



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

**СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
И АНАЛИЗА ПОЛИТИКИ
В НАЦИОНАЛЬНОМ БАНКЕ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН**

Оглавление

1. Система прогнозирования и анализа политики в национальном банке республики казахстан	3
1.1 О системе прогнозирования в Национальном Банке Республики Казахстан	3
1.2 Проведение прогнозных раундов в Национальном Банке.....	4
2. Краткосрочное прогнозирование	6
2.1 Система прогнозирования инфляции. Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF).....	6
2.2 Модель КОМПАС для краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования	11
2.3 Краткосрочное прогнозирования ВВП методом производства. Система комплексного анализа и прогнозирования экономики Казахстана.	15
3. Среднесрочное прогнозирование	19
3.1 Блок кривой Филлипса	19
3.2 Блок кривой IS.....	20
3.3 Блок ДКП	21
3.4 Экзогенные блоки	22
4. Модели внешнего сектора.....	22
4.1 Прогнозирование текущего счета платежного баланса.....	22
5. Совершенствование и развитие прогнозно-аналитической системы	24
5.1 Исследовательская деятельность в Национальном Банке	24
5.2 Модели и инструменты в стадии разработки	25
Рекомендуемая литература.....	26

1. СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА ПОЛИТИКИ В НАЦИОНАЛЬНОМ БАНКЕ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

1.1 О системе прогнозирования в Национальном Банке Республики Казахстан

Национальный Банк Республики Казахстан (НБРК) в 2014 году в рамках перехода к режиму инфляционного таргетирования приступил к разработке и внедрению **системы прогнозирования и анализа политики** (Forecasting And Policy Analysis System – FPAS).

Система анализа и прогнозирования служит для целей информационно-аналитического обеспечения при принятии решений по денежно-кредитной политике. Данная система строилась с учетом передовой международной практики при технической поддержке Международного Валютного Фонда (МВФ) и Чешского Национального Банка, который является одним из ведущих центральных банков Европы в части моделирования.

В рамках FPAS осуществляется разработка краткосрочных и среднесрочных прогнозов основных макроэкономических показателей на предстоящие 3 года и принятие на их основе решений по денежно-кредитной политике, в том числе уровню базовой процентной ставки. Прогноз осуществляется 4 раза в год на ежеквартальной основе и формируется в рамках Прогнозных раундов.

Прогнозный раунд включает несколько этапов, в рамках которых проводится проверка прогнозных техник, всесторонний анализ текущей макроэкономической ситуации и формирование предпосылок прогноза, формируются краткосрочный и среднесрочный прогнозы, а также оценивается траектория денежно-кредитной политики на прогнозном горизонте.

По итогам прогнозного раунда подготовленный прогноз является основой для обсуждения и принятия Комитетом по денежно-кредитной политике решения по базовой ставке. Вместе с тем в ходе обсуждения прогноз может быть уточнен с учетом новой информации, поступившей после завершения прогнозного раунда, существенных изменений во внешних и внутренних макроэкономических условиях, реализации ранее идентифицированных или возникновения новых рисков, изменения баланса рисков для инфляции, а также иных факторов, способных оказать значимое влияние на прогнозную траекторию инфляции и базовой ставки. В дальнейшем осуществляется коммуникация прогнозов и возможных рисков, направленная на своевременное доведение и обоснование принятого решения до участников рынка и широкой общественности.

1.2 Проведение прогнозных раундов в Национальном Банке

Прогнозный раунд в НБРК регламентируется внутренним документом «Порядок проведения прогнозных раундов в Национальном Банке Республики Казахстан», а сроки его проведения устанавливаются в соответствии с Календарем прогнозных раундов НБРК.

Начальный этап включает анализ текущей макроэкономической ситуации в Казахстане, а также внешних условий в странах-торговых партнерах, на мировых товарных рынках и в глобальной экономике. На основе полученной информации формируются внутренние и внешние предпосылки прогноза, включая сценарные цены на нефть, параметры фискальной и квазифискальной политики, динамику ВВП и инфляции в странах-партнерах, а также цены на мировых продовольственных рынках.

Анализ текущих условий проводится по следующим направлениям:

1. Реальный сектор экономики – отраслевой анализ, динамика цен производителей, рентабельность и другие показатели;
2. Инфляционные процессы и инфляционные ожидания;
3. Внутренний спрос – потребление домашних хозяйств, инвестиции, изменение запасов, доходы, расходы домашних хозяйств;
4. Финансовый сектор – денежный и валютный рынки, кредитование, депозиты, рынок государственных ценных бумаг;
5. Мировые товарные рынки – нефть, металлы, продовольствие;
6. Текущий счет платежного баланса;
7. Макроэкономическая ситуация в странах-партнерах и глобальной экономике – динамика ВВП, инфляции, обменных курсов (включая Китай, Россию, ЕС), а также политика ведущих центральных банков;
8. Фискальная политика – параметры бюджетной политики и квазифискальный сектор.

На основе проведенного анализа формируются предпосылки прогноза, после чего осуществляется этап краткосрочного прогнозирования на горизонте до 3 кварталов (текущий квартал и два последующих). Краткосрочный базовый прогноз формируется с использованием эконометрических методов и включает оценку ВВП (по методу использования и производства), инфляции и ее компонентов.

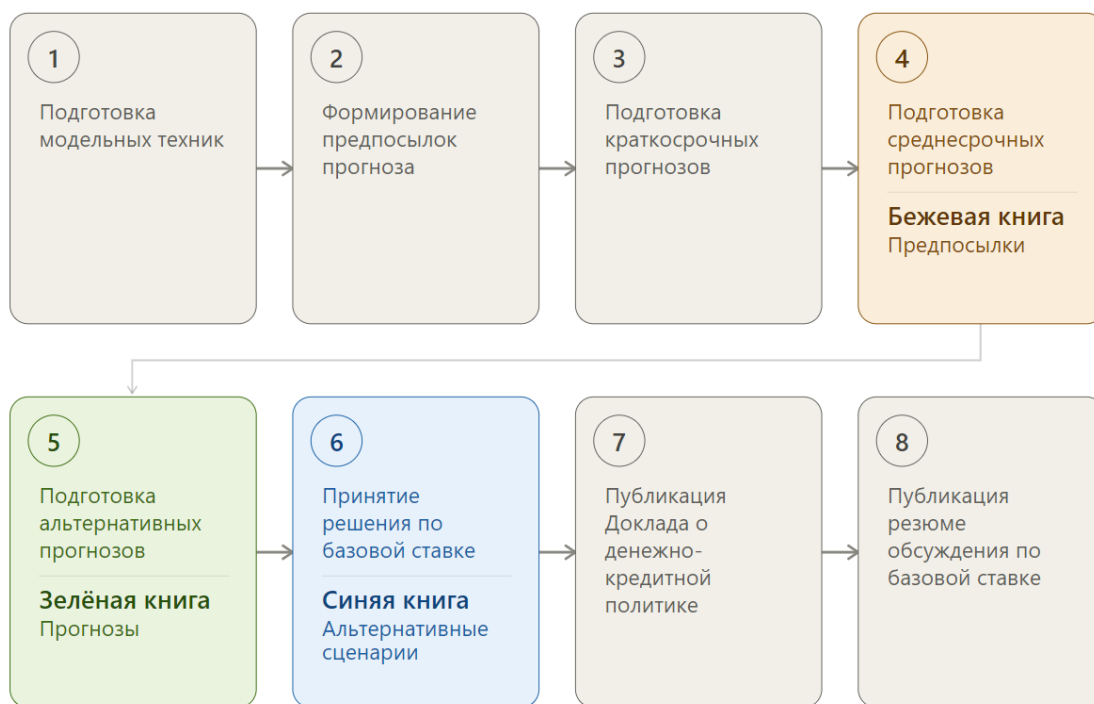
Результаты краткосрочного прогнозирования используются на следующем этапе – среднесрочном прогнозировании. Среднесрочный базовый прогноз формируется на последующие 4–8 кварталов, что в совокупности обеспечивает общий горизонт прогнозирования до 3 лет. Среднесрочный прогноз строится на основе КПМ.

