размерные BVAR-модели обладают высокой прогнозной точностью. Общее исследование прогнозных качеств BVAR-моделей на макроданных США проведено в работе Bańbura et al. (2010). Авторы сравнивают BVAR-модели разной размерности и приходят к выводу, что точность прогноза и импульсных откликов возрастает, если в модель помимо ключевых переменных (индекс потребительских цен (ИПЦ), ставка денежно-кредитной политики и безработица) включать дополнительные переменные,

такие как реальный доход, реальное потребление, финансовые индикаторы, индексы промышленного производства и дополнительные ценовые показатели. При этом BVAR-модели, включающие около 20 основных переменных, достигают той же точности, что и модели на 130 переменных, включающие дополнительные секторальные показатели. Таким образом, за счет включения в модель дополнительных ценовых, финансовых и макроэкономических показателей можно повысить прогнозную точность BVAR-модели по ключевым переменным.

BVAR-подход к прогнозированию совместной динамики переменных нескольких стран широко используется в практиках других центральных банков и международных организаций. Банк Англии в дополнение к своей основной структурной модели COMPASS использует BVAR-аналог. Согласно работе Domit et al. (2016), прогнозы ВВП и компонент ВВП в BVAR-модели более точные, чем в COMPASS, а прогнозы по инфляции имеют одинаковый уровень точности. Европейский центральный банк (ЕЦБ) использует BVAR-модели для четырех крупнейших экономик ЕС для прогноза ВВП и инфляции (Angelini et al., 2019) и для анализа эффекта количественного смягчения (Lenza and Slacalek, 2018). Бундесбанк при помощи BVAR-модели исследует влияние шоков монетарной политики ЕЦБ на экономики четырех крупнейших стран ЕС (Mandler et al., 2016). Capolongo and Pacella (2019) из центрального банка Италии показывают, что точность прогнозов по инфляции крупноразмерной BVAR-модели для ЕС выше, чем при использовании отдельных моделей для каждой страны.

Далее статья организована следующим образом. В Разделе 2 описаны используемые в модели данные и алгоритмы их преобразования. Раздел 3 посвящен описанию BVAR-модели внешнего сектора: методологии оценивания параметров, алгоритма подбора гиперпараметров, алгоритма построения условных прогнозов. В Разделе 4 приводится сравнительный анализ прогнозных свойств BVAR-модели внешнего сектора. В Разделе 5 приведен пример использования BVAR-модели Банком России на примере опорного прогнозного раунда в декабре 2019 г.

2. Переменные BVAR-модели внешнего сектора

BVAR-модель внешнего сектора состоит из 46 переменных. Дополнительно оцениваются потенциальные значения каждой переменной. Все переменные в модели берутся в отклонениях от своих потенциальных значений. В первой части текущей главы описаны используемые в модели данные с указанием источников и необходимых преобразований. Вторая часть посвящена описанию методологии оценки равновесных траекторий по каждой переменной.

2.1. Данные

В BVAR-модели внешнего сектора используются следующие группы переменных, наблюдаемые одновременно для Китая, еврозоны и США: реальный ВВП, компоненты реального ВВП (потребление, инвестиции, импорт, экспорт, государственные расходы), уровень безработицы, ИПЦ, базовый ИПЦ, индексы экспортных и импортных цен, дефлятор ВВП, фондовые индексы и индексы экономической активности (PMI и др.). Помимо указанных выше групп переменных в модели дополнительно используются индекс обменного курса доллара и номинальная цена

нефти Brent. Таким образом, всего задействовано 46 переменных, из них 45 являются эндогенными переменными модели, а цена нефти Brent задается как экзогенная переменная. Модель квартальная и охватывает период со II квартала 1996 г. по текущее доступное наблюдение. Перечень всех переменных с указанием источника содержится в Приложении (см. Табл. 4). Собранные данные преобразуются по следующему алгоритму.

- Если исходный ряд не является сезонно сглаженным (Seasonally Adjusted, SA), применяется алгоритм сглаживания X-13-ARIMA-SEATS.
- Все данные приводятся к квартальной частоте. Для месячных и дневных данных используется среднее значение за квартал.
- Все переменные берутся в отклонениях от своих потенциальных значений. Для переменных в процентах и для PMI используется отклонение переменной от потенциала. Для рядов в уровнях используется отклонение первой разности логарифмов (темпов роста) от потенциальных темпов роста.

Спецификация модели в темпах роста, как показано Carriero et al. (2015), позволяет улучшить прогнозные свойства подобного рода моделей, несмотря на то что при таком подходе не учитываются возможные долгосрочные взаимосвязи переменных.

