

Научная статья

УДК 551.583

<https://doi.org/10.37493/2308-4758.2024.1.3>

ПРИМЕНЕНИЕ ФАЗОВОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МНОГОЛЕТНЕЙ ДИНАМИКИ ТЕМПЕРАТУРЫ АТМОСФЕРНОГО ВОЗДУХА

Лежинка Танашевна Созаева

Высокогорный геофизический институт (д. 2, пр. Ленина, Нальчик,
360030, Российская Федерация)

lj_k_62@rambler.ru;

<https://orcid.org/0000-0002-9840-3566>

Аннотация.

Многолетние осредненные значения температуры атмосферного воздуха (годовые, осенние, зимние, весенние и летние) являются одной из ключевых позиций, использующихся для принятия научно обоснованных решений по адаптации сельскохозяйственных культур к изменяющимся природно-климатическим условиям. Несмотря на их широкое применение для анализа и прогнозирования различных метеорологических параметров атмосферы, еще недостаточно изучена природа таких рядов. Этим определяется актуальность детального анализа и прогнозирования временных рядов температуры атмосферного воздуха. При этом считается, что они формируются под влиянием линейного и циклического факторов. Для выявления циклических составляющих применяется один из сильных и адекватных инструментов анализа временных рядов — фазовый анализ. В данном исследовании для предпрогнозного анализа строится фазовый портрет временного ряда значений средних температур воздуха за осенний период по метеостанции г. Нальчика с 1961 по 2022 г. Для отбора наиболее значимых периодов квази-циклов применяется теория нечеткой логики, на базе которой реализован алгоритм формирования нечеткого множества длин квази-циклов. Дальнейшее прогнозирование значений временного ряда на ретроспективном участке проводится методом наименьших квадратов. По итогам проведенного исследования обнаружено, что предлагаемая модель позволяет прогнозировать значения средних осенних температур воздуха с высокой точностью ($\approx 5\%$). Во временном ряду средних осенних температур воздуха прослеживается цикл, характерный 11-летнему циклу солнечной активности и его фазам. Все критерии качества предлагаемой модели удовлетворяют требованиям, предъявляемым к каче-

ству и адекватности моделей прогноза. Эту модель возможно применить к анализу и прогнозированию значений средних температур воздуха за весенний, летний и зимний сезоны, а также в целом среднегодовые температуры. Исследование показало, что временной ряд, характеризующий температурный режим атмосферного воздуха, являющийся очень сложным по своей природе, возможно прогнозировать с применением фазового анализа.

Ключевые слова: временные ряды, фазовый предпрогнозный анализ, метеопараметры, температура атмосферного воздуха

Для цитирования: Созаева Л. Т. Применение фазового анализа для прогнозирования многолетней динамики температуры атмосферного воздуха // Наука. Инновации. Технологии. 2024. № 1. С. 53–68. <https://doi.org/10.37493/2308-4758.2024.1.3>

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 15.08.2023;
одобрена после рецензирования 12.12.2023;
принята к публикации 01.03.2024.

1.6.18. Atmospheric and Climate Sciences (Physical and Mathematical Sciences)
Research article

Application of phase analysis to predict long-term dynamics of atmospheric air temperature

Lezhinka T. Sozaeva

High-Mountain Geophysical Institute (2, Lenin Ave., Nalchik, 360030, Russian Federation)
lj_k_62@rambler.ru;
<https://orcid.org/0000-0002-9840-3566>

Abstract.

Long-term average values of atmospheric air temperature (annual, autumn, winter, spring and summer) are one of the key points used to make scientifically valid decisions on the adaptation of crops to changing climate and environmental conditions. Despite their widespread use for the analysis and forecasting of various meteorological parameters of the atmosphere, the nature of such series has not yet been sufficiently studied. This determines the relevance of detailed

