

УДК: 519.8

Моделирование трендов динамики объема и структуры накопленной кредитной задолженности в банковской системе

А. А. Пехтерев^а, Д. В. Домашенко^б, И. А. Гусева^с

Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова,
Россия, 115093, г. Москва, Стремянный пер., д. 36

E-mail: ^а lexpekhterev@gmail.com, ^б dendv@rambler.ru, ^с i.sorochinskaya@gmail.com

*Получено 27.03.2019, после доработки — 18.08.2019.
Принято к публикации 17.09.2019.*

Объем и структура накопленной кредитной задолженности перед банковской системой зависят от множества факторов, важнейшим из которых является текущий и ожидаемый уровень процентных ставок. Изменения в поведении заемщиков в ответ на сигналы денежно-кредитной политики позволяют разрабатывать эконометрические модели, представляющие динамику структуры кредитного портфеля банковской системы по срокам размещения средств. Эти модели помогают рассчитать показатели, характеризующие влияние регулирующих действий со стороны центрального банка на уровень процентного риска в целом. В работе проводилась идентификация четырех видов моделей: дискретной линейной модели, основанной на передаточных функциях, модели в пространстве состояний, классической эконометрической модели ARMAX и нелинейной модели типа Гаммерштейна–Винера. Для их описания использовался формальный язык теории автоматического управления, а для идентификации — программный пакет MATLAB. В ходе исследования было выявлено, что для краткосрочного прогнозирования объема и структуры кредитной задолженности больше всего подходит дискретная линейная модель в пространстве состояний, позволяющая прогнозировать тренды по структуре накопленной кредитной задолженности на прогнозном горизонте в 1 год. На примере реальных данных по российской банковской системе модель показывает высокую чувствительность реакции на изменения в денежно-кредитной политике, проводимой центральным банком РФ, структуры кредитной задолженности по срокам ее погашения. Так, при резком повышении процентных ставок в ответ на внешние рыночные шоки заемщики предпочитают сокращать сроки кредитования, при этом общий уровень задолженности повышается прежде всего за счет возрастающей переоценки номинального долга. При формировании устойчивого тренда снижения процентных ставок структура задолженности смещается в сторону долгосрочных кредитов.

Ключевые слова: кредитная задолженность, процентная ставка, динамическое моделирование, модель в пространстве состояний, прогнозирование

UDC: 519.8

Modelling of trends in the volume and structure of accumulated credit indebtedness in the banking system

A. A. Pekhterev^a, D. V. Domaschenko^b, I. A. Guseva^c

Plekhanov Russian University of Economics,
36 Stremianny per., Moscow, 115093, Russia

E-mail: ^a lexpekhterev@gmail.com, ^b dendv@rambler.ru, ^c i.sorochinskaya@gmail.com

Received 27.03.2019, after completion – 18.08.2019.

Accepted for publication 17.09.2019.

The volume and structure of accumulated credit debt to the banking system depends on many factors, the most important of which is the level of interest rates. The correct assessment of borrowers' reaction to the changes in the monetary policy allows to develop econometric models, representing the structure of the credit portfolio in the banking system by terms of lending. These models help to calculate indicators characterizing the level of interest rate risk in the whole system. In the study, we carried out the identification of four types of models: discrete linear model based on transfer functions; the state-space model; the classical econometric model ARMAX, and a nonlinear Hammerstein–Wiener model. To describe them, we employed the formal language of automatic control theory; to identify the model, we used the MATLAB software pack-age. The study revealed that the discrete linear state-space model is most suitable for short-term forecasting of both the volume and the structure of credit debt, which in turn allows to predict trends in the structure of accumulated credit debt on the forecasting horizon of 1 year. The model based on the real data has shown a high sensitivity of the structure of credit debt by pay back periods reaction to the changes in the Central Bank monetary policy. Thus, a sharp increase in interest rates in response to external market shocks leads to shortening of credit terms by borrowers, at the same time the overall level of debt rises, primarily due to the increasing revaluation of nominal debt. During the stable falling trend of interest rates, the structure shifts toward long-term debts.

Keywords: credit debt, dynamic modeling, forecasting, interest rate, state-space model

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2019, vol. 11, no. 5, pp. 965–978 (Russian).

Введение

Влияние динамики процентных ставок является определяющим фактором при принятии заемщиками решений о целесообразности банковского кредитования. Однако невозможно точно определить степень данного влияния из-за множества прочих факторов. Например, из-за особенностей развития отдельных отраслей экономики, бюджетно-налоговой политики, уровня кредитных рисков и т. д. Тем не менее фактор процентных ставок можно оценить с помощью подбора эффективных эконометрических моделей, полученных на основе ретроспективы реальных данных по срочной структуре портфеля накопленной кредитной задолженности организаций перед банковской системой и динамики средневзвешенных процентных ставок по срокам кредитования.

Верно подобранный метод моделирования позволит оценить прогнозную динамику накопленной кредитной задолженности при различных сценариях денежно-кредитной политики центрального банка, а также величину процентного риска в банковской системе на основе анализа потенциальных сдвигов по срочной структуре кредитной задолженности заемщиков.

Обзор литературы

В данной работе для решения поставленной задачи рассматриваются четыре типа моделей: дискретные линейные модели и модели в пространстве состояний на основе разностных уравнений, ARMAX-модели и нелинейные Гаммерштейна – Винера.

Для решения задач прогнозирования/моделирования экономических процессов, происходящих в динамических нелинейных экономических системах, были применены методы и математический аппарат, используемый в теории автоматического управления (ТАУ) механических систем. Такой подход близок для областей экономической кибернетики и экономофизики.