Помимо базового прогноза дополнительно по запросу Комитета по денежно-кредитной политике разрабатываются альтернативные сценарии, охватывающие различные траектории макроэкономических показателей и учитывающие возможные риски и варианты развития экономики, которые могут привести к отклонению инфляции от цели.

Последний этап Прогнозного раунда представляет собой коммуникационную работу по доведению и разъяснению решения Комитета по базовой ставке. Он включает проведение пресс-брифинга и публикацию пресс-релиза по базовой ставке, проведение встречи с экспертами, публикацию доклада о денежно-кредитной политике и разработку других сопутствующих материалов.

Прогнозный раунд длится 8 недель и представляет собой комплексный, многоэтапный процесс, основанный на тесной координации и взаимосвязанной работе различных подразделений (график 1). Каждый этап реализуется в строго установленные сроки в соответствии с утвержденным Календарем прогнозного раунда. Процесс сопровождается постоянным контролем и координацией, что обеспечивает прозрачность, последовательность и высокое качество подготовки принимаемых решений в области денежно-кредитной политики.

График 1. Календарь прогнозных раундов по неделям



2. КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ

2.1 Система прогнозирования инфляции. Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF)

2.1.1. Описание системы

Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF, System of Selective Combined Inflation Forecast) представляет собой специализированную модельную платформу краткосрочного прогнозирования инфляции, используемую НБРК в рамках системы анализа и прогнозирования денежно-кредитной политики. Данная система применяется в НБРК с 2016 года и служит основным инструментом формирования краткосрочных оценок инфляционной динамики.

SSCIF была разработана и реализована в среде EViews как результат последовательной эволюции эконометрических и статистических моделей прогнозирования инфляции, применявшихся в условиях перехода Казахстана к режиму инфляционного таргетирования. Методологическая архитектура системы основана на сочетании различных классов моделей и алгоритмов их комбинирования, что позволяет учитывать, как инерционные свойства инфляционных процессов, так и влияние макроэкономических факторов и структурных изменений в экономике.

В рамках SSCIF прогнозирование осуществляется не на уровне агрегированного показателя инфляции, а на уровне его дезагрегированных компонент, что позволяет более детально учитывать особенности формирования цен в различных группах и классах потребительского рынка. В системе используется динамика цен по основным группам и классам товаров и услуг, входящих в структуру индекса потребительских цен.

Таким образом, прогнозирование инфляции осуществляется по принципу bottom-up моделирования, при котором сначала формируются прогнозы для отдельных субиндексов цен, затем агрегируются прогнозы для продовольственной, непродовольственной и сервисной инфляции, после чего рассчитывается итоговый прогноз общего индекса потребительских цен с использованием официальных весов потребительской корзины.

Данный подход позволяет существенно повысить точность прогнозирования, поскольку динамика отдельных компонент инфляции может существенно различаться по своей чувствительности к макроэкономическим и внешним факторам.

Архитектура SSCIF основана на применении нескольких классов моделей, которые различаются по типу используемых зависимостей и методам оценки. Такой многомодельный подход позволяет учитывать различные аспекты инфляционной динамики и снижает риски, связанные с использованием единственной модельной спецификации.

2.1.2. Данные

Моделирование и прогнозирование ИПЦ осуществляется на основе анализа дезагрегированных показателей (классы), сформированных в соответствии с Номенклатурой товарных позиций к Классификатору индивидуального потребления по целям (КИПЦ), используемого Бюро национальной статистики (далее – БНС). Таким образом, в системе SSCIF в качестве зависимых переменных используются различные классы товаров и услуг, совокупно формирующих ИПЦ Казахстана. Временной ряд, используемый в системе, включает месячные данные за период с января 2011 года по настоящее время. Прогноз формируется на текущий квартал и два последующих квартала.

В качестве экзогенных факторов, объясняющих динамику этих субиндексов, применяются макроэкономические и внешние показатели, включая:

- обменный курс тенге к иностранным валютам;
- инфляция в странах-основных торговых партнерах;
- индексы цен предприятий-производителей в промышленности;
- индексы цен производителей продукции в сельском хозяйстве;
- показатели денежного рынка;
- реальные денежные доходы населения;
- мировые цены на ключевые сырьевые товары.

Все переменные представлены в виде месячных сезонно-сглаженных временных рядов. С целью обеспечения стационарности и сопоставимости временных рядов используется преобразование переменных в разности логарифмов, что соответствует стандартным практикам макроэкономического эконометрического моделирования.

2.1.3. Методология и модельные техники

В системе используются следующие основные классы моделей:

- Авторегрессионные модели используются для описания инерционных свойств инфляционных процессов. Данные модели основываются на предположении, что текущая динамика цен частично определяется их прошлой динамикой. Такой подход позволяет учитывать эффект инерционности инфляции и «залипания цен», характерный для многих категорий товаров и услуг.

В рамках SSCIF для каждого класса ИПЦ оцениваются отдельные уравнения данного типа:

$$\Delta y_t^k = \beta_0 + \beta_1 \Delta y_{t-1}^k + \beta_1 trend^k + \varepsilon_t^k, \quad (1)$$

$k \in 1, n \text{ классов}$

где Δy_t^k – прирост логарифма класса ИПЦ k ; Δy_{t-1}^k – прирост логарифма класса ИПЦ k в предыдущем месяце; $trend^k$ – трендовый компонент класса ИПЦ k ; ε_t^k – случайные ошибки, характерные для уравнения класса ИПЦ k .

Также представленный модельный класс соответствует классическому подходу к описанию инфляционной динамики через механизм адаптивных ожиданий, при котором экономические агенты формируют ожидания на основе прошлой динамики цен, без явного включения вперед смотрящих (forward looking) компонентов.

- Модели случайного блуждания применяются для моделирования стохастической составляющей динамики цен, которая не может быть объяснена наблюдаемыми макроэкономическими факторами. Использование данного класса моделей позволяет учитывать случайные колебания цен и неопределенность инфляционных процессов.

$$\begin{aligned}\Delta(\Delta y_t^k)^j &= \beta_0 + u_t^{kj}, (2) \\ u_t^{kj} &\in N(0, 1), \\ k &\in \overline{1, n \text{ классов}}, \\ j &\in \overline{1, 500};\end{aligned}$$

где $\Delta(\Delta y_t^k)^j$ – первая разность прироста логарифма класса ИПЦ k симуляции случайного блуждания порядка j ; u_t^{kj} – случайная ошибка со стандартным нормальным распределением для класса ИПЦ k при симуляции случайного блуждания порядка j .

Для моделирования динамики каждого из классов ИПЦ оцениваются 500 моделей случайного блуждания. Это производится для того, чтобы произвести 500 генераций случайной величины по стандартному нормальному распределению, которые будут являться объясняющими факторами в каждой модели j для динамики зависимой переменной – класса ИПЦ k . В качестве конечного прогноза по модели случайного блуждания для класса ИПЦ k берется среднееарифметическое значение прогнозов по 500 оцененным моделям.

Модели случайного блуждания, отдаленно имитируя метод Монте-Карло, дают возможность получить асимптотическую оценку стохастических колебаний цен на товары и услуги, которые не могут улавливаться и описываться объясняющими факторами инфляции.