analysis and forecasting of time series of atmospheric air temperature. At the same time, they are considered to be formed under the influence of linear and cyclic factors. To identify cyclical components, one of the most powerful and adequate time series analysis tools called phase analysis is used. In this study, a phase portrait of the time series of average air temperatures for the autumn period at the Nalchik weather station from 1961 to 2022 is constructed for preforecast analysis. To select the most significant periods of quasi-cycles, the theory of fuzzy logic is used. On its basis an algorithm for the formation of a fuzzy set of quasi-cycle lengths is implemented. Further prediction of the values of the time series in the retrospective section is carried out by the least square method. Further forecasting of time series values in the retrospective section is carried out using the least squares method. According to the results of the conducted research, it was found that the proposed model makes it possible to predict the values of average autumn air temperatures with high accuracy (5 %). In the time series of average autumn air temperatures, a cycle characteristic of the 11-year cycle of solar activity and its phases is traced. All the quality criteria of the proposed model meet the requirements for the quality and adequacy of forecast models. This model can be applied to the analysis and forecasting of the average values of atmospheric air temperatures for the spring, summer and winter periods, as well as the average annual temperatures in general. The research has shown that the time series characterizing the temperature regime of atmospheric air, which is very complex in nature, can be predicted using phase analysis.

Keywords: time series, phase forecast analysis, meteorological parameters meters, air temperature

For citation: Sozaeva LT. Application of phase analysis to predict long-term dynamics of atmospheric air temperature. Science. Innovations. Technologies. 2024;(1):53-68. (In Russ.). <https://doi.org/10.37493/2308-4758.2024.1.3>

Conflict of interest: the author declares no conflicts of interests.

The article was submitted 15.08.2023;
approved after reviewing 12.12.2023;
accepted for publication 01.03.2024.

Введение

Временная изменчивость осредненных значений температуры атмосферного воздуха (годовые, осенние, зимние, весенние и летние) носит сложный характер и является одной из ключевых позиций не только потребностей климатологии, но и нужд экономики региона. Модельные значения метеопараметров на последующие годы могут быть востребованы для принятия научно обоснованных решений по адаптации сельскохозяйственных культур к изменяющимся природно-климатическим условиям. Несмотря на широкое применение временных рядов для анализа и прогнозирования различных характеристик температурного режима атмосферы [1, 2, 3, 4, 5], их природа еще недостаточно изучена. Что касается температурного режима, то имеются в виду значения средних сезонных и годовых температур, а также экстремально высоких и низких температур воздуха.

В данной работе рассматриваются многолетние значения средних температур воздуха за осенний период, выбор которых обоснован их актуальностью в климатологии, особенно в строительной отрасли, а также в сельском хозяйстве.

Известно, что на формирование временных рядов природно-климатических характеристик оказывают влияние факторы линейного и циклического характера. Целью настоящего исследования является анализ и прогнозирование значений временных рядов метеорологических параметров с учетом цикличностей. Для достижения цели исследования поставлены следующие задачи:

- проведение фазового анализа временного ряда значений средних температур воздуха;
- определение коэффициентов модели прогнозирования с помощью метода наименьших квадратов для последующего прогнозирования выбранного метеопараметра на будущее;
- оценка качества модели с помощью показателей и критериев точности.

Материалы и методы исследований

Объектом данного исследования является температурный режим воздуха г. Нальчика, расположенного в предгорной зоне Юга России. Средние показатели температуры воздуха в этом городе колеблются от $(+25...+28)^{\circ}\text{C}$ – в июле, до $(-3...-5)^{\circ}\text{C}$ – в январе. Среднегодовая температура воздуха составляет $9,6^{\circ}\text{C}$. Самая высокая температура воздуха наблюдается в конце июля, а наиболее низкая – в конце января или в начале февраля. Возможны оттепели зимой до $+15^{\circ}\text{C}$ и выше. Характерной особенностью климата города Нальчика являются значительные суточные колебания температуры, связанные с горно-долинным ветром.

Материалами данного исследования являются многолетние значения средних температур воздуха за осенний период (сентябрь, октябрь и ноябрь) по метеостанции г. Нальчика с 1961 по 2022 г., предоставленные Северо-Кавказским управлением по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды. В ходе исследования временной ряд разбивается на две части: 1961–2016 гг. и 2017–2022 гг. Предпрогнозный анализ проводится для первой части временного ряда, а для второй – прогнозируются значения средних температур воздуха и сравниваются с фактическими значениями ряда (ретро-прогнозирование).