Динамическое моделирование систем позволяет исследовать реакции системы на предполагаемые внешние воздействия, и будущие состояния системы в таком случае и являются источником прогноза. В приложении к сфере экономики данный вопрос изучался многими исследователями, которые предлагали свои подходы построения моделей [Петров и др., 1996; Краснощеков, Петров, 2000; Красс, 1976; Романовский, Романовский, 2007]. Автор работы [Sølgård, 2009] предпринял попытку к построению моделей макроэкономических систем в виде систем линейных дифференциальных уравнений с применением программного пакета Simulink Matlab. По его мнению, такие модели уровня национальной экономики, которые включают в себя отдельные ее подсистемы, позволяют изучать и управлять теми параметрами системы, которые могут влиять на возможность долгового кризиса. В ходе исследования он пытался установить эффективность способов регулирования государством экономики исходя из динамики макроэкономических показателей. В данном исследовании моделирование экономических процессов производилось с нуля с целью исследования возможностей регулирования, при этом привязка к реальным практическим данным отсутствует.

Приложение идей и методов кибернетики к экономическим системам было рассмотрено в работах Кугаенко А. [Кугаенко, 2005, 2015]. В его исследовании были разработаны модели в виде линейных дифференциальных уравнений для различных социально-экономических систем и взаимоотношений. Разработанные модели были представлены в виде структурных схем, наглядно описывающих все связи в системе дифференциальных уравнений, которые выводились аналитическим путем, исходя из общеизвестных формул, а также знаний и практического опыта автора. В данной работе также структура большинства моделей никак не подкреплена проверкой их соответствия реальным практическим данным. В нашем исследовании, в отличие от работ Кугаенко, для разработки динамической модели, приближенной к реальной практике,

вместо аналитического вывода уравнений зависимостей был использован метод идентификации модели, позволяющий оценивать ее параметры исходя из взаимосвязи между уже имеющимися временными рядами вида «вход – выход». Идентификация систем является подобластью теории автоматического управления (ТАУ), включающая в себя как и теоретические исследования, так и программные приложения. Одним из таких приложений является Matlab System Identification Toolbox, предназначенный для работы с опытными данными, измеренными в технических системах. Программная надстройка позволяет выбирать тип модели при ее идентификации, а также различные методы идентификации, основные принципы которых описаны в работах [Ljung, 1999, 2008].

Первоначально возникшие для решения инженерных задач, линейные динамические системы, а именно модели пространства состояний, применялись основоположником кибернетики Н. Винером, а также Р. Калманом, которым впоследствии был разработан легендарный фильтр Калмана, который широко применяется как в инженерных, так и в эконометрических приложениях. Применение таких моделей для анализа временных рядов рассматривалось в работах [Durbin, Koopman, 2001; Künsch, 2005; Migon et al., 2005; Petris et al., 2009]. В них традиционно временной ряд представляется в виде совокупности трех компонентов: тренда, сезонной составляющей и ошибки. Интерес к их использованию объясняется тем, что математические модели в виде пространств состояний имеют четкую структуру, которая без особых проблем может быть реализована программно, а также их широкой применимостью для решения различного рода задач. Л. Е. Варшавский в своих работах по исследованию динамики показателей рыночной структуры и моделированию динамических систем успешно применял методы автоматического управления, описание моделей в пространстве состояний и в линейных динамических играх, подход, основанный на использовании операционного исчисления (Z -преобразования) [Варшавский, 2012, 2013, 2018].

Модель ARMAX является подвидом моделей вида векторной авторегрессии (AR), впервые предложенной S. Sims в 1980 году. Авторегрессионные модели нашли широкое применение для анализа и прогноза временных рядов именно в области эконометрики. Существенными преимуществами модели по сравнению с моделями на дифференциальных или разностных уравнениях являлись простота реализации и большая гибкость, позволяющая не учитывать зависимости от каждой переменной. Недостатком таких моделей является то, что они могут улавливать несущественную или зашумленную информацию как основу для прогнозирования. В работах [Zhang, Frey, 2015; Corrêa et al., 2016] показано, что такие модели могут давать довольно точные прогнозы и достаточно просты в реализации.

Несмотря на то что существует эквивалентность (взаимозаменяемость) между моделями в пространстве состояний и классической стационарной моделью авторегрессии (скользящего среднего), иногда легче работать с одной формой, нежели с другой. Основным преимуществом моделей в пространстве состояний перед AR является возможность подбора более эффективных структур с меньшим количеством параметров для описания многомерных систем, а также то, что они могут использоваться для моделирования и прогнозирования как одномерных, так и многомерных систем [Shumway, Stoffer, 2011]. При построении модели ее структура может быть разработана как строго фиксированная, так и меняющаяся с течением времени.

Так как взаимосвязи между экономическими временными рядами в большинстве случаев имеют нелинейный характер, то целесообразным является использование нелинейных моделей для их описания. Рассмотрение нелинейной модели можно обосновать подходом системной динамики в экономике, где поведение экономических систем рассматривается при наличии петель обратных связей, задержек реакции, влияния окружающей среды и других. Таким образом, предполагается, что идентификация нелинейной модели может быть эффективна при наличии в рядах отклонений от трендового движения. В нашем исследовании этим критериям могли бы

удовлетворить модели Гаммерштейна – Винера. Они входят в класс блочно-ориентированных моделей и структурно представляют собой объединение линейных динамических систем и блоков нелинейностей. В этом и заключается их преимущество. Они крайне эффективны, если анализируемые временные ряды можно разложить на линейную и нелинейную составляющие. Методы идентификации подобных моделей описаны в работах [Billings, 1980; Haber, Keviczky, 1999; Yu et al., 2014; Zhang, Frey, 2015; Ma, Liu, 2015]. Но явление переобучения является главным недостатком нелинейных моделей, когда модель работает с высокой точностью на данных обучения, но непригодна для прогноза.

К тематике поставленной задачи по прогнозированию структуры кредитной задолженности на основании кривой процентных ставок наиболее близки исследования по моделированию влияния денежно-кредитной политики регуляторного органа на макроэкономические параметры [Малюгин и др., 2009; Макаров и др., 2011; De Fiore, Tristani, 2013]. В работах рассматриваются крупные макроэкономические модели, в том числе и динамическая стохастическая модель общего равновесия (DGSE). Главными недостатками таких моделей являются их громоздкость, а также то, что работоспособность каждого отдельного дифференциального уравнения сомнительна без предварительной проверки. Для таких моделей параметры часто оцениваются на глаз. Модели кредитной задолженности, или связанных с ней параметров, например денежного агрегата M2, являются частью таких крупных моделей. При этом в качестве влияющего на кредитную задолженность параметра в работах обычно рассматривается ставка рефинансирования.

