
СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Савинская Дина Николаевна¹, канд. экон. наук, доц.

Кочкарва Паризат Ахматовна², канд. физ-мат. наук, доц.

Зейн Видад¹, маг.

Шуняев Алексей Алексеевич¹, маг.

¹ Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, ул. Калинина, 13, Краснодар, Россия, 350044; e-mail: savi_dinki@mail.ru; wedadzein04@gmail.com; shunyaev.76@mail.ru

² Северо-Кавказская государственная академия, Ставропольская ул., 36, к. 2, Черкесск, Россия, 369001; e-mail: parizat@yandex.ru

Цель: актуальность изучения временных рядов в последнее время вышла на новый уровень популярности в различных научных областях и в экономике, в частности, поэтому в данной статье мы сделаем обзор понятий и компонент временных рядов, затем обсудим некоторые распространенные методы прогнозирования. *Обсуждение:* согласно описанным целям исследования и по результатам проведенного анализа понятия временного ряда и методов прогнозирования временных рядов, в том числе рядов с памятью, авторами выделены самые прогрессивные методы, а именно адаптивные, нейронные сети и клеточный автомат. *Результаты:* результатом исследования является раскрытие ключевых моментов применения тех или иных методов прогнозирования в зависимости от компонентного состава и происхождения исследуемых временных рядов.

Ключевые слова: анализ временных рядов, прогнозирование, статистическое и динамическое прогнозирование, адаптивные методы, NARX, клеточный автомат.

DOI:

Введение

Временной ряд – это набор наблюдений, упорядоченных относительно последовательных периодов времени. Другими словами, это расположение данных в соответствии с их временем появления. Это хронологическое расположение данных. Здесь время – это просто способ связи явления с подходящими ориентирами. Время может быть часами, днями, месяцами или годами [1].

Временной ряд изображает отношения между двумя переменными. Время является одной из этих переменных, а вторая является количествен-

ной переменной. Нет необходимости, чтобы отношение всегда показывало приращение изменения переменной по отношению ко времени. Набор температур конкретного города в определенную неделю или месяц является примером временного ряда.

Наиболее важным применением изучения временных рядов является то, что оно помогает прогнозировать будущее поведение переменной на основе ее поведения в прошлом. И это полезно для многих сфер, в том числе и экономики, и бизнес-планирования, поскольку, например, помогает сравнивать фактическую текущую производительность с ожидаемой.

Существует четыре категории компонентов временного ряда: тенденция, сезонные колебания, циклические колебания и случайные или нерегулярные компоненты. Тенденция показывает общее стремление увеличения или уменьшения данных в течение длительного периода времени. Сезонность относится к явлению, когда поведение элемента временного ряда изменяется в определенный сезон в зависимости от характеристик элемента. Циклические изменения – это явления, когда часть временного ряда повторяется каждый определенный период времени. Сезонные и циклические являются периодическими или краткосрочными изменениями. Существует еще один фактор, который вызывает изменение исследуемой переменной. Он является чисто случайным и нерегулярным. Такого рода колебания являются непредвиденными, неуправляемыми и непредсказуемыми. К примеру, такими факторами являются землетрясения, войны, наводнения, голод и любые другие стихийные бедствия.

Методология исследования

Прогнозирование временных рядов – это процесс анализа данных временных рядов с использованием статистики и моделирования для дальнейшего прогнозирования и принятия стратегических решений. Это не всегда точный прогноз, и вероятность прогнозов может сильно отличаться, особенно когда речь идет о обычно колеблющихся переменных в данных временных рядов, а также факторах, не зависящих от нас. Тем не менее, прогнозирование позволяет понять, какие результаты более вероятны или менее вероятны, чем другие потенциальные результаты. Часто, чем полнее данные, которыми мы располагаем, тем точнее могут быть прогнозы [2].

Чтобы уметь предсказывать будущее поведение переменной; то есть для прогнозирования временных рядов нам сначала необходимо определить характеристики временного ряда, чтобы узнать, какой из методов прогнозирования можно использовать. Анализ временных рядов служит этой цели. Осуществляются и другие цели анализа временных рядов, например, отражение данных временного ряда, объяснение поведения данных и контролирование процесса, из которого мы получили временной ряд [3]. Но в этой статье мы сфокусируемся только на методах прогнозирования.

Подходы прогнозирования временных рядов можно разделить на статистические и адаптивные подходы. Выбор метода прогнозирования зависит

от многих факторов – актуальности и доступности исторических данных, желаемой степени точности, прогнозируемого периода времени (краткосрочное, среднесрочное или долгосрочное прогнозирование), стоимости / выгоды прогноза для компании и доступного времени для проведения анализа.

