



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

Построение большой байесовской векторной авторегрессионной модели для Казахстана

Департамент денежно-кредитной политики
Экономическое исследование №2021-1

Константин Орлов

Экономические исследования и аналитические записки Национального Банка Республики Казахстан (далее – НБРК) предназначены для распространения результатов исследований НБРК, а также других научно-исследовательских работ сотрудников НБРК. Экономические исследования распространяются для стимулирования дискуссий. Мнения, высказанные в документе, выражают личную позицию автора и могут не совпадать с официальной позицией НБРК.

Построение большой байесовской векторной авторегрессионной модели для Казахстана
NBRK – WP – 2021-1

Построение большой байесовской векторной авторегрессионной модели для Казахстана

Константин Орлов¹

Аннотация

В целях прогнозирования основных макропоказателей мировыми центральными банками, а также различными международными организациями, в последние годы активно развивался и применялся инструментарий байесовских векторных авторегрессионных моделей. В настоящей работе была проведена оценка их эффективности в прогнозировании экономической активности, инфляции, обменного курса и ставки TONIA в Казахстане для различных горизонтов до 1 года в сравнении с более простыми моделями и показана целесообразность применения данных моделей. Поиск оптимальных параметров оцениваемой BVAR-модели проходил на основе точности прогнозов на тестовой выборке.

Ключевые слова: прогнозы макроэкономических показателей, байесовские векторные авторегрессионные модели, байесовские методы.

JEL-классификация: C32, C52, C53, C82, E17

¹Константин Орлов – главный специалист-аналитик, управление макроэкономических исследований и прогнозирования, Департамент денежно-кредитной политики, Национальный Банк Республики Казахстан. E-mail: Konstantin.Orlov@nationalbank.kz

Содержание

Введение.....	4
Обзор литературы.....	5
Используемые данные и методология	8
Обсуждение результатов.....	11
Выводы и рекомендации для дальнейших исследований.....	16
Список литературы.....	18
Приложения.....	20

1. Введение

В рамках проведения денежно-кредитной политики центральным банкам необходимо полное понимание не только текущей экономической ситуации, но и прогнозная динамика основных макроэкономических показателей. На основании прогнозов принимаются решения по денежно-кредитной политике и выстраивается коммуникация с общественностью.

В этой связи, перед специалистами центральных банков, занимающихся макроэкономическим прогнозированием, стоит постоянная задача в построении и совершенствовании подходов оценки, учитывающих полный объем полезной информации, доступной на момент осуществления прогноза. В Национальном Банке Казахстана работа в данном направлении проводится на регулярной основе.

Так, краткосрочное (до 1 года) прогнозирование инфляции (Тулеуов О., 2017) осуществляется посредством комбинирования прогнозов различных моделей на основе их точности на тестовом периоде. К таким моделям относятся модели множественной регрессии (OLS), случайного блуждания (RW), линейного тренда (LTAR) и байесовские векторные авторегрессионные модели (BVAR).

Что касается прогнозов экономической активности, то в работе (Мекенбаева К. и Жузбаев А., 2017) были приведены основные методы осуществления краткосрочных прогнозов ВВП, комбинация которых приводит к итоговому прогнозу. К таким методам относятся модели множественной регрессии (OLS), авторегрессионные модели (ARIMA), байесовские авторегрессионные модели (BVAR), а также модели со смешанными частотами данных (MIDAS). Аналогичным способом комбинация прогнозов осуществлялась и в работе (Жузбаев А., 2017) для оценивания краткосрочного экономического индикатора², где в качестве исходных использовались модели множественной регрессии, авторегрессионные модели (AR-модели), байесовские векторные авторегрессионные модели (BVAR).

Кроме комбинирования прогнозов, позволяющего учитывать преимущества нескольких методов, в работе (Орлов, 2019) прогноз ВВП осуществлялся посредством построения и оценки динамической факторной модели. Оценка факторов для нескольких секторов (реального и внешнего, финансового, денежного, ценового) позволила охватить достаточно широкий набор месячных данных в оценке квартального уравнения для ВВП.

Кроме того, в работе (Mekenbayeva K., Musil K. 2017) оценки факторов строились на базе проводимых Национальным Банком ежеквартальных опросов предприятий реального сектора и выступили объясняющими переменными для определения разрыва выпуска в текущем квартале.

Как следует из вышеперечисленного, в настоящий момент в Национальном Банке РК уже применяются BVAR-модели с целью прогнозирования

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

экономической активности (КЭИ и ВВП) и инфляции. Однако отдельного рассмотрения таких моделей не осуществлялось. В этой связи, целью настоящего исследования было проанализировать прогнозную точность BVAR-моделей при различных априорных распределениях и различных параметрах самого априорного распределения.

В результате была проведена оценка эффективности построенных BVAR-моделей в прогнозировании экономической активности, инфляции, обменного курса и индикатора TONIA для различных горизонтов до 1 года в сравнении с более простыми моделями и показана целесообразность применения данных моделей.

Работа состоит из нескольких частей. Во втором разделе дан обзор литературы, описывающей различные аспекты оценивания BVAR-моделей, в третьем разделе изложены описание используемых данных и методология проведения поиска оптимальных параметров BVAR-модели с получением прогнозной точности относительно альтернативных моделей, в четвертом разделе приведены результаты поиска оптимальных параметров, а также сравнение прогнозной точности на разных горизонтах прогноза и при разном числе переменных. Наконец, в пятом разделе представлены выводы и рекомендации для последующих исследований.

2. Обзор литературы

Любая векторная авторегрессионная (в том числе и байесовская) модель представляется в виде

$$y_t = \sum_{k=1}^r A^k y_{t-k} + c + \varphi Z_t + \epsilon_t, \quad (1)$$

где $y_t = (y_{1,t}, \dots, y_{m,t})'$ – вектор значений m эндогенных переменных в момент t , r – количество лагов, A^r – матрица коэффициентов при лаге r размерности $m \times m$, c – вектор констант размерности m , Z_t – вектор значений d экзогенных факторов в момент t , φ – матрица коэффициентов экзогенных факторов размерности $m \times d$, ϵ_t – вектор случайных ошибок уравнений в момент t размерности m , $\epsilon_t \sim N(0, \Sigma)$, Σ – матрица ковариаций случайных ошибок m уравнений размерности $m \times m$, или в сокращенном виде

$$y_t' = x_t' B + \epsilon_t', \quad (2)$$

где $B = (A^1, \dots, A^r, c, \varphi)'$ – матрица размерности $(mr + d + 1) \times m$, $x_t = (y_{t-1}', \dots, y_{t-r}', 1, Z_t')$ – вектор размерности $mr + d + 1$.

Переходя непосредственно к истории применения байесовского подхода к векторным авторегрессиям и основным методам, стоит отметить, что сам байесовский подход представляет собой зависимость рассматриваемых статистических данных от семейства параметров, которые сами являются случайными величинами (подробный обзор байесовского подхода в статистике – Айвазян, 2008). Располагая до наблюдений только априорным распределением параметров, уже после фактической реализации данных с помощью формулы Байеса рассчитывается обновленное, так называемое апостериорное распределение вероятностей параметров:

$$p(\theta|y) = p(\theta)p(y|\theta) / \int p(\theta)p(y|\theta)d\theta \propto p(\theta)p(y|\theta), \quad (3)$$

где $p(\theta|y)$ – апостериорное распределение вероятностей параметров, $p(\theta)$ – априорное распределение параметра, $p(y|\theta)$ – функция правдоподобия.

Предположение о многомерном нормальном распределении случайных ошибок в BVAR-модели типа (2) и позволяет получить функцию правдоподобия для эндогенных переменных в зависимости от параметров. Априорное распределение самого вектора параметров определяется через распределение индивидуальных элементов матриц коэффициентов B и ковариационной матрицы Σ .

В свою очередь, использование байесовского подхода стало популярным по причине того, что при оценке VAR-моделей при большом количестве переменных, умеренном числе лагов и относительно небольшом числе наблюдений могла возникнуть проблема избыточной параметризации, когда количество оцениваемых параметров было слишком большим по отношению к размеру выборки, что могло приводить к смещенным оценкам коэффициентов и в конечном итоге к некачественным прогнозам (например, Gupta, Kabundi, 2008).

Идея применения байесовского подхода к векторным авторегрессиям была основана на принципе сокращения описанной выше избыточной параметризации при наличии большого количества данных. Другим популярным способом сокращения стало использование факторных моделей. В контексте Казахстана об этих методах говорится в работах (Mekenbayeva K., Musil K. 2017) и (Орлов, 2019).

Первыми стали использовать байесовский подход исследователи из Университета Миннесоты и Федерального резервного банка Миннеаполиса в работах (Litterman, 1980, 1986) и (Doan, Litterman, and Sims 1984), в связи с чем наиболее популярный и простой метод выбора априорного распределения параметров (с дальнейшими модификациями – например работа Sims, Zha, 1998) получил название Литтермана, Литтермана-Миннесоты или просто Миннесоты.

Априорное распределение Миннесоты подразумевает, что элементы матрицы коэффициентов B нормально распределены, при этом априорное среднее для первого лага собственной переменной можно задать (обычно для стационарных данных принимается равным 0, для нестационарных – 1), а для остальных коэффициентов равняется нулю. Таким образом, априорное распределение основывается на предположении, что переменные ведут себя как AR(1)-процессы, в том числе белый шум и случайное блуждание. При этом априорные стандартные дисперсии представляются в виде

$$V_{i,j}^r = \begin{cases} \left(\frac{\lambda_1}{r^{\lambda_3}}\right)^2, & i = j \\ \left(\frac{\lambda_1 \lambda_2 \sigma_i}{r^{\lambda_3} \sigma_j}\right)^2, & i \neq j, \end{cases} \quad (4)$$

где $V_{i,j}^r$ – априорная дисперсия коэффициента j -ой переменной в i -ом уравнении при лаге r , гиперпараметры $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ – задаваемые числовые значения, σ_i – i -й диагональный элемент известной матрицы ковариаций остатков Σ .

Последняя матрица вычисляется посредством оценок индивидуальных AR-моделей для каждой переменной (одинарная оценка) и построения

соответствующей VAR-модели и оценки матрицы ковариации остатков, при этом предполагая диагональный вид такой матрицы (диагональная оценка) или не накладывая никаких ограничений (полная оценка).

Главным недостатком априорного распределения Миннесоты является достаточно жесткое ограничение на постоянность ковариационной матрицы остатков. Ослабить данное ограничение можно через использование сопряженного нормального-обратного априорного распределения Уишарта. Последнее распределение, как и распределение Миннесоты, является сопряженным, то есть апостериорное и априорное распределения принадлежат к одинаковому классу распределений, что позволяет получить аналитическую форму для апостериорного распределения (Kadiyala, Karlsson, 1997).

Сопряженное нормальное-обратное априорное распределение Уишарта представляется в виде

$$\beta | \Sigma \sim N(\beta, H \otimes \Sigma) \quad (5)$$

$$\Sigma \sim IW(S, \nu) \quad (6),$$

где $\beta = \text{vec}(B)$ – векторизация матрицы коэффициентов B , Σ – ковариационная матрица остатков, знак \otimes означает кронекерово произведение матриц, IW – обратное распределение Уишарта, матрицы H , S и число ν – задаваемые гиперпараметры. При этом распределение β совпадает с распределением Миннесоты. Несмотря на то, что в отличие от распределения Миннесоты ковариационная матрица не предопределена, появляется зависимость моментов априорных распределений параметров друг от друга для разных уравнений. В связи с этим, оба распределения используются в равной степени и нет явного предпочтения одного метода над другим.

Кроме данных распределений применяются априорное независимое нормальное-обратное распределение Уишарта, требующее использование специальных численных методов (Коор, Korobilis, 2010) и предполагающее независимость между β и Σ , подходы Sims-Zha для структурных VAR-моделей (Sims, Zha, 1998) и иерархический метод GLP (Giannone, Lenza And Primiceri, 2012). Последний метод предполагает структуру распределения нормального-обратного априорного распределения Уишарта, однако подразумевает, что гиперпараметры данного распределения также являются случайными величинами с гиперприорами из заданных распределений (возникает иерархия – гиперприоры определяют первоначальные параметры). Значения гиперприоров соответствуют максимуму функции правдоподобия системы. При этом для оценки максимума используются численные методы из семейства MCMC (Monte Carlo Markov Chain), такие как алгоритм Метрополиса – Гастингса, алгоритм Гиббса (Chib, Siddhartha, 1995; Geman, Geman, 1984).