Методология

В теории автоматического управления для математического описания динамики механических систем используются передаточные функции. Передаточная функция представляет собой дифференциальный оператор, выражающий связь между входом и выходом линейной стационарной системы.

Дискретной передаточной функцией называется соотношение [Dorf, Bishop, 2001]

$$W(z) = \frac{Y(z)}{U(z)}, \quad (1)$$

$u(k)$ — входной сигнал, который представляет собой дискретную функцию, определенную в заданные моменты времени,

$y(k)$ — выходной сигнал, который представляет собой дискретную функцию, определенную в заданные моменты времени,

$U(z)$ и $Y(z)$ — Z-преобразования входного и выходного сигналов, которое представляет собой эквивалент преобразования Лапласа для дискретных систем.

In our case input signal is an interest rates vector:

$$IR(k) = (IR_1(k) \ IR_2(k) \ IR_3(k) \ IR_4(k) \ IR_5(k) \ IR_6(k)),$$

$IR_1(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком до 30 дней,

$IR_2(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком от 30 до 90 дней,

$IR_3(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком от 90 до 180 дней,

$IR_4(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком от 180 дней до 1 года,

$IR_5(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком от 1 до 3 лет,

$IR_6(k)$ — процентная ставка по кредитам сроком свыше 3 лет.

A выходным — вектор кредитных задолженностей:

$$L(k) = (L_1(k) \ L_2(k)),$$

$L_1(k)$ — суммарная кредитная задолженность сроком до 1 года,

$L_2(k)$ — суммарная кредитная задолженность сроком свыше 1 года.

На этапе идентификации такой модели подбор производился в виде дискретных передаточных функций для каждого элемента входного вектора. Структурная схема модели представлена на рис. 1. В общем виде передаточная функция выглядит следующим образом:

$$W_{ij}(z) = \frac{(b_{ij}^0 + b_{ij}^1 \times z^{-1} - b_{ij}^2 \times z^{-2})}{(a_{ij}^0 - a_{ij}^1 \times z^{-1} + a_{ij}^2 \times z^{-2})} = \frac{L_j(z)}{IR_i(z)}, \quad i = 1, 2, \dots, 6, \quad j = 1, 2. \quad (2)$$

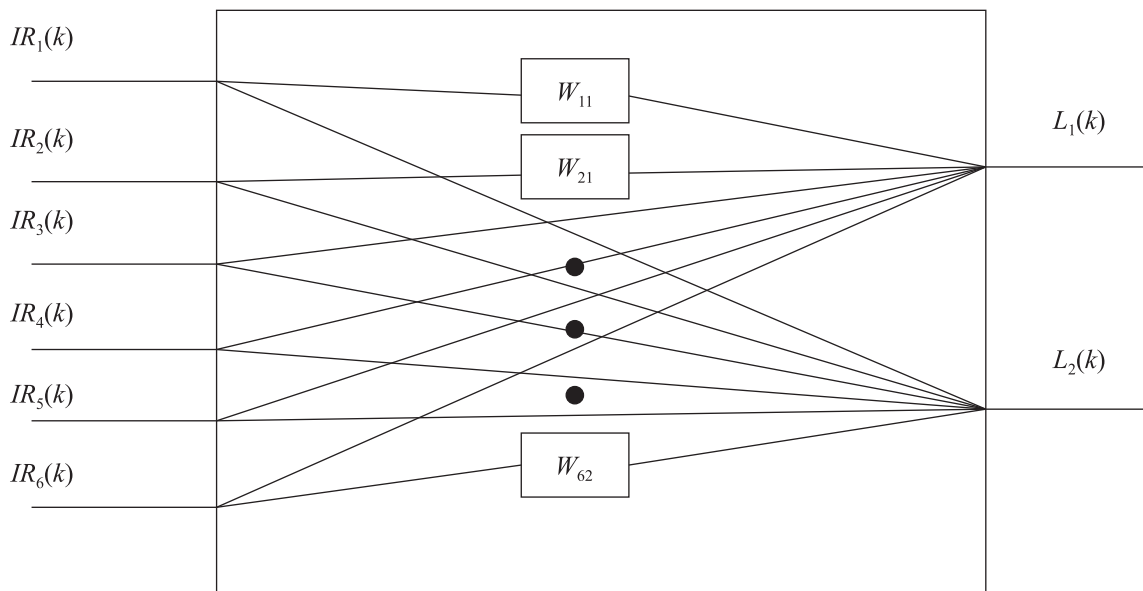


Рис. 1. Структурная схема модели кредитных задолженностей

Для проведения моделирования различных сценариев в программном пакете был произведен переход от описания в виде передаточных функций к описанию модели в пространстве состояний (далее эта модель обозначается как Transfer Functions State-space model, TF SSM). Описание представляет собой систему разностных (для дискретных систем) уравнений первого порядка (3), связанных между собой. В нашем случае система будет выглядеть следующим образом:

$$\begin{cases} x(nT_s + T_s) = A \times x(nT_s) + B \times IR(nT_s), \\ L(nT_s) = C \times x(nT_s) + D \times IR(nT_s), \end{cases} \quad (3)$$

$x(nT_s)$ — вектор состояния системы,

A — матрица состояний системы, 24×24 ,

B — матрица входов, 24×6 ,

C — матрица выходов, 2×24 ,

D — матрица прямого прохождения, 2×6 ,

T_s — период дискретизации.

Для идентификации непосредственно модели в пространстве состояний (далее — State-space model, SSM) размер этих матриц зависит от выбранного порядка системы. Порядок в данном случае выбирался перебором параметров, а метод — автоматически тулбоксом.