При построении модели прогнозирования различных параметров временных рядов предполагается, что они формируются под влиянием линейного и некоторой совокупности циклических факторов. С учетом такого предположения модель изменения во времени временного ряда в общем случае записывается в виде:

$$Y(t) = a_0 + b_0 t + \sum_{i=1}^N \left(a_i \cos \frac{2\pi t}{T_i} + b_i \sin \frac{2\pi t}{T_i} \right), \quad (1)$$

где $Y(t)$ — значение наблюдений в момент времени t ;

a_0, b_0, a_i, b_i — коэффициенты линейной и циклических составляющих;

T_i — периоды, под влиянием которых формируются текущие значения ряда;

i — меняется от 1 до N (количество скрытых во временном ряду периодов).

Моделирование временного ряда (1) заключается в выявлении скрытых в них периодичностей и последующем прогнозировании на ретроспективном участке.

Существуют классические методы выявления цикличностей во временных рядах различной природы (ARIMA, SSA и др.) [6, 7, 8]. Согласно методу ARIMA исходный ряд должен быть стационарным. В случае SSA анализа значения периодов циклических компонент зависят от правильного выбора длины окна сингулярного разложения исходного ряда. Кроме того, оба метода требуют принадлежности к нормальному распределению, что не всегда имеет место для природных рядов. Предлагаемый фазовый анализ лишен выше отмеченных требований, а значения периодов не зависят от длины окна ряда.

Фазовый анализ предполагает построение фазового портрета и его разложение на квази-циклы. Для его интерпретации введем понятие фазового пространства. Фазовое пространство — это двумерное пространство, по координатным осям которого откладывается функция $Y(t)$ и ее первая производная по времени $Y'(t)$. Известно, что состояние системы в таком пространстве в любой момент времени изображается фазовой точкой. С изменением времени эта точка движется по фазовой траектории, представляющей собой фазовый портрет.

На первом этапе данного исследования проводится фазовый анализ, заключающийся в создании фазового портрета значений средних температур воздуха за осенний период и разложении его на квази-циклы — звенья, соединяющие соседние точки. При построении фазового портрета соседние точки соединяются кривой аппроксимации кубическими сплайн-функциями, обладающими сглаживающими свойствами [9, 10]. Визуальный анализ фазового портрета дает возможность получить информацию (периоды квази-циклов) в виде нечетких представлений. Для отбора наиболее значимых периодов применяется так называемая теория нечетких множеств Лотфи Заде [11, 12].

На втором этапе методом наименьших квадратов определяются значения неизвестных коэффициентов a_0 , b_0 , a_i , b_i , которые вместе с периодами подставляются в исходное уравнение модели (1).