Дополнительно с подробными обзорами по BVAR-моделям можно ознакомиться в работах (Blake, Mumtaz, 2012) (Демешев, Малаховская, 2016, II).

Что касается практических исследований, то байесовский подход для векторных авторегрессий в настоящее время широко используется ведущими мировыми центральными банками (например, Banbura, Marta, Domenico Giannone, and Lucrezia Reichlin, 2010 для ЕС и Bloor, Matheson, 2009 для Новой

Зеландии). В свою очередь появляются работы как сотрудников центральных банков, так и других экономистов, из стран с развивающимся рынком и стран ЕАЭС. Так, в Банке России (Дерюгина, Пономаренко, 2015) построили BVAR-модель методом GLP и сравнивали ее прогноз с альтернативными моделями, в Центральном Банке Армении (Погосян, 2015) сравнивали относительное качество одновременно BVAR и FAVAR-моделей, в Национальном банке Беларуси (Безбородова, Михалёнок, 2015) использовали байесовский подход для оценивания трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики, в Центральном банке Турции (Öğünç, 2019) для прогноза инфляции сравнивали относительную прогнозную точность нескольких спецификаций BVAR-моделей. Кроме того, на российских данных прогнозное качество BVAR-моделей было оценено в работах (Ломиворотов, 2015) и (Демешев, Малоховская, 2015, 2016). Основные выводы в этих работах – BVAR модели в большинстве случаев превосходят альтернативные модели (авторегрессии и векторные авторегрессии), а также то, что не всегда наибольшая прогнозная точность BVAR-моделей для развивающихся стран достигается на максимальном количестве рассматриваемых переменных, что может объясняться все еще недостаточно длинными временными рядами.

3. Используемые данные и методология

3.1 Описание данных

Для построения векторных авторегрессионных моделей на месячной основе в настоящей работе использовались 15 макроэкономических переменных, 10 из которых были эндогенными, а остальные – экзогенными (Приложение 1, Таблица 1). Все месячные переменные были взяты с декабря 2004 года по апрель 2020 года и представляли собой базисный индекс, где базой выступил декабрь 2004 года. Для квартальных VAR и BVAR-моделей также использовались 15 переменных (10 эндогенных и 5 экзогенных) в базисном виде, где базой послужил 4 квартал 2004 года. Месячные переменные были переведены в квартальные посредством усреднения или заменены квартальными аналогами. Квартальные данные брались с 4 квартала 2004 года до 1 квартала 2020 года. Для тех переменных, данные по которым стали доступны позже декабря 2020 года (трансферты из Национального фонда), предполагалось значение, равное 100 до момента появления данных. Источниками послужили данные Бюро Национальной статистики АСПР РК (БНС АСПР РК), Национального Банка РК (НБ РК), Казахстанской фондовой биржи (KASE), Минфина РК, Управления энергетической информации США (EIA), статистических служб Китая, России, Европейского союза (ЕС).

3.2 Методология алгоритма поиска оптимального набора параметров BVAR-модели и получения ее прогнозной точности

Все расчеты в данной работе производились с помощью программного обеспечения Eviews (программный код для месячной BVAR-модели из семейства с 15 переменными – Приложение 2).

Сначала над всеми переменными, за исключением индикатора однодневных процентных ставок TONIA, был взят натуральный логарифм. Далее все переменные подвергались процедуре сезонной очистки посредством стандартного метода X13-ARIMA-SEATS. Переменные были как месячными, так и квартальными.

Для построения месячных векторных авторегрессионных моделей для 5 эндогенных переменных использовались данные по краткосрочному экономическому индикатору (КЭИ), ИПЦ, номинальному обменному курсу тенге к доллару США, индикатору TONIA, тенговой денежной массы; для 6 переменных – к вышеперечисленным переменным добавлялась экзогенная цена на нефть; для 15 переменных – дополнительно включаются эндогенные инвестиции в основной капитал, розничный товарооборот, реальные зарплаты, индекс цен в обрабатывающей промышленности, индекс цен на новое жилье, а также экзогенные трансферты из Национального фонда, средневзвешенный индекс промышленного производства в странах торговых партнерах, инфляции в России, добыча нефти и газового конденсата.

В свою очередь, для квартальных векторных авторегрессионных моделей для 5, 6 и 15 переменных использовались те же данные, только вместо КЭИ и внешнего показателя промышленного производства использовались ВВП и средневзвешенный ВВП стран торговых партнеров, а инвестиции в основной капитал, реальные зарплаты, розничный товарооборот и индекс цен на жилье были заменены на валовое накопление основного капитала (ВНОК), расходы на конечное потребление, дефлятор ВВП и дефлятор ВНОК.

Далее для оценки качества прогнозов в качестве тестового периода был выбран период май 2018 года – апрель 2020 года для месячных моделей, а для квартальных моделей – 2 квартал 2018 года до 4 квартала 2019 года. Несмотря на то, что прогнозы можно совершать для всех эндогенных переменных модели, для анализа были выбраны 4 основные переменные – КЭИ (для квартальной модели – ВВП), ИПЦ, обменный курс, TONIA.

Для оценивания степени точности прогнозов BVAR-модели по таким переменным были выбраны альтернативные модели – наивная модель (белый шум для TONIA как для стационарной переменной и случайное блуждание со сдвигом для остальных нестационарных переменных) и такая же VAR-модель. Выбор таких моделей обусловлен тем, что по сути данные модели являются крайними точками семейства параметров априорного распределения рассматриваемых BVAR-моделей, когда полностью нулевая дисперсия параметров исключает возможность полагаться на данные, что приводит к наивной модели, а когда дисперсия равна бесконечности, то априорные знания о параметрах отсутствуют, что приводит к оценке коэффициентов только через данные, то есть к VAR-модели.

Общая схема получения оптимальной модели BVAR и оценки ее качества относительно альтернативных моделей выглядела следующим образом:

- для каждой точки внутри тестового периода посредством альтернативных моделей совершались прогнозы упомянутых ранее основных переменных на 1, 3, 6, 9, 12 месяцев вперед (на 1, 2, 3, 4 квартала вперед для квартальных моделей). При этом в случае выхода горизонта прогноза за тестовый период, прогноз не осуществлялся, а сами модели постоянно переоценивались от самого начала выборки до точки внутри тестового периода (так называемая стратегия расширяющегося окна). Кроме того, для упрощения представления результатов не запоминались прогнозы вне выбранных месяцев. Наконец, VAR-модель оценивалась для различных лагов от 1 до 5 для месячных данных и 1 до 4 для квартальных данных с целью сопоставления прогнозной точности с соответствующей BVAR-моделью;
- для каждого прогнозного месяца (квартала) по точкам внутри тестового периода рассчитывался корень среднеквадратической ошибки (RMSE) данной переменной, при этом брались только те точки, прогноз по которым на заданное количество месяцев (кварталов) вперед лежал внутри тестового периода. Более того, для каждого прогнозного месяца (квартала) затем рассчитывался средний RMSE модели как среднеарифметическое RMSE 4 основных переменных;
- для месячных и квартальных данных запускался цикл по параметрам BVAR (отдельно для распределения Миннесоты и для сопряженного нормального-обратного Уишарта). В качестве параметров для обоих распределений выступили количество лагов (от 1 до 5 для месячных данных и от 1 до 4 для квартальных данных), априорное среднее коэффициента при первом лаге собственной переменной μ_1 (от 0 до 1 с шагом 0,2), общая жесткость системы или априорное стандартное отклонение коэффициента при первом лаге собственной переменной λ_1 (от 0,2 до 1 с шагом 0,2), коэффициент пропорциональности априорной дисперсии коэффициентов при лагах других переменных λ_2 (от 0,19 до 0,99 с шагом 0,2), коэффициент скорости убывания априорной дисперсии при росте лага переменных λ_3 (от 0,19 до 0,99 с шагом 0,2), а также способ оценки ковариационной матрицы остатков (одинарный посредством авторегрессионной модели, диагональный, полный)
- при заданном наборе параметров BVAR аналогично наивной модели и VAR-модели оценивались RMSE основных переменных и средний RMSE всей модели
- для каждого прогнозного месяца (квартала) и для каждой из основных переменных рассчитывалось отношение RMSE BVAR-

модели к соответствующим показателям альтернативных моделей. Кроме того, для каждого прогнозного месяца (квартала) рассчитывалось соответствующее отношение среднего по переменным RMSE как показателя общего (среднего по основным переменным) относительного качества прогноза;

- в случае нахождения последнего отношения меньше 1 для всех горизонтов прогноза и для наивной модели, и для VAR-модели, то будем говорить, что данная BVAR-модель «в целом» прогнозирует лучше и будем называть ее хорошей, одновременно запоминая значения таких параметров;
- среди рассматриваемых алгоритмом BVAR-моделей выделяются те модели, которые для каждого горизонта прогноза и для каждой переменной дают минимальное значение RMSE и соответствующие минимальные отношения RMSE к RMSE альтернативных моделей, а также для каждого горизонта прогноза минимальные отношения среднего RMSE к среднему RMSE альтернативных моделей. Запоминаются как сами минимальные значения, так и параметры, при которых они достигаются (похожая процедура поиска оптимальных параметров – Kadiyala, Karlsson, 1997).

Необходимо отметить, что данная процедура совершалась для моделей с 5, 6, 15 переменными.

4. Обсуждение результатов

4.1 Результаты поиска оптимальных параметров BVAR-моделей

По итогам применения описанной выше схемы поиска оптимальных параметров BVAR-модели (далее – Схемы) было рассмотрено в общей сложности 67 500 месячных уравнений и 54 000 квартальных уравнений. Результаты Схемы представлены в Таблицах 1 и 2. При этом первый символ означает вид априорного распределения (LM – Литтерман-Миннесота, NW – сопряженное нормальное-обратное Уишарта), 2 символ – число переменных в модели, 3 символ – количество лагов в системе, 4 символ – способ оценки ковариационной матрицы остатков (uni – одинарный, диагональный, полный), 5-8 символы – описанные выше параметры λ_1 , μ_1 , λ_2 , λ_3 , соответственно³. Как следует из результатов для разных горизонтов прогноза и разных переменных, нет единственного априорного распределения, числа переменных и набора параметров BVAR-модели, которые были бы «чемпионами» для большинства случаев. Тем не менее, для месячного индикатора TONIA прослеживается «победа» модели с нормальным-обратным распределением Уишарта, 5 переменными и 5 лагами, а для квартальных данных – «победа» распределения Миннесоты.

Данные результаты свидетельствует о том, что возможное использование только одной модели BVAR для прогнозирования сразу нескольких переменных

³ В таблице представлены не сами значения параметров, а номера шагов, диапазон и пределы которых были представлены выше.

и на разные периоды может быть не совсем оптимальным. В этой связи подход, основанный на использовании одновременно разных BVAR-моделей или их комбинации может быть более обоснованным и правильным.

Таблица 1

Набор оптимальных параметров и вид месячной BVAR-модели, минимизирующей среднеквадратическую ошибку прогноза для данной переменной и данного горизонта прогноза

Длина прогноза	Переменные			
	КЭИ	ИПЦ	USDKZT	TONIA
1 мес.	NW_15_1_full_3_0_1_3	LM_6_3_uni_1_5_1_1	NW_6_3_uni_3_5_1_2	NW_5_5_uni_1_4_3_4
3 мес.	LM_15_5_diag_1_5_5_1	LM_6_2_full_1_5_1_1	NW_15_5_full_5_4_3_5	NW_5_5_uni_1_3_1_5
6 мес.	LM_6_5_uni_1_0_1_3	NW_15_5_full_3_5_3_4	LM_5_5_full_2_5_2_1	NW_5_5_uni_3_3_4_2
9 мес.	NW_6_1_full_4_0_3_2	NW_15_4_uni_2_5_2_3	LM_5_1_full_2_5_1_1	NW_5_5_uni_4_5_3_2
12 мес.	NW_6_1_uni_1_0_1_1	NW_5_5_uni_1_5_1_1	LM_15_5_uni_4_5_1_1	NW_5_5_full_4_5_5_5

Источник: расчеты автора

Таблица 2

Набор оптимальных параметров и вид квартальной BVAR-модели, минимизирующей среднеквадратическую ошибку прогноза для данной переменной и данного горизонта прогноза

Длина прогноза	Переменные			
	ВВП	ИПЦ	USDKZT	TONIA
1 кв.	LM_5_4_uni_3_5_1_5	LM_6_1_full_1_5_5_1	LM_5_2_uni_1_5_1_5	LM_5_4_diag_1_0_1_1
2 кв.	LM_5_4_uni_4_4_1_5	LM_5_4_uni_1_0_3_2	LM_5_4_full_2_0_1_5	LM_5_4_full_4_3_1_1
3 кв.	LM_6_3_diag_5_0_1_4	LM_6_4_uni_1_1_2_1	LM_5_4_full_2_0_1_5	LM_5_4_full_1_5_5_2
4 кв.	LM_6_3_diag_5_0_1_4	LM_6_4_uni_1_2_3_5	LM_5_4_full_2_0_1_5	LM_5_4_diag_1_1_3_2

Источник: расчеты автора

4.2 Точность прогноза

Исходя из применения Схемы, для каждой переменной и каждого прогнозного горизонта были найдены минимальные отношения RMSE BVAR-модели к RMSE двух рассматриваемых альтернативных моделей, а также для каждого прогнозного горизонта – отношение среднего по переменным RMSE в разрезе двух классов априорного распределения и количества переменных в системе. Результаты оценивания данной относительной точности прогнозов BVAR-модели собраны в Таблицах 3-8.