Эконометрическая ARMAX-модель в общем виде может быть описана следующим уравнением:

$$y(t) + a_1 \times y(t-1) + \dots + a_{n_a} \times y(t-n_a) = b_1 \times u(t-n_k) + \dots + b_{n_b} \times u(t-n_k-n_b+1) + c_1 \times e(t-1) + \dots + c_{n_c} \times e(t-n_c) + e(t). \quad (4)$$

Или в более компактном виде:

$$A(q) \times y(t) = B(q) \times u(t - n_k) + C(q) \times e(t), \quad (5)$$

$y(t)$ — выходной сигнал,

n_a — число полюсов,

n_b — число нулей плюс 1,

n_c — число C -коэффициентов,

n_k — число временных точек входного сигнала, которые не оказывают влияния на выход,

$y(t - 1) \dots y(t - n_a)$ — предыдущие выходы, от которых зависит текущий,

$u(t - n_k) \dots u(t - n_k - n_b + 1)$ — предыдущие вход и входы с задержкой, от которых зависит текущий выход,

$e(t - 1) \dots e(t - n_c)$ — белый шум.

Параметры n_a , n_b и n_c являются порядками ARMAX-модели.

Нелинейная модель Гаммерштейна – Винера, идентифицированная в работе, имеет структуру, представленную на рис. 2, где

f — входная нелинейность, которая преобразует входной сигнал $u(t)$ к виду $w(t) = f(u(t))$,

h — выходная нелинейность, которая преобразует сигнал $x(t)$ к виду $y(t) = h(x(t))$,

W_{ir} — линейная передаточная функция перехода от $w(t)$ к $x(t)$.

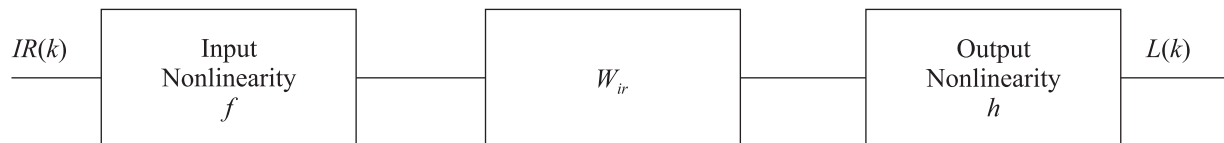


Рис. 2. Модель Гаммерштейна – Винера

Использование модели такого типа строится на предположении, что если выходной сигнал системы нелинейным образом зависит от входного сигнала (-ов), то целесообразно разбить эту зависимость на две или более составляющих. В данном случае динамика системы описывается линейной передаточными функциями (такими, которые были описаны ранее), а нелинейные свойства выходного временного ряда определяются нелинейными блоками.

Идентификация моделей

Идентификация моделей проводилась в программном пакете Matlab с помощью System Identification Toolbox. Обычно данный инструментарий используется для построения моделей динамических систем на основе реальных измеренных входных и выходных данных механических систем. В нашем случае в качестве входных данных были использованы временные ряды средневзвешенных процентных ставок по всем срокам кредитования организаций в рублях в период с 2014 по 2019 г., в качестве выходных — ряды кредитных задолженностей организаций-заемщиков по соответствующим срокам. Исходные данные представлены в официально публикуемом Банком России Бюллетене банковской статистики.

Для первоначальной инициализации параметров моделей использовался метод инструментальных переменных. Для минимизации штрафной функции автоматически выбирался метод последовательного квадратичного программирования. В качестве нелинейных функций модели Гаммерштейна – Винера выбирались линейно-кусочные функции.

Оценка точности идентификации параметров модели в System Identification Toolbox производилась с помощью нормального среднеквадратичного отклонения (NRMSE) для выходных сигналов (рис. 3).

$$fit(i) = 100 \times \left(1 - \frac{\|xref(:, i) - x(:, i)\|}{\|xref(:, i) - mean(xref(:, i))\|} \right), \quad (6)$$

$xref$ – опорная функция,

x – оцениваемая функция,

fit – оценка в процентах.

Оценка проведенной идентификации приведена в таблице 1. Наилучшие значения по совпадению с выходным сигналом дает нелинейная модель Гаммерштейна – Винера, в то время как остальные модели близки по данному показателю точности.

В ходе исследования выяснилось, что идентифицированная нелинейная модель Гаммерштейна – Винера хотя и дает лучший результат по совпадению с заданной выходной функцией, но из-за переобучения показывает неудовлетворительный результат на этапе валидации и поэтому абсолютно непригодна для построения прогнозов (рис. 4). Нелинейные блоки модели слишком «подгоняются» под выходной сигнал. Поэтому данная модель не включена в результирующую таблицу прогнозных значений.

Устойчивость остальных моделей оценивалась по графикам переходных функций для каждой из пар «вход – выход» (рис. 5).

Из оставшихся моделей в качестве опорной для прогнозирования тренда по кредитной задолженности была выбрана линейная дискретная модель TF SSM, как наиболее точно моде-

Таблица 1. Точность идентификации моделей

Название модели	Идентификация NRMSE, %		Валидация NRMSE, %		Макс. ошибка, $\times 10^5$	
	< 1 года	> 1 года	< 1 года	> 1 года	< 1 года	> 1 года
TF SSM	78.6	88.35	70.84	86.51	3.4	3.7
SSM	72.22	77.75	60.33	69.93	3.9	5.9
ARMAX	78.53	77.31	58.67	55.78	3.3	5.4
Hammerstein – Wiener	85.91	90.37	< 0	< 0	3.4	6

