

УДК 330.47

DOI 10.46960/2713-2633_2021_1_42

А.И. Ладынин, Е.С. Митяков

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КРАТКОСРОЧНЫХ ИНДИКАТОРОВ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АЛГОРИТМОВ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

МИРЭА – Российский технологический университет
Москва, Россия

Для прогнозирования динамики индикаторов экономической безопасности предлагается использовать аппарат адаптивной фильтрации. Выбор инструмента прогнозирования обусловлен тем, что использование адаптивных фильтров позволяет со временем варьировать параметры модели, что в задачах прогнозирования экономической безопасности является ключевым условием с учетом перманентной смены экзогенных и эндогенных параметров среды. Дан краткий обзор методов прогнозирования с использованием адаптивных фильтров, приведены ключевые достоинства и недостатки такого подхода. Для сравнительного анализа эффективности прогнозирования ключевых показателей экономической безопасности были выбраны интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA) и модель Хольта, учитывающие наличие тренда рассматриваемых временных рядов. В качестве прогнозируемых индикаторов были выбраны показатели безработицы, а также значение валового внутреннего продукта и индекса РТС. Прогноз осуществлялся для одинакового объема выборки данных с одинаковым горизонтом прогнозирования. Параметры моделей были определены эмпирически на основе анализа значений автокорреляции, возникающих в рассматриваемом временном ряде с течением времени. Установлено, что для каждого рассматриваемого временного ряда различные модели дают различающиеся результаты в прогнозировании. Представленные результаты позволяют сделать вывод о необходимости дополнительных исследований, выходящих за рамки адаптации моделей с учетом сезонности и анализа трендовой составляющей. Для получения объективных прогнозных значений целесообразно разрабатывать новые и адаптировать существующие инструменты, учитывающие множественное воздействие внутренних и внешних факторов, оказываемое на каждый из анализируемых индикаторов экономической безопасности в отдельности и на уровне взаимодействия между собой.

Ключевые слова: экономическая безопасность, индикаторы экономической безопасности, прогнозирование, адаптивная фильтрация, временной ряд, краткосрочные индикаторы.

Введение

Обеспечение экономической безопасности страны диктует необходимость изучения и разработки современных подходов к поиску методов оценки ее уровня. Прогнозирование как одна из ключевых функций мониторинга экономической динамики всегда вызывало немалый интерес у исследователей-экономистов. Под прогнозированием зачастую понимают рациональный процесс экстраполяции данных, исходя из имеющихся наблюдений и опыта, некую процедуру составления научно обоснованной гипотезы о неопределенном будущем [1].

В контексте исследования экономической безопасности прогнозирование обусловлено целесообразностью принятия обоснованных решений в условиях меняющейся внешней и внутренней среды. В научной литературе, посвященной данным вопросам, изложено значительное количество разнообразных методик и алгоритмов для разработки прогнозов. Выбор оптимального метода прогнозирования зависит от разнообразных факторов и целей, для которых осуществляется прогноз, иерархического уровня экономической системы, характерной динамики протекающих процессов и т.д. При выборе базового инструмента прогнозирования необходимо руководствоваться требованием его достоверности в сочетании с его простотой и оперативностью. Как правило, выбор алгоритма прогнозирования базируется на имеющихся ретроспективных данных о динамике социально-экономического процесса.

В данном исследовании в качестве опорного принят механизм прогнозирования, основанный на адаптивной фильтрации временных рядов [2]. Модели адаптивной фильтрации зачастую дают более надежные результаты по сравнению с классическими эконометрическими моделями, поскольку обладают возможностью перманентно приспосабливаться и учитывать изменения эндогенной и экзогенной среды. В свою очередь, при значительном изменении экономической конъюнктуры (например, под влиянием научно-технического прогресса), эконометрические модели с постоянными параметрами будут прогнозировать уже устаревшие зависимости. Таким образом, решение задачи прогнозирования в экономике с помощью адаптивных фильтров выступает альтернативой эконометрическому и имитационному анализу.