Использование детрендрованных рядов обеспечивает стационарность всех рядов и последующую стабильность модели. Результаты проверки модели на единичные корни представлены в Приложении (см. Рис. 3). Из рисунка видно, что все собственные значения находятся внутри единичного круга. Помимо этого детрендрованный дизайн позволяет обеспечить постепенное схождение прогнозов к их потенциальным значениям, которые изначально задаются и корректируются в зависимости от сценарных предпосылок и от текущей ситуации в мире. За счет этого улучшаются прогнозные свойства модели².

2.2. Стационарные значения переменных

Все переменные в модели заданы в отклонениях от своих потенциальных значений, которые приводятся к той же форме, что и наблюдаемые переменные. Равновесные значения ВВП и безработицы оценены при помощи модели, используемой Международным валютным фондом (МВФ; см. Benes et al., 2010). В качестве равновесного уровня инфляции используется целевой уровень инфляции, что также согласуется с моделью Benes et al. (2010). Нейтральные ставки оцениваются при помощи модели Holston et al. (2017), где в качестве потенциальных темпов роста ВВП, от которых зависит уровень нейтральной ставки, используются результаты из модели Benes et al. (2010). В результате получаются согласованные между собой и экономически обоснованные траектории потенциалов по ключевым переменным модели. Учитывая большое количество переменных, использовать единый модельный экономически обоснованный подход к нахождению потенциальных значений по всем переменным достаточно сложно, поэтому для оставшихся переменных используются стандартные подходы к детрендрованию этих рядов. Методология нахождения равновесных траекторий по группам переменных указана в Табл. 1.

² Сравнение средней нормированной среднеквадратичной ошибки прогноза (Mean Normalised Root Mean Square Error, MNRMSE) для BVAR в детрендрованной и в восстановленной формах см. в Разделе 4.2, Табл. 3.

Таблица 1. Методология оценки равновесных значений переменных BVAR-модели внешнего сектора

Группа переменных	Методология
Потенциальные темпы роста ВВП	Многомерный фильтр, описанный в работе Benes et al. (2010)
Потенциальные темпы роста компонент ВВП	По формуле (1)
Потенциальный уровень безработицы	Многомерный фильтр, описанный в работе Benes et al. (2010)
Равновесный темп роста ИПЦ, базового ИПЦ, дефлятора ВВП	Целевой уровень инфляции
Равновесные значения темпов роста индексов экспортных/импортных цен	Фильтр Ходрика – Прескотта для первой разности логарифмов
Равновесные значения темпов роста фондовых индексов	Фильтр Ходрика – Прескотта для первой разности логарифмов
Нейтральная ставка политики	Модель Holston et al. (2017)
Равновесные значения темпов роста DXY	Предположение о равенстве 0 квартальных темпов роста в стационарном состоянии
Равновесные темпы роста индексов экономической активности	Фильтр Ходрика – Прескотта для первой разности логарифмов
Равновесный уровень PMI	Модель авторегрессии и распределенного лага (Autoregressive Distributed Lag, ARDL) ARDL(2)
Равновесные темпы роста цены нефти	На основе BVAR-модели для цены нефти, разработанной ДДКП

Потенциальные темпы роста компонент ВВП определялись по следующей формуле:

$$C_{jit}^* = \left(\frac{GDP_{it}^* Share_{jit}^*}{GDP_{it-1}^* Share_{jit-1}^*} - 1 \right) \times 100, \quad (1)$$

где C_{jit}^* – потенциальные темпы роста компоненты $j \in$ [частное потребление; государственные расходы; импорт; экспорт; инвестиции] страны $i \in$ [США; еврозона; Китай] в период t , GDP_{it}^* – потенциальный ВВП страны i в период t , $Share_{jit}^*$ – полученная на основе фильтрации (фильтром Ходрика – Прескотта) доля в ВВП компоненты j страны i в период t .

Потенциальный уровень PMI определялся при помощи ARDL-модели с двумя лагами, где количество лагов выбиралось на основе критерия Шварца:

$$PMI_t = b_0 + \sum_{i=1}^2 b_i PMI_{t-i} + \sum_{j=0}^2 c_j GDP_{t-j}^{US} + \gamma_t. \quad (2)$$

Переменные модели и их равновесные траектории представлены в Приложении (Рис. 4 и 5).

3. BVAR-модель внешнего сектора

Раздел 3 посвящен подробному описанию структуры BVAR-модели внешнего сектора. В первой части описана общая форма BVAR-модели с существующими в ней ограничениями. Во второй части описана процедура наложения и поиска гиперпараметров BVAR. В третьей части описана методология построения сценарных прогнозов.

3.1. Структура модели

Обычная VAR-модель для N -мерного вектора эндогенных параметров y_t и M -мерного вектора экзогенных параметров x_t может быть записана в следующей форме:

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^q B_j x_{t-j} + \epsilon_t, \quad (3)$$

$$\epsilon_t \sim N(0, \Sigma),$$

где A_1, \dots, A_p – $N \times N$ матрицы коэффициентов при p лагах эндогенных переменных, B_1, \dots, B_q – $N \times M$ матрицы коэффициентов при q лагах экзогенных переменных, a_0 – N -мерный вектор констант, Σ – ковариационная матрица ошибок ϵ_t .