В бизнесе используется краткосрочное прогнозирование для прогноза, период времени от нескольких часов до нескольких дней, по оперативным причинам, которые включают планирование и контроль производства, краткосрочные потребности в денежной наличности и корректировки, которые необходимо внести для сезонных колебаний продаж.

Среднесрочные прогнозы ориентированы на период до нескольких месяцев и делаются для принятия правильных тактических решений. Они важны, например, в области бюджетирования. Неправильное прогнозирование может иметь серьезные последствия для организации, поскольку, если оно окажется чрезмерно оптимистичным, организация останется, к примеру, с нераспроданной продукцией, и у нее будет избыточное производство.

Долгосрочные прогнозы предполагают принятие важных стратегических решений в организации, которые связаны с финансовоёмкой ресурсообеспеченностью. Они имеют дело с общими, а не с конкретными вопросами, и расчеты в большей степени полагаются на такие факторы, как государственная политика, социальные изменения и технологические изменения.

Статистические методы прогнозирования

SMA-метод простого скользящего среднего

Здесь прогнозы всех будущих значений равны среднему значению исторических данных [6]. Если мы обозначили исторические данные как y_1, \dots, y_T , тогда мы можем написать прогнозы как

$$\hat{y}_{T+h|T} = \bar{y} = (y_1 + \dots + y_T)/T. \quad (1)$$

Обозначение $\hat{y}_{T+h|T}$ является сокращением для исчисления y_{T+h} на основании данных $(y_1 + \dots + y_T)$.

Скользящие средние могут использоваться для быстрой идентификации того, движется ли продажа (например) в восходящем или нисходящем тренде в зависимости от модели, зафиксированной скользящей средней, т.е. скользящее среднее используется для сглаживания неровностей (пиков и впадин), чтобы легко распознавать тренды.

Наивный метод

Для наивных прогнозов мы просто устанавливаем все прогнозы как значение последнего наблюдения:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T, \quad (2)$$

Этот метод работает адекватно для многих экономических и финансовых временных рядов.

Методы экспоненциального сглаживания

Методы экспоненциального сглаживания представляют собой отдельное семейство моделей прогнозирования. Они используют средневзвешенные значения прошлых наблюдений для прогнозирования новых значений. Здесь идея состоит в том, чтобы придать большее значение недавним значениям в серии. Таким образом, по мере того, как наблюдения стареют (со временем), важность этих значений экспоненциально уменьшается.

Методы экспоненциального сглаживания учитывают временные ряды, имеющие три компонента – компонент тренда (Trend), сезонный компонент (Seasonal) и погрешность (Error), которые представляют собой разницу между исходными данными и комбинацией тренда и сезонности.

Модели авторегрессии

В модели авторегрессии мы прогнозируем интересующую переменную, используя линейную комбинацию прошлых значений переменной. Термин авторегрессия указывает, что это регрессия переменной против самой себя [2].

Таким образом, модель авторегрессии порядка p может быть записана как

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

где ε_t – белый шум. Эта модель называется AR(p).

Несезонные модели ARIMA

Если мы объединяем различие с авторегрессией и моделью скользящего среднего, мы получаем несезонную модель ARIMA. ARIMA – акроним от авторегрессия интегрированная скользящая средняя «AutoRegressive Integrated Moving Average» [5]. Полная модель несезонной ARIMA может быть написана как:

$$\dot{y}_t = c + \varphi_1 y'_{t-1} + \dots + \varphi_p y'_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (4)$$

где \dot{y}_t – дифференцированный ряд (возможно дифференцировать его более одного раза). «Предикторы» с правой стороны включают в себя как запаздывающие значения y_t , так и запаздывающие ошибки.

Динамические подходы к прогнозированию

Адаптивное прогнозирование – это термин, используемый для описания нескольких различных методов определения вероятности событий на основе статистических данных и анализа переменных. Эти методы прогнозирования являются адаптивными, поскольку они позволяют компании или финансовому учреждению включать различные переменные, чтобы оценить потенциальные результаты одного курса действий с разных точек зрения.

Адаптивные методы прогнозирования считаются сложными по сравнению со статистическими методами, которые мы уже рассмотрели, в основном это гибрид, сочетающий в себе два или более методов.

Авторегрессионные экзогенные (NARX) нейронные сети

Все подходы, которые обсуждались ранее, неэффективны, когда данные имеют нелинейную или нестационарную форму, для этой цели представлена модель NARX, которая может эффективно использоваться для моделирования нестационарных и нелинейных временных рядов.

Математически входное и выходное представление нелинейных дискретных временных рядов в сети NARX определяется следующим уравнением

$$y(t) = f[u(t - D_u), \dots, u(t - 1), u(t), y(t - D_y), \dots, y(t - 1)], \quad (5)$$

где $u(t)$ и $y(t)$ – входные и выходные данные нейронной сети в момент t ; D_u и D_y – порядок ввода и вывода и f – нелинейная функция.