В современной научной литературе, посвященной методам прогнозирования социально-экономической динамики, можно выделить несколько подходов, которые условно можно разделить на традиционные и интеллектуальные методы. Традиционный подход базируется на математическом аппарате корреляционно-регрессионного анализа и эконометрики, предполагая простую качественную интерпретацию результатов [3]. Вторую группу методов составляют методы прогнозирования, построенные на

основе аппарата прикладного искусственного интеллекта. К ним можно отнести деревья решений, нейронные сети, самоорганизующиеся карты и др. [4,5]. В статье [6] рассмотрена применимость поэтапных процедур адаптивной фильтрации для прогнозирования экономической динамики, которые были апробированы на показателях экономической безопасности Нижегородской области, разработан простой и эффективный класс прогнозных моделей. В данном исследовании основной целью является верификация различных алгоритмов адаптивной фильтрации на краткосрочных индикаторах экономической безопасности с дискретизацией в один месяц [7,8].

Методы исследования

Для прогнозирования динамики индикаторов экономической безопасности в работе предлагается использовать аппарат адаптивной фильтрации. Данный подход при прогнозировании экономических показателей применяется сравнительно недавно. Адаптивные фильтры выступают достаточно мощным статистическим инструментарием анализа данных. Одним из их ключевых преимуществ выступает способность со временем варьировать свои параметры, что в задачах прогнозирования экономической безопасности является ключевым условием с учетом перманентной смены экзогенных и эндогенных параметров среды.

Современные методы обучения и адаптации открывают новые возможности в теории фильтрации временных рядов. С помощью названного подхода появилась возможность синтезировать алгоритмы обработки данных, которые требуют значительно меньшего количества априорной информации и способны к адаптации к конкретным статистическим показателям. Данная опция достигается путем настройки фильтров как по имеющимся значениям, так и по обучающим реализациям, связанным с трендом или шумом. По своей структуре адаптивные фильтры приобретают свойства, близкие к оптимальным по мере поступления информации, и являются нелинейными.

Прогнозирование и анализ тенденции временного процесса зачастую производится с использованием его сглаживания или выравнивания. Простейшая адаптивная модель для краткосрочного прогнозирования временного ряда базируется на использовании экспоненциальной скользящей средней (ЕМА) [2]:

$$y_t = y_{t-1} + \alpha(x_t - y_{t-1}), \quad (1)$$

где y_t – значение ЕМА в дискретный момент времени t ; x_t – исходное значение прогнозируемой величины; $\alpha \in (0,1)$ – коэффициент сглаживания в модели. Последняя разность в правой части равенства (1) выступает ошибкой оценки на предыдущей итерации. Новая оценка в модели рассчитывается в результате корректировки предыдущего прогноза с учетом его ошибки. В этом и заключается адаптивность модели. Формула (1) часто задействована

для краткосрочного прогнозирования временных рядов в техническом анализе рынков [9].

Пусть исходная наблюдаемая величина ряд соответствует следующей аддитивной модели:

$$x_t = a_t + \xi_t \quad (2)$$

здесь a_t – это неслучайная трендовая составляющая последовательности, ξ_t – стохастические неавтокоррелированные флуктуации с конечной дисперсией и нулевым математическим ожиданием. Тогда модель для прогнозирования для ряда (2) имеет следующий вид:

$$\hat{x}_t = y_t \quad (3)$$

где \hat{x}_t – прогноз в дискретный момент времени t на τ шагов вперед.

При решении задачи прогнозирования с одной стороны необходимо как можно быстрее отразить изменение трендовой составляющей a_t . Для этого требуется уменьшить параметр α в модели (1). С другой стороны, необходимо сгладить случайные колебания ξ_t , что, в свою очередь, требует увеличения α . Названные требования находятся в противоречии. Оптимизация модели заключается в подборе надлежащего коэффициента сглаживания. В случае, если наблюдаемая величина имеет линейный тренд, модель (1) приводит к систематической ошибке и приводит к смещённой оценке. Для нивелирования ошибки обычно задействуют адаптивные фильтры, основанные на предположении о том, что прогнозная величина подчиняется уравнению вида:

$$\hat{x}_t = \hat{a}_{1,t} + \hat{a}_{2,t}, \quad (4)$$

где $\hat{a}_{1,t}$ и $\hat{a}_{2,t}$ – текущие оценки параметров адаптивной модели (полинома) первого порядка. Для получения данных оценок можно использовать модель Хольта, со следующей расчетной формулой для коэффициентов [10]:

$$\hat{a}_{1,t} = \alpha_1 x_t + (1 - \alpha_1)(\hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1}); \quad (5)$$

$$\hat{a}_{2,t} = \alpha_2 (\hat{a}_{1,t} + \hat{a}_{1,t-1}) + (1 - \alpha_2) \hat{a}_{2,t-1}, \quad (6)$$

где $\alpha_i \in [0,1]$, $i = \overline{1,2}$ – коэффициенты сглаживания модели. Оптимальные значения параметров модели можно рассчитать путем минимизации функционала среднеквадратичной ошибки прогнозирования.

Модель Хольта, как правило, используется в качестве базовой для синтеза более сложных адаптивных фильтров, таких как трехпараметрическая модель Бокса-Дженкинса, фильтр Тейла-Вейджа и др. Однако многочисленные эмпирические исследования показали, что, как правило, модели с множеством параметров на незначительных выборках данных не приводят к заметным статистическим преимуществам. Поэтому на практике зачастую применяется частный случай модели Хольта – модель Брауна ($\alpha_1 = \alpha_2$) [2].

Названным методам адаптивной фильтрации присущ один существенный недостаток – исходный ряд анализируется обособленно от остальных явлений, оказывающих воздействие на него. Таким образом, даже при наличии дополнительных данных они будут учтены только при настройке скорости адаптации модели. Другим недостатком является тот факт, что точность подобного рода моделей стремительно снижается с течением времени, что не подходит для построения прогностических моделей в долгосрочной перспективе.

Еще одним перспективным направлением развития адаптивных методов прогнозирования является использование моделей Дж. Бокса и Г. Дженкинса [11]. В их основе лежит предположение, что прогнозируемый временной ряд x_t может быть аппроксимирован предельно стационарным процессом. Обычно рассматриваются следующие возможные случаи моделей [12]:

- модель скользящего среднего (МА) порядка k :

$$x_t = \sum_{i=0}^k a_i v_{t-i},$$

где a_i – фиксированные коэффициенты, v_t – дискретный белый шум;

- авторегрессия (AR) l -го порядка:

$$x_t + b_1 x_{t-1} + \dots + b_l x_{t-l} = v_t,$$

где b_i – фиксированные коэффициенты модели;

- смешанная модель скользящего среднего и авторегрессии порядка (k, l)

$$x_t + b_1 x_{t-1} + \dots + b_l x_{t-l} = a_0 v_n + \dots + a_n v_{n-k}.$$

Кроме названных методов адаптивной фильтрации, возможно применение т.н. *фильтров Калмана* [13], основанных на описании процессов при помощи стохастических разностных уравнений или применение методов машинного обучения [14]. Далее приведем основные результаты моделирования.

Результаты моделирования

Анализ временных рядов, как было сказано выше, предполагает достаточный объем выборки, обеспечивающей параметры точности прогнозирования в условиях адаптации модели под характеристики и особенности динамического процесса. Для сравнительного анализа эффективности прогнозирования ключевых показателей экономической безопасности были выбраны распространенные модели – широко применяемая в эконометрике модель Бокса-Дженкинса (ARIMA) и модель Хольта, учитывающая наличие тренда рассматриваемых временных рядов. В качестве прогнозируемых индикаторов были выбраны показатели безработицы, а также индекс РТС и ВВП. Следует отметить, что для рассматриваемых временных рядов объем

выборки начальных данных и горизонт прогнозирования являются одинаковыми – 25 лет наблюдений (300 элементов выборки) и 24 месяца прогноза соответственно. При этом, так как индекс РТС измеряется ежедневно, было взято его среднемесячное значение, а поскольку уровень безработицы и ВВП измеряется поквартально, для получения помесечной информации данные были линейно интерполированы.