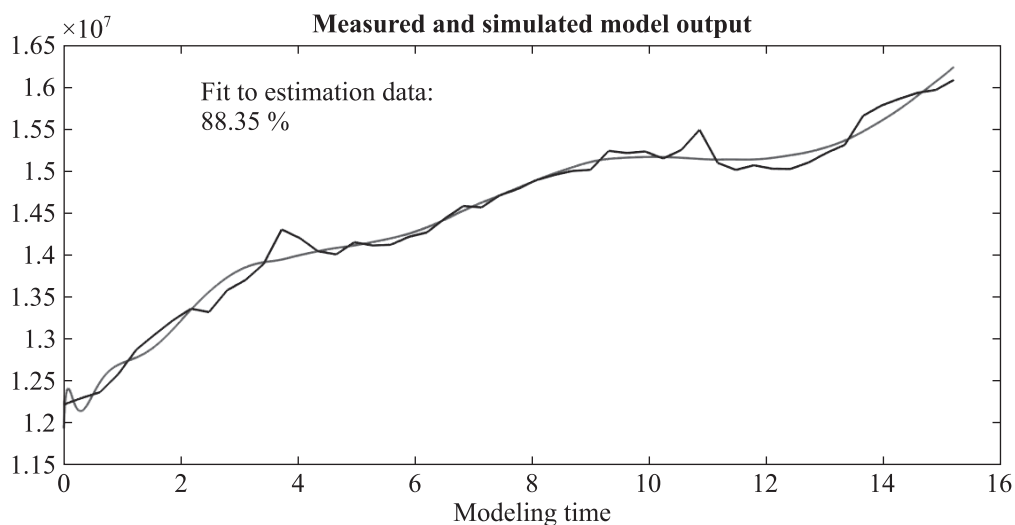


Рис. 3. Оценка точности TF SSM с помощью NRMSE-модели

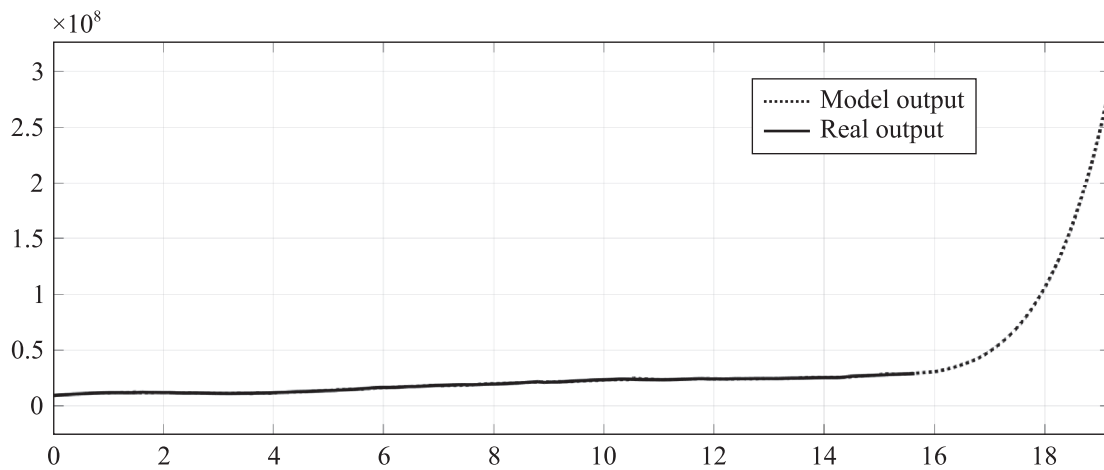


Рис. 4. Результат прогнозного моделирования кредитной задолженности в руб. на 1 год для нелинейной модели Гаммерштейна – Винера

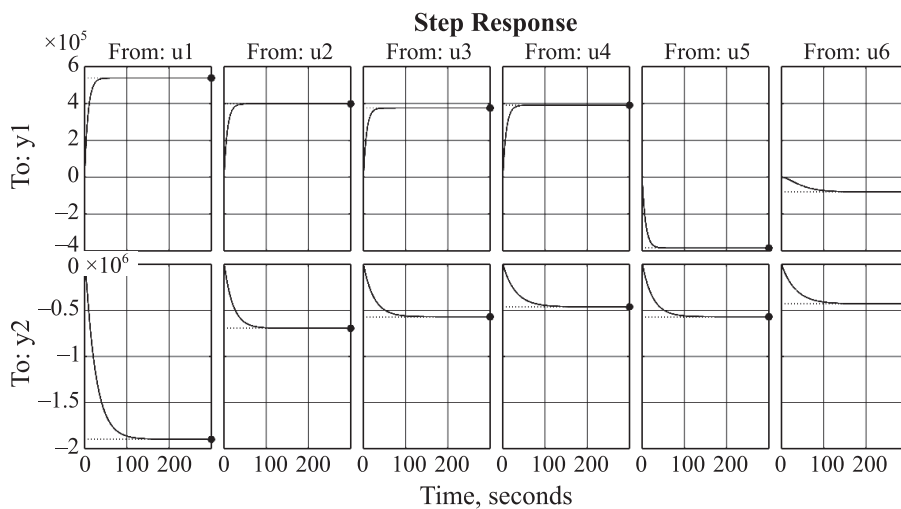


Рис. 5. Переходные процессы для идентифицированной TF SSM

лирующая выходной сигнал с параметрами совпадения с опорной функцией на этапе валидации в 86.51 % для кредитов на срок больше года и 70.84 % для кредитов на срок меньше года. Валидация проводилась на части исходной выборки, NRMSE-оценка представлена в таблице 1.

Несмотря на то что этап валидации наиболее успешно прошла первая модель, по результатам идентификации в целом можно предположить о наличии хорошей прогнозируемости системы. Для проверки данной гипотезы для временных рядов был посчитан показатель Хёрста (7), который является показателем наличия устойчивых тенденций во временном ряду. Данный показатель определяется следующим образом:

$$E \left[\frac{R(n)}{S(n)} \right] = C \times n^H, \quad n \rightarrow \infty, \tag{7}$$

- $R(n)$ — размах накопленных отклонений первых n значений от среднего значения ряда,
- $S(n)$ — стандартное отклонение,
- $E[x]$ — математическое ожидание,
- N — величина промежутка времени,
- C — константа.

Для кредитной задолженности по срокам свыше 1 года показатель принимает значение 0.83, что говорит о персистентности временного ряда, что свидетельствует о хорошей прогнозируемости. Для кредитной задолженности по срокам меньше 1 года коэффициент Хёрста принимает значение 0.58, что также говорит о наличии трендовых тенденций в динамике. Так как значение показателя близко к 0.5, этим можно обосновать более низкие показатели по точности моделей и на этапе идентификации, и на этапе валидации для этой части задолженности. Полученные хорошие результаты по валидации первой модели говорят о наличии фундаментальных связей между процентными ставками и структурой кредитной задолженности.