Таблица 3

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза за	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.779	0.776	0.901	0.789	0.774	0.815
Minnesota	3 мес.	0.91	0.876	1.093	0.886	0.867	0.847
Minnesota	6 мес.	0.922	0.931	1.104	0.899	0.883	0.883
Minnesota	9 мес.	0.839	0.899	0.927	0.889	0.876	0.911
Minnesota	12 мес.	0.775	0.866	0.685	0.847	0.881	0.845
Normal Wishart	1 мес.	0.782	0.85	0.861	0.789	0.84	0.815
Normal Wishart	3 мес.	0.892	0.894	0.881	0.873	0.902	0.74
Normal Wishart	6 мес.	0.819	0.909	0.811	0.882	0.923	0.717
Normal Wishart	9 мес.	0.734	0.894	0.687	0.889	0.931	0.771
Normal Wishart	12 мес.	0.678	0.877	0.613	0.866	0.955	0.822

Источник: расчеты автора

Таблица 4

Отношение средней по главным переменным RMSE квартальной BVAR-модели двух типов к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза за	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 кв.	0.677	0.83	1.7	0.452	0.582	0.377
Minnesota	2 кв.	0.646	0.797	1.736	0.537	0.565	0.431
Minnesota	3 кв.	0.623	0.739	1.565	0.411	0.574	0.518
Minnesota	4 кв.	0.533	0.686	1.296	0.312	0.404	0.318
Normal Wishart	1 кв.	0.93	1.022	1.022	0.788	0.756	0.321
Normal Wishart	2 кв.	0.948	1.027	1.002	1.06	0.758	0.326
Normal Wishart	3 кв.	1.021	1.014	0.977	1.178	1	0.379
Normal Wishart	4 кв.	1.065	0.971	1.005	1.104	0.775	0.326

Источник: расчеты автора

Таблица 5

Отношение RMSE месячной BVAR-модели из семейства Minnesota к RMSE наивной модели и VAR-модели для данной переменной, данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Переменная	# переменных	BVAR к RW					BVAR к VAR				
		Горизонт прогноза, в месяцах					Горизонт прогноза, в месяцах				
		1	3	6	9	12	1	3	6	9	12
КЭИ	5	0.965	0.879	0.649	0.502	0.446	0.926	0.875	0.867	0.853	0.937
КЭИ	6	0.811	0.693	0.518	0.403	0.354	0.877	0.802	0.782	0.786	0.866
КЭИ	15	0.673	0.68	0.585	0.481	0.448	0.934	0.958	0.932	0.903	0.875
ИПЦ	5	0.772	0.929	0.952	1.156	1.056	0.689	0.787	0.762	0.754	0.767
ИПЦ	6	0.72	0.808	0.841	0.803	0.683	0.633	0.729	0.754	0.681	0.637
ИПЦ	15	1.345	1.85	1.653	1.693	1.15	0.773	0.777	0.769	0.919	0.902
USDKZT	5	0.901	0.972	0.788	0.546	0.46	0.889	0.933	0.931	0.889	0.766
USDKZT	6	0.83	0.819	0.956	0.898	0.847	0.871	0.954	0.946	0.952	0.927
USDKZT	15	0.88	0.981	1.032	0.616	0.392	0.791	0.792	0.826	0.779	0.556
TONIA	5	0.437	0.794	1.063	1.02	0.937	0.577	0.732	0.81	0.739	0.666
TONIA	6	0.649	0.947	1.131	1.179	1.151	0.567	0.676	0.71	0.669	0.666
TONIA	15	0.503	0.673	0.622	0.654	0.636	0.44	0.578	0.626	0.603	0.6

Источник: расчеты автора

Таблица 6

Отношение RMSE месячной BVAR-модели из семейства Normal Wishart к RMSE наивной модели и VAR-модели для данной переменной, данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Переменная	# переменных	BVAR к RW					BVAR к VAR				
		Горизонт прогноза, в месяцах					Горизонт прогноза, в месяцах				
		1	3	6	9	12	1	3	6	9	12
КЭИ	5	0.968	0.88	0.649	0.502	0.446	0.941	0.908	0.93	0.935	0.976
КЭИ	6	0.767	0.737	0.592	0.403	0.335	0.916	1.017	1.062	0.976	0.929
КЭИ	15	0.584	0.719	0.56	0.457	0.371	0.864	0.799	0.718	0.655	0.609
ИПЦ	5	0.778	0.951	0.855	0.751	0.511	0.692	0.865	0.774	0.662	0.411
ИПЦ	6	0.88	0.921	0.92	0.97	0.969	0.772	0.835	0.909	0.895	0.924
ИПЦ	15	0.938	1.053	0.839	0.62	0.549	0.539	0.45	0.351	0.33	0.43
USDKZT	5	0.907	0.995	0.839	0.607	0.536	0.911	0.976	0.972	0.906	0.766
USDKZT	6	0.814	0.816	0.954	0.872	0.8	0.898	0.957	0.924	0.861	0.785
USDKZT	15	0.851	0.794	0.871	0.742	0.538	0.778	0.641	0.697	0.938	0.763
TONIA	5	0.342	0.478	0.513	0.393	0.401	0.473	0.464	0.401	0.285	0.285
TONIA	6	0.737	0.955	1.075	1.148	1.2	0.629	0.682	0.682	0.68	0.71
TONIA	15	0.614	0.791	0.884	0.846	0.819	0.553	0.736	0.838	0.753	0.732

Источник: расчеты автора

Таблица 7

Отношение RMSE квартальной BVAR-модели из семейства Minnesota к RMSE наивной модели и VAR-модели для данной переменной, данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Переменная	# переменных	BVAR к RW				BVAR к VAR			
		Горизонт прогноза, в кварталах				Горизонт прогноза, в кварталах			
		1	2	3	4	1	2	3	4
ВВП	5	0.846	0.618	0.437	0.29	0.416	0.438	0.377	0.49
ВВП	6	0.874	0.669	0.425	0.278	0.428	0.533	0.581	0.435
ВВП	15	1.032	0.783	0.428	0.371	0.348	0.266	0.19	0.141
ИПЦ	5	0.523	0.5	0.36	0.124	0.451	0.282	0.163	0.061
ИПЦ	6	0.519	0.505	0.296	0.065	0.464	0.304	0.145	0.035
ИПЦ	15	2.178	2.246	1.978	1.465	0.259	0.343	0.593	0.426
USDKZT	5	0.928	0.853	0.801	0.841	0.537	0.435	0.298	0.255
USDKZT	6	1.25	1.347	1.636	1.714	0.826	0.785	0.724	0.656
USDKZT	15	2.002	2.223	2.459	2.245	0.464	0.575	0.603	0.462
TONIA	5	0.182	0.208	0.06	0.05	0.279	0.352	0.086	0.049
TONIA	6	0.226	0.287	0.107	0.065	0.312	0.356	0.314	0.103
TONIA	15	0.23	0.292	0.085	0.138	0.092	0.119	0.015	0.032

Источник: расчеты автора

Таблица 8

Отношение RMSE квартальной BVAR-модели из семейства Normal Wishart к RMSE наивной модели и VAR-модели для данной переменной, данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Переменная	# переменных	BVAR к RW				BVAR к VAR			
		Горизонт прогноза, в кварталах				Горизонт прогноза, в кварталах			
		1	2	3	4	1	2	3	4
ВВП	5	1.094	0.967	0.932	0.876	0.591	0.787	0.945	1.485
ВВП	6	0.96	0.775	0.617	0.481	0.543	0.73	0.817	0.745
ВВП	15	1.166	0.916	0.526	0.395	0.451	0.307	0.226	0.14
ИПЦ	5	0.569	0.553	0.5	0.268	0.595	0.654	0.502	0.264
ИПЦ	6	0.727	0.689	0.496	0.134	0.615	0.606	0.424	0.108
ИПЦ	15	0.659	0.645	0.399	0.209	0.159	0.148	0.093	0.052
USDKZT	5	1.417	1.544	2.012	2.36	0.96	0.977	1.057	1.061
USDKZT	6	1.471	1.577	1.881	2.019	0.971	0.913	0.878	0.822
USDKZT	15	1.745	1.904	2.343	2.549	0.415	0.532	0.519	0.483
TONIA	5	0.234	0.335	0.29	0.15	0.673	0.652	0.466	0.248
TONIA	6	0.329	0.345	0.182	0.128	0.467	0.502	0.731	0.243
TONIA	15	0.342	0.357	0.144	0.164	0.161	0.163	0.031	0.034

Источник: расчеты автора

Исходя из данных таблиц, результаты настоящей работы для месячных данных в целом повторяют результаты оценивания, полученные для российской экономики в работах (Демешев, Малоховская, 2015, 2016).

Так, важно отметить, что для почти для всех горизонтов прогноза и количества переменных среднее по переменным RMSE BVAR-модели меньше, чем у альтернативных моделей, что свидетельствует о «среднем» превосходстве BVAR-моделей (для всех случаев – нормальное-обратное распределение Уишарта). Исключение составляет только распределение Миннесоты с 14 переменными для 3 и 6 месяцев.

Если переходить к относительному качеству прогнозов индивидуальных переменных, то относительная ошибка прогноза BVAR-модели всегда меньше 1 у КЭИ. Также ошибка меньше 1 для обоих распределений во всех случаях по отношению к VAR. В то же время количество «промахов» у нормального-обратного распределения Уишарта несколько меньше, что подтверждает некоторое превосходство в «среднем» данного распределения над распределением Миннесоты для месячных данных.

В то же время, как и для российских данных, не прослеживается, выраженного снижения относительной ошибки с ростом количества переменных, которое наблюдается в развитых странах (De Mol, Giannone, Reichlin, 2008; Banbura, Giannone, and Reichlin, 2010). Тем не менее, в случае нормального-обратного распределения Уишарта можно отметить некоторое улучшение относительной точности прогнозов для 15 переменных для КЭИ, ИПЦ и обменного курса.

Что касается квартальных данных, то, несмотря на в целом более худшие показатели, чем у месячных данных, особенно по отношению к наивной модели, у нормального-обратного распределения Уишарта для всех переменных наблюдается более явное снижение ошибки для 15 переменных по отношению к VAR-модели.

5. Выводы и рекомендации для дальнейших исследований

В настоящей работе была проведена оценка эффективности BVAR-моделей в прогнозировании экономической активности, инфляции, обменного курса и ставки TONIA в Казахстане для различных горизонтов до 1 года в сравнении с более простыми альтернативными моделями (наивная модель и VAR-модель). Модели строились, как на месячной основе, так и на квартальной основе для 5, 6 и 15 переменных для априорных распределений Миннесоты и сопряженного нормального-обратного Уишарта.

Поиск оптимальных параметров оцениваемой BVAR-модели проходил на основе точности прогнозов на тестовой выборке по отношению к соответствующим альтернативным моделям. Параметры включали в себя вид распределения, число переменных, количество лагов, способ оценки ковариационной матрицы остатков, а также числовые параметры самого априорного распределения. Для каждого прогнозного горизонта в расчет брались как параметры, дающие для BVAR-модели (для заданного вида априорного

распределения и количества переменных) минимальное отношение RMSE по отдельным переменным, так и минимальное среднее по переменным RMSE к соответствующим средним альтернативных моделей.