Результаты прогнозирования по двум названным моделям приведены на рис. 1-3. Кроме исходных данных и прогнозных моделей, на рисунках приведен доверительный интервал для прогноза по методу экспоненциального сглаживания.

На рис. 1 представлены результаты прогнозирования для показателя безработицы, согласно моделям Бокса-Дженкинса и Хольта. Параметры моделей были определены эмпирически на основе анализа значений автокорреляции, возникающих в рассматриваемом временном ряде с течением времени. Предположение о состоятельности прогноза основывается на приемлемом уровне стандартных отклонений полученных значений и косвенно подтверждается результатами, полученными с применением модели экспоненциального сглаживания. Полученные параметры прогнозирующих моделей позволяют судить о достаточной точности представляемых значений на выбранном временном интервале.

Моделирование индекса РТС свидетельствует о превосходстве модели скользящего среднего, позволяющего с более высокой точностью представить ожидаемое распределение значений в течение времени. Выделенная согласно модели Хольта линейная составляющая процесса возрастания значений индекса является маловероятной, особенно в контексте действия внутренних и внешних факторов, от которых напрямую зависит исследуемая величина (рис. 2). Модель на основе авторегрессии позволила добиться более вменяемых результатов, поскольку в том же временном интервале полученные значения также характеризуют рост, но с явным эффектом периода, свойственным основному ряду.

Напротив, при рассмотрении внутреннего валового продукта, модель Хольта показывает более правдоподобные результаты в контексте анализа общего тренда рассматриваемого показателя. Модель скользящего среднего предоставляет более пессимистичные результаты, не отражающие общий возрастающий тренд зависимости. В свою очередь, полученные по модели Хольта значения соответствуют предположению о росте ВВП в прогнозируемом периоде (рис. 3).