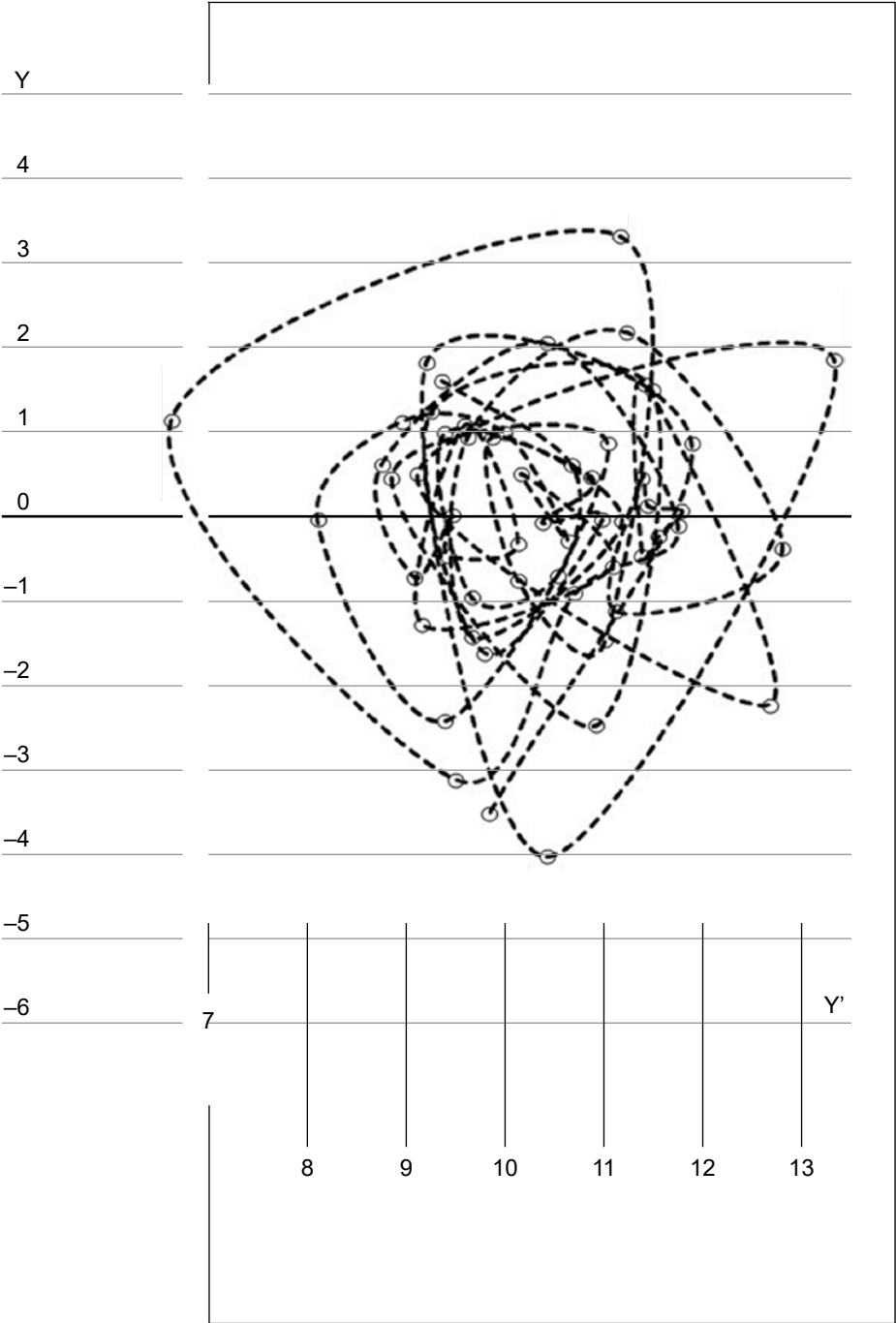


Рис. 1.

Полный фазовый портрет временного ряда значений средних температур воздуха.

Fig. 1. Complete phase portrait of the time series of mean air temperatures.