В спецификации BVAR для внешнего сектора $N = 46$, $M = 1$, $q = 1$, $a_0 = 0$. Также в модели есть дополнительное ограничение на матрицу B_1 , заключающееся в том, что экзогенная переменная «цена нефти Brent» включается только в уравнения с динамикой темпов роста ценовых индексов. Другими словами, соответствующие коэффициенты матрицы B_1 равны 0 во всех уравнениях, кроме уравнений для ценовых индексов. Данное решение было продиктовано тем, что включение цены нефти в остальные уравнения при сценарном прогнозировании делало динамику реальных макропеременных очень волатильной. При этом использование цены нефти в ценовых уравнениях существенно улучшает прогнозные качества динамики ценовых индексов.

3.2. Гиперпараметры

Для сжатия параметров BVAR-модели используется априорное распределение Миннесоты, предложенное в работах Doan et al. (1984) и Litterman (1986). Это распределение основано на предположении, что динамика переменных может быть описана следующим процессом:

$$y_t = a_0 + \delta y_{t-1} + \epsilon_t. \quad (4)$$

Это равносильно сжатию диагональных элементов матрицы A_1 до δ , а остальных элементов в матрицах A_1, \dots, A_p до 0. Также выполняются следующие предположения. Во-первых, чем больше номер лага, тем меньше важной информации

он несет. Во-вторых, собственные лаги переменной объясняют вариацию лучше, чем лаги других переменных. Эти предпосылки можно представить в следующем виде:

$$\mathbb{E}[(A_k)_{ij}] = \begin{cases} \delta_i, & j = i, k = 1, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad \mathbb{V}[(A_k)_{ij}] = \begin{cases} \left(\frac{\lambda}{k^\mu}\right)^2, & j = i \\ v \left(\frac{\lambda}{k^\mu} \frac{\sigma_i}{\sigma_j}\right)^2, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (5)$$

Коэффициенты A_1, \dots, A_p независимы и нормально распределены, ковариационная матрица диагональная $\Xi = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2)$.

Гиперпараметр λ (параметр регуляризации) контролирует общую жесткость априорного распределения относительно модели (4) и отражает важность априорного распределения относительно информации в данных. Если $\lambda = 0$, то апостериорное распределение параметров совпадает с априорным и данные не оказывают влияния на оценку. Если $\lambda = \infty$, то апостериорное ожидание совпадает с оценкой методом наименьших квадратов (МНК).

$1/k^{2\mu}$ – скорость, с которой убывает априорная дисперсия с увеличением номера лага. Параметр кросс-регуляризации $v \in [0; 1]$ добавляет дополнительную жесткость лагам других переменных по сравнению с собственными лагами.

Значения гиперпараметров априорного распределения и количество лагов подбираются путем перебора всевозможных теоретических значений алгоритмом байесовской оптимизации, предложенным Mockus et al. (1978). Современная модификация данного алгоритма описана в работе Bull (2011). Основная идея алгоритма – минимизировать значение функции потерь $f(x)$ при x , лежащем в ограниченном пространстве. В качестве функции $f(x)$ используется усредненное по всем прогнозам значение нормированной среднеквадратичной ошибки прогноза (MNRMSE). Множество параметров x состоит из $p, \delta, \lambda, v, \mu$. Так как вывести точный вид функции $f(x)$ достаточно сложно, то делается предпосылка, что $f(x)$ имеет априорное распределение π , которое описывается стационарным гауссовским процессом. На каждом шаге n алгоритм выбирает такой набор параметров x_{n+1} , который бы максимизировал значение функции ожидаемого улучшения EI :

$$EI_n(x_{n+1}; \pi) = \mathbb{E}[f(x_n) - f(x_{n+1})]. \quad (6)$$

Таблица 2. Значения гиперпараметров

Параметр	Значение
p	3
δ	0,32
λ	0,054
v	0,57
μ	1

3.3. Сценарные прогнозы

Для построения сценарных прогнозов в VAR-моделях обычно используется алгоритм, описанный Waggoner and Zha (1999). Но из-за большой вычислительной сложности данный алгоритм неприменим для крупноразмерных моделей с длинным горизонтом прогнозирования. Следуя работе Vaňbura et al. (2015), в BVAR-модели внешнего сектора используется модификация алгоритма, основанная на применении фильтра Калмана. Впервые такой подход был предложен еще в работе Clarida and Coyle (1984). Так как фильтр Калмана реализуется рекурсивно, то есть период за периодом, то его вычислительная сложность не зависит от горизонта прогнозирования, и он может использоваться в крупноразмерных VAR-моделях.