- Многофакторные регрессионные модели позволяют количественно оценивать влияние макроэкономических факторов на динамику отдельных субиндексов инфляции. В данных моделях инфляция рассматривается как функция набора экзогенных переменных, отражающих состояние внутренней и внешней экономической среды.

Для каждого класса ИПЦ k :

$$\begin{aligned}\Delta y_t^k &= \beta_0 + A(L^l)Z_t^k + \varepsilon_t^k, (3) \\ k &\in \overline{1, n \text{ классов}}, \\ l &\in \{1, 2, \dots, 6\};\end{aligned}$$

где Δy_t^k – прирост логарифма класса ИПЦ k , $(L^l)Z_t^k$ – вектор объясняющих факторов класса ИПЦ k с лагом l , ε_t^k – случайные ошибки, характерные для уравнения класса ИПЦ k .

- Байесовские векторные авторегрессионные модели используются для моделирования взаимосвязей между различными компонентами инфляции и макроэкономическими переменными. Применение байесовского подхода позволяет учитывать априорную информацию о структуре экономических взаимосвязей и обеспечивать более устойчивые и экономически интерпретируемые оценки параметров.

Для оценки моделей BVAR классы ИПЦ были экспертным путем разделены на группы. Предполагается, что в общую группу включены цены на классы товаров и услуг, которые могут иметь определенное взаимовлияние друг на друга, проявляемое микроэкономическими свойствами субститутности и комплиментарности рыночных товаров и услуг. В рамках SSCIF оцениваются модели BVAR на основе априорного распределения «Litterman/Minnesota»:

$$Y_t^g = X_t^g A + Z_t^g B + \varepsilon_t, \quad (4)$$

$$g \in \overline{1, n \text{ групп}};$$

где Y_t^g – эндогенные факторы, вектор прироста логарифмов классов ИПЦ, входящие в группу g ; X_t^g – матрица лаговых значений эндогенных факторов; Z_t^g – вектор экзогенных объясняющих факторов, характерных для группы g ; ε_t – вектор случайных ошибок.

В дополнение к традиционным эконометрическим моделям в системе SSCIF применяются методы машинного обучения, в частности алгоритмы регуляризованной регрессии, включая Ridge Regression, Lasso Regression и Elastic Net. Данные алгоритмы позволяют эффективно работать с большим числом объясняющих переменных и решать типичные проблемы макроэкономического моделирования, такие как мультиколлинеарность и переобучение моделей. Регуляризационные методы обеспечивают автоматический отбор значимых факторов и позволяют выявлять более сложные зависимости между экономическими переменными. Интеграция методов машинного обучения расширяет аналитические возможности системы и повышает ее способность адаптироваться к изменяющейся структуре макроэкономических взаимосвязей.

Традиционные методы регрессии предполагают независимость объясняющих переменных, однако в реальности эти переменные часто оказываются взаимосвязанными. Это приводит к снижению точности оценок и делает модель нестабильной. Ridge Regression позволяет минимизировать влияние мультиколлинеарности с помощью регуляризации, добавляя штраф за величину коэффициентов регрессии, и, тем самым, стабилизируя модель.

$$L_{Ridge}(\beta) = \sum_{i=1}^n (Y_i - X_i \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2, \quad (5)$$

где $L_{Ridge}(\beta)$ – функция потерь, которую алгоритм минимизирует, чтобы найти оптимальные коэффициенты регрессии, Y – зависимая переменная, X – матрица объясняющих переменных, β – коэффициенты модели, которые нужно оценить, λ – коэффициент регуляризации, контролирующий степень "штрафа" (L2) за большие значения коэффициентов.

- В свою очередь, Lasso Regression позволяет не только оценивать коэффициенты модели, но и автоматически исключать незначимые переменные. Основной принцип Lasso заключается в использовании регуляризации с применением L1-нормы, добавляющей штраф за абсолютные значения коэффициентов. Это приводит к изменению стандартной функции минимизации следующим образом:

$$L_{Lasso}(\beta) = \sum_{i=1}^n (Y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|, \quad (6)$$

где $L_{Lasso}(\beta)$ – функция потерь, которую алгоритм минимизирует, чтобы найти оптимальные коэффициенты регрессии, Y – зависимая переменная, X – матрица объясняющих переменных, β – коэффициенты модели, которые нужно оценить, λ – коэффициент регуляризации, контролирующий степень "штрафа".

- Elastic Net сочетает элементы двух методов регуляризации – Lasso и Ridge, что позволяет одновременно справляться с мультиколлинеарностью и производить отбор наиболее значимых переменных.

Математически Elastic Net представляет собой расширение линейной регрессии с добавлением двух штрафных функций:

$$L_{Enet}(\beta) = \sum_{i=1}^n (Y_i - X_i\beta)^2 + \lambda_1 \sum_{j=1}^p |\beta_j| + \lambda_2 \sum_{j=1}^p \beta_j^2, \quad (7)$$

где $L_{Enet}(\beta)$ – функция потерь, которую алгоритм минимизирует, чтобы найти оптимальные коэффициенты регрессии, Y – зависимая переменная, X – матрица объясняющих переменных, β – коэффициенты модели, которые нужно оценить.

В формуле (7) λ_1 отвечает за L1-регуляризацию (как в Lasso), которая "обнуляет" нерелевантные коэффициенты, а λ_2 – за L2-регуляризацию (как в Ridge), которая уменьшает величину всех коэффициентов и стабилизирует модель при наличии коррелированных переменных.

2.1.4. Комбинирование

В системе SSCIF применяется селективный алгоритм комбинирования, в рамках которого веса моделей рассчитываются динамически на основе их локальной точности на различных участках тестовой выборки. Тестовая выборка формируется как последние h наблюдений перед текущим моментом и соответствует горизонту прогнозирования.

Алгоритм включает несколько этапов.

- На первом этапе все модели обучаются на обучающей выборке временных рядов для каждого субиндекса инфляции.
- На втором этапе формируются рекурсивные тестовые прогнозы, позволяющие оценить точность каждой модели на различных участках временного ряда. Точность прогнозов измеряется с использованием показателя среднеквадратической ошибки (RMSE).

На основе полученных оценок точности для каждого момента времени рассчитываются рекурсивные комбинационные веса моделей. В отличие от стационарных весов, отражающих среднюю точность моделей за весь тестовый период, рекурсивные веса позволяют учитывать изменения прогностической эффективности моделей во времени.

Таким образом, в каждый момент построения прогноза система присваивает более высокий вес тем моделям, которые демонстрируют более высокую точность на соответствующем участке временного ряда.

Итоговый прогноз инфляции формируется в несколько этапов.

Сначала в рамках селективного комбинирования рассчитываются прогнозы для каждого из субиндексов потребительских цен. Затем полученные прогнозы агрегируются по группам, формируя прогнозы продовольственной, непродовольственной и сервисной инфляции.

На заключительном этапе данные прогнозы агрегируются с использованием весов потребительской корзины, что позволяет получить итоговый прогноз общего индекса потребительских цен.

Таким образом, SSCIF представляет собой комплексную систему краткосрочного прогнозирования инфляции, основанную на сочетании дезагрегированного моделирования, многомодельного подхода и адаптивных методов комбинирования прогнозов. Использование селективного комбинирования и рекурсивного взвешивания моделей позволяет существенно повысить устойчивость и точность прогнозов инфляции в условиях изменчивой макроэкономической среды.

2.2 Модель КОМПАС для краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования

2.2.1. Описание системы

Для прогнозирования валового внутреннего продукта методом конечного использования (далее – ВВП МКИ) в НБРК применяется система «КОМПАС» (Комплексная общая модель прогнозирования агрегированного спроса, далее – КОМПАС). Данный подход предполагает формирование прогноза ВВП со стороны спроса путем отдельного моделирования каждой его компоненты с использованием различных модельных техник. Система КОМПАС применяется с 2021 года и сформирована в результате усовершенствования и трансформации ранее использовавшихся методологий прогнозирования ВВП МКИ на краткосрочном горизонте в единую модельную структуру.