Для всех горизонтов прогноза и количества переменных среднее по переменным RMSE месячной BVAR-модели с нормальным-обратным распределением Уишарта оказалось меньше, чем у альтернативных моделей, в то время как для распределения Миннесоты данное соотношение выполнялось почти во всех случаях. Данный факт свидетельствует, что в целом оба типа BVAR превосходят в точности альтернативные модели.

В то же время важным результатом работы является то, что явном виде не прослеживается улучшение точности прогнозов BVAR-модели относительно обеих альтернативных моделей по мере увеличения числа переменных. Тем не менее, для априорного нормального-обратного распределения Уишарта по мере увеличения числа переменных такая связь имеется по отношению к VAR-модели, особенно для квартальных данных.

Таким образом, использовать BVAR-модели в постоянной прогнозной практике целесообразно, особенно в случае их «конкуренции» с VAR-моделями. В этом случае более подходящей моделью выглядит BVAR-модель с априорным нормальным-обратным распределением Уишарта. Однако так как для всех периодов прогноза и всех переменных не была найдена единая байесовская модель, то для осуществления прогнозов рекомендуется рассматривать широкий класс BVAR-моделей как по параметрам априорных распределений, так и по самим распределениям.

Дальнейшие исследования в данной области могут касаться рассмотрения более широкого круга априорных распределений и их параметров с целью дальнейшего изучения прогнозных свойств байесовского метода, а также применение данного подхода в получении количественной оценки степени взаимодействия макроэкономических переменных.

Список литературы:

1. Мекенбаева К., Жузбаев А. (2017). Краткосрочное прогнозирование экономической активности в Казахстане. Экономическое обозрение НБРК-2017-3, 10-12.
2. Жузбаев А. (2017). Моделирование краткосрочного экономического индикатора в Казахстане. Департамент исследований и статистики НБРК. Экономическое исследование №2017-6. NBRK-WP-2017-6. Июнь, 6-16.
3. Тулеуов О. (2017). Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF): выбор оптимальной техники прогнозирования динамики потребительских цен в условиях структурного шока (на примере Казахстана). Департамент исследований и статистики НБРК. Экономическое исследование №2017-9. NBRK-WP-2017-9.
4. Орлов К. (2019). Оценка и анализ эффективности применения динамической факторной модели для оценивания и прогнозирования ВВП на примере Казахстана. Департамент исследований и статистики НБРК. Экономическое исследование №2019-4. NBRK-WP-2019-4.
5. Демешев Б.Б., Малаховская О.А. (2016). Макроэкономическое прогнозирование с помощью BVAR Литтермана: Экономический журнал ВШЭ. 2016. Т. 20. № 4. С. 691–710.
6. Айвазян С.А. Байесовский подход в эконометрическом анализе//Прикладная эконометрика. 2008. 9. 1. С. 93–130
7. Демешев Б.Б., Малаховская О.А. Картографирование BVAR// Прикладная эконометрика. 2016. 43. 3. С. 118–141., II
8. Дерюгина Е.Б., Пономаренко А.А. Большая байесовская векторная авторегрессионная модель для российской экономики. Серия докладов об экономических исследованиях ЦБ. № 1. Март 2015.
9. Ломиворотов Р.В. Использование байесовских методов для анализа денежно-кредитной политики в России // Прикладная эконометрика. 2015. 38. 2. С. 41–63.
10. Погосян К., 2015. Альтернативные модели прогнозирования основных макроэкономических показателей в Армении, Квантиль №13, май 2015, 25-40
11. Безбородова А., Михалёнок Ю., 2015. Анализ трансмиссионного механизма монетарной политики Республики Беларусь: байесовский подход, Квантиль №13, май 2015, 41-61
12. Boris B. Demeshev, Oxana A. Malakhovskaya (2015). Forecasting Russian macroeconomic indicators with BVAR. Basic Research Program Working Papers, Series: Economics, WP BRP 105/EC/2015.
13. Kamila Mekenbayeva, Karel Musil. Forecasting system at the National Bank of Kazakhstan: Survey-based nowcasting, Research and Statistics Department of the NBRK. Working Paper №2017-1. NBRK-WP-2017-1. February 2017, 13-39.

14. Banbura, Marta, Domenico Giannone, and Lucrezia Reichlin (2010). "Large Bayesian vector autoregressions". In: *Journal of Applied Econometrics* 25(1), pp. 71–92.
15. Gupta, Kabundi (2008). *Forecasting Macroeconomic Variables Using Large Datasets: Dynamic Factor Model versus Large-Scale BVARs*. University of Pretoria Department of Economics Working Paper Series, Working Paper: 2008-16
16. Chris Bloor and Troy Matheson (2009). *Real-time conditional forecasts with Bayesian VARs: An application to New Zealand*, The Reserve Bank of New Zealand, Discussion Paper Series, DP2009/02
17. Geman S., Geman D. *Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, vol. 6 (6), p. 721–741
18. Kadiyala KR, Karlsson S. 1997. Numerical methods for estimation and inference in Bayesian VAR-models. *Journal of Applied Econometrics* 12(2): 99–132
19. De Mol C, Giannone D, Reichlin L. 2008. Forecasting using a large number of predictors: is Bayesian regression a valid alternative to principal components? *Journal of Econometrics* 146: 318–328.
20. Giannone D., Lenza M., Primiceri G.E. *Prior Selection for Vector Autoregressions // ECB Working Paper Series*. 2012. № 1494
21. Litterman R. *A Bayesian Procedure for Forecasting with Vector Autoregression // Workingpaper / Massachusetts Institute of Technology, Department of Economics*. 1980
22. Blake A., Mumtaz H. *Applied Bayesian econometrics for central bankers*. 4th ed. *Technical Handbook*. Centre for Central Banking Studies. Bank of England, 2012
23. Litterman R. Forecasting with Bayesian vector autoregressions – five years of experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1986, vol. 4 (1), p. 25–38
24. Doan T., Litterman R., Sims C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Reviews*, 1984, vol. 3 (1), p. 1–100
25. Koop G., Korobilis D. *Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics*. *Foundations and Trends (R) in Econometrics*, 2010, vol. 3 (4), p. 267–358
26. Fethi Öğünç, *A Bayesian VAR approach to short-term inflation forecasting*, Central Bank of the Republic of Turkey, Working Paper No: 19/25, 2019
27. Sims, Christopher and Zha, Tao, 1998. "Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models," *International Economic Review*, 39, 949–968.
28. Chib, Siddhartha, 1995. "Marginal Likelihood from the Gibbs Output," *Journal of the American Statistical Association*, 90m 1313–1321.

Приложение 1

Таблица 1

Перечень переменных для оценки векторных авторегрессионных моделей (на месячной и квартальной основе)

№	Наименование переменной	Тип переменной	Источник информации
1	Краткосрочной экономической индикатор (КЭИ), декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
2	Индекс физического объема розничного товарооборота, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
3	Среднемесячная реальная заработная плата, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
4	Индекс физического объема инвестиций в основной капитал, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
5	Индекс потребительских цен, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
6	Индекс цен предприятий-производителей промышленной продукции в обрабатывающей промышленности, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
7	Индекс цен продаж нового жилья, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
8	Индекс номинального обменного курса тенге к доллару США	Эндогенная	НБ РК, расчеты автора
9	Тенговая денежная масса, декабрь 2004 года=100	Эндогенная	НБ РК, расчеты автора
10	Индикатор TONIA, в %	Эндогенная	KASE
11	Среднемесячная цена на нефть марки Brent, декабрь 2004 года=100	Экзогенная	EIA, расчеты автора
12	Средневзвешенный по средним объемам экспорта из Казахстана индекс промышленного производства в ЕС, Китае, России, декабрь 2004 года=100	Экзогенная	НБРК, национальные статистические службы Китая, России, ЕС, расчеты автора
13	Индекс цен потребительских цен в России, декабрь 2004 года=100	Экзогенная	Росстат, расчеты автора
14	Объем трансфертов из Национального фонда в государственные бюджет РК, декабрь 2004 =100	Экзогенная	Минфин РК, расчеты автора

15	Добыча нефти и газового конденсата, декабрь 2004 года=100		БНС АСПР РК, расчеты автора
16	Индекс физического объема ВВП Казахстана, 4 квартал 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
17	Индекс физического объема валового накопления основного капитала, 4 квартал 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
18	Дефлятор валового накопления основного капитала, 4 квартал 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
19	Дефлятор ВВП Казахстана, 4 квартал 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
20	Индекс физического объема расходов на конечное потребление, 4 квартал 2004 года=100	Эндогенная	БНС АСПР РК, расчеты автора
21	Средневзвешенный по квартальным объемам экспорта из Казахстана ВВП стран основных торговых партнеров (ЕС, Китая, России), 4 квартал 2004 года=100	Экзогенная	НБРК, национальные статистические службы Китая, России, ЕС, расчеты автора

Источник: составлено автором на основе информации БНС АСПР РК, НБ РК, KASE, Минфин РК, ЕИА, национальных статистических служб Китая, России, ЕС

Код Eviews оценки BVAR-модели и выбора ее оптимальных параметров

```
Pagecreate(Page=Data_M) M 2004M12 2021M04
Pageselect Data_M
```

```
Import ...\BVAR_BAZA_Q.xlsx Range=index_M Colhead=2 Namepos=last Na="#N/A" @Freq M 2004M12 @Smpl
@All
Pagestruct(End=2021M04)
```

```
Scalar Obs_number = @ilast(SteI)
```

```
Sample SeasNA 2004M12 2020M03
```

```
Sample Seas 2004M12 2020M04
```

```
Sample LST 2020M04 2020M04
```

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

```
String Startdate = "2018M05"
```

```
String Enddate = "2020M04"
```

```
'TRANSFORMING THE STRING DATE OBJECT INTO THE SCALAR OBJECT
```

```
Scalar Num1 = @Dtoo(Startdate)
```

```
Scalar Num2 = @Dtoo(Enddate)
```

```
'LENGTH OF PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD
```

```
Scalar Num_Max = Num2-Num1+1
```

```
'LOOP BY SEASONAL ADJUSTMENT OF VARIABLES
```

```
For %Nam STEI Indust Mining Manufact Invest Retail Wholesale RealInc RealWage NewHouse CPI IndustPrice
ManufactPrice HousePrice OilExtract Transfert NEER REER NEERwoOil REERwoOil USDKZT TONIA KASE LoanBus
LoanInd CashCirc MoneyBase TengeMoneySupply M3MoneySupply OilPrice FAO RusCPI ExtDemand ChinaIndust
EUIndust RusIndust
```

```
'TAKE LOGS OF ALL SERIES EXCEPT FOR TONIA PERCENT RATE
```

```
If %Nam <> "TONIA" Then
```

```
{%Nam}=log({%Nam})
```

```
Endif
```

```
'GETTING CURRENT DATE VALUE OF EACH VARIABLE THROUGH VECTOR OBJECT
```

```
Smpl LST
```

```
Stomna({%Nam},V_{{%Nam}})
```

```
Smpl @All
```

```
'IF CURRENT DATE VALUE IS NOT AVAILABLE THEN USE SHORTENED SAMPLE FOR SEASONAL ADJUSTMENT
```

```
If V_{{%Nam}}(1)=NA Then
```

```
Smpl SeasNA
```

```
{%Nam}.x13(save="d11", arimasmpl=SeasNA) @x11()
```

```
Rename {%Nam}_d11 {%Nam}_sa
```

```
'ELSE USE ALL SAMPLE FOR SEASONAL ADJUSTMENT
```

```
Else
```

```
Smpl Seas
```

```
{%Nam}.x13(save="d11", arimasmpl=Seas) @x11()
```

```
Rename {%Nam}_d11 {%Nam}_sa
```

```
Endif
```

```
'DELETE INTERIM OBJECTS
```

```
Delete V_{{%Nam}} {%Nam}
```

```
Smpl @All
```

'IDENTIFYING UNIT ROOT STATUS OF VARIABLES

```
Freeze(Tab_{%Nam}) {%Nam}_sa.uroot(exog=none)
```

```
Scalar Stationar_Status_{%Nam}=0
```

```
If Tab_{%Nam}(7,5)<=0.05 Then
Stationar_Status_{%Nam}=1
Endif
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete Tab_{%Nam}
```

```
Next
```