Дополнительно после фильтрации применяется алгоритм сглаживания Калмана, подробно описанный Harvey (1990). Сглаживание позволяет получить прогноз, учитывающий информацию сразу на всем прогнозном горизонте. Другими словами, прогноз в периоде t , полученный в результате фильтрации первого шага, – это математическое ожидание, условное по доступной в периоде t информации. А тот же прогноз в периоде t , скорректированный алгоритмом сглаживания на втором шаге, – это математическое ожидание, условное по всей доступной информации, включая информацию после периода t .

При сценарном прогнозировании в модели задаются условия на траектории ставок политики и на динамику цены нефти. Кроме того, поскольку в модели одновременно используются ВВП и разбивка ВВП по компонентам, при построении прогнозов на траектории дополнительно накладываются линейные ограничения вида:

$$GDP_{it} - \sum_{j=1}^5 Share_{ijt} C_{ijt} = 0. \quad (7)$$

4. Прогнозные свойства модели

Прогнозные свойства BVAR-модели внешнего сектора оценивались в два этапа: на первом шаге анализировались ошибки модели при построении вневыборочных прогнозов, на втором – сравнивались ошибки данной модели с ошибками возможных более простых моделей.

4.1. Ошибка на вневыборочных прогнозах

Прогнозные свойства BVAR-модели внешнего сектора оценивались при помощи построения вневыборочных прогнозов. На первом шаге оценивались коэффициенты модели на выборке со II квартала 1996 г. по квартал $Q - 1$, где $Q \in [I$ квартал 2010 г. – III квартал 2019 г.]. Затем из точки Q строился прогноз на k кварталов вперед, где k последовательно принимает значения от 1 до 12. На основе полученных прогнозов по каждой переменной y_i считалась ошибка $MNRMSE^k$ следующего вида:

$$RMSE_Q^k = \sqrt{\frac{\sum_{t=Q}^{Q+k} (y_t^i - \widehat{y}_t^i)^2}{k}}, \quad (8)$$

$$NRMSE_Q^k = \frac{RMSE_Q^k}{\delta_{y_i}}, \tag{9}$$

$$MNRMSE^k = \frac{\sum_Q NRMSE_Q^k}{39 - k}, \tag{10}$$

где $RMSE_Q^k$ – среднеквадратичная ошибка прогноза, выпущенного в периоде Q на k кварталов вперед, $NRMSE_Q^k$ – нормированная среднеквадратичная ошибка прогноза, δ_{y_i} – стандартное отклонение переменной y_i , $MNRMSE^k$ – средняя по всем Q нормированная среднеквадратичная ошибка прогноза на k кварталов, $39 - k$ – количество кварталов, для которых был рассчитан прогноз на k кварталов вперед.

Рисунок 1. Средняя нормированная среднеквадратичная ошибка на k кварталов ($MNRMSE^k$)

ВВП США	0,24	0,26	0,26	0,27	0,27	0,28	0,28	0,28	0,29	0,29	0,29	0,29
Потребление США	0,16	0,18	0,19	0,19	0,20	0,20	0,20	0,21	0,21	0,22	0,22	0,23
Инвестиции США	0,54	0,58	0,60	0,61	0,61	0,61	0,61	0,62	0,61	0,61	0,61	0,60
Экспорт США	0,31	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
Импорт США	0,29	0,34	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35
Госпотребление США	0,68	0,73	0,74	0,75	0,75	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74
ИПЦ США	0,32	0,35	0,36	0,36	0,37	0,37	0,37	0,38	0,38	0,39	0,39	0,39
Базовый ИПЦ США	0,66	0,72	0,74	0,74	0,75	0,76	0,76	0,77	0,78	0,79	0,79	0,79
Безработица США	0,12	0,14	0,15	0,15	0,16	0,16	0,16	0,17	0,17	0,17	0,17	0,18
ВВП еврозоны	0,15	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18
Потребление еврозоны	0,35	0,40	0,42	0,43	0,44	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45
Инвестиции еврозоны	0,85	0,93	0,93	0,95	0,96	0,96	0,97	0,98	0,98	0,99	1,00	1,02
Экспорт еврозоны	0,42	0,48	0,49	0,51	0,52	0,53	0,53	0,54	0,54	0,55	0,55	0,56
Импорт еврозоны	0,73	0,76	0,76	0,77	0,78	0,79	0,80	0,81	0,81	0,81	0,81	0,81
Госпотребление еврозоны	0,56	0,60	0,61	0,62	0,62	0,61	0,60	0,58	0,58	0,57	0,56	0,56
ИПЦ еврозоны	0,49	0,54	0,58	0,61	0,63	0,64	0,65	0,66	0,67	0,68	0,69	0,69
Базовый ИПЦ еврозоны	0,95	1,12	1,25	1,32	1,37	1,41	1,44	1,47	1,49	1,51	1,54	1,56
Безработица еврозоны	0,46	0,52	0,56	0,59	0,63	0,65	0,67	0,68	0,69	0,70	0,70	0,70
ВВП Китая	0,09	0,10	0,11	0,11	0,11	0,12	0,12	0,11	0,11	0,11	0,11	0,12
Потребление Китая	0,18	0,20	0,21	0,22	0,22	0,22	0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,20
Инвестиции Китая	0,21	0,25	0,26	0,27	0,27	0,28	0,28	0,27	0,28	0,28	0,28	0,28
Экспорт Китая	0,62	0,67	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,70	0,71	0,72	0,72	0,73
Импорт Китая	0,67	0,71	0,73	0,73	0,73	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74	0,74
Госпотребление Китая	0,49	0,54	0,58	0,61	0,63	0,66	0,69	0,71	0,72	0,73	0,74	0,73
ИПЦ Китая	0,39	0,45	0,46	0,48	0,47	0,47	0,47	0,47	0,47	0,47	0,48	0,48
Безработица Китая	0,40	0,47	0,51	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52	0,52	0,51
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11	Q12