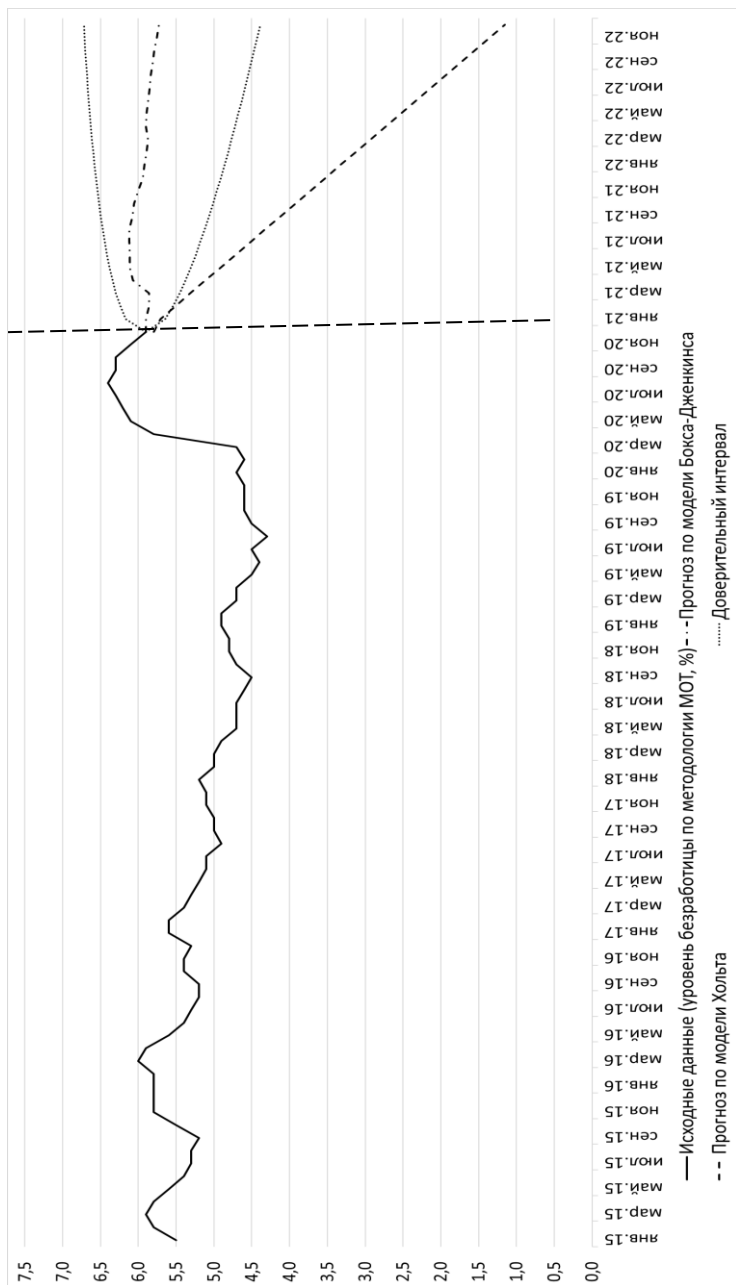


Рис. 1. Прогноз уровня безработицы по методологии МОТ на период 2020-2022 гг.

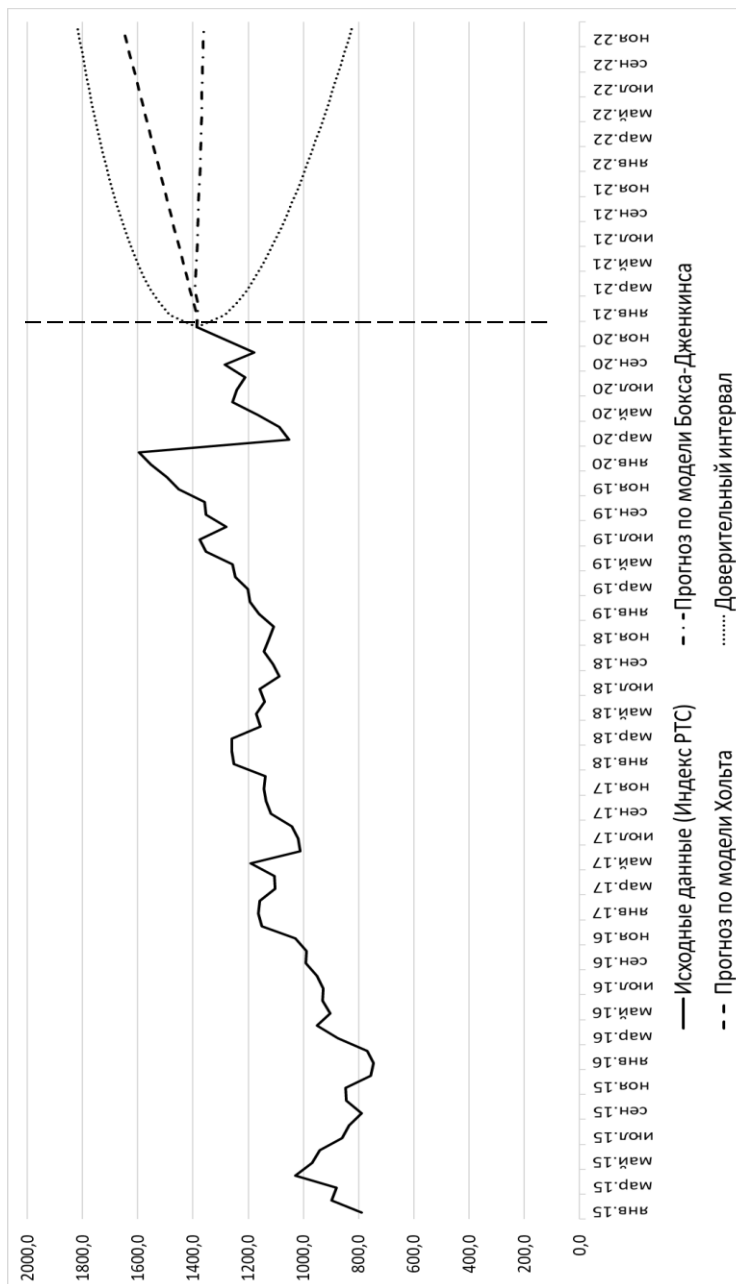


Рис. 2. Прогноз индекса РТС на период 2020-2022 гг.