'INITIAL VALUE ASSIGNMENT OF CRITERIA FOR SELECTING THE BEST BVAR PARAMETERS IF AT LEAST ONE "GOOD" BVAR IS FOUND

```
Vector (5) Min_BVV =1000
Vector (5) Min_BVRW =1000
```

```
Vector (5) Min_STEI =1000
Vector (5) Min_CPI =1000
Vector (5) Min_USDKZT =1000
Vector (5) Min_TONIA =1000
```

```
Vector (5) Min_BVV_STEI =1000
Vector (5) Min_BVV_CPI =1000
Vector (5) Min_BVV_USDKZT =1000
Vector (5) Min_BVV_TONIA =1000
Vector (5) Min_BVRW_STEI =1000
Vector (5) Min_BVRW_CPI =1000
Vector (5) Min_BVRW_USDKZT =1000
Vector (5) Min_BVRW_TONIA =1000
```

'FILLING IN THE HEADERS OF THE RESULTS TABLE IF AT LEAST ONE "GOOD" BVAR IS FOUND

```
Table (31,3) Tab_Results
Tab_results(1,1) = "Indicator"
Tab_results(1,2) = "Set of parameteres"
Tab_results(1,3) = "Value"
Tab_results(2,1) = "1 month RMSE BVAR to VAR"
Tab_results(3,1) = "3 month RMSE BVAR to VAR"
Tab_results(4,1) = "6 month RMSE BVAR to VAR"
Tab_results(5,1) = "9 month RMSE BVAR to VAR"
Tab_results(6,1) = "12 month RMSE BVAR to VAR"
Tab_results(7,1) = "1 month RMSE BVAR to RW"
Tab_results(8,1) = "3 month RMSE BVAR to RW"
Tab_results(9,1) = "6 month RMSE BVAR to RW"
Tab_results(10,1) = "9 month RMSE BVAR to RW"
Tab_results(11,1) = "12 month RMSE BVAR to RW"
Tab_results(12,1) = "1 month RMSE STEI"
Tab_results(13,1) = "3 month RMSE STEI"
Tab_results(14,1) = "6 month RMSE STEI"
Tab_results(15,1) = "9 month RMSE STEI"
Tab_results(16,1) = "12 month RMSE STEI"
Tab_results(17,1) = "1 month RMSE CPI"
Tab_results(18,1) = "3 month RMSE CPI"
Tab_results(19,1) = "6 month RMSE CPI"
Tab_results(20,1) = "9 month RMSE CPI"
Tab_results(21,1) = "12 month RMSE CPI"
Tab_results(22,1) = "1 month RMSE USDKZT"
Tab_results(23,1) = "3 month RMSE USDKZT"
Tab_results(24,1) = "6 month RMSE USDKZT"
Tab_results(25,1) = "9 month RMSE USDKZT"
Tab_results(26,1) = "12 month RMSE USDKZT"
Tab_results(27,1) = "1 month RMSE TONIA"
Tab_results(28,1) = "3 month RMSE TONIA"
Tab_results(29,1) = "6 month RMSE TONIA"
Tab_results(30,1) = "9 month RMSE TONIA"
Tab_results(31,1) = "12 month RMSE TONIA"
Tab_results(32,1) = "1 month BVAR to VAR STEI"
```


Tab_results(33,1) = "3 month BVAR to VAR STEI"
 Tab_results(34,1) = "6 month BVAR to VAR STEI"
 Tab_results(35,1) = "9 month BVAR to VAR STEI"
 Tab_results(36,1) = "12 month BVAR to VAR STEI"
 Tab_results(37,1) = "1 month BVAR to VAR CPI"
 Tab_results(38,1) = "3 month BVAR to VAR CPI"
 Tab_results(39,1) = "6 month BVAR to VAR CPI"
 Tab_results(40,1) = "9 month BVAR to VAR CPI"
 Tab_results(41,1) = "12 month BVAR to VAR CPI"
 Tab_results(42,1) = "1 month BVAR to VAR USDKZT"
 Tab_results(43,1) = "3 month BVAR to VAR USDKZT"
 Tab_results(44,1) = "6 month BVAR to VAR USDKZT"
 Tab_results(45,1) = "9 month BVAR to VAR USDKZT"
 Tab_results(46,1) = "12 month BVAR to VAR USDKZT"
 Tab_results(47,1) = "1 month BVAR to VAR TONIA"
 Tab_results(48,1) = "3 month BVAR to VAR TONIA"
 Tab_results(49,1) = "6 month BVAR to VAR TONIA"
 Tab_results(50,1) = "9 month BVAR to VAR TONIA"
 Tab_results(51,1) = "12 month BVAR to VAR TONIA"
 Tab_results(52,1) = "1 month BVAR to RW STEI"
 Tab_results(53,1) = "3 month BVAR to RW STEI"
 Tab_results(54,1) = "6 month BVAR to RW STEI"
 Tab_results(55,1) = "9 month BVAR to RW STEI"
 Tab_results(56,1) = "12 month BVAR to RW STEI"
 Tab_results(57,1) = "1 month BVAR to RW CPI"
 Tab_results(58,1) = "3 month BVAR to RW CPI"
 Tab_results(59,1) = "6 month BVAR to RW CPI"
 Tab_results(60,1) = "9 month BVAR to RW CPI"
 Tab_results(61,1) = "12 month BVAR to RW CPI"
 Tab_results(62,1) = "1 month BVAR to RW USDKZT"
 Tab_results(63,1) = "3 month BVAR to RW USDKZT"
 Tab_results(64,1) = "6 month BVAR to RW USDKZT"
 Tab_results(65,1) = "9 month BVAR to RW USDKZT"
 Tab_results(66,1) = "12 month BVAR to RW USDKZT"
 Tab_results(67,1) = "1 month BVAR to RW TONIA"
 Tab_results(68,1) = "3 month BVAR to RW TONIA"
 Tab_results(69,1) = "6 month BVAR to RW TONIA"
 Tab_results(70,1) = "9 month BVAR to RW TONIA"
 Tab_results(71,1) = "12 month BVAR to RW TONIA"

'INITIAL VALUE ASSINGMENT OF CRITERIA FOR SELECTING THE BEST BVAR PARAMETERS IF "GOOD" BVAR IS NOT FOUND

Vector (5) A_Min_BVV =1000
 Vector (5) A_Min_BVRW =1000

Vector (5) A_Min_STEI =1000
 Vector (5) A_Min_CPI =1000
 Vector (5) A_Min_USDKZT =1000
 Vector (5) A_Min_TONIA =1000

Vector (5) A_Min_BVV_STEI =1000
 Vector (5) A_Min_BVV_CPI =1000
 Vector (5) A_Min_BVV_USDKZT =1000
 Vector (5) A_Min_BVV_TONIA =1000
 Vector (5) A_Min_BVRW_STEI =1000
 Vector (5) A_Min_BVRW_CPI =1000
 Vector (5) A_Min_BVRW_USDKZT =1000
 Vector (5) A_Min_BVRW_TONIA =1000

'FILLING IN THE HEADERS OF THE RESULTS TABLE IF "GOOD" BVAR IS NOT FOUND

Table (31,3) A_Tab_Results
 A_Tab_results(1,1) = "Indicator"
 A_Tab_results(1,2) = "Set of parameteres"
 A_Tab_results(1,3) = "Value"
 A_Tab_results(2,1) = "1 month RMSE BVAR to VAR"
 A_Tab_results(3,1) = "3 month RMSE BVAR to VAR"
 A_Tab_results(4,1) = "6 month RMSE BVAR to VAR"
 A_Tab_results(5,1) = "9 month RMSE BVAR to VAR"
 A_Tab_results(6,1) = "12 month RMSE BVAR to VAR"

```

A_Tab_results(7,1) = "1 month RMSE BVAR to RW"
A_Tab_results(8,1) = "3 month RMSE BVAR to RW"
A_Tab_results(9,1) = "6 month RMSE BVAR to RW"
A_Tab_results(10,1) = "9 month RMSE BVAR to RW"
A_Tab_results(11,1) = "12 month RMSE BVAR to RW"
A_Tab_results(12,1) = "1 month RMSE STEI"
A_Tab_results(13,1) = "3 month RMSE STEI"
A_Tab_results(14,1) = "6 month RMSE STEI"
A_Tab_results(15,1) = "9 month RMSE STEI"
A_Tab_results(16,1) = "12 month RMSE STEI"
A_Tab_results(17,1) = "1 month RMSE CPI"
A_Tab_results(18,1) = "3 month RMSE CPI"
A_Tab_results(19,1) = "6 month RMSE CPI"
A_Tab_results(20,1) = "9 month RMSE CPI"
A_Tab_results(21,1) = "12 month RMSE CPI"
A_Tab_results(22,1) = "1 month RMSE USDKZT"
A_Tab_results(23,1) = "3 month RMSE USDKZT"
A_Tab_results(24,1) = "6 month RMSE USDKZT"
A_Tab_results(25,1) = "9 month RMSE USDKZT"
A_Tab_results(26,1) = "12 month RMSE USDKZT"
A_Tab_results(27,1) = "1 month RMSE TONIA"
A_Tab_results(28,1) = "3 month RMSE TONIA"
A_Tab_results(29,1) = "6 month RMSE TONIA"
A_Tab_results(30,1) = "9 month RMSE TONIA"
A_Tab_results(31,1) = "12 month RMSE TONIA"
A_Tab_results(32,1) = "1 month BVAR to VAR STEI"
A_Tab_results(33,1) = "3 month BVAR to VAR STEI"
A_Tab_results(34,1) = "6 month BVAR to VAR STEI"
A_Tab_results(35,1) = "9 month BVAR to VAR STEI"
A_Tab_results(36,1) = "12 month BVAR to VAR STEI"
A_Tab_results(37,1) = "1 month BVAR to VAR CPI"
A_Tab_results(38,1) = "3 month BVAR to VAR CPI"
A_Tab_results(39,1) = "6 month BVAR to VAR CPI"
A_Tab_results(40,1) = "9 month BVAR to VAR CPI"
A_Tab_results(41,1) = "12 month BVAR to VAR CPI"
A_Tab_results(42,1) = "1 month BVAR to VAR USDKZT"
A_Tab_results(43,1) = "3 month BVAR to VAR USDKZT"
A_Tab_results(44,1) = "6 month BVAR to VAR USDKZT"
A_Tab_results(45,1) = "9 month BVAR to VAR USDKZT"
A_Tab_results(46,1) = "12 month BVAR to VAR USDKZT"
A_Tab_results(47,1) = "1 month BVAR to VAR TONIA"
A_Tab_results(48,1) = "3 month BVAR to VAR TONIA"
A_Tab_results(49,1) = "6 month BVAR to VAR TONIA"
A_Tab_results(50,1) = "9 month BVAR to VAR TONIA"
A_Tab_results(51,1) = "12 month BVAR to VAR TONIA"
A_Tab_results(52,1) = "1 month BVAR to RW STEI"
A_Tab_results(53,1) = "3 month BVAR to RW STEI"
A_Tab_results(54,1) = "6 month BVAR to RW STEI"
A_Tab_results(55,1) = "9 month BVAR to RW STEI"
A_Tab_results(56,1) = "12 month BVAR to RW STEI"
A_Tab_results(57,1) = "1 month BVAR to RW CPI"
A_Tab_results(58,1) = "3 month BVAR to RW CPI"
A_Tab_results(59,1) = "6 month BVAR to RW CPI"
A_Tab_results(60,1) = "9 month BVAR to RW CPI"
A_Tab_results(61,1) = "12 month BVAR to RW CPI"
A_Tab_results(62,1) = "1 month BVAR to RW USDKZT"
A_Tab_results(63,1) = "3 month BVAR to RW USDKZT"
A_Tab_results(64,1) = "6 month BVAR to RW USDKZT"
A_Tab_results(65,1) = "9 month BVAR to RW USDKZT"
A_Tab_results(66,1) = "12 month BVAR to RW USDKZT"
A_Tab_results(67,1) = "1 month BVAR to RW TONIA"
A_Tab_results(68,1) = "3 month BVAR to RW TONIA"
A_Tab_results(69,1) = "6 month BVAR to RW TONIA"
A_Tab_results(70,1) = "9 month BVAR to RW TONIA"
A_Tab_results(71,1) = "12 month BVAR to RW TONIA"