Полученные значения $MNRMSE^k$ по всем переменным модели представлены на Рис. 1. Так как значения нормированы на стандартное отклонение, можно говорить, что если $MNRMSE^k = 1$, то модель прогнозирует так же, как если бы в качестве прогноза использовалось среднее значение по выборке. Если $MNRMSE^k < 1$, то модель прогнозирует лучше, чем среднее по выборке.

Как видно из Рис. 1, модель обладает удовлетворительными прогнозными свойствами по основным переменным интереса: среднее по таблице значение $MNRMSE$ для ВВП меньше 0,3 для всех трех стран, среднее по таблице значение $MNRMSE$ для общей инфляции равно 0,4 для США, 0,5 для Китая и 0,6 для еврозоны. Точность

прогноза разбивки ВВП по компонентам также является удовлетворительной, среднее по таблице значение MNRMSE < 1 для всех компонент во всех трех экономиках. Среднее по таблице значение MNRMSE для безработицы равно 0,2 для США, 0,5–0,6 – для еврозоны и Китая. Наименее точные прогнозы модель строит для базовой инфляции в еврозоне. В связи с этим в прогнозе ДДКП траектория базовой инфляции дополнительно корректируется при помощи вспомогательных моделей и экспертной оценки. На Рис. 6 и 7 (см. Приложение) представлены графики с прогнозными траекториям, выпущенными из всех кварталов Q .

4.2. Сравнение BVAR для внешнего сектора с другими моделями

Дополнительно прогнозные качества BVAR-модели сравнивались с более простыми моделями: AR(1)-моделью для каждой переменной, тремя отдельными VAR-моделями для каждой экономики, BVAR-моделью для трех экономик, состоящей из 12 ключевых переменных. Указанные модели были построены в детрендриванной форме. Также модель сравнивалась с BVAR(46)-моделью, построенной для переменных в восстановленной форме без детрендривания. Для сравнения результатов MNRMSE рассчитывалась для переменных не в отклонениях, а в восстановленной форме. Прогнозы были построены условно на траекторию нефти и ставок. Дополнительно рассчитывались значения MNRMSE по разрывам выпуска США и еврозоны, которые были восстановлены из темпов роста ВВП. Результаты с усредненными за четыре квартала и за 12 кварталов значениями MNRMSE представлены в Табл. 3.

Таблица 3. Усредненные MNRMSE по основным переменным интереса в разных моделях

	AR(1)		Страновые VAR(5)		BVAR(12)		BVAR(46)		BVAR(46) в восстановленной форме	
	RMSE (1 год)	RMSE (3 года)	RMSE (1 год)	RMSE (3 года)	RMSE (1 год)	RMSE (3 года)	RMSE (1 год)	RMSE (3 года)	RMSE (1 год)	RMSE (3 года)
Темп роста ВВП, %, квартал к кварталу										
США	0,25	0,27	0,29	0,32	0,26	0,28	0,25	0,27	0,58	0,61
Еврозона	0,14	0,15	0,17	0,18	0,15	0,17	0,15	0,16	0,49	0,53
Китай	0,06	0,07	0,14	0,17	0,08	0,08	0,09	0,10	0,28	0,27
Разрыв выпуска, % потенциального ВВП										
США	0,23	0,39	0,23	0,38	0,23	0,39	0,21	0,32	–	–
Еврозона	0,17	0,34	0,21	0,38	0,18	0,37	0,17	0,30	–	–
Общая инфляция, %, квартал к кварталу										
США	0,65	0,72	0,44	0,46	0,42	0,46	0,35	0,37	0,37	0,43
Еврозона	0,86	0,97	0,63	0,70	0,69	0,78	0,56	0,63	0,54	0,62
Китай	0,50	0,51	0,49	0,56	0,43	0,44	0,44	0,46	0,49	0,52