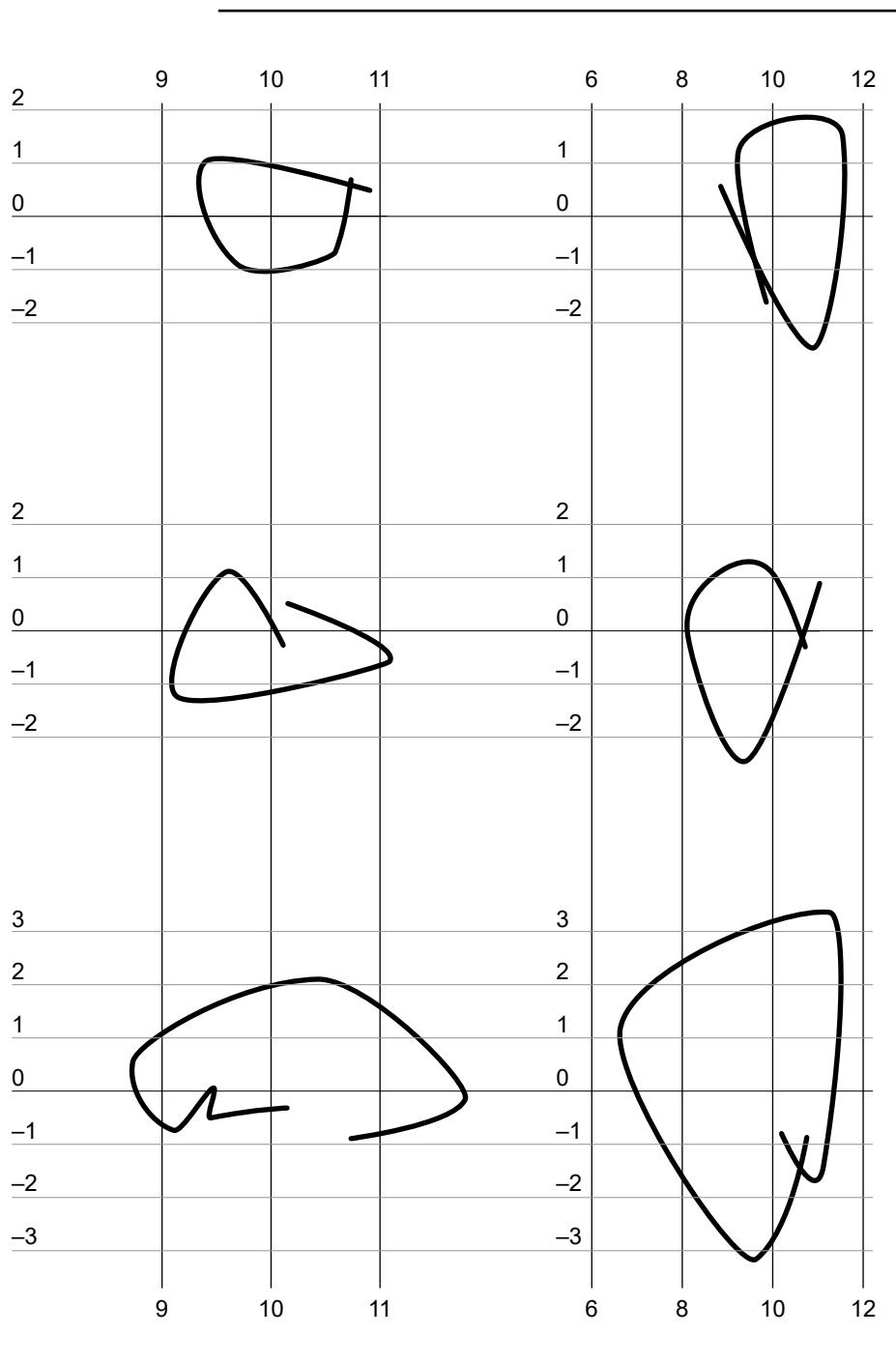


Рис. 2.

Фрагменты фазового портрета временного ряда значений средних температур воздуха.

Fig. 2. Fragments of the phase portrait of the time series of mean air temperatures.

Найденные модельные значения временного ряда сравниваются с соответствующими фактическими значениями (ретро-прогнозирование). Проводится оценка качества модели с помощью показателей и критериев точности.

Результаты исследований и их обсуждение. По предложенному алгоритму был построен фазовый портрет временного ряда средних значений температуры воздуха за осенний период (рис. 1). Из рисунка видно, что ряд состоит из серии циклических составляющих. Для выделения периодов циклическостей полный фазовый портрет был последовательно разложен на составляющие (квазициклы), базирующиеся на визуализации (на экране монитора) фрагментов данного фазового портрета (рис. 2).

Оказалось, что исследуемый временной ряд содержит в себе 24 квази-цикла, статистика которых представлена в таблице 1.

Для отбора наиболее значимых из 24 квази-циклов, выявленных из временного ряда средних осенних температур воздуха, привлекались категории нечеткой логики [11, 12].

Набор длин квази-циклов представлялся в виде нечеткого множества (табл. 1). Была сформирована функция принадлежности μ , принимающая значения $0 < \mu < 1$. Значение $\mu = 1$ соответствует истинности высказывания, а значение $\mu = 0$ — ее отсутствию.

Заведомо высокое значение функции принадлежности, равное $\mu(L_1) = 0,98$, было присвоено наиболее часто встречающемуся квази-циклу с $L_1 = 2,93$. Затем рассчитывались функции принадлежности для остальных квази-циклов по формуле:

$$\mu(L_i) = \frac{\mu(L_1)}{v(L_1)} \cdot v(L_i), \quad i = 2, \dots, 9.$$

Наиболее значимыми оказались квази-циклы длины 2,93; 5,01; 10,09 и 12,59. Этому подтверждением являются численные значения соответствующих функций принадлежности 0,98; 0,65; 0,65 и 0,65, попадающие в область более 0,5 [11, 12].