```

'DECLARING OBJECTS FOR MAIN VARIABLES AND EQUATION TYPES

For %Nam1 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

```

For %ModType V RW
Matrix (Num_max-11,1) Mat_{%ModType}_12_{%Nam1}
Matrix (Num_max-8,1) Mat_{%ModType}_9_{%Nam1}
Matrix (Num_max-5,1) Mat_{%ModType}_6_{%Nam1}
Matrix (Num_max-2,1) Mat_{%ModType}_3_{%Nam1}
Matrix (Num_max,1) Mat_{%ModType}_1_{%Nam1}
Next
Next

```

'LOOP BY PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
For !J=1 To Num_Max
```

'SAMPLE FROM BEGINNING POINT TO THE SINGLE POINT IN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Smpl @All
Smpl @First @First-1+(Num1-1)+(!J-1)
```

'ESTIMATION OF VAR MODEL

```
Var Var14_{!J}.ls 1 5 STEI_sa Invest_sa RealWage_sa Retail_sa CPI_sa ManufactPrice_sa HousePrice_sa
USDKZT_sa TONIA_sa TengeMoneySupply_sa @ c OilPrice_sa Transfert_sa(-3) ExtDemand_sa(-1) RusCPI_sa(-1)
OilExtract_sa
```

'ESTIMATION OF SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

```
Equation Eq_STEI_{!J}.ls STEI_sa STEI_sa(-1) c
Equation Eq_CPI_{!J}.ls CPI_sa CPI_sa(-1) c
Equation Eq_USDKZT_{!J}.ls USDKZT_sa USDKZT_sa(-1) c
Equation Eq_TONIA_{!J}.ls TONIA_sa c
```

'DECLARING OF SCALAR ASSOCIATED WITH 1 YEAR AHEAD FORECAST DATE NUMBER

```
Scalar Temp = (Num1-1)+!J-1+12
```

'IF 1 YEAR AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
If Temp<=Obs_number Then
```

'1 YEAR AHEAD FORECAST WITH VAR MODEL

```
Smpl @All
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+11
Var14_{!J}.forecast(e) v
```

'1 YEAR AHEAD FORECAST WITH SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

```
Eq_STEI_{!J}.forecast(e) STEI_sa_rw
Eq_CPI_{!J}.forecast(e) CPI_sa_rw
Eq_USDKZT_{!J}.forecast(e) USDKZT_sa_rw
Eq_TONIA_{!J}.forecast(e) TONIA_sa_rw
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete TengeMoneySupply_sa_v Invest_sa_v RealWage_sa_v Retail_sa_v ManufactPrice_sa_v HousePrice_sa_v
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %ModType1 V RW
```

'SAVING MAIN VARIABLES FORECAST ERRORS

```
Series Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}
Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}=abs({%Name}_{%Name}_{%ModType1})
Stomna(Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}, Vec_Er_{%ModType1}_{%Name})
```

'SAVING 1, 3, 6, 9 12 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_{%ModType1}_12_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(12)
Mat_{%ModType1}_9_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(9)
Mat_{%ModType1}_6_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(6)
Mat_{%ModType1}_3_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(3)
Mat_{%ModType1}_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(1)
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_{%ModType1} Temp_Er_{%ModType1}_{%Name} Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}
```

Next
Next

Else

'IF ONLY 9 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

If Temp-3<=Obs_number Then

'9 MONTH AHEAD FORECAST WITH VAR MODEL

Smpl @All

Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+8

Var14_{!J}.forecast(e) v

'9 MONTH AHEAD FORECAST WITH SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

Eq_STEI_{!J}.forecast(e) STEI_sa_rw

Eq_CPI_{!J}.forecast(e) CPI_sa_rw

Eq_USDKZT_{!J}.forecast(e) USDKZT_sa_rw

Eq_TONIA_{!J}.forecast(e) TONIA_sa_rw

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete TengeMoneySupply_sa_v Invest_sa_v RealWage_sa_v Retail_sa_v ManufactPrice_sa_v HousePrice_sa_v

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

For %ModType1 V RW

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

Series Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}

Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_{%ModType1})

Stomna(Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}, Vec_Er_{%ModType1}_{%Name})

'SAVING 1, 3, 6, 9 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

Mat_{%ModType1}_9_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(9)

Mat_{%ModType1}_6_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(6)

Mat_{%ModType1}_3_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(3)

Mat_{%ModType1}_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(1)

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete {%Name}_{%ModType1} Temp_Er_{%ModType1}_{%Name} Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}

Next

Next

Else

'IF ONLY 6 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

If Temp-6<=Obs_number Then

'6 MONTH AHEAD FORECAST WITH VAR MODEL

Smpl @All

Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+5

Var14_{!J}.forecast(e) v

'6 MONTH AHEAD FORECAST WITH SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

Eq_STEI_{!J}.forecast(e) STEI_sa_rw

Eq_CPI_{!J}.forecast(e) CPI_sa_rw

Eq_USDKZT_{!J}.forecast(e) USDKZT_sa_rw

Eq_TONIA_{!J}.forecast(e) TONIA_sa_rw

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete TengeMoneySupply_sa_v Invest_sa_v RealWage_sa_v Retail_sa_v ManufactPrice_sa_v HousePrice_sa_v

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

For %ModType1 V RW

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

Series Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}

```
Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_{%ModType1})
Stomna(Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}, Vec_Er_{%ModType1}_{%Name})
```

'SAVING 1, 3, 6 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_{%ModType1}_6_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(6)
Mat_{%ModType1}_3_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(3)
Mat_{%ModType1}_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(1)
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_{%ModType1} Temp_Er_{%ModType1}_{%Name} Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}
```

Next

Next

Else

'IF ONLY 3 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
If Temp-9<=Obs_number Then
```

'3 MONTH AHEAD FORECAST WITH VAR MODEL

```
Smpl @All
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+2
Var14_{!J}.forecast(e) v
```

'3 MONTH AHEAD FORECAST WITH SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

```
Eq_STEI_{!J}.forecast(e) STEI_sa_rw
Eq_CPI_{!J}.forecast(e) CPI_sa_rw
Eq_USDKZT_{!J}.forecast(e) USDKZT_sa_rw
Eq_TONIA_{!J}.forecast(e) TONIA_sa_rw
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete TengeMoneySupply_sa_v Invest_sa_v RealWage_sa_v Retail_sa_v ManufactPrice_sa_v HousePrice_sa_v
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %ModType1 V RW
```

'SAVING MAIN VARIABLES FORECAST ERRORS

```
Series Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}
Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_{%ModType1})
Stomna(Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}, Vec_Er_{%ModType1}_{%Name})
```

'SAVING 1, 3 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_{%ModType1}_3_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(3)
Mat_{%ModType1}_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(1)
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_{%ModType1} Temp_Er_{%ModType1}_{%Name} Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}
```

Next

Next

Else

'IF ONLY 1 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
If Temp-11<=Obs_number Then
```

'1 MONTH AHEAD FORECAST WITH VAR MODEL

```
Smpl @All
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J
Var14_{!J}.forecast(e) v
```

'1 MONTH AHEAD FORECAST WITH SIMPLE INDIVIDUAL VARIABLE EQUATIONS

```
Eq_STEI_{!J}.forecast(e) STEI_sa_rw
Eq_CPI_{!J}.forecast(e) CPI_sa_rw
Eq_USDKZT_{!J}.forecast(e) USDKZT_sa_rw
Eq_TONIA_{!J}.forecast(e) TONIA_sa_rw
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete TengeMoneySupply_sa_v Invest_sa_v RealWage_sa_v Retail_sa_v ManufactPrice_sa_v HousePrice_sa_v
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %ModType1 V RW
```

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

```
Series Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}
Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_{%ModType1})
Stomna(Temp_Er_{%ModType1}_{%Name}, Vec_Er_{%ModType1}_{%Name})
```

'SAVING 1 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_{%ModType1}_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}(1)
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_{%ModType1} Temp_Er_{%ModType1}_{%Name} Vec_Er_{%ModType1}_{%Name}
```

```
Next
```

```
Next
```

```
Endif
```

```
Endif
```

```
Endif
```

```
Endif
```

```
Endif
```

'DELETE EQUATIONS ESIMATED WITH NOT FULL SAMPLE

```
If !J<>Num_Max Then
Delete Var14_{!J} Eq_STEI_{!J} Eq_CPI_{!J} Eq_USDKZT_{!J} Eq_TONIA_{!J}
Endif
```

```
Next
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES AND 2 TYPES OF MODELS

```
For %Name2 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %ModType V RW
```

'VECTOR WITH COMPONENTS WHICH ARE RMSEs FOR DIFFERENT LENTH OF FORECAST

```
Vector (5) RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}
```

'CALCULCATION OF RMSE FOR DIFFERENT LENTH OF FORECAST

```
Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_{%ModType}_1_{%Name2})
RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}(1) = (TTemp(1)/(Num_max))^(1/2)
```

```
Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_{%ModType}_3_{%Name2})
RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}(2) = (TTemp(1)/(Num_max-2))^(1/2)
```

```
Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_{%ModType}_6_{%Name2})
RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}(3) = (TTemp(1)/(Num_max-5))^(1/2)
```

```
Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_{%ModType}_9_{%Name2})
RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}(4) = (TTemp(1)/(Num_max-8))^(1/2)
```

```
Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_{%ModType}_12_{%Name2})
RMSE_Var14_{%ModType}_{%Name2}(5) = (TTemp(1)/(Num_max-11))^(1/2)
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete Mat_{%ModType}_1_{%Name2} Mat_{%ModType}_3_{%Name2} Mat_{%ModType}_6_{%Name2}
Mat_{%ModType}_9_{%Name2} Mat_{%ModType}_12_{%Name2} TTemp
```

```
Next
```

```
Next
```

```
!Count=0
```

```
Scalar Counter = 0
```

```
'LOOP BY PARAMETRES OF LIT-MIN BVAR
```

```
For %init uni diag full
```

```
For !L1=1 to 5
```

```
For !M=0 to 5
```

```
For !L2=1 to 5
```

```
For !L3=1 to 5
```

```
For !Lag=5 to 5
```

```
'INTERIM TABLE FOR POSITIONING IN THE LOOP
```

```
Table (6,1) XXX
```

```
XXX(1,1)=%init
```

```
XXX(1,2)=!L1
```

```
XXX(1,3)=!M
```

```
XXX(1,4)=!L2
```

```
XXX(1,5)=!L3
```

```
XXX(1,6)=!Lag
```

```
'DECLARING OBJECTS FOR MAIN VARIABLES AND EQUATION TYPES
```

```
For %Nam1 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
```

```
Matrix (Num_max-11,1) Mat_B_12_{%Nam1}
```

```
Matrix (Num_max-8,1) Mat_B_9_{%Nam1}
```

```
Matrix (Num_max-5,1) Mat_B_6_{%Nam1}
```

```
Matrix (Num_max-2,1) Mat_B_3_{%Nam1}
```

```
Matrix (Num_max,1) Mat_B_1_{%Nam1}
```

```
Next
```

```
'LOOP BY PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD
```

```
For !J=1 To Num_Max
```

```
'SAMPLE FROM BEGINNING POINT TO THE SINGLE POINT IN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD
```

```
Smpl @All
```

```
Smpl @First @First-1+(Num1-1)+(!J-1)
```

```
'ESTIMATION OF BVAR MODEL
```

```
Var bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.bvar(prior=lit,initcov={%init},l1=!L1/5,l2=!L2/5-0.01,l3=!L3/5-
```

```
0.01,mu1=!M/5) 1 {!Lag} STEI_sa Invest_sa RealWage_sa Retail_sa CPI_sa ManufactPrice_sa HousePrice_sa
```

```
USDKZT_sa TONIA_sa TengeMoneySupply_sa @ c OilPrice_sa Transfert_sa(-3) ExtDemand_sa(-1) RusCPI_sa(-1)
```

```
OilExtract_sa
```

```
'DECLARING OF SCALAR ASSOCIATED WITH 1 YEAR AHEAD FORECAST DATE NUMBER
```

```
Scalar Temp = (Num1-1)+!J-1+12
```

```
'IF 1 YEAR AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD
```

```
If Temp<=Obs_number Then
```

```
'1 YEAR AHEAD FORECAST WITH BVAR MODEL
```

```
Smpl @All
```

```
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+11
```

```
bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.forecast(e) b
```

```
'DELETE INTERIM OBJECTS
```

```
Delete TengeMoneySupply_sa_b Invest_sa_b RealWage_sa_b Retail_sa_b ManufactPrice_sa_b HousePrice_sa_b
```

```
'LOOP BY MAIN VARIABLES
```