Система КОМПАС включает около 20 тыс. уравнений и реализована в программной среде EViews. Прогнозные уравнения оцениваются с помощью программного кода, который переоценивает модель на ежеквартальной основе по мере публикации новых статистических данных. Модельная система в целом носит эндогенный характер, за исключением ряда экзогенно задаваемых параметров для

формирования прогнозов по трем сценариям (базовый, оптимистичный и пессимистичный).

Итоговый прогноз ВВП формируется путем агрегирования прогнозных значений отдельных компонент спроса с использованием их номинальных весов соответствующего периода предыдущего года. При этом в рамках системы КОМПАС для прогнозирования компонент используются различные модельные методы, которые могут демонстрировать различную прогнозную силу на разных временных промежутках.

Полученные краткосрочные прогнозы ВВП и его компонент используются в качестве входных данных для КПМ при формировании среднесрочного макроэкономического прогноза.

2.2.2. Данные

Временной ряд, используемый в системе, включает квартальные и месячные данные за период с 2005 года по настоящее время. Все входные данные, включая компоненты ВВП МКИ, используются в реальном выражении и предварительно проходят сезонную корректировку.

Основу объясняющих переменных составляют высокочастотные статистические показатели (преимущественно месячной частоты), характеризующие динамику реального сектора экономики, отдельных показателей финансового сектора, а также бюджетные параметры и внешние макроэкономические индикаторы.

В качестве экзогенных переменных при формировании сценарных прогнозов используются цена на нефть марки Brent и номинальный обменный курс доллара США. Кроме того, к экзогенным предпосылкам относятся прогнозы макроэкономических показателей стран-торговых партнеров (темпы роста ВВП и инфляция), а также прогнозируемые объемы добычи нефти в Казахстане.

2.2.3. Методология и модельные техники

Система КОМПАС формирует прогноз ВВП на четыре квартала вперед. Прогнозный процесс условно разделяется на два этапа: nowcast (включающий также backcast) и near-term forecast (далее – NTF, краткосрочный прогноз). Такая структура обусловлена существующей задержкой публикации статистики по ВВП методом конечного использования, которая превышает 90 дней, а также различиями в доступности других статистических данных на разных горизонтах прогнозирования. В частности, на этапе nowcast используются модели, позволяющие учитывать частично наблюдаемую оперативную статистику. На этапе NTF формирование прогноза осуществляется в условиях отсутствия наблюдаемых значений для прогнозируемых периодов, что предполагает значимую роль модельных взаимосвязей и экзогенно задаваемых сценарных предпосылок. Следовательно, прогнозные техники для этапов nowcast и NTF имеют некоторые различия.

Nowcast

На этапе NOWCAST используются различные подходы, включая MIDAS-модели, модели случайного блуждания, множественной регрессии, ARIMA-модели, а также регуляризационные модели (shrinkage models).

Для прогнозирования квартальной динамики ВВП используются модели со смешанной периодичностью данных, позволяющие включать в оценку показатели, публикуемые с более высокой частотой. В частности, в КОМПАС применяются MIDAS-модели, которые формируют квартальный прогноз ВВП и его компонент на основе оперативных месячных данных Бюро национальной статистики (далее – БНС) и других источников. MIDAS-спецификация позволяет учитывать доступную на момент прогнозирования высокочастотную информацию без ее агрегирования. Агрегирование высокочастотных данных приводит к потере информации о внутривнутрипериодной динамике, что может снижать их прогностическую информативность при моделировании квартальных показателей.

В общем виде модель может быть представлена как зависимость низкочастотного показателя от взвешенной суммы лагов высокочастотной переменной, при этом влияние лагов задается параметризованной весовой функцией. Уравнение имеет следующую спецификацию:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=0}^K w(j; \theta) x_{t-j/m} + \varepsilon_t, \quad (8)$$

y_t – зависимая переменная квартальной частоты (компонента ВВП МКИ), $x_{t-j/m}$ – высокочастотный показатель (месячный) с лагом j , $w(j; \theta)$ – весовая функция лагов, задаваемая параметрами θ , K – максимальное число лагов, m – соотношение частот (например, 3 месяца в квартале), ε_t – случайная ошибка.

Для каждой компоненты ВВП оценивается несколько альтернативных спецификаций MIDAS-моделей, отличающихся способом задания весов лагов. На основе оцененных спецификаций MIDAS формируются прогнозы, которые затем комбинируются.

Модели множественной регрессии используются для оценки влияния различных макроэкономических факторов на динамику компонент ВВП. Модели множественной регрессии задаются стандартной линейной спецификацией:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i x_{i,t} + \varepsilon_t, \quad (9)$$

где y_t – прогнозируемый показатель (компонента ВВП МКИ) в периоде t , $x_{i,t}$ – набор объясняющих переменных (i), наблюдаемых в периоде t , β_i – оцениваемые параметры/коэффициенты при объясняющей переменной i , ε_t – случайная ошибка в периоде t , k – количество объясняющих переменных.

Для учета инерционных свойств временных рядов и случайных колебаний применяются ARIMA-модели и модель случайного блуждания. ARIMA-модели позволяют моделировать инерционные процессы, при которых экономические показатели в отсутствие значимых шоков сохраняют сложившуюся динамику в

течение определенного периода. В общем виде ARIMA-модель может быть представлена следующим образом:

$$\varphi(L)(1-L)^d y_t = \theta(L)\varepsilon_t, \quad (10)$$

где y_t – компонента ВВП МКИ, L – оператор лага, $\varphi(L)$ и $\theta(L)$ – полиномы лагового оператора, d – порядок дифференцирования, ε_t – случайная ошибка.

Модель случайного блуждания используется для учета непредсказуемых изменений и шоков, которые невозможно заранее учесть в моделях.

Кроме того, для снижения риска переобучения при использовании большого числа объясняющих переменных применяются регуляризационные методы (shrinkage models), такие как Ridge и Lasso-регрессии. Эти методы позволяют автоматически ограничивать влияние менее значимых факторов и тем самым повышать качество прогнозных оценок.

Полученные оценки далее используются в качестве входных данных для формирования краткосрочного прогноза (NTF) на последующие два квартала.

Near-Term Forecast

Краткосрочный прогноз формируется в рамках сценарного подхода, при котором во входные данные включаются экзогенные параметры, задаваемые вне системы КОМПАС. К ним относятся ключевые внешние и сценарные предпосылки.

На данном этапе вместо моделей MIDAS применяются векторные авторегрессии (VAR), позволяющие учитывать эндогенные взаимосвязи между компонентами ВВП. В общем виде VAR-модели представлены следующим образом:

$$Y_t = c + \sum_{l=1}^p A_l Y_{t-l} + B Z_t + \varepsilon_t, \quad (11)$$

где Y_t – вектор эндогенных компонент ВВП МКИ, c – вектор констант, Y_{t-l} – вектор лаговых значений эндогенных компонент ВВП МКИ (l – количество лагов, p – максимальное количество лагов), A_l – матрица коэффициентов, Z_t – вектор экзогенных переменных, включая сценарные переменные, B – вектор коэффициентов при экзогенных переменных, ε_t – вектор случайных ошибок.

Для формирования прогнозов также используются автоматизированные ARIMA-модели и модели случайного блуждания, позволяющие учитывать неопределенность и возможные непредсказуемые изменения в динамике показателей.