Особенность этого типа нейронных сетей заключается в том, что следующее значение зависимого выходного сигнала $y(t)$ регрессирует на предыдущие значения выходного сигнала и предыдущие значения независимого (экзогенного) входного сигнала.

Потом появилась развивающаяся взвешенная модель нейро-нео-нечеткая – ANARX с использованием процедур нейронных сетей для ее обучения. ANARX означает аддитивная NARX, которая может быть выражена в следующем уравнении:

$$\hat{y}_k = f_1(y(k-1), u(k-1)) + f_2(y(k-2), u(k-2)) + \dots + f_n(y(k-n), u(k-n)) = \sum_{i=1}^n f_i(y(k-i), u(k-i)) \quad (6)$$

Нейро-нео-нечеткая система – система, способная объединить нечеткую логику, которая представляет собой симуляцию методов мышления человека, с архитектурой нейронных сетей, в дополнение к возможности быстрого обучения.

Клеточный автомат

В основном клеточный автомат – это набор ячеек, каждая из которых может существовать (не одновременно) в k разных состояниях, а для того чтобы клетки эволюционировали, нужно изменить время, тогда изменение состояния будет сделано, когда время изменится.

[7] разработали статистическую теорию, основанную на вероятностях нахождения автомата в каждом возможном состоянии, чтобы предсказать закономерности конечной длины k , которые могут развиваться, когда автомат эволюционирует из начального состояния. С тех пор проведены исследования по применению клеточного автомата для изучения и прогнозирования экономических проблем.

Клеточный автомат был применен к предсказанию временных рядов с памятью в [8], поскольку они пролили свет на некоторые экономические проблемы, которые имеют регулярные или повторяющиеся закономерности.

Их алгоритм был основан на идее разделения элементов временных рядов на три разные категории, а затем иллюстрирования последовательности состояний автомата. Процесс прогнозирования основан на частоте подтверждения состояния в период наблюдения, и в зависимости от этой частоты вычисляется вероятность состояния в прогнозируемом периоде.

Этот метод адекватен, когда временные ряды имеют много циклов и сезонность, и является популярным для моделирования большинства экономических проблем, в том числе с нелинейной динамикой.

Заключение

В данном исследовании продемонстрировано, что верное определение природы формирования временного ряда формирует выбор соответствующего происхождению метода прогнозирования, который в свою очередь позволяет оперативно и эффективно решать как текущие вопросы планирования и управления, так и задачи стратегического уровня.

Список источников

1. Kumratova A.M., Popova E.V., Piter-skaya L.Y. Application of nonlinear dynamics methods for predictive testing the economic time series data // *Indo American Journal of Pharmaceutical Sciences*, 2019, Т. 6, no. 3, pp. 5598-5602.
2. Kumratova A. Hybrid instrumental means of predictive analysis of the dynamics of natural and economic processes / Popova E., Costa L. de S., Kumratova A. // *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019; vol. 923. с. 31-39. Kumratova A. A hybrid approach of fractal and linguistic forecasting of winter wheat yields in southern Russia / Kumratova Alfira, Popova Elena, Costa Luis de Sousa // *Indo American journal of pharmaceutical sciences*, 2019, t. 6, no. 3, pp. 5299-5303.
3. Box G.P.E., Jenkins G.M., Reinsel G.C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd ed. 1994.
4. Ding, Canu, Denœux. *Neural Network Based Models for Forecasting*, 1996.
5. Kumratova A. Forecasting development of economic processes using adapted nonlinear dynamics methods / Kumratova A., Popova E., Temirova L., Shaposhnikova O. // *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 2019, no. 9(1), pp. 3082-3085.
6. Hu, Bodyanskiy, Tyshchenko, Boiko. Adaptive Forecasting of Non-Stationary Nonlinear Time Series Based on the Evolving Weighted Neuro-Neo-Fuzzy-ANARX-Model // *International Journal of Information Technology and Computer Science(IJITCS)*, 2016, vol. 8, no. 10, pp. 1-10.
7. Wilbur J.W., Lipman D.J., Shamma S. On the prediction of local patterns in cellular automata // *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1986, Vol. 19, no. 3, pp. 397-410.
8. Perepelitsa V.A., Maksishko N.K., Kozin I.V. Using a model of cellular automata and classification methods for prediction of time series with memory // *Cybernetics and Systems Analysis*, 2006, Vol. 42, no. 6, pp. 807-816.
9. Trend-seasonal components identification at the stage of time series pre-forecasting analysis / Savinskaya D.N., Popova E.V., Kondratev V.U., Popova M.I. // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 786(1), 012012.
10. Прогнозирование динамики рынка НОД на базе методов когнитивного анализа и предикторной обработки данных / Попова Е.В., Савинская Д.Н., Попов Г.И. // *Труды Кубанского государственного аграрного университета*, 2012, no. 35, с. 27-31.
11. Комплексная методика анализа экономических временных рядов методами нелинейной динамики / Кумратова А.М., Попова Е.В., Савинская Д.Н., Кур-

носова Н.С. // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2015, no. 8 (68), с. 35-43.