На рисунке 3 представлен временной ряд значений средних температур воздуха: исходный на участке 1961–2022 гг., аппроксимированный сплайнами на участке 1961–2016 гг.; а также прогнозированные значения с учетом циклическостей, скрытых в фактическом

Таблица 1. СТАТИСТИКА ЦИКЛИЧНОСТЕЙ
Table 1. Statistics of cycles

Квази-цикл	1	2	3	4	5
Длина	3,5	3,6	4	3,6	4,3

Квази-цикл	13	14	15	16	17
Длина	6,8	9	10	10	10,15

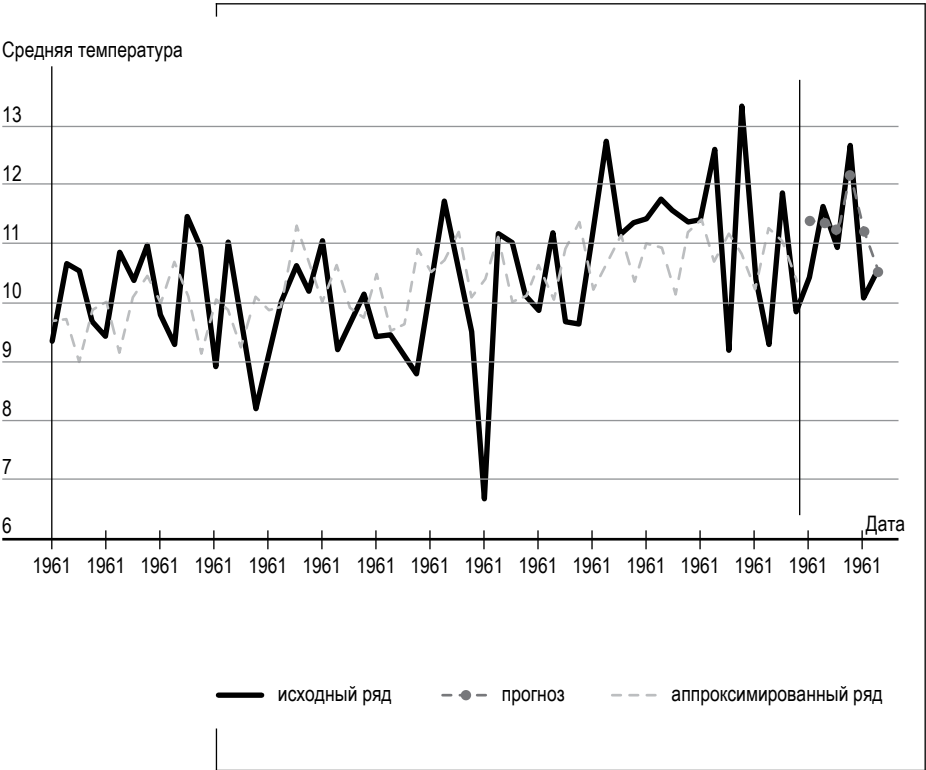


Рис. 3. Исходный и аппроксимированный ряды, прогнозируемые значения средних температур воздуха за осенний период с 2017 по 2022 г.
Fig. 3. Initial and approximate series, predicted values of average air temperatures for the autumn period from 2017 to 2022 yrs.

6	7	8	9	10	11	12
4,84	4,8	5	5,4	5,76	6,0	6,7

18	19	20	21	22	23	24
10,20	12,5	12,6	12,4	12,8	13,8	17

Таблица 2.

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ НЕЧЕТКОГО МНОЖЕСТВА ДЛИН
КВАЗИ-ЦИКЛОВ

Table 2. Representation of the fuzzy set of lengths of quasi-cycles

Длина квази-цикла, $L_i = 1 \div 9$	2,93	5,01	5,88	6,75	9	10,09	12,59	13,8	17
Частота появления квази-циклов, f	5	4	2	2	1	4	4	1	1
Доля квази-цикла в общем числе, v	0,21	0,17	0,08	0,08	0,04	0,17	0,17	0,04	0,04
Функция принадлежности, μ	0,98	0,65	0,33	0,33	0,16	0,65	0,65	0,16	0,16

ряду — 2017–2022 гг. Вертикальная линия на рисунке отделяет фактические данные от прогнозированных.