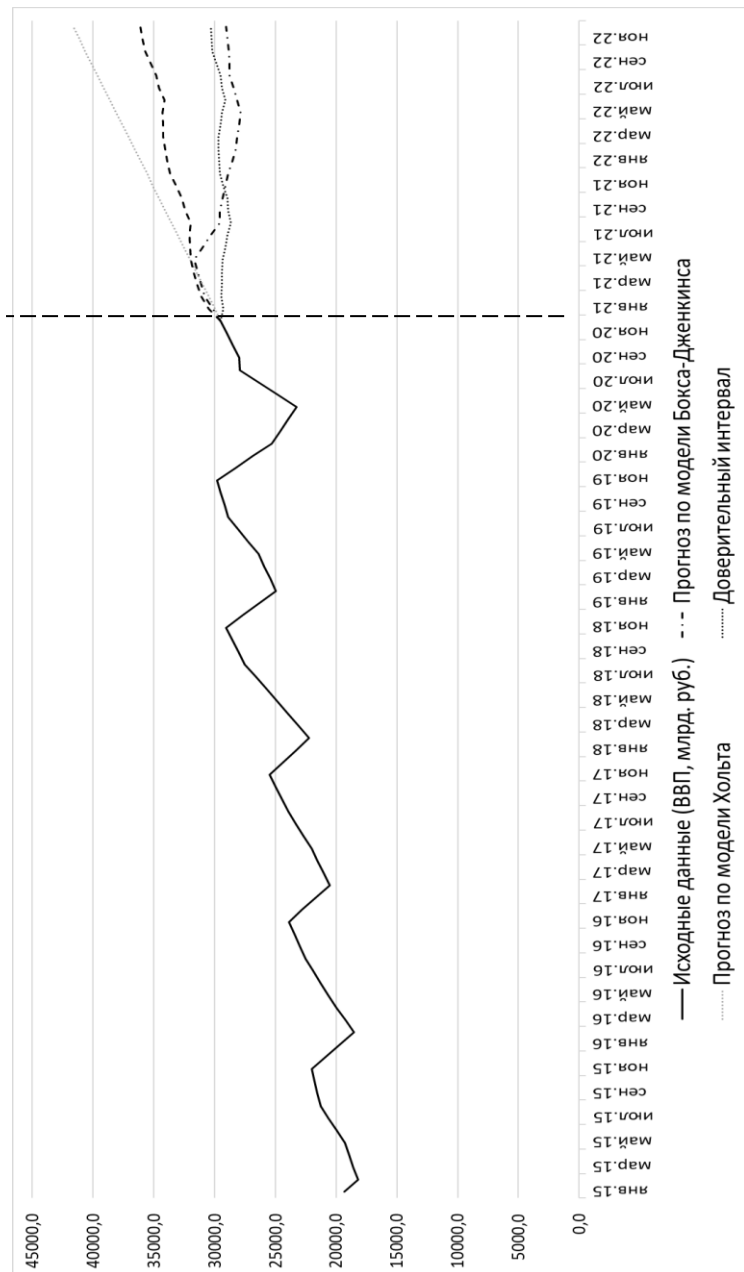


Рис. 3. Прогнозирование валового внутреннего продукта на период 2020-2022 гг.

Анализируя результаты расчетов, можно сделать некоторые выводы о характере прогнозирования рассматриваемых величин. В первую очередь, необходимо отметить, что прогнозирование индикаторов экономической безопасности на макроуровне является задачей, решение которой неминуемо ведет к появлению значительной доли неопределенности непосредственно в результатах и их последующей интерпретации. Тем не менее, рассматриваемые в работе практические результаты моделирования позволяют с некоторой долей вероятности предположить динамику изменений того или иного показателя благодаря используемым адаптивным методам. Также следует отметить, что на основе сравнительного анализа результатов не удалось выявить существенных преимуществ рассмотренных методов в точности прогнозов указанных макроэкономических показателей.

Выводы

Представленные результаты позволяют сделать вывод о необходимости дополнительных исследований, выходящих за рамки адаптации моделей с учетом сезонности и анализа трендовой составляющей. Для получения объективных прогнозных значений целесообразно разрабатывать новые и адаптировать существующие инструменты, учитывающие множественное воздействие внутренних и внешних факторов, оказываемое на каждый из анализируемых индикаторов экономической безопасности в отдельности и на уровне взаимодействия между собой.