Полученные прогнозы каждой компоненты, рассчитанные с использованием различных модельных методов, комбинируются.

2.2.4. Комбинирование

Комбинирование оценок компонент ВВП осуществляется с использованием взвешивания по среднеквадратическим ошибкам (RMSE), следуя уравнению:

$$Y_{combined,t_k}^{f,i} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,k} \hat{y}_{t_k}^{i,j}, \quad (12)$$

где $Y_{combined,t_k}^{f,i}$ – итоговый комбинированный прогноз для компоненты спроса i на период t_k ; $\hat{y}_{t_k}^{i,j}$ – вневыборочный прогноз, полученный по модели j , для компоненты спроса i на период t_k ; $\omega_{j,k}$ – вес прогноза модели j при формировании комбинированного прогноза на период t_k , рассчитываемый как:

$$\omega_{j,k} = \frac{1/RMSE_{j,k}}{\sum_{m=1}^n 1/RMSE_{m,k}}, \quad (13)$$

n – количество моделей в процедуре комбинирования прогнозов.

Все модели, задействованные в прогнозе, получают веса, которые переоцениваются в рамках каждого прогнозного раунда.

Метод основан на раздвижном окне: для каждого горизонта прогноза вычисляются веса моделей на основе их ошибок (RMSE) на псевдо-вне-выборочном участке данных. С обновлением данных окно расширяется, и пересчет RMSE происходит для каждого нового периода. Такой подход делает комбинирование адаптивным: веса перераспределяются в пользу моделей, демонстрирующих наилучшую прогнозную точность в текущем прогножном раунде.

В результате формируется краткосрочный прогноз по трем сценариям (базовый, оптимистичный и пессимистичный), который используется в качестве входных данных для КПМ при формировании среднесрочного макроэкономического прогноза.

2.3 Краткосрочное прогнозирование ВВП методом производства. Система комплексного анализа и прогнозирования экономики Казахстана.

2.3.1. Описание системы

Квартальные данные по ВВП методом производства публикуются на 45-й день после завершения отчетного периода. В то же время структура ВВП методом производства, представленная совокупностью отраслевых компонентов, усложняет применение традиционных эконометрических подходов ввиду высокой взаимосвязанности показателей и значительного количества переменных.

Для формирования краткосрочного прогноза ВВП методом производства используется Система комплексного анализа и прогнозирования экономики Казахстана (СКАиПЭК). Система основана на декомпозиции ВВП на отраслевые и подотраслевые компоненты и предусматривает последовательное агрегирование прогнозных оценок в соответствии со структурой экономики. Такой подход обеспечивает согласованность прогнозных расчетов со статистической структурой ВВП и позволяет учитывать вклад отдельных видов экономической деятельности в формирование итоговой оценки экономического роста.

Прогнозные оценки отдельных компонентов формируются с использованием различных количественных методов, включая авторегрессионные модели, линейные регрессии, модели смешанной частоты (MIDAS), динамические факторные модели

(DFM). Наряду с модельными оценками в системе могут учитываться экспертные предположения и дополнительная отраслевая информация, оказывающие влияние на ожидаемую динамику отдельных показателей.

Агрегирование прогнозных оценок осуществляется с использованием структуры ВВП и весов предыдущего года, что позволяет обеспечить сопоставимость отраслевых вкладов и итоговой оценки экономического роста. Декомпозиционная структура системы также обеспечивает прозрачность прогнозных расчетов и позволяет анализировать влияние отдельных отраслей и подотраслей на формирование прогноза ВВП.

2.3.2. Данные

СКАиПЭК включает детализированную структуру ВВП методом производства, представленную основными отраслями экономики и их подотраслевыми компонентами. По каждому компоненту учитываются темпы роста и номинальные объемы, используемые для последующего агрегирования прогнозных оценок. Такая структура охватывает производство товаров и услуг и позволяет формировать прогноз ВВП на основе динамики отдельных видов экономической деятельности.

Для построения модельных оценок используется широкая панель месячных и квартальных индикаторов, отражающих ключевые аспекты экономической активности. В выборку включаются показатели реального сектора, ценовой динамики, монетарных условий, бюджетной политики, корпоративной отчетности и внешнеэкономической конъюнктуры. Использование различных блоков индикаторов обеспечивает комплексное представление о взаимодействии спроса и предложения, а также влиянии внутренних и внешних факторов на деловую активность.

На этапе подготовки данных и предварительного моделирования часть исходных индикаторов может быть исключена вследствие низкой вариативности, недостаточной информативности или ограниченного вклада в качество модельных оценок.

2.3.3. Методология и модельные техники

Временные ряды приводятся к сопоставимому виду с помощью стандартных процедур. Производится сезонная корректировка. Логарифмирование и дифференцирование применяются для достижения стационарности, стандартизация позволяет устранить различия в масштабе. Для отдельных индикаторов с выраженной автокорреляцией может применяться процедура предварительного отделения автокоррелированной компоненты для использования очищенных остатков.

Динамическая факторная модель (DFM) применяется для снижения размерности информационного множества и выделения общих факторов, определяющих совместное движение макроэкономических индикаторов. В широкой панели ежемесячных макроэкономических индикаторов $x_{i,t}$, $i = 1, \dots, N$ обозначает

переменную, $t = 1, \dots, T$ – период времени. Основное предположение динамической факторной модели состоит в том, что совместное движение этих рядов может быть описано небольшим числом ненаблюдаемых факторов $f_t \in R^r$. Формально уравнение измерения имеет вид:

$$x_t = \Lambda f_t + \varepsilon_t, \quad (14)$$

где x_t – вектор наблюдаемых переменных размерности $N \times 1$, Λ – матрица нагрузок факторов размерности $N \times r$, ε_t – вектор идиосинкратических ошибок. В модели предполагается диагональная ковариационная структура ошибок.

Динамика скрытых факторов f_t ограничена набором независимых авторегрессий первого порядка. Формально для каждого фактора $j = 1, \dots, r$:

$$f_{j,t} = \rho_j f_{j,t-1} + \eta_{j,t}, \quad \eta_{j,t} \sim N(0, \sigma_j^2), \quad (15)$$

где ρ_j характеризует устойчивость фактора, $\eta_{j,t}$ является инновацией с дисперсией σ_j^2 .

Такая спецификация способствует сохранению устойчивости в общей компоненте, при этом переходное уравнение остается достаточно простым.

Помимо динамики общих факторов, идиосинкратические компоненты $\varepsilon_{i,t}$, соответствующие каждому наблюдаемому ряду, также допускаются как независимые процессы AR(1):

$$\varepsilon_{i,t} = \phi_i \varepsilon_{i,t-1} + \xi_{i,t}, \quad \xi_{i,t} \sim N(0, \psi_i^2), \quad (16)$$

где ϕ_i отражает специфическую для ряда устойчивость, $\xi_{i,t}$ представляет собой белый шум.

Благодаря наложению диагональной ковариационной структуры на идиосинкратические ошибки, вся систематическая совместная динамика данных приписывается именно факторам, а не скоррелированному шуму измерений.

Совокупность AR(1) динамики факторов и идиосинкратических компонент формирует систему в пространстве состояний, которая является удобной для вычисления и устойчивой в условиях ограниченных выборок. Оценивание проводится методом максимального правдоподобия с использованием фильтра Калмана, что позволяет установить параметры модели и траектории скрытых факторов по наблюдаемой панели данных.

После получения факторных временных рядов уравнение прогноза квартального ВВП может быть построено методом взвешенных наименьших квадратов с использованием экспоненциально убывающих весов. Цель заключается в уменьшении влияния более старых наблюдений, отражающих экономические тенденции, которые могут быть нехарактерны для текущей макроэкономической динамики. Каждый момент времени t получает вес:

$$w_t = \gamma^{T-t}, \quad 0 < \gamma < 1, \quad (17)$$

где T – последняя доступная точка выборки.