Во временном ряду средних температур в осеннее время были обнаружены циклы 3-, 5-, 10- и 13-летние, скорее всего связанные с солнечной активностью. В частности, 10- и 13-летние циклы близки к 11-летнему солнечному циклу (9–13 лет), 5-летний соответствует полупериоду солнечной активности (5–7 лет), 3-летний — четверти цикла солнечной активности [13].

Основным критерием оценки качества прогностической модели является средняя абсолютная ошибка MAPE, характеризующая точность прогноза. Из литературы известно, что значение $MAPE < 10\%$ свидетельствует о высокой точности моделей прогнозов.

Оказалось, что средняя абсолютная ошибка прогноза исследуемого ряда равна $MAPE = 4,99$ (табл. 3), из чего следует, что точность прогноза по предлагаемой модели определяется как высокая.

Кроме того, качество прогностической модели оценивается по остаткам ряда, полученным после удаления из исходного ряда наблюдений неслучайной составляющей (модельной), что требует проверки нормальности их распределения. Для этого применяется тест Колмогорова–Смирнова [14], согласно которому отклонение от нормального распределения считается существенным при его уровне значимости $p < 0,05$. Для остатков исследуемого ряда оказалось $p = 0,53$, т. е. остатки незначимо отличаются от нормального распределения.

Затем проверяется отсутствие в остатках автокорреляции с помощью теста Льюинга–Бокса [14]. По результатам расчетов уровень значимости теста принял высокое значение $p = 0,47$, что является показателем отсутствия автокорреляции в остатках, т. е. остатки временного ряда соответствуют «белому шуму».

Таким образом, применение фазового анализа для выявления скрытых периодичностей во временном ряду позволяет прогнозировать многолетние средние значения температур воздуха за осенний период с высокой точностью.

Отметим, что предлагаемый алгоритм можно применить для прогнозирования не только осенних, но и других сезонных, а также годовых значений средних температур воздуха.

Таблица 3.

ОШИБКИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗНАЧЕНИЙ СРЕДНИХ
ТЕМПЕРАТУР ВОЗДУХА НА 2017–2022 ГГ.

Table 3. Errors in forecasting the values of average air temperatures
for 2017–2022 yrs.

Дата	Фактические значения	Прогностические значения	MAPE
2017	10,43	11,38	9,11
2018	11,63	11,37	2,26
2019	10,90	11,24	3,12
2020	12,67	12,15	4,08
2021	10,07	11,21	11,36
2022	10,53	10,53	0,03
Средняя абсолютная ошибка			4,99

Заключение

Получено, что временной ряд значений средних температур воздуха за осенний период содержит периоды, связанные с 11-летним циклом солнечной активности и его фазами.

Критерии качества предлагаемого метода прогнозирования значений средних осенних температур атмосферного воздуха удовлетворяет всем критериям и требованиям качества и адекватности, предъявляемым к моделям прогнозирования. В том числе, средняя относительная ошибка предлагаемого метода прогнозирования ($\approx 5\%$) свидетельствует о высокой точности модели. Это делает возможным применение фазовых портретов при анализе и прогнозировании не только средних температур воздуха, но и других природно-климатических характеристик.

Список источников

1. Алдошкина Е. С., Кузнецов А. Д., Пугачев А. А. Опыт использования аппарата нейронных сетей для анализа и прогноза временного ряда температуры воздуха // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. 2009. № 11. С. 91–100.
2. Бисочков Р. М. Пути решения проблем прогнозирования климата в КБР // Вестник Курганской ГСХА. 2019. № 3 (31). С. 54–58.
3. Ефременко Д. С., Кузнецов А. Д., Сероухова О. С. Об одном алгоритме выявления локальных трендов при анализе метеорологических временных рядов // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. 2016. № 45. С. 132–141.
4. Паровик Р. И., Фирстов П. П. Фазовый анализ временных рядов геофизических полей // Вестник КРАУНЦ. Физико-математические науки. 2013. № 6 (1). С. 23–29.
5. Перепелица В. А., Попова Е. В. Фрактальный анализ поведения природных временных рядов // Современные аспекты экономики. 2002. № 9 (22). С. 185–200.
6. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / пер. с англ. А. Л. Левшина. М.: Мир, 1974. 406 с.
7. Голяндина Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов: учебное пособие. СПб.: СПбГУ, 2004. 76 с.
8. Голяндина Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: прогноз временных рядов: учебное. СПб.: СПбГУ, 2004. 50 с.
9. Альберг Дж., Нильсон Э., Уолт Дж. Теория сплайнов и ее приложения. М.: Мир, 1972. 316 с.
10. Вагер Б. Г., Серков Н. К. Сплайны при решении прикладных задач метеорологии и гидрологии. СПб.: Гидрометеоздат, 1987. 160 с.
11. Zade L. Fuzzy sets // Information and control. 1965. No. 8. P. 338–358.
12. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств. М.: Радио и связь, 1982. 432 с.
13. Ривин Ю. Р. Циклы земли и Солнца. М.: Наука, 1989. 162 с.
14. Бююль А., Цефель П. SPSS: искусство обработки информации. Анализ статистических данных и восстановление скрытых закономерностей. СПб.: ДиаСофтЮп, 2005. 608 с.