Таким образом, в статье приведены результаты прогнозирования краткосрочных индикаторов экономической безопасности с использованием алгоритмов адаптивной фильтрации. Предложенный в работе подход не претендует на полноту и завершенность и требует дальнейшего развития в контексте верификации используемых математических моделей и сравнительной оценки полученных результатов. Моделирование экономических процессов с использованием адаптивных фильтров зачастую характеризуется значительным объемом избыточной информации при практическом отсутствии системных характеристик сущности описываемого явления. Однако, на наш взгляд, данный подход может стать одним из действенных инструментов к решению задачи прогнозирования с целью обеспечения экономической безопасности систем различной иерархии. Использование аппарата адаптивной фильтрации целесообразно в сочетании традиционными методами корреляционно-регрессионного анализа, а также с современными методами интеллектуального анализа данных. Сравнительный анализ результатов, полученных различными подходами, позволит в значительной степени обогатить выводы исследования, а также совместить объяснительные возможности эконометрики с современными технологическими возможностями интеллектуального анализа информации.

Библиографический список

- [1] Бернасовская Л.И., Викторов А.Д., Кормановская И.Р. Системный подход к прогнозированию устойчивого развития региона: Теория. Методология. Практика. М.: Спутник+, 2010.
- [2] Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. М.: Финансы и статистика, 2003.
- [3] Айвазан С.А., Мхитарян В.С. Основы эконометрики. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2001. – 432с.
- [4] Латуга О.В. Математические модели и методы обеспечения экономической безопасности регионов Российской Федерации: автореферат дис. ...канд. экон. наук. СПб., 2006. 18 с.
- [5] Перова В.И. Нейронные сети в экономических приложениях. Часть 2. Нейронные сети, обучаемые без учителя: учебное пособие. Нижний Новгород: ННГУ, 2012. 135 с.
- [6] Митяков Е.С., Сазонтов В.А. Использование алгоритмов адаптивной фильтрации для прогнозирования экономической динамики // Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева. 2012. № 2(95). С. 339-344.
- [7] Сенчагов В.К., Митяков С.Н. Оценка кризисов в экономике с использованием краткосрочных индикаторов и средних индексов экономической безопасности России // Проблемы прогнозирования. 2016. № 2. С. 44-58.
- [8] Митяков, С.Н., Митякова О.И., Зяблицева О.В., Романова Е.А. Динамика краткосрочных индикаторов экономической безопасности Приволжского федерального округа // Фундаментальные исследования. 2016. № 9-2. С. 384-388
- [9] Швагер Дж. Технический анализ. Полный курс. М.: Альпина Паблишер, 2015. 802 с.
- [10] Holt C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages // O.N.R. Memorandum, Carnegie Inst. of Technology. 1957. № 2.
- [11] Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 604 с.
- [12] Копыркин, К., Динамические скользящие средние // Современный трейдинг. 2001. №5-6. С. 8-12.
- [13] Kalman R.E., Bucy R. New results in linear filtering and prediction theory // ASME J. Basis Eng. March 1961. V. 83.
- [14] Келлехер Дж., Мак-Нейми Б., д'Арсси А. Основы машинного обучения для аналитического прогнозирования: алгоритмы, рабочие примеры и тематические исследования. М.: Вильямс, 2019. 656 с.