12. *Моделирование и прогнозирование деятельности предприятий малого и*

среднего бизнеса на рынке НОД / Савинская Д.Н. Диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических наук / Воронежский государственный университет. Краснодар, 2012

MODERN METHODS OF TIME SERIES FORECASTING

Savinskaya Dina Nikolaevna¹, Cand. Sc. (Econ.), Assoc. Prof.
Kochkarova Parizat Akhmatovna², Cand. Sc. (Phys.-Math.), Assoc. Prof.

Zein Vidad¹, M.A. student

Shunyaev Alexey Alekseevich¹, M.A. student

¹ Kuban state agrarian University named after I. T. Trubilin, Kalinina, 13, Krasnodar, Russia, 350044; e-mail: savi_dinki@mail.ru; wedadzein04@gmail.com; shunyaev.76@mail.ru

² North Caucasian State Academy, Stavropolskaya st., 36, building 2, Cherkessk, Russia, 369001; e-mail: parizat@yandex.ru

Purpose: the relevance of studying time series has recently reached a new level of popularity in various scientific fields and in economics, in particular, therefore, in this article we will review the concepts and components of time series, then discuss some common forecasting methods. *Discussion:* according to the described research objectives and based on the results of the analysis of the concept of a time series and methods of forecasting time series, including series with memory, the authors identified the most progressive methods, namely adaptive, neural networks and cellular automaton. *Results:* the result of the study is the disclosure of the key points of the application of certain forecasting methods, depending on the component composition and origin of the time series under study.

Keywords: time series analysis, forecasting, statistical and dynamic forecasting, adaptive methods, NARX, cellular automaton.

References

1. Kumratova A.M., Popova E.V., Piterskaya L.Y. Application of nonlinear dynamics methods for predictive testing the economic time series data. *Indo American Journal of Pharmaceutical Sciences*, 2019, Vol. 6, iss. 3, pp. 5598-5602.
2. Kumratova A. Hybrid instrumental means of predictive analysis of the dynamics of natural and economic processes / Popova E., Costa L. de S., Kumratova A. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2019; vol. 923. pp. 31-39. Kumratova A. A hybrid approach of fractal and linguistic forecasting of winter wheat yields in southern Russia / Kumratova Alfira, Popova Elena, Costa Luis de Sousa. *Indo American journal of pharmaceutical sciences*, 2019, Vol. 6, Iss. 3, pp. 5299-5303.
3. Box G.P.E., Jenkins G.M., Reinsel G.C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd ed. 1994.
4. Ding, Canu, Denœux. *Neural Network Based Models for Forecasting*, 1996.
5. Kumratova A. Forecasting development of economic processes using adapted nonlinear dynamics methods / Kumratova A., Popova E., Temirova L., Shaposhnikova O. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 2019, no. 9(1), pp. 3082-3085.
6. Hu, Bodyanskiy, Tyshchenko, Boiko. Adaptive Forecasting of Non-Stationary Nonlinear Time Series Based on the

- Evolving Weighted Neuro-Neo-Fuzzy-ANARX-Model/ *International Journal of Information Technology and Computer Science(IJITCS)*, 2016, vol. 8, no. 10, pp. 1-10.
7. Wilbur J.W., Lipman D.J., Shamma S. On the prediction of local patterns in cellular automata. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1986, Vol. 19, no. 3, pp. 397-410.
8. Perepelitsa V.A., Maksishko N.K., Kozin I.V. Using a model of cellular automata and classification methods for prediction of time series with memory. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2006, Vol. 42, no. 6, pp. 807-816.
9. Trend-seasonal components identification at the stage of time series pre-forecasting analysis / Savinskaya, D.N., Popova, E.V., Kondratev, V.U., Popova, M.I. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 786(1), 012012.
10. Forecasting the dynamics of the HOD market based on methods of cognitive analysis and predictor data processing / Popova E.V., Savinskaya D.N., Popov G.I. *Proceedings of the Kuban State Agrarian University*, 2012, no. 35, pp. 27-31.
11. Complex methodology of analysis of economic time series by methods of nonlinear dynamics / Kumratova A.M., Popova E.V., Savinskaya D.N., Kurnosova N.S. *Modern Economics: problems and solutions*, 2015, no. 8 (68), pp. 35-43.
12. *Modeling and forecasting of the activities of small and medium-sized businesses in the HOD market* / Savinskaya D.N. dissertation for the degree of Candidate of Economic Sciences / Voronezh State University. Krasnodar, 2012.