References

1. Aldoshkina ES. Experience in using the apparatus of neural networks for the analysis and forecast of the time series of air temperature. *Uchenyye zapiski Rossiyskogo gosudarstvennogo gidrometeorologicheskogo universiteta* = Scientific Notes of the Russian State Hydrometeorological University. 2009;(11):91–100. (In Russ.).
2. Bischokov RM. Ways to solve the problems of climate forecasting in the KBR. *Vestnik Kurganskoy GSKHA* = Bulletin of the Kurgan State Agricultural Academy. 2019;3(31):54–58. (In Russ.).
3. Efremenko DS, Kuznetsov AD, Seroukhova OS. On one algorithm for identifying local trends in the analysis of meteorological time series. *Uchenyye zapiski Rossiyskogo gosudarstvennogo gidrometeorologicheskogo universiteta* = Scientific Notes of the Russian State Hydrometeorological University. 2016;(7):132–141. (In Russ.).
4. Parovik RI, Firstov PP. Phase analysis of time series of geophysical fields. *Vestnik KRAUNTS. Fiziko-matematicheskiye nauki* = Vestnik KRAUNC. Physical and mathematical sciences. 2013;6(1):23–29. (In Russ.).
5. Perepelitsa VA, Popova EV. Fractal analysis of the behavior of natural time series. *Sovremennyye aspekty ekonomiki* = Modern aspects of economics. 2002;9(22):185–200. (In Russ.).
6. Box GEP, Jenkins GM. Time series analysis, forecasting and control. San Francisco: Holden-Day Publ.; 1970. 575 p. (In Russ.).
7. Golyandina NE. The Caterpillar-SSA Method: Time Series Analysis: A Study Guide. St. Petersburg: St. Petersburg State University; 2004. 76 p. (In Russ.).
8. Golyandina NE. Caterpillar-SSA method: time series forecasting: educational. St. Petersburg: St. Petersburg State University; 2004. 50 p. (In Russ.).
9. Alberg J, Nilson E, Walt J. Theory of splines and its applications. New York: Academic Press; 1967. 304 p. (In Russ.).
10. Vager BG, Serkov NK Splines in solving applied problems of meteorology and hydrology. St. Petersburg: Gidrometeoizdat; 1987. 160 p. (In Russ.).
11. Zade L. Fuzzy sets. Information and control. 1965;8:338–358.
12. Kofman A. Introduction to the theory of fuzzy sets. Moscow: Radio and communication; 1982. 432 p. (In Russ.).

13. Rivin YuR. Cycles of the earth and the sun. Moscow: Nauka; 1989. 162 p. (In Russ.).
14. Byuyul A, Tsefel P. SPSS: the Art of Information Processing. Analysis of Statistical Data and Restoration of Hidden Patterns. St. Petersburg: DiaSoftYup Publ.; 2005. 608 p. (In Russ.).

Информация об авторах

Лежинка Танашевна Созаева — кандидат физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник Высокогорного геофизического института, Scopus ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022

Information about the authors

Lezhinka T. Sozaeva — Cand. Sci. (Phys.–Math.), Associate Professor, Senior Research Associate of the High-Mountain Geophysical Institute, Scopus ID: 57204527832, Researcher ID: AIC-6568-2022.