Как видно из Табл. 3, основное преимущество модели BVAR(46) заключается в более высокой точности прогноза общей инфляции США, еврозоны и Китая. На всех горизонтах точность прогноза общей инфляции для США и еврозоны BVAR(46) значительно выше, чем в остальных моделях, а для Китая точность

прогноза инфляции BVAR(46) сопоставима с точностью BVAR(12). Что касается прогноза ВВП, то результаты AR(1), BVAR(12) и BVAR(46) значимо не различаются между собой для США и еврозоны, при этом точность прогноза в этих моделях выше, чем в страновых VAR(5)-моделях. Несмотря на сопоставимые ошибки прогноза по ВВП, наиболее точный прогноз восстановленного из ВВП разрыва выпуска на горизонте трех лет получается в модели BVAR(46).

Также из Табл. 3 видно, что точность прогноза темпов роста ВВП в оригинальной детрендриванной BVAR(46)-модели более чем в 2 раза превышает точность BVAR(46) в восстановленной форме. Такое улучшение достигается за счет включения экономически обоснованной траектории потенциального ВВП, к которой сходятся прогнозы в оригинальной модели. Значимых различий в точности прогноза общего уровня инфляции между детрендриванной и восстановленной моделями нет, так как в качестве равновесного уровня инфляции использовалась константа, равная целевому уровню инфляции.

5. Использование модели на примере опорного прогнозного раунда в декабре 2019 г.

В этом разделе приводится описание процедуры использования BVAR-модели и полученных результатов на примере опорного прогнозного раунда в декабре 2019 г. Полученные результаты дополнительно сравниваются с прогнозами МВФ.

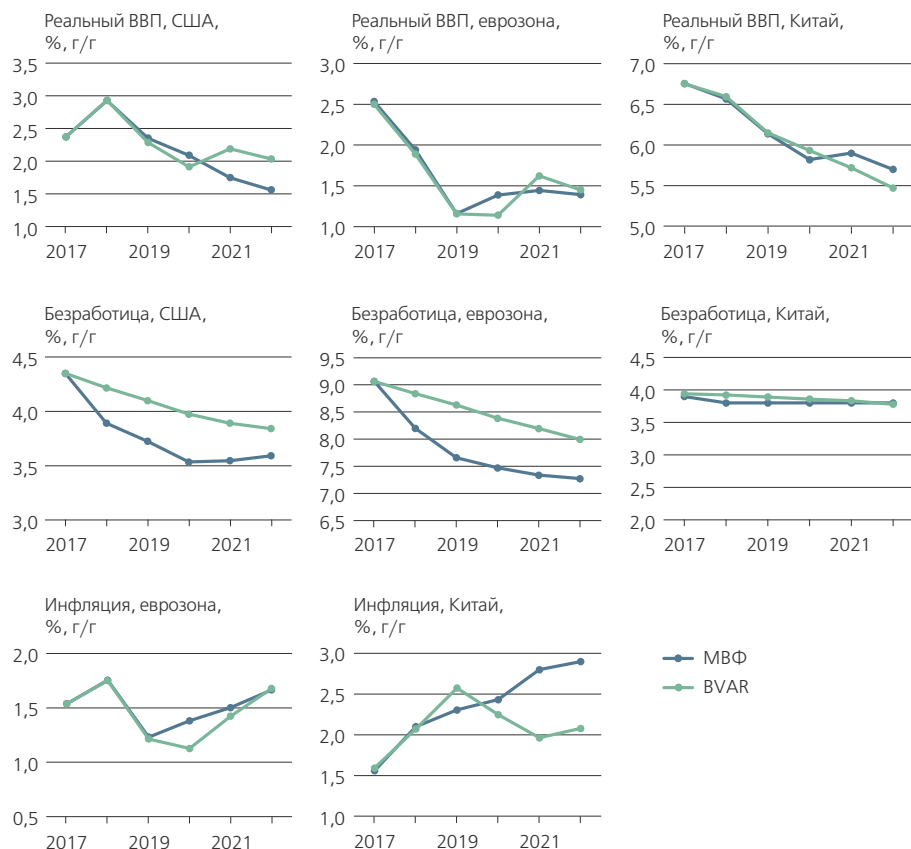
Для построения сценарного прогноза из BVAR-модели внешнего сектора необходимо задание условий на цену нефти и номинальные процентные ставки. Траектория цены нефти задается исходя из экспертных суждений и результатов BVAR-модели для цены на нефть. Траектории ставок определяются экспертным путем в зависимости от предпосылок конкретного сценария. В декабре 2019 г. в базовом сценарии было заложено плавное схождение цены нефти в течение 2020 г. к \$55 за баррель и сохранение этого уровня на 2021–2022 гг. В США предполагалось сохранение текущего уровня ключевой ставки в диапазоне 1,5–1,75% до II квартала 2020 г., затем для III квартала 2020 г. было заложено снижение ставки на 0,25 процентного пункта и сохранение полученного диапазона ставок 1,25–1,5% до конца прогнозного горизонта. В еврозоне предполагалось сохранение текущего уровня ставок до конца прогнозного горизонта.