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
```

```
'SAVING MAIN VARIABLES FORECAST ERRORS
```

```
Series Temp_Er_B_{%Name}
```

```
Temp_Er_B_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_B)
```

```
Stomna(Temp_Er_B_{%Name}, Vec_Er_B_{%Name})
```

```
'SAVING 1, 3, 6, 9 12 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-  
REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD
```

```
Mat_B_12_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{12}
```

```
Mat_B_9_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{9}
```

```
Mat_B_6_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{6}
Mat_B_3_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{3}
Mat_B_1_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{1}
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_B Temp_Er_B_{%Name} Vec_Er_B_{%Name}
```

Next

Else

'IF ONLY 9 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
If Temp-3<=Obs_number Then
```

'9 MONTH AHEAD FORECAST WITH BVAR MODEL

```
Smpl @All
```

```
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+8
```

```
bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.forecast(e) b
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete TengeMoneySupply_sa_b Invest_sa_b RealWage_sa_b Retail_sa_b ManufactPrice_sa_b HousePrice_sa_b
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
```

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

```
Series Temp_Er_B_{%Name}
```

```
Temp_Er_B_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_B)
```

```
Stomna(Temp_Er_B_{%Name}, Vec_Er_B_{%Name})
```

'SAVING 1, 3, 6, 9 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_B_9_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{9}
```

```
Mat_B_6_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{6}
```

```
Mat_B_3_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{3}
```

```
Mat_B_1_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{1}
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete {%Name}_B Temp_Er_B_{%Name} Vec_Er_B_{%Name}
```

Next

Else

'IF ONLY 6 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
If Temp-6<=Obs_number Then
```

'6 MONTH AHEAD FORECAST WITH BVAR MODEL

```
Smpl @All
```

```
Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+5
```

```
bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.forecast(e) b
```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```
Delete TengeMoneySupply_sa_b Invest_sa_b RealWage_sa_b Retail_sa_b ManufactPrice_sa_b HousePrice_sa_b
```

'LOOP BY MAIN VARIABLES

```
For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
```

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

```
Series Temp_Er_B_{%Name}
```

```
Temp_Er_B_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_B)
```

```
Stomna(Temp_Er_B_{%Name}, Vec_Er_B_{%Name})
```

'SAVING 1, 3, 6 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

```
Mat_B_6_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{6}
```

```
Mat_B_3_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{3}
```

```
Mat_B_1_{%Name}{!J}= Vec_Er_B_{%Name}{1}
```


'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete {%Name}_B Temp_Er_B_{%Name} Vec_Er_B_{%Name}

Next

Else

'IF ONLY 3 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

If Temp-9<=Obs_number Then

'3 MONTH AHEAD FORECAST WITH BVAR MODEL

Smpl @All

Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J+2

bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.forecast(e) b

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete TengeMoneySupply_sa_b Invest_sa_b RealWage_sa_b Retail_sa_b ManufactPrice_sa_b HousePrice_sa_b

'LOOP BY MAIN VARIABLES

For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

Series Temp_Er_B_{%Name}

Temp_Er_B_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_B)

Stomna(Temp_Er_B_{%Name}, Vec_Er_B_{%Name})

'SAVING 1, 3 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

Mat_B_3_{%Name}(!J)= Vec_Er_B_{%Name}(3)

Mat_B_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_B_{%Name}(1)

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete {%Name}_B Temp_Er_B_{%Name} Vec_Er_B_{%Name}

Next

Else

'IF ONLY 1 MONTH AHEAD FORECAST WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

If Temp-11<=Obs_number Then

'1 MONTH AHEAD FORECAST WITH BVAR MODEL

Smpl @All

Smpl @First-1+(Num1-1)+!J @First-1+(Num1-1)+!J

bVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}.forecast(e) b

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete TengeMoneySupply_sa_b Invest_sa_b RealWage_sa_b Retail_sa_b ManufactPrice_sa_b HousePrice_sa_b

'LOOP BY MAIN VARIABLES

For %Name STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

'SAVING MAIN VARIABLES FORECSAT ERRORS

Series Temp_Er_B_{%Name}

Temp_Er_B_{%Name}=abs({%Name}-{%Name}_B)

Stomna(Temp_Er_B_{%Name}, Vec_Er_B_{%Name})

'SAVING 1 MONTH AHEAD FORECAST ERRORS FOR DIFFERENT STARTING DATES WITHIN PSEUDO-REAL FORECAST EXPERIMENT PERIOD

Mat_B_1_{%Name}(!J)= Vec_Er_B_{%Name}(1)

Delete {%Name}_B Temp_Er_B_{%Name} Vec_Er_B_{%Name}

Next

Endif

Endif

Endif

Endif

Endif

'DELETE EQUATIONS ESTIMATED WITH NOT FULL SAMPLE

If !J<>Num_Max Then

Delete BVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{!J}

Endif

Next

'DECLARING VECTOR THAT COMPONENT IS THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF BVAR RMSE TO ALTERNATIVE MODEL RMSE FOR A GIVEN FORECAST HORIZON

Vector(5) RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}=0

Vector(5) RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}=0

'LOOP BY MAIN VARIABLES

For %Name2 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa

'DECLARING VECTOR WITH COMPONENTS THAT ARE BVAR RMSEs FOR DIFFERENT LENTH OF FORECAST

Vector (5) RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}

'CALCULCATION OF BVAR RMSE FOR DIFFERENT LENTH OF FORECAST

Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_B_1_{%Name2})

RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(1) = (TTemp(1)/(Num_max))^(1/2)

Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_B_3_{%Name2})

RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(2) =(TTemp(1)/(Num_max-2))^(1/2)

Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_B_6_{%Name2})

RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(3) = (TTemp(1)/(Num_max-5))^(1/2)

Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_B_9_{%Name2})

RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(4) = (TTemp(1)/(Num_max-8))^(1/2)

Vector (1) TTemp=@csumsq(Mat_B_12_{%Name2})

RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(5) = (TTemp(1)/(Num_max-11))^(1/2)

'DELETE INTERIM OBJECTS

Delete Mat_B_1_{%Name2} Mat_B_3_{%Name2} Mat_B_6_{%Name2} Mat_B_9_{%Name2}

Mat_B_12_{%Name2} TTemp

'DECLARATION OF A VECTOR THAT COMPONENT IS THE RATIO OF BVAR RMSE TO ALTERNATIVE MODEL RMSE FOR A GIVEN FORECAST HORIZON (AND GIVEN VARIABLE)

Vector(5) RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}

Vector(5) RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}

'LOOP BY THE LENTH OF FORECAST

For !A=1 To 5

'CALCULATING BVAR RMSE TO ALTERNATIVE MODEL RMSE RATIO FOR A GIVEN FORECAST HORIZON (AND GIVEN VARIABLE)

RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)=RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)/RMSE_Var14_V_{%Name2}(!A)

RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)=RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)/RMSE_Var14_RW_{%Name2}(!A)

'CALCULATING THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF BVAR RMSE TO ALTERNATIVE MODEL RMSE FOR A GIVEN FORECAST HORIZON

RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!A)=RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!A)+(1/4)*RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)

RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!A)=RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!A)+(1/4)*RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}(!A)

Next

Next

'IF THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF BVAR RMSE TO BOTH ALTERNATIVE MODEL RMSE FOR ALL FORECAST HORIZONS IS LESS THAN 1 ("GOOD BVAR") THEN

```

If RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(1)<1 and
RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(2)<1 and
RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(3)<1 and
RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(4)<1 and
RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(5)<1 and
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(1)<1 and
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(2)<1 and
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(3)<1 and
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(4)<1 and
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(5)<1 Then

```

```

'INCREASE COUNTER OF THAT SET OF BVAR "GOOD" PARAMETRES
Counter=Counter+1

```

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

```
Show Counter
```

```
'SAVING DESCRIPTION OF THAT "GOOD" BVAR
```

```
Freeze(Tab_{!Count}) BVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{Num_max}.results
```

```
'SAVING THAT "GOOD" BVAR SET OF PARAMETRES IN INDIVIDUAL TABLE
```

```
Table (6,1) Tab_Temp_{!Count}
Tab_Temp_{!Count}(1,1)=%init
Tab_Temp_{!Count}(2,1)=!L1
Tab_Temp_{!Count}(3,1)=!M
Tab_Temp_{!Count}(4,1)=!L2
Tab_Temp_{!Count}(5,1)=!L3
Tab_Temp_{!Count}(6,1)=!Lag

```

```
'SAVING THAT "GOOD" BVAR RMSE AND AVERAGE RATIO OF THAT "GOOD" BVAR RMSE TO BOTH
ALTERNATIVE MODEL RMSE (FOR A GIVEN VARIABLE AND A GIVEN FORECAST HORIZON)
```

```
For %Name3 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %Mtype B BVV BVRW

```

```
Vector(5)
```

```
RMSE_Var14_{%Mtype}_{!Count}_{%Name3}=RMSE_Var14_{%Mtype}_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name3}
```

```
Next
```

```
Next
```

```
'SAVING THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF THAT "GOOD» BVAR RMSE TO BOTH ALTERNATIVE
MODEL RMSE (FOR A GIVEN FORECAST HORIZON)
```

```
Vector(5) RMSE_BVARtoVAR_{!Count}=RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}
Vector(5) RMSE_BVARtoRW_{!Count}=RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}

```

```
'LOOP BY THE LENTH OF FORECAST
```

```
For !Z=1 To 5
```

```
'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO
OF "GOOD" BVAR RMSE TO VAR RMSE
```

```

If RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z) < Min_BVV(!Z) Then
Tab_results(1+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(1+!Z,3) = RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Min_BVV(!Z) = RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Endif

```

```
'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO
OF "GOOD" BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE
```

```

If RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z) < Min_BVRW(!Z) Then
Tab_results(6+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(6+!Z,3) = RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Min_BVRW(!Z) = RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Endif

```

```
'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF "GOOD" BVAR RMSE FOR STEI VARIABLE
```

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < Min_STEI(!Z) Then
Tab_results(11+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(11+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Min_STEI(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF "GOOD" BVAR RMSE FOR CPI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < Min_CPI(!Z) Then
Tab_results(16+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(16+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Min_CPI(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF "GOOD" BVAR RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < Min_USDKZT(!Z) Then
Tab_results(21+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(21+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Min_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF "GOOD" BVAR RMSE FOR TONIA VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < Min_TONIA(!Z) Then
Tab_results(26+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(26+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Min_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR STEI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < Min_BVV_STEI(!Z) Then
Tab_results(31+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(31+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Min_BVV_STEI(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR CPI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < Min_BVV_CPI(!Z) Then
Tab_results(36+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(36+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Min_BVV_CPI(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < Min_BVV_USDKZT(!Z) Then
Tab_results(41+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(41+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Min_BVV_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR TONIA VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < Min_BVV_TONIA(!Z) Then
Tab_results(46+!Z,2)=%init + " " +@Str(!L1)+ " "
+@Str(!M)+ " " +@Str(!L2)+ " " +@Str(!L3)+ " " +@Str(!Lag)+ " " +@Str(!Count)
Tab_results(46+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Min_BVV_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR STEI VARIABLE

```
If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < Min_BVRW_STEI(!Z) Then
Tab_results(51+!Z,2)=%init+"_" +@Str(!L1)+"_"
+@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)+"_" +@Str(!Count)
Tab_results(51+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Min_BVRW_STEI(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif
```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR CPI VARIABLE

```
If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < Min_BVRW_CPI(!Z) Then
Tab_results(56+!Z,2)=%init+"_" +@Str(!L1)+"_"
+@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)+"_" +@Str(!Count)
Tab_results(56+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Min_BVRW_CPI(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif
```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```
If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < Min_BVRW_USDKZT(!Z) Then
Tab_results(61+!Z,2)=%init+"_" +@Str(!L1)+"_"
+@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)+"_" +@Str(!Count)
Tab_results(61+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Min_BVRW_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif
```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF "GOOD" BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR TONIA VARIABLE

```
If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < Min_BVRW_TONIA(!Z) Then
Tab_results(66+!Z,2)=%init+"_" +@Str(!L1)+"_"
+@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)+"_" +@Str(!Count)
Tab_results(66+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Min_BVRW_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif
```