A.I. Ladynin, E.S. Mityakov

FORECASTING SHORT-TERM ECONOMIC SECURITY INDICATORS USING ALGORITHMS FOR ADAPTIVE FILTRATION OF TIME SERIES

MIREA – Russian Technological University
Moscow, Russia

Abstract. The article proposes to use the adaptive filtering apparatus to predict the dynamics of economic security indicators. The choice of the forecasting tool is due to the fact that the use of adaptive filters allows the parameters of the model to vary over time, which in the tasks of forecasting economic security is a key condition, taking into account the permanent change of exogenous and endogenous parameters of the environment. The paper gives the brief overview of forecasting methods using adaptive filters and presents the key advantages and disadvantages of this approach. For the comparative analysis of the effectiveness of forecasting key indicators of economic security, the integrated autoregressive moving average (ARIMA) model and Holt model were chosen, taking into account the presence of the trend in the considered time series. Unemployment rates, as well as the value of the gross domestic product and the RTS index were chosen as predicted indicators. The forecast was carried out for the same volume of data sample with the same forecasting horizon. The parameters of the models were determined empirically based on the analysis of the autocorrelation values that arise in the considered time series over time. The article shows that for each considered time series, different models show different results in forecasting. This indicates, first of all, that forecasting indicators of economic security using adaptive filters is the task, the solution of which inevitably leads to the presence of a significant amount of uncertainty directly in the results and their subsequent interpretation. The presented results allow us to conclude that additional research is needed that go beyond the adaptation of models taking into account seasonality and analysis of the trend component. To obtain objective forecast values, it is advisable to develop new and adapt existing tools that take into account the multiple impact of internal and external factors exerted on each of the analyzed indicators of economic security separately and at the level of interaction with each other.

Keywords: economic security, indicators of economic security, forecasting, adaptive filtering, time series, short-term indicators.

References

- [1] Bernasovskaya, L.I., Viktorov, A.D., Kormanovskaya, I.R. (2010). [The systematic approach to forecasting sustainable development of the region]. *M.: Sputnik* [M.: Sputnik]. (In Russ).
- [2] Lukashin, Yu.P. (2003). [Adaptive methods for short-term forecasting of time series]. *M.: Finansy i statistika* [Moscow: Finance and Statistics]. (In Russ).
- [3] Ajvazan, S.A., Mhitaryan, V.S. (2001). [Fundamentals of Econometrics]. *M.: YUNITI-DANA* [M.: YUNITI-DANA]. 432 p. (In Russ).

-
- [4] Latuta, O.V. (2006). [Mathematical models and methods for ensuring the economic security of the regions of the Russian Federation]. *SPb.* [SPb.] 18 p. (In Russ).
- [5] Perova, V.I. (2012). [Mathematical models and methods for ensuring the economic security of the regions of the Russian Federation]. *NNGU* [NNGU]. 135 p. (In Russ).
- [6] Mityakov, E.S. (2012). [Using of adaptive filtering algorithms to predict economic dynamics]. *Trudy Nizhegorodskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. R.E. Alekseeva*. [Proceedings of Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev]. № 2 (95). pp. 339-344. (In Russ).
- [7] Senchagov, V.K., Mityakov, S.N. (2016). [Assessment of crises in the economy using short-term indicators and average indices of economic security of Russia]. *Problemy prognozirovaniya* [Forecasting problems]. № 2. pp. 44-58. (In Russ).
- [8] Mityakov, S.N., Mityakova, O.I., Zybliceva, O.V., Romanova, E.A. (2016). [Dynamics of short-term indicators of economic security of the Volga Federal District]. *Fundamental'nye issledovaniya* [Basic research]. № 9-2. pp. 384-388. (In Russ).
- [9] Shvager, Dz. (2015). [Technical analysis. Complete course]. *M.: Al'pina* [M.: Al'pina]. 802 p. (In Russ).
- [10] Holt, C.C. (1957). *Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages*. Carnegie Inst. of Technology. № 2. (Russian Translation).
- [11] Boks, Dzh. (1974). [Time series analysis, forecasting and management]. *Mir* [Mir]. 604 p. (In Russ).
- [12] Kopyrkin, K. (2001). [Dynamic moving averages]. *Sovremennyy trejding* [Modern trading]. № 5-6. pp. 8-12. (In Russ).
- [13] Kalman, R.E. (1961). *New results in linear filtering and prediction theory*. ASME J. Basis Eng. V. 83. (Russian Translation).
- [14] Kellekher, Dzh., Mak-Nejmi, B., d`Arsi, A. (2019). [Machine Learning Fundamentals for Analytical Forecasting: Algorithms, Working Cases, and Case Studies]. *M.: Vil'yams* [M.: Vil'yams]. 656 p. (In Russ).