При таком подходе последние наблюдения сохраняют полное влияние, тогда как вклад более ранних данных плавно экспоненциально уменьшается. Интуитивная характеристика чувствительности весовой функции задается ее периодом полураспада, то есть количеством периодов, через которые вес снижается вдвое:

$$h = \frac{\ln(0.5)}{\ln(\gamma)}. \quad (18)$$

Экспоненциальное дисконтирование наблюдений применяется непосредственно на этапе оценки регрессионного уравнения ВВП на факторы через механизм взвешивания наблюдений в целевой функции:

$$y = \alpha + \beta' f_t + u_t, \quad (19)$$

где вклад каждого остатка u_t масштабируется весом w_t .

Такой подход предполагает постепенные структурные изменения и обеспечивает контролируемое влияние последних наблюдений с учетом всей исторической информации.

Для повышения устойчивости прогностического уравнения дополнительно может применяться ridge-регрессия, представляющая собой регуляризованный вариант метода наименьших квадратов. Этот подход вводит штраф на величину коэффициентов, что позволяет стабилизировать оценки в условиях сильной мультиколлинеарности или расширенного набора регрессоров при включении дополнительных переменных. Модель минимизирует модифицированную квадратичную функцию ошибок:

$$\beta, \alpha = \arg \min_{\alpha, \beta} \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \alpha - \beta' f_t)^2 + \lambda_R \beta' \beta \right], \quad (20)$$

где $\lambda_R \geq 0$ – параметр регуляризации.

При $\lambda_R = 0$ модель совпадает с методом наименьших квадратов, тогда как при положительных значениях штрафа оценки коэффициентов становятся более сглаженными и менее чувствительными к случайным колебаниям данных. Это особенно важно в прикладных макроэкономических панелях, где временные ряды часто демонстрируют значительную взаимную корреляцию, и включение дополнительных переменных может привести к нестабильным или чрезмерно вариативным коэффициентам.

Оба метода регуляризации решают разные аспекты проблемы нестабильности прогнозного уравнения. Использование этих методов совместно позволяет учитывать изменение экономических связей во времени, а также избыточность и коллинеарность предикторов.

3. СРЕДНЕСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ

В целях среднесрочного прогнозирования используется подход, отличающийся от краткосрочных эконометрических техник – Квартальная прогностическая модель (QPM – Quarterly Projection Model). КПМ для Казахстана, представляет собой полуструктурную модель, методологически основанную на новокейнсианской макроэкономической теории. Модель отражает основные каналы трансмиссии денежно-кредитной политики (ДКП) и учитывает ключевые структурные особенности экономики Казахстана, включая значимую роль фискальной политики и нефтяного сектора. В основе модели лежит система поведенческих уравнений, характеризующих взаимосвязи между инфляцией, деловой активностью, динамикой обменного курса, процентной ставкой и переменными внешнего сектора.

КПМ построена с использованием переменных в разрывах (gap). Под разрывом понимается относительное отклонение фактической динамики показателя от его потенциального уровня. Потенциальный уровень (тренд) – это долгосрочная тенденция, которая определяется фундаментальными факторами. В модели потенциальные значения, как правило, задаются авторегрессионными процессами, сходящимися к своим долгосрочным устойчивым состояниям (steady state). Трендовые переменные являются ненаблюдаемыми и оцениваются с использованием многомерного фильтра Калмана. Их значения изменяются плавно и постепенно, и соответствующие уравнения характеризуются высокой инерционностью и низкой дисперсией шоков.

Базовая структура модели включает три эндогенных блока: кривую Филлипса, кривую инвестиций-сбережений IS и блок денежно-кредитной политики. Дополнительно в модель встроены экзогенные блоки – фискальный, нефтяной, а также внешний сектор.

3.1 Блок кривой Филлипса

Динамика инфляции описывается гибридной новой кейнсианской кривой Филлипса. Блок Кривой Филлипса разделен на составляющие непродовольственной и продовольственной инфляции (21). Уравнение непродовольственной инфляции объединяет сервисную и непродовольственную компоненты.

$$PI = \omega * PI_F + (1 - \omega) * PI_{NF} + \varepsilon_{PI}, \quad (21)$$

где PI – базовая инфляция (кв/кв), PI_F – продовольственная инфляция (кв/кв), PI_{NF} – непродовольственная инфляция (кв/кв), за исключением цен на горюче-смазочные материалы и регулируемые услуги на жилищно-коммунальные услуги, ε_{PI} – ошибки весов.

$$PI_F = a_{1F_1} * PI_{F_{exp}} + (1 - a_{1F_1}) * PI_F\{-1\} + a_{1F_2} * [a_{1F_3} * Y_{gap}\{-2\} + a_{1F_4} * REER_{GAP}^F\{-2\}] + \varepsilon_{PI_F}, \quad (22)$$

где $PI_{F_{exp}}$ – ожидаемая на квартал вперед продовольственная инфляция, $PI_F\{-1\}$ – продовольственная инфляция кварталом ранее, Y_{gap} – разрыв выпуска, $REER_{GAP}^F$ – разрыв

реального эффективного обменного курса (РЭОК) по продовольствиям, ε_{PI_F} – шоки предложения на продовольственных рынках.

$$PI_{NF} = a_{1NF_1} * PI_{NF_{exp}} + (1 - a_{1NF_1}) * PI_{NF}\{-1\} + a_{1NF_2} * [a_{1NF_3} * Y_{gap}\{-1\} + a_{1NF_4} * REER_{GAP}^{NF}\{-1\}] + \varepsilon_{PI_{NF}}, \quad (23)$$

где $PI_{NF_{exp}}$ – ожидаемая на квартал вперед непродовольственная инфляция, $PI_{NF}\{-1\}$ – непродовольственная инфляция кварталом ранее, Y_{gap} – разрыв выпуска, $REER_{GAP}^{NF}$ – разрыв РЭОК по непродовольственной инфляции, ε_{PI_F} – шоки предложения на непродовольственных рынках и рынках услуг.

Уравнение Кривой Филлипса показывает, что в состоянии равновесия (разрыв выпуска и разрыв РЭОК равны 0, шоки предложения отсутствуют) фактическая инфляция будет соответствовать средневзвешенному показателю будущих и прошлых значений продовольственной и непродовольственной инфляции, а при достижении таргета и соответствующем якорении ожиданий останется на целевом уровне.

3.2 Блок кривой IS

Внутренняя экономика описывается кривой IS, динамика ВВП со стороны спроса характеризуется уравнением (24):

$$Y_{GAP} = sh_{dd} * DD_{GAP} + sh_G * G_{GAP} + sh_X * X_{GAP} - sh_I * M_{GAP} + \varepsilon_{Y_{GAP}}, \quad (24)$$

где DD_{GAP} – разрыв внутреннего спроса, G_{GAP} – разрыв потребления органов государственного управления, X_{GAP} – разрыв экспорта, M_{GAP} – разрыв импорта, $\varepsilon_{Y_{GAP}}$ – суммарный шок отклонения весов.