На Рис. 2 приведено сравнение прогноза BVAR-модели внешнего сектора по основным переменным в рамках базового сценария и прогноза МВФ (International Monetary Fund, 2019). В прогнозе МВФ заложена чуть более высокая цена нефти: \$60 за баррель в 2020 г. и \$57 за баррель в 2021–2022 гг.

Прогноз BVAR-модели предполагает более сильную реакцию экономик США и еврозоны в 2020 г. на существующую неопределенность торговой политики. Это выражается в том, что темпы роста ВВП в 2020 г. в прогнозе BVAR несколько ниже, чем в прогнозе МВФ.

В прогнозе BVAR после снижения в 2020 г. экономики США и еврозоны достаточно быстро восстанавливаются в 2021 г. и возвращаются к потенциальным темпам роста в 2022 г. Можно заметить, что прогноз МВФ предполагает более сильное замедление темпов роста ВВП США в конце прогнозного горизонта. Согласно официальным

Рисунок 2. Прогноз BVAR-модели внешнего сектора в опорном прогнозном раунде в декабре 2019 г. в сравнении с прогнозом МВФ



комментариям к прогнозу, низкие темпы роста США в 2022 г. не связаны с торговой войной, так как двухлетнее бюджетное соглашение и снижение ставки Федеральной резервной системы в 2019 г. нивелируют эффект торговой неопределенности. Вероятная причина различий может заключаться в том, что ДДКП Банка России и МВФ по-разному оценивают потенциальные темпы роста ВВП США. ДДКП оценивает темпы роста ВВП США в равновесии как 2% г/г. Данная оценка получена с учетом результатов многомерного фильтра для оценки потенциального ВВП, а также с учетом оценок Еврокомиссии (European Commission, 2019) и ОЭСР (OECD, 2019). Прогнозы темпов роста ВВП Китая на 2020 г. сопоставимы. При этом BVAR предполагает несколько более быстрое замедление экономики Китая на прогнозном горизонте: 5,5% г/г к 2022 г. против прогноза МВФ 5,7% г/г в 2022 г. и 5,5% г/г в 2023 г.

Прогноз по безработице BVAR-модели сопоставим с прогнозами МВФ. Расхождения в прогнозе общего уровня инфляции являются следствием различающихся темпов роста ВВП и цены нефти.

6. Заключение

Описанная в статье межстрановая BVAR-модель для внешнего сектора используется в ДДКП для построения согласованных сценарных прогнозов основных макроэкономических показателей США, еврозоны, Китая. Прогнозы в модели строятся условно на заданные заранее траектории индекса доллара, цены нефти и ставок денежно-кредитной политики. Ключевыми переменными, представляющими интерес, являются ВВП и общий уровень инфляции. Полученные прогнозы используются в качестве сценарных предпосылок по внешнему сектору в прогнозных моделях для России.

В BVAR-модели внешнего сектора помимо ключевых переменных использован широкий набор макроэкономических и финансовых переменных, который не только дает возможность получить более обширную картину происходящего в мире, но и значительно улучшает прогноз общего уровня инфляции в сравнении с моделями, состоящими только из ключевых переменных. Одновременное моделирование трех экономик позволяет учесть структуру межстрановых взаимодействий, что повышает точность прогноза по основным переменным в сравнении с отдельными VAR-моделями. Детрендриванный дизайн модели обеспечивает схождение прогнозных траекторий к потенциальным значениям, которые корректируются в зависимости от текущей ситуации и сценарных предпосылок. За счет этого точность прогноза ВВП в модели в детрендриванной форме выше, чем в модели в восстановленной форме.

Также существуют возможности для дальнейшего совершенствования модели. Можно попробовать использовать альтернативные подходы к заданию априорных распределений, которые бы учитывали разницу между внутривнутристрановыми и межстрановыми взаимодействиями переменных. Но пока мы оставляем это для будущих исследований.