Next

Endif

Show XXX

Show Tab_results

'IF "GOOD" BVAR IS NOT FOUND THEN

If Counter =0 Then

'LOOP BY THE LENTH OF FORECAST

For !Z=1 To 5

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF BVAR RMSE TO VAR RMSE

```
If RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z) < A_Min_BVV(!Z) Then
A_Tab_results(1+!Z,2) = %init+"_" +@Str(!L1)+"_" +@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)
A_Tab_results(1+!Z,3) = RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
A_Min_BVV(!Z) = RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Endif
```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF THE MAIN VARIABLES AVERAGE RATIO OF BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE

```
If RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z) < A_Min_BVRW(!Z) Then
A_Tab_results(6+!Z,2)=%init+"_" +@Str(!L1)+"_" +@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)
A_Tab_results(6+!Z,3) = RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
A_Min_BVRW(!Z) = RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}(!Z)
Endif
```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF BVAR RMSE FOR STEI VARIABLE

```
If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < A_Min_STEI(!Z) Then
A_Tab_results(11+!Z,2) = %init+"_" +@Str(!L1)+"_" +@Str(!M)+"_" +@Str(!L2)+"_" +@Str(!L3)+"_" +@Str(!Lag)
```

```

A_Tab_results(11+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
A_Min_STEI(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF BVAR RMSE FOR CPI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < A_Min_CPI(!Z) Then
A_Tab_results(16+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(16+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
A_Min_CPI(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF BVAR RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < A_Min_USDKZT(!Z) Then
A_Tab_results(21+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(21+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
A_Min_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF BVAR RMSE FOR TONIA VARIABLE

```

If RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < A_Min_TONIA(!Z) Then
A_Tab_results(26+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(26+!Z,3) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
A_Min_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_B_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR STEI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < A_Min_BVV_STEI(!Z) Then
A_Tab_results(31+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(31+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
A_Min_BVV_STEI(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR CPI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < A_Min_BVV_CPI(!Z) Then
A_Tab_results(36+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(36+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
A_Min_BVV_CPI(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < A_Min_BVV_USDKZT(!Z) Then
A_Tab_results(41+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(41+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
A_Min_BVV_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO VAR RMSE FOR TONIA VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < A_Min_BVV_TONIA(!Z) Then
A_Tab_results(46+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(46+!Z,3) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
A_Min_BVV_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_BVV_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR STEI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z) < A_Min_BVRW_STEI(!Z) Then
A_Tab_results(51+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(51+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
A_Min_BVRW_STEI(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_STEI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR CPI VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z) < A_Min_BVRW_CPI(!Z) Then
A_Tab_results(56+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)

```

```

A_Tab_results(56+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
A_Min_BVRW_CPI(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_CPI_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR USDKZT VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z) < A_Min_BVRW_USDKZT(!Z) Then
A_Tab_results(61+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(61+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
A_Min_BVRW_USDKZT(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_USDKZT_sa(!Z)
Endif

```

'FOR A GIVEN FORECAST HORIZON SEARCH FOR THE MINIMUM OF RATIO OF BVAR RMSE TO SIMPLE EQUATION RMSE FOR TONIA VARIABLE

```

If RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z) < A_Min_BVRW_TONIA(!Z) Then
A_Tab_results(66+!Z,2) = %init + " " + @Str(!L1) + " " + @Str(!M) + " " + @Str(!L2) + " " + @Str(!L3) + " " + @Str(!Lag)
A_Tab_results(66+!Z,3) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
A_Min_BVRW_TONIA(!Z) = RMSE_Var14_BVRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_TONIA_sa(!Z)
Endif

```

Next

Show A_Tab_results

Endif

'DELETE INTERIM OBJECTS

```

For %Name2 STEI_sa CPI_sa USDKZT_sa TONIA_sa
For %Mtype B BVV BVRW
Delete RMSE_Var14_{%Mtype}_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{%Name2}
Next
Next

```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```

Delete RMSE_BVARtoVAR_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}
RMSE_BVARtoRW_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}

```

'DELETE INTERIM OBJECTS

```

Delete BVar14_{%init}_{!L1}_{!M}_{!L2}_{!L3}_{!Lag}_{Num_max}

```

Next

Next

Next

Next

Next

Next

Таблица 1

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов с 1 лагом к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.915	0.876	1.018	0.95	0.9	0.888
Minnesota	3 мес.	1.042	0.987	1.158	0.956	0.932	0.893
Minnesota	6 мес.	1.07	1.043	1.142	0.98	0.951	0.905
Minnesota	9 мес.	0.974	1.022	1.166	0.999	0.964	0.911
Minnesota	12 мес.	0.935	1.01	1.227	0.995	0.97	0.916
Normal Wishart	1 мес.	0.87	0.953	0.933	0.895	0.972	0.866
Normal Wishart	3 мес.	0.963	0.991	0.986	0.894	0.939	0.796
Normal Wishart	6 мес.	0.99	1.045	0.958	0.923	0.963	0.792
Normal Wishart	9 мес.	0.902	1.063	0.935	0.977	0.998	0.789
Normal Wishart	12 мес.	0.884	1.018	1.018	0.978	0.974	0.822

Источник: расчеты автора

Таблица 2

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов с 2 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.806	0.796	0.929	0.851	0.809	0.824
Minnesota	3 мес.	0.975	0.897	1.17	0.886	0.879	0.87
Minnesota	6 мес.	0.996	0.963	1.204	0.899	0.912	0.914
Minnesota	9 мес.	0.899	0.936	1.141	0.928	0.931	0.988
Minnesota	12 мес.	0.832	0.895	1.034	0.953	0.942	0.999
Normal Wishart	1 мес.	0.883	0.907	0.895	0.918	0.911	0.826
Normal Wishart	3 мес.	0.961	0.993	0.904	0.887	0.972	0.74
Normal Wishart	6 мес.	0.941	1.012	0.872	0.882	0.978	0.74
Normal Wishart	9 мес.	0.88	1.026	0.799	0.949	1.039	0.771
Normal Wishart	12 мес.	0.851	1.032	0.849	0.995	1.099	0.867

Источник: расчеты автора

Таблица 3

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов с 3 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.779	0.776	0.919	0.832	0.778	0.815
Minnesota	3 мес.	0.922	0.876	1.126	0.917	0.867	0.847
Minnesota	6 мес.	0.937	0.931	1.17	0.908	0.883	0.883
Minnesota	9 мес.	0.846	0.899	1.023	0.89	0.876	0.971
Minnesota	12 мес.	0.8	0.868	0.813	0.896	0.881	0.99
Normal Wishart	1 мес.	0.83	0.896	0.884	0.869	0.886	0.815
Normal Wishart	3 мес.	0.911	0.907	0.914	0.898	0.902	0.757
Normal Wishart	6 мес.	0.906	0.971	0.839	0.917	0.952	0.717
Normal Wishart	9 мес.	0.871	0.964	0.732	0.965	0.977	0.774
Normal Wishart	12 мес.	0.839	0.92	0.697	0.985	0.97	0.941

Источник: расчеты автора

Таблица 4

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов с 4 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.782	0.786	0.916	0.789	0.78	0.82
Minnesota	3 мес.	0.915	0.879	1.122	0.887	0.898	0.853
Minnesota	6 мес.	0.927	0.943	1.156	0.95	0.924	0.9
Minnesota	9 мес.	0.839	0.916	1.022	0.889	0.907	0.966
Minnesota	12 мес.	0.782	0.866	0.792	0.866	0.903	0.973
Normal Wishart	1 мес.	0.782	0.85	0.875	0.789	0.84	0.826
Normal Wishart	3 мес.	0.915	0.894	0.925	0.887	0.913	0.762
Normal Wishart	6 мес.	0.927	0.909	0.843	0.95	0.923	0.77
Normal Wishart	9 мес.	0.839	0.894	0.699	0.889	0.931	0.781
Normal Wishart	12 мес.	0.782	0.877	0.68	0.866	0.955	0.941

Источник: расчеты автора

Таблица 5

Отношение средней по главным переменным RMSE месячной BVAR-модели двух типов с 5 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 мес.	0.789	0.788	0.901	0.795	0.774	0.825
Minnesota	3 мес.	0.91	0.88	1.093	0.89	0.892	0.863
Minnesota	6 мес.	0.922	0.939	1.104	0.972	0.927	0.904
Minnesota	9 мес.	0.848	0.913	0.927	0.903	0.899	0.934
Minnesota	12 мес.	0.775	0.876	0.685	0.847	0.903	0.845
Normal Wishart	1 мес.	0.815	0.953	0.861	0.806	0.972	0.848
Normal Wishart	3 мес.	0.892	0.991	0.881	0.873	0.939	0.78
Normal Wishart	6 мес.	0.819	1.045	0.811	0.926	0.963	0.797
Normal Wishart	9 мес.	0.734	1.063	0.687	0.928	0.998	0.833
Normal Wishart	12 мес.	0.678	1.018	0.613	0.915	0.974	0.826

Источник: расчеты автора

Таблица 6

Отношение средней по главным переменным RMSE квартальной BVAR-модели двух типов с 1 лагом к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 кв.	0.715	0.862	1.785	0.831	0.813	0.678
Minnesota	2 кв.	0.663	0.797	1.736	0.834	0.838	0.736
Minnesota	3 кв.	0.664	0.739	1.569	0.827	0.706	0.697
Minnesota	4 кв.	0.616	0.703	1.381	0.756	0.598	0.699
Normal Wishart	1 кв.	0.963	1.022	1.038	1.059	0.827	0.446
Normal Wishart	2 кв.	0.948	1.027	1.002	1.163	0.905	0.459
Normal Wishart	3 кв.	1.021	1.014	1.052	1.308	1.249	0.552
Normal Wishart	4 кв.	1.065	0.971	1.101	1.612	1.459	0.666

Источник: расчеты автора

Таблица 7

Отношение средней по главным переменным RMSE квартальной BVAR-модели двух типов с 2 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 кв.	0.72	0.861	1.855	0.754	0.695	0.635
Minnesota	2 кв.	0.683	0.819	1.894	0.788	0.709	0.626
Minnesota	3 кв.	0.662	0.788	1.672	0.811	0.749	0.518
Minnesota	4 кв.	0.605	0.746	1.452	0.692	0.695	0.5
Normal Wishart	1 кв.	0.93	1.022	1.022	0.92	0.827	0.412
Normal Wishart	2 кв.	1	1.027	1.011	1.06	0.905	0.384
Normal Wishart	3 кв.	1.082	1.014	0.977	1.394	1.249	0.379
Normal Wishart	4 кв.	1.127	0.971	1.005	1.647	1.459	0.38

Источник: расчеты автора

Таблица 8

Отношение средней по главным переменным RMSE квартальной BVAR-модели двух типов с 3 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 кв.	0.704	0.869	1.828	0.591	0.62	0.569
Minnesota	2 кв.	0.664	0.838	1.885	0.549	0.565	0.654
Minnesota	3 кв.	0.653	0.795	1.636	0.629	0.648	0.579
Minnesota	4 кв.	0.562	0.747	1.412	0.393	0.435	0.507
Normal Wishart	1 кв.	1.071	1.03	1.227	0.986	0.756	0.445
Normal Wishart	2 кв.	1.28	1.137	1.203	1.122	0.758	0.447
Normal Wishart	3 кв.	1.599	1.219	1.279	1.541	1	0.479
Normal Wishart	4 кв.	1.82	1.261	1.337	1.448	0.775	0.461

Источник: расчеты автора

Таблица 9

Отношение средней по главным переменным RMSE квартальной BVAR-модели двух типов с 4 лагами к таким же величинам наивной модели и VAR-модели для данного горизонта прогноза и данного количества переменных модели

Метод BVAR	Длина прогноза	BVAR к RW			BVAR к VAR		
		Число переменных			Число переменных		
		5	6	15	5	6	15
Minnesota	1 кв.	0.677	0.83	1.7	0.452	0.582	0.377
Minnesota	2 кв.	0.646	0.811	1.75	0.537	0.66	0.431
Minnesota	3 кв.	0.623	0.748	1.565	0.411	0.574	0.53
Minnesota	4 кв.	0.533	0.686	1.296	0.312	0.404	0.318
Normal Wishart	1 кв.	1.136	1.168	1.363	0.788	0.812	0.321
Normal Wishart	2 кв.	1.378	1.309	1.329	1.212	1.159	0.326
Normal Wishart	3 кв.	1.689	1.372	1.308	1.178	1.122	0.456
Normal Wishart	4 кв.	1.755	1.416	1.307	1.104	0.88	0.326

Источник: расчеты автора