Внутренний спрос в КПМ объединяет потребления домашних хозяйств и валовое накопление основного капитала.

$$DD_{GAP} = b_1 * DD_{GAP}\{-1\} + b_2 * RIR_{GAP} + b_3 * PO_{GAP}\{-1\} + b_4 * FiscalIndicator + \varepsilon_{DD_{GAP}}, \quad (25)$$

где $DD_{GAP}\{-1\}$ – инерция разрыва внутреннего спроса, RIR_{GAP} – разрыв реальной процентной ставки, PO_{GAP} – разрыв цены на нефть, $FiscalIndicator$ – индикатор фискальной политики, $\varepsilon_{DD_{GAP}}$ – шоки внутреннего спроса.

$$G_{GAP} = \alpha_1 * G_{GAP}\{-1\} + \alpha_2 * [e_1 * PO_{GAP} + (1 - e_1) * PO_{GAP}\{-1\}] + \alpha_3 * TR_{GAP} + \varepsilon_{G_{GAP}}, \quad (26)$$

где $G_{GAP}\{-1\}$ – инерция разрыва потребления органов государственного управления, TR_{GAP} – разрыв трансфертов из Национального фонда Республики Казахстан, $\varepsilon_{G_{GAP}}$ – шоки потребления органов государственного управления.

Уравнение экспорта состоит из ненефтяного ($EX_{GAP}^{Non-oil}$) и нефтяного экспорта (EX_{GAP}^{oil}), а также шока общего экспорта:

$$X_{GAP} = sh_{OX} * EX_{GAP}^{Oil} + (1 - sh_{OX}) * EX_{GAP}^{Non-oil} + \varepsilon_{EX}, (27)$$

Ненефтяной экспорт представлен уравнением:

$$EX_{GAP}^{Non-oil} = \delta_1 * EX_{GAP}^{Non-oil}\{-1\} + \delta_2 * REER_{GAP}^F\{-1\} + \delta_3 * REER_{GAP}^{NF}\{-1\} + \delta_4 * YNO_{GAP}^* + \varepsilon_{EX_{GAP}^{Non-oil}}, (28)$$

где $EX_{GAP}^{Non-oil}\{-1\}$ – инерция ненефтяного экспорта, YNO_{GAP}^* – разрыв эффективного внешнего ненефтяного выпуска, $\varepsilon_{EX_{GAP}^{Non-oil}}$ – шок ненефтяного экспорта.

YNO_{GAP}^* характеризует внешний спрос, который аппроксимируется фазами делового цикла основных партнеров – Китая, Европейского Союза, Российской Федерации. Веса стран определяются по их долям в ненефтяном экспорте.

Уравнение импорта представляет собой функцию от внутреннего спроса, а также учитывает влияние канала обменного курса.

$$M_{GAP} = x_1 * [\theta_1 * DD_{GAP}\{-1\} + (1 - \theta_1) * DD_{GAP}\{-2\}] - x_2 * REER_{GAP}^{NF}\{-3\} + \varepsilon_{Im_{GAP}}, (29)$$

3.3 Блок ДКП

Блок ДКП состоит из уравнений обменного курса и правила Тейлора.

Уравнение обменного курса

В стандартной версии в условиях идеальной мобильности капитала и развитости финансовых рынков изменение обменного курса напрямую зависит от дифференциала процентных ставок и премии за риск. При рассмотрении развивающихся экономик, в том числе Казахстана, предполагается, что на курс оказывают влияние 2 канала:

$$\Delta S = (1 - carmob) * \Delta S_1 + carmob * \Delta S_2 + \varepsilon_{\Delta S}, (30)$$

где $carmob$ – мобильность капитала, $\varepsilon_{\Delta S}$ – шок отклонения фактической мобильности капитала ($carmob$) от модельной.

Уравнение (31) описывает торговый канал (BoP канал) и включает ΔS_{EQ} – равновесное изменение номинального обменного курса и BoP_{GAP} – разрыв торгового баланса с учетом условий торговли ($BoP_{GAP} = TOT_{GAP} + X_{GAP} - M_{GAP}$).

$$\Delta S_1 = \Delta S_{EQ} - \rho_1 * BoP_{GAP}, (31)$$

Уравнение (32) отражает влияние канала паритета непокрытых процентных ставок или финансовый канал (UIP-канал).

$$\Delta S_2 = \rho_2 * \Delta S_2\{1\} + (1 - \rho_2) * \Delta S\{-1\} - (IR - IR^* - prem_{SS}) - \rho_3 * BoP_{GAP} - \rho_4 TR_{GAP}, (32)$$

где $\Delta S_2\{1\}$ – ожидаемое на квартал вперед изменение номинального обменного курса по UIP-каналу, IR – внутренняя процентная ставка НБРК, IR^* – внешняя номинальная процентная ставка, представленная ставкой ФРС США, $prem_{SS}$ – премия за риск, TR_{GAP} – разрыв трансфертов из Национального Фонда Республики Казахстан.

Правило Тейлора

$$IR = (1 - \text{capmob}) * IR_1 + \text{capmob} * IR_2 + \varepsilon_{IR}, \quad (33)$$

где IR – номинальная процентная ставка НБРК, ε_{IR} – шок монетарной политики.

Правило денежно-кредитной политики представляет собой модифицированное правило Тейлора с реакцией на отклонение прогноза инфляции от таргета и разрыв выпуска, а также дополнительно на отклонение изменения обменного курса от своего равновесного изменения.

$$IR_1 = \beta_1 * IR\{-1\} + (1 - \beta_1) * (RIR_{EQ} + PI_{TAR}) + \mu * (\Delta S - \Delta S_{EQ}), \quad (34)$$

где $IR\{-1\}$ – номинальная процентная ставка НБРК кварталом ранее, RIR_{EQ} – реальная нейтральная процентная ставка, PI_{TAR} – таргет по инфляции.

$$IR_2 = \beta_1 * IR\{-1\} + (1 - \beta_1) * (RIR_{EQ} + PI_{TAR}) + \varphi * (PI_4\{4\} - PI_{TAR}) + \epsilon Y_{GAP}, \quad (35)$$

где $PI_4\{4\}$ – ожидаемая годовая базовая инфляция через год.

3.4 Экзогенные блоки

К экзогенным блокам в КПМ относятся внешний сектор, нефтяной сектор, а также показатели фискальной политики. В модели они представлены авторегрессионным процессом.

Внешний сектор включает показатели внешнего нефтяного разрыва выпуска (YNO_{GAP}^*), внешней агрегированной инфляции (PI^*), внешней агрегированной продовольственной инфляции (PI_F^*), внешнюю номинальную процентную ставку (IR^*), разрыв цены на нефть (PO_{GAP}).

Нефтяной сектор представляет собой объемы реального экспорта нефти и газового конденсата. В качестве показателя фискальной политики выступает агрегированный показатель, который учитывает нефтяной дефицит бюджета и квазифискальные операции с учетом стадий бизнес-цикла.

4. МОДЕЛИ ВНЕШНЕГО СЕКТОРА

4.1 Прогнозирование текущего счета платежного баланса

Прогноз текущего счета платежного баланса РК включает в себя оценку трех основных компонентов текущего счета – торгового баланса, баланса услуг и баланса доходов. Итоговый прогноз текущего счета формируется путем агрегирования прогнозов по указанным компонентам согласно формуле:

$$CA_t = TB_t + BS_t + IB_t = (Ex_G_t - Im_G_t) + (Ex_S_t - Im_S_t) + (I_R_t - I_P_t), \quad (36)$$

где CA_t – текущий счет, TB_t – торговый баланс, BS_t – баланс услуг, IB_t – баланс доходов, Ex_G_t – экспорт товаров, Im_G_t – импорт товаров, Ex_S_t – экспорт услуг, Im_S_t – импорт услуг, I_R_t – доходы к получению, I_P_t – доходы к выплате, t – прогнозный период.

4.1.1. Торговый баланс

Техника прогнозирования **экспорта товаров** основана на следующей расчетной формуле:

$$Ex_G_t = \sum (P_{it} * Q_{it}), (37)$$

где Ex_G_t – стоимостной объем экспорта товаров, P_{it} – цена товара i , Q_{it} – физический объем экспорта товара i , t – прогнозный период.