Как было сказано в конце обзора литературы, наиболее близкими к поставленной в данном исследовании задаче являются работы по моделированию денежно-кредитной политики на макроуровне. При этом сложно сравнивать эффективность полученного нами прогноза ввиду отсутствия полностью идентичной задачи и оценки в этих работах. Однако при исследовании влияния денежно-кредитной политики на макроэкономические параметры исследователи обычно используют агрегированные параметры, т. е. ставку рефинансирования (ключевую ставку) и общую кредитную задолженность. Результаты нашего исследования говорят о наличии фундаментальных связей между процентными ставками на различные сроки кредитования и структурой кредитной задолженности, что может учитываться при необходимости уточнения таких крупных моделей, т. е. целесообразно использовать для прогнозирования кривую ставок, что подтверждается результатами валидации.

Результаты моделирования и программное представление

Дальнейшее моделирование проводилось в пакете Matlab Simulink, а затем была разработана программа для имитации различных сценариев денежно-кредитной политики регулятора (в нашем случае Банка России), т. е. изменений процентных ставок. Банк России, изменяя ключевую процентную ставку, воздействует на доступность кредитования и прочие сегменты финансового рынка. Реакция рынка на данные изменения является очевидным результатом решений банковского регулятора. В экономике эта реакция относится к понятию «трансмиссионный механизм денежно-кредитной политики».

Программа, моделирующая реакцию кредитного рынка, является обучающей имитационной игрой, описывающей характер изменений общей структуры кредитной задолженности в зависимости от регулирующего воздействия Банка России. Она разрабатывалась для удобства представления результатов моделирования подобного рода моделей (переход от процентных ставок к какому-либо связанному экономическому показателю) в рамках общей задачи разработки имитационных игр на основе различных социально-экономических блоков. Разработка имитационных игр по таким процессам позволяет провести декомпозицию экономики на подсистемы и в дальнейшем переходить на мезо- и микроуровни при изучении изменения в характере связей между показателями на разных уровнях. Интерфейс программы представлен на рис. 6. Пользователем задаются конечная дата прогнозного моделирования и предполагаемые значения средневзвешенных процентных ставок банковской системы по различным срокам кредитования. Затем данные линейно интерполируются и подаются на вход загруженной модели.

Для проверки адекватности работы модели было проведено моделирование для трех различных видов кривой процентных ставок, т. е. для разных сценариев развития денежно-кредитной политики регулятора (рис. 7):

- наиболее вероятный сценарий А (базовый), в рамках которого не предполагается существенных изменений процентных ставок на прогнозном горизонте;
- мягкий сценарий Б, в рамках которого центральный банк снижает ключевую процентную ставку до 4%, руководствуясь низкими инфляционными ожиданиями;

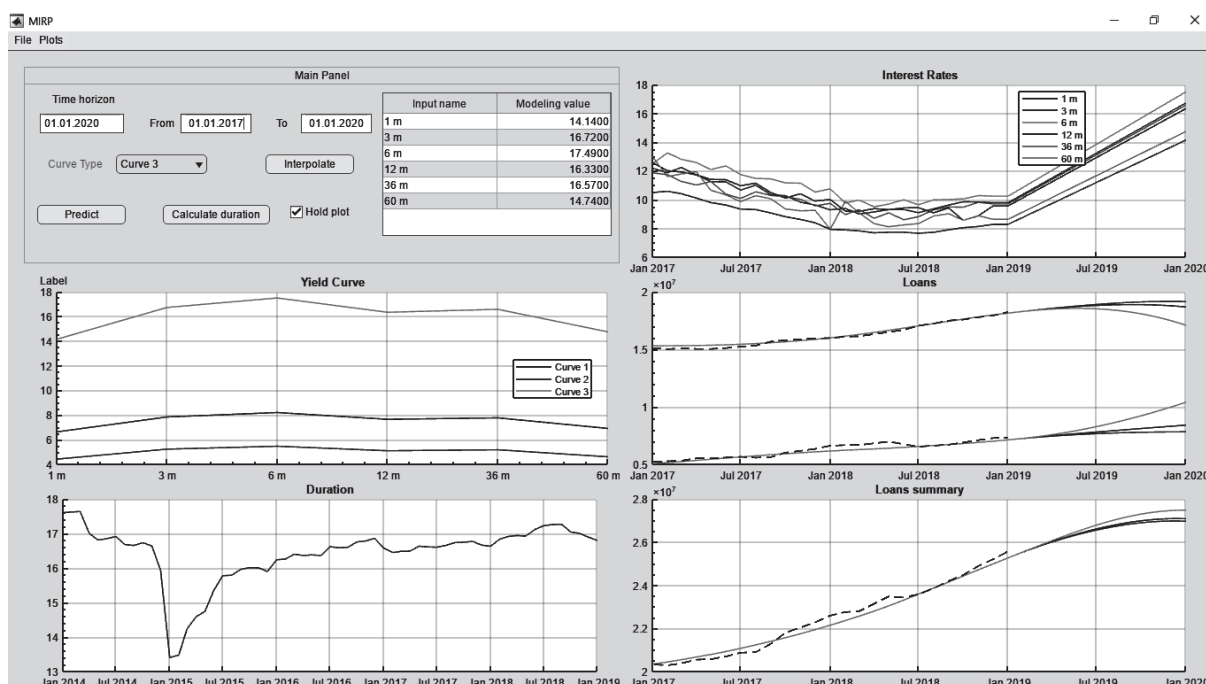


Рис. 6. Интерфейс программы для моделирования кредитной задолженности

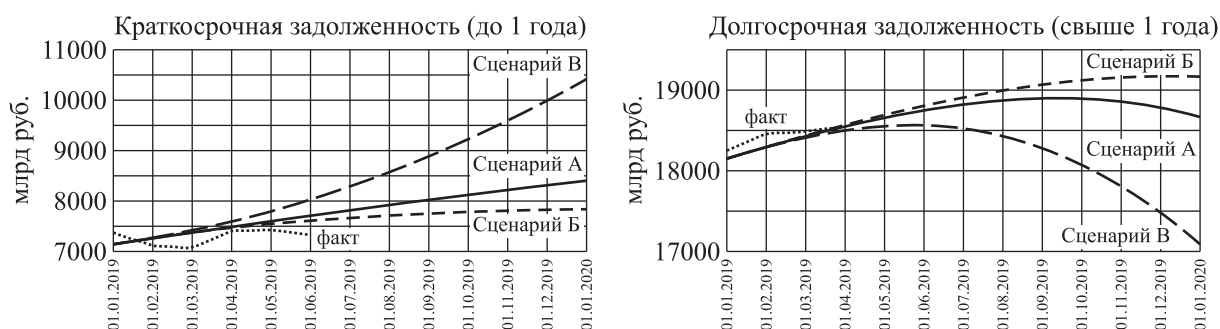


Рис. 7. Результаты моделирования на 01.01.2020 модели TF SSM

Таблица 2. Результаты моделирования кредитной задолженности, трлн руб.