Приложение к статье см. на сайте
<https://rjmf.econs.online;>
[dx.doi.org/10.31477/rjmf.202004.98](https://doi.org/10.31477/rjmf.202004.98)

Список литературы

- Angelini E., Lalik M., Lenza M., Paredes J.** Mind the Gap: A Multi-Country BVAR Benchmark for the Eurosystem Projections // *International Journal of Forecasting*. – 2019. – Vol. 35(4). – pp. 1658–1668. doi: 10.1016/j.ijforecast.2018.12.004
- Bañbura M., Giannone D., Lenza M.** Conditional Forecasts and Scenario Analysis with Vector Autoregressions for Large Cross-Sections // *International Journal of Forecasting*. – 2015. – Vol. 31(3). – pp. 739–756. doi: 10.1016/j.ijforecast.2014.08.013
- Bañbura M., Giannone D., Reichlin L.** Large Bayesian Vector Auto Regressions // *Journal of Applied Econometrics*. – 2010. – Vol. 25(1). – pp. 71–92. doi: 10.1002/jae.1137
- Benes J., Clinton K., Garcia-Saltos R., Johnson M., Laxton D., Manchev P., Matheson T.** Estimating Potential Output with a Multivariate Filter // *IMF Working Papers*. – 2010. – N 285.
- Bull A. D.** Convergence Rates of Efficient Global Optimization Algorithms // *Journal of Machine Learning Research*. – 2011. – Vol. 12(88). – pp. 2879–2904.

- Capolongo A., Pacella C.** Forecasting Inflation in the Euro Area: Countries Matter! // Bank of Italy Temi di Discussione (Working Papers). – 2019. – N 1224.
- Carriero A., Clark T. E., Marcellino M.** Bayesian VARs: Specification Choices and Forecast Accuracy // Journal of Applied Econometrics. – 2015. – Vol. 30(1). – pp. 46–73. doi: 10.1002/jae.2315
- Christiano L. J., Eichenbaum M., Evans C. L.** Monetary Policy Shocks: What Have We Learned and to What End? // Handbook of Macroeconomics. – 1999. – Vol. 1(A). – pp. 65–148. doi: 10.1016/S1574-0048(99)01005-8
- Clarida R. H., Coyle D.** Conditional Projection by Means of Kalman Filtering // Cowles Foundation Discussion Papers. – 1984. – N 702.
- Del Negro M., Schorfheide F.** Bayesian Macroeconometrics // The Oxford Handbook of Bayesian Econometrics. – Oxford: Oxford University Press, 2011. – pp. 293–289. doi: 10.1093/oxfordhb/9780199559084.013.0008
- Di Mauro F., Pesaran M. H., eds.** The GVAR Handbook: Structure and Applications of a Macro Model of the Global Economy for Policy Analysis. – Oxford: Oxford University Press, 2013. doi: 10.1093/acprof:oso/9780199670086.003.0001
- Doan T., Litterman R., Sims C.** Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions // Econometric Reviews. – 1984. – Vol. 3(1). – pp. 1–100. doi: 10.1080/07474938408800053
- Domit S., Monti F., Sokol A.** A Bayesian VAR Benchmark for COMPASS // Bank of England Staff Working Paper. – 2016. – N 583.
- European Commission.** European Economic Forecast: Autumn 2019 // European Economy Institutional Paper. – 2019. – N 115.
- Harvey A. C.** Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter. – Cambridge University Press, 1990.
- Holston K., Laubach T., Williams J. C.** Measuring the Natural Rate of Interest: International Trends and Determinants // Journal of International Economics. – 2017. – Vol. 108. – pp. S59–S75. doi: 10.1016/j.jinteco.2017.01.004
- International Monetary Fund.** World Economic Outlook, October 2019: Global Manufacturing Downturn, Rising Trade Barriers. – 2019.
- Lenza M., Slacalek J.** How Does Monetary Policy Affect Income and Wealth Inequality? Evidence from Quantitative Easing in the Euro Area // European Central Bank Working Paper Series. – 2018. – N 2190.
- Litterman R. B.** Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions – Five Years of Experience // Journal of Business and Economic Statistics. – 1986. – Vol. 4(1). – pp. 25–38. doi: 10.1080/07350015.1986.10509491
- Mandler M., Scharnagl M., Volz U.** Heterogeneity in Euro-Area Monetary Policy Transmission: Results from a Large Multi-Country BVAR Model // Deutsche Bundesbank Discussion Paper. – 2016. – N 3.
- Mockus J., Tiešis V., Žilinskas A.** The Application of Bayesian Methods for Seeking the Extremum // Dixon C. W., Szegó G. P., eds. Towards Global Optimization. – Amsterdam: North-Holland, 1978. – Vol. 2. – pp. 117–129.
- OECD.** OECD Economic Outlook. – 2019. – Vol. 2019(2), N 106. doi: 10.1787/4c90c873-en
- Pesaran M. H., Schuermann T., Weiner S. M.** Modeling Regional Interdependencies Using a Global Error-Correcting Macroeconometric Model // Journal of Business and Economic Statistics. – 2004. – Vol. 22(2). – pp. 129–162.
- Waggoner D. F., Zha T.** Conditional Forecasts in Dynamic Multivariate Models // Review of Economics and Statistics. – 1999. – Vol. 81(4). – pp. 639–651.