Прогноз экспорта товаров формируется в разрезе девяти основных товарных групп: нефть и газовый конденсат, нефтепродукты, цветные металлы, черные металлы, газ, уголь, уран, зерновые и прочий экспорт.

Прогнозные значения цен на экспортируемые товары определяются на основе сценариев НБРК, а также информации от международного аналитического агентства Consensus Economics и других источников. Прогнозные физические объемы экспорта формируются на основе данных отраслевых государственных органов и ведущих отраслевых компаний, открытых источников информации и, при необходимости, экспертных оценок.

Техника прогнозирования импорта товаров включает прогноз официального импорта товаров и поправок по методологии платежного баланса и рассчитывается по следующей формуле:

$$Im_G_t = \sum Im_G_official_{it} + \sum BoP_est_{jt}, (38)$$

где Im_G_t – стоимостной объем импорта товаров, $Im_G_official_{it}$ – официальный импорт товарной группы i , BoP_est_{jt} – поправка по методологии платежного баланса j , t – прогнозный период.

Официальный импорт товаров прогнозируется в разрезе двух товарных групп – потребительской и инвестиционной. Для прогноза используются динамические регрессионные модели с экзогенными переменными и инерционным процессом, и, при необходимости, делаются экспертные допущения.

При прогнозе официального импорта товаров анализируются такие макроэкономические показатели как реальный и номинальный ВВП Казахстана, НОК, РЭОК и НЭОК тенге, инвестиции в основной капитал, прямые иностранные инвестиции, выданные кредиты в различных разрезах, реальные и номинальные денежные доходы населения, заработные платы, а также государственные расходы.

Поправки по методологии платежного баланса по импорту товаров включают фрахт, челночную торговлю и электронную торговлю. Прогноз фрахта формируется на основе применения фактических оценочных нормативов к прогнозному объему официального импорта товаров, челночной торговли – путем применения оценочных нормативов к количеству выехавших из Казахстана резидентов. Электронная торговля прогнозируется с использованием эконометрического метода – авторегрессионной модели с распределенными лагами (ARDL).

4.1.2. Баланс услуг

Прогноз экспорта услуг формируется по основным компонентам: транспортные услуги, поездки и прочие услуги. Прогноз импорта услуг разрабатывается в разрезе транспортных услуг, поездок, строительства, деловых и прочих услуг.

В процессе прогнозирования используются эконометрические модели (ARIMA, VECM и/или другие), расчетные соотношения и экспертные оценки. Выбор метода прогнозирования определяется спецификой каждого прогнозируемого компонента баланса услуг.

4.1.3. Баланс доходов

Прогноз баланса доходов формируется в разрезе доходов к получению и к выплате, включающих в себя первичные и вторичные доходы.

Для прогнозирования компонентов баланса доходов применяются эконометрические модели временных рядов, регрессионные модели (OLS, ARDL, ARMA CLS и другие) и допускаются экспертные корректировки. По отдельным наименее значимым компонентам баланса доходов используются расчетные методы, в т.ч. методы усреднения исторических значений.

Применяемые при прогнозировании текущего счета платежного баланса прогнозные подходы и модели, источники данных, а также набор экспертных допущений могут корректироваться и уточняться по мере появления новой статистической информации, изменения внешнеэкономических условий, выявления структурных сдвигов или ухудшения качества прогнозных оценок. Указанные изменения осуществляются в целях повышения точности прогнозов и вносятся по итогам всестороннего изучения и экспертного обсуждения имеющейся информации на каждом этапе их согласования. Рекалибровка моделей реализуется ежеквартально в рамках прогнозных раундов НБРК.

5. СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ И РАЗВИТИЕ ПРОГНОЗНО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

5.1 Исследовательская деятельность в Национальном Банке

Система анализа и прогнозирования (FPAS) предполагает не только использование существующих моделей и инструментов, но и их постоянное развитие и совершенствование. В условиях меняющейся экономической среды и появления новых факторов неопределенности возрастает необходимость регулярного обновления применяемых методик и подходов, что обуславливает проведение непрерывной исследовательской деятельности.

Исследовательская работа направлена на повышение качества прогнозов, расширение аналитических возможностей системы и адаптацию моделей к структурным изменениям в экономике. В рамках данной деятельности

осуществляется пересмотр существующих моделей, их калибровка и модернизация, а также разработка новых инструментов анализа и прогнозирования.

Важным направлением является создание и развитие так называемых «сателлитных» моделей, которые дополняют базовые прогнозные инструменты и позволяют более детально анализировать отдельные сектора и факторы. Ведутся исследования и разработки в области оценки влияния фискальной политики, динамики цен на нефть, а также обменного курса на макроэкономические показатели.

Таким образом, исследовательская деятельность является неотъемлемой частью системы FPAS и обеспечивает ее гибкость, актуальность и способность эффективно реагировать на новые вызовы и изменения в экономической среде.

Исследования публикуются на сайте НБРК, а также других печатных изданиях, а также представляются на различных внутренних и международных конференциях, экспертных встречах и т. д.

5.2 Модели и инструменты в стадии разработки

В продолжение исследовательской деятельности, проводимой в рамках системы FPAS, осуществляется разработка и внедрение новых моделей и аналитических инструментов, направленных на расширение возможностей макроэкономического анализа и прогнозирования.

Одним из ключевых направлений является разработка DSGE-модели (Dynamic Stochastic General Equilibrium) с малой открытой экономикой и нефтяным сектором. Данный класс моделей основывается на микроэкономических предпосылках поведения экономических агентов и позволяет формировать целостное представление о функционировании экономики с учетом внутренних и внешних шоков. Использование DSGE-подхода обеспечивает согласованность макроэкономических взаимосвязей, а также позволяет проводить сценарный анализ и оценку последствий проводимой денежно-кредитной и фискальной политики.

Модель может быть использована для углубленного анализа ключевых макроэкономических тенденций и каналов трансмиссии, включая влияние цен на нефть, внешних условий и обменного курса. По мере полного завершения тестирования и валидации модель может быть интегрирована в прогнозные техники и применяться в качестве дополнительного инструмента прогнозирования наряду с КПМ.

Кроме того, ведется разработка моделей, направленных на прогнозирование и анализ финансового сектора. Указанные инструменты ориентированы на более детальную оценку финансовых условий, динамики кредитования, процентных ставок и оценки направленности монетарной политики, что позволит усилить аналитическую составляющую системы FPAS.

Рекомендуемая литература:

1. Чернявский Д. О. Квартальная прогностическая модель Республики Казахстан и ее роль в принятии решений по денежно-кредитной политике. Май 2017. – URL: <https://nationalbank.kz/file/download/9032>
2. Чернявский Д. О., Муканов Н. С. Внедрение правила денежно-кредитной политики в квартальную прогностическую модель Казахстана // Деньги и кредит. 2017 № 5.
3. Тулеуов О. А. Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF): выбор оптимальной техники прогнозирования динамики потребительских цен в условиях структурного шока (на примере Казахстана). 2017. – URL: <https://nationalbank.kz/file/download/9019>
4. Самат, М., Букенов, А. & Тайбекова, А. Система краткосрочного прогнозирования ВВП методом конечного использования в Национальном Банке Республики Казахстан. Национальный Банк Республики Казахстан. 2022. – URL: <https://nationalbank.kz/file/download/85926>
5. Адилханова З., Ержан И. Система селективно-комбинированного прогноза инфляции (SSCIF). 2024. – URL: <https://nationalbank.kz/file/download/106591>
6. Ахмет А. Прогнозирование ВВП Казахстана на основе динамической факторной модели с регуляризацией. 2026. – URL: <https://nationalbank.kz/file/download/119724>