Сценарий	TF SSM		SSM		ARMAX	
	> 1 года	< 1 года	> 1 года	< 1 года	> 1 года	< 1 года
Базовый	18.7	8.4	18.5	11.2	19.0	11.8
Мягкий	19.1	7.8	18.4	11.3	18.8	11.9
Жесткий	17.0	10.4	19.1	11.0	19.5	11.3

- жесткий сценарий В, в рамках которого ключевая процентная ставка повышается до 16 %, реагируя на спекулятивные атаки на рубль со стороны валютных спекулянтов, что может быть вызвано, в частности, ужесточение антироссийских финансовых санкций.

В таблице 2 приведены последние точки прогнозного моделирования этих сценариев для рассмотренных выше моделей.

Интерпретация результатов

Полученные результаты и прогнозные сценарии позволяют сделать выводы, что на прогнозном горизонте в 1 год разработанная модель предсказывает рост суммарной кредитной задолженности при любом из сценариев реализации денежно-кредитной политики. Влияние на существенный сдвиг структуры задолженности по срокам кредитования может оказать жесткий сценарий, который для России может быть спровоцирован каким-либо внешним шоком, например ужесточением санкций или резким падением цен на нефть. При этом, несмотря на более высокую по сравнению с остальными сценариями процентную ставку, рост общей кредитной задолженности окажется самым высоким именно при этом сценарии. Это можно объяснить тем, что уже существующие кредиты будут переоцениваться по более высоким ставкам.

Применяемый в исследовании математический аппарат позволил идентифицировать и объяснить парадокс более быстрого роста денежной массы в краткосрочном временном интервале вслед за значительным ростом процентных ставок. Ужесточение денежно-кредитной политики имеет стратегическую цель снизить инфляцию и ограничить рост денежной массы в экономике через недоступность кредита. В реальности мы видим более быстрый рост денежной массы за счет переоценки активов и обязательств банков по более высоким процентными ставкам. На долгосрочном временном горизонте очевидно замедление процессов выдачи новых кредитов из-за падения рентабельности в экономике. Начинаются процессы делевериджа, когда в банки обращается все меньше и меньше заемщиков, а те из них, у кого финансовое состояние позволяет, предпочитают избегать новых займов. Однако навес уже накопленных долгов на краткосрочном горизонте у неблагополучных заемщиков с высоким уровнем долговой нагрузки может вызвать необходимость дополнительных заимствований, несмотря на рост процентных ставок.

Заключение

Подводя итог проведенному исследованию, можно сделать вывод, что инструментарий и методы, применяемые в кибернетике и ТАУ, можно использовать и для исследования экономических систем. Результаты показали, что именно в разрезе поставленной задачи по прогнозированию структуры кредитных задолженностей от динамики процентных ставок по кредитам наиболее эффективно повела себя модель TF SSM, которая представляет собой систему разностных уравнений в пространстве состояний, выигрывая у остальных моделей по NRMSE-оценке. Было выявлено, что при построении нелинейной модели Гаммерштейна–Винера в такой задаче возникает явление переобучения, когда модель эффективна только на обучающей выборке. Идентифицированные напрямую SS-модель и классическая ARMAX при прогнозировании дают схожие результаты, но проигрывают по оценке точности на этапе идентификации.

Разработанная модель TF SSM, как линейная, в основе которой лежат разностные уравнения, будет эффективна при прогнозировании (только) тренда по кредитным задолженностям. Максимальное значение прогнозного горизонта модели — 1 год.

Список литературы (References)

- Варшавский Л. Е.* Использование методов теории управления для формирования рыночных структур // Компьютерные исследования и моделирование. — 2013. — Т. 6, № 5. — С. 839–859.
Varshavskii L. E. Ispolzovanie metodov teorii upravleniya dlya formirovaniya rynochnykh struktur [Control theory methods for creating market structures] // Computer Research and Modeling. — 2013. — Vol. 6, No. 5. — P. 839–859 (in Russian).

- Варшавский Л. Е.* Приближенные методы исследования динамики показателей рыночной структуры // Копьютерные исследования и моделирование. — 2012. — Т. 4, № 1. — С. 219–229.
Varshavskii L. E. Priblizhennyye metody issledovaniya dinamiki pokazatelej rynochnoj struktury [Approximate methods of studying dynamics of market structure] // Computer Research and Modeling. — 2012. — Vol. 4, No. 1. — P. 219–229 (in Russian).
- Варшавский Л. Е.* Моделирование динамики экономических систем с неопределенными параметрами // Копьютерные исследования и моделирование. — 2018. — Т. 10, № 2. — С. 261–276.
Varshavskii L. E. Modelirovanie dinamiki ekonomicheskikh sistem s neopredelennymi parametrami [Uncertainty factor in modeling dynamics of economic systems] // Computer Research and Modeling. — 2018. — Vol. 10, No. 2. — P. 261–276 (in Russian).
- Краснощечков П. С., Петров А. А.* Принципы построения моделей. — Изд. 2-е, перераб. и доп. — М.: Фазис, 2000. — 412 с.
Krasnozhchyokov P. S., Petrov A. A. Principy postroeniya modelej [Principles of Models Building]. — 2-e izd., peresm. i dop. — Moscow: Fazis, 2000. — 344 p. (in Russian).
- Красс И. А.* Математические модели эконометрической динамики. — М.: Советское радио, 1976. — 280 с.
Krass I. A. Matematicheskie modeli ehkonomicheskoy dinamiki [Mathematical Models of Economic Dynamics]. — Moscow: Sovetskoe radio, 1976. — 280 p. (in Russian).
- Кугаенко А. А.* Экономическая кибернетика. — М.: Вузовская книга, 2015. — 880 с.
Kugaenko A. A. Ehkonomicheskaya kibernetika [Economic Cybernetics]. — Moscow: Vuzovskaya kniga, 2015. — 880 p. (in Russian).
- Кугаенко А. А.* Методы динамического моделирования и управления экономикой. — М.: Вузовская книга, 2005. — 456 с.
Kugaenko A. A. Metody dinamicheskogo modelirovaniya v upravlenii ehkonomikoj [Methods of Dynamic Modeling and Regulation of Economics]. — Moscow: Vuzovskaya kniga, 2005. — 456 p. (in Russian).
- Макаров В. Л., Афанасьев А. А., Лосев А. А.* Вычислимая имитационная модель денежного обращения экономики // Экономика и математические методы. — 2011. — Т. 47, № 1. — С. 3–27.
Makarov V. L., Afanasyev A. A., Losev A. A. Vychislimaya imitacionnaya model' denezhnogo obrashcheniya ekonomiki [Computable simulation model for money circulation in the Russian economy] // Economics and Mathematical Methods. — 2011. — Vol. 47, No. 1. — P. 3–27 (in Russian).
- Малюгин В. И., Демиденко М. В., Калечиц Д. Л., Миксюк А. Ю., Цукарев Т. В.* Разработка и применение эконометрических моделей для прогнозирования и анализа вариантов денежно-кредитной политики // Прикладная эконометрика. — 2009. — Т. 2, № 14. — С. 24–38.
Malyugin V. I., Demidenko M. V., Kalechic D. L., Miksyuk A. Yu., Cukarev T. V. Razrabotka i primeneniye ekonomicheskikh modelej dlya prognozirovaniya i analiza variantov denezhno-kreditnoj politiki [Development and application of econometric models for forecasting and analysis of monetary policy options] // Applied Econometrics. — 2009. — Vol. 2, No. 14. — P. 24–38 (in Russian).
- Петров А. А., Поспелов И. Г., Шананин А. А.* Опыт математического моделирования экономики. — М.: Энергоатомиздат, 1996. — 544 с.
Petrov A. A., Pospelov I. G., Shaninin A. A. Opyt matematicheskogo modelirovaniya ehkonomiki [Experience in Mathematical Modeling of Economics]. — Moscow: Ehnergoatomizdat, 1996. — 544 p. (in Russian).
- Романовский М. Ю., Романовский Ю. М.* Введение в экономфизику. Статистические и динамические модели. — М.–Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2007. — 280 с.
Romanovskij M. Yu., Romanovskij Yu. M. Vvedenie v ehkonofiziku. Statisticheskie i dinamicheskie modeli [Introduction to Econophysics. Statistical and Economic Models]. — Moscow–Izhevsk: Instilut kompiuternih issledovanliy, 2007. — 280 p. (in Russian).
- Billings S. A.* Identification of Nonlinear Systems: A Survey // IEE Proceedings D — Control Theory and Applications. — 1980. — Vol. 126, No. 6. — P. 272–285.
- Corrêa J. M., Neto A. C., Júnior L. T., Franco E. M. C., Faria A. E.* Time series forecasting with the WARIMAX-GARCH method // Neurocomputing. — 2016. — Vol. 216. — P. 805–815.
- de Fiore F., Tristani O.* Optimal monetary policy in a model of the credit channel // The Economic Journal. — 2013. — Vol. 123, No. 571. — P. 906–931.
- Dorf R., Bishop R.* Modern control systems. — Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001. — 1018 p.

- Durbin J., Koopman S. J.* Time Series Analysis by State Space Methods. — Oxford: Oxford University Press, 2001. — 240 p.
- Haber R., Keviczky L.* Nonlinear System Identification — Input Output Modeling Approach. — Vols. 1 and 2. — Kluwer Academic Publishers, 1999. — 823 p.
- Künsch H.* State space and hidden Markov models // Complex Stochastic Systems. — 2005. — P. 109–173.
- Ljung L.* Perspectives on System Identification // IFAC Proceedings Volumes. — 2008. — Vol. 49, No. 2. — P. 7172–7184.
- Ljung L.* System Identification: Theory for the User. — Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall PTR, 1999. — 609 p.
- Ma L., Liu X. A.* A nonlinear recursive instrumental variables identification method of Hammerstein ARMAX system // Nonlinear Dynamics. — 2015. — Vol. 79, No. 2. — P. 1601–1613.
- Migon H., Gamerman D., Lopez H., Ferreira M.* Bayesian dynamic models / D. Day and C. Rao (eds.) // Handbook of Statistics. — 2005. — Vol. 25, No. 19. — P. 553–588.
- Petris G., Petrone S., Campagnoli P.* Dynamic Linear Models with R // Journal of Applied Statistics. — 2009. — Vol. 38. — P. 31–84.
- Shumway M. H., Stoffer D. S.* Time Series Analysis and Its Applications With R Examples. — Springer; 3rd ed., 2011. — 596 p.
- Solgård S. B.* Modelling, simulation and control of macroeconomic systems. — Master's thesis. Norwegian University of Science and Technology, 2009. — 89 p.
- van Mulders A., Schoukens J., Vanbeylen L.* Identification of systems with localised nonlinearity: From state-space to block-structured models // Automatica. — 2013. — Vol. 49. — P. 1392–1396.
- Yu F., Mao Zh., Jia M., Yuan P.* Recursive Parameter Identification of Hammerstein-Wiener Systems With Measurement Noise // Signal Processing. — 2014. — Vol. 105. — P. 137–147.
- Zhang X., Frey R.* Improving ARMA-GARCH forecasts for high frequency data with regime-switching AR-MA-GARCH // Journal of Computational Analysis and Applications. — 2015. — Vol. 18, No. 1. — P. 727–757.