

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СРЕДНЕМЕСЯЧНОЙ ТЕМПЕРАТУРЫ ВОЗДУХА НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ФРАКТАЛЬНОЙ ТЕОРИИ

Алексей Георгиевич Буховец¹
Тамара Николаевна Задорожная²
Юрий Владимирович Некрасов¹
Евгений Александрович Семин¹

¹Воронежский государственный аграрный университет имени императора Петра I

²Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»

Рассматриваются вопросы прогнозирования среднемесячной температуры воздуха на Европейской территории. Актуальность темы во многом объясняется доминирующей ролью влияния температуры на климатические факторы, которые, в свою очередь, оказывают существенное влияние на эффективность сельскохозяйственного производства. Для построения прогноза были использованы данные на поверхности 1000 гПа с дискретностью широтно-долготной сетки 2,5° за период с 1958 по 2014 г. Информационной базой служили данные международных метеорологических архивов: NCEP/NCAR (R-1) и NCEP/DOE AMIP-II. В качестве основного методического инструментария для построения модели прогноза были выбраны рандомизированные системы итерированных функций (РСИФ). В основе выбранного подхода лежит предположение о механизме формирования исходных данных как реализации некоторой случайной динамической системы. Специфика решения задачи прогнозирования с помощью РСИФ заключается в том, что временные ряды исходных данных рассматриваются не изолированно, а совместно с другими временными рядами, взятыми в соседних географических точках. Одновременное рассмотрение, в конкретном случае пяти временных рядов, позволяет выделить кластеры схожих значений среднемесячных температур с помощью методов кластерного анализа и восстановить значения параметров РСИФ, а затем на основе полученных оценок перейти к построению вариативного прогноза, то есть указанию возможных значений ожидаемых температурных режимов с вероятностями их реализации. Приводятся результаты прогнозирования среднемесячных значений температур на 2014 год по данным 1958–2013 гг. Как показывает анализ, все три кластера прогнозируются довольно успешно, однако приближение не является равномерным и в разных кластерах отличается друг от друга. На наш взгляд, это может быть связано с качеством оценок типичных объектов, которое можно улучшить, если удастся получить поправки на смещения и выйти на доказательства несмещенности получаемых оценок.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: прогнозирование, среднемесячная температура, временные ряды, фрактальная теория, рандомизированные системы, итерированные функции.

FORECASTING OF THE AVERAGE MONTHLY AIR TEMPERATURE ON THE BASIS OF METHODS OF FRACTAL THEORY

Aleksey G. Bukhovets¹
Tamara N. Zadorozhnaya²
Yuriy V. Nekrasov¹
Evgeniy A. Semin¹

¹Voronezh State Agrarian University named after Emperor Peter the Great

²Military Educational and Scientific Centre of the Air Force N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy (Voronezh)

The authors consider the issues of forecasting of the average monthly European air temperature. The relevance of this topic is largely determined by the dominant role of the influence of temperature on climatic factors, which in their turn exert a significant impact on the efficiency of agricultural production. In order to create a forecast the authors used the data of a 1000 hPa surface with the latitude-longitude grid spacing of 2.5° over the period from 1958 to 2014. The reference information set included the data from the NCEP/NCAR (R-1) and NCEP/DOE AMIP-II international meteorological archives. The main methodological tools for creating the forecast model included the randomized systems of iterated functions (RSIFs). The chosen approach is based on the assumption that the mechanism of

formation of the original data is the realization of some random dynamic system. The specificity of solving the task of forecasting with the help of RSIFs is that the time series of the original data are considered not in isolation, but in conjunction with other time series obtained in the neighboring geographical locations. A simultaneous consideration of five time series in this specific case gives an opportunity to define the clusters with similar values of average monthly temperatures using the methods of cluster analysis and to restore the values of RSIF parameters. Then on the basis of the obtained estimates it is possible to proceed to the creation of a variable forecast, i.e. to specify the possible values of the expected temperature regimes with the probabilities of their realization. This article contains the results of forecasting the average monthly temperatures for 2014 by the data obtained from 1958 to 2013. The analysis shows that the forecast for all the three clusters is quite successful, but the approximation is not uniform and varies in different clusters. The authors suppose that this may be due to the quality of estimates of typical objects, which can be improved, if the authors could determine the bias corrections and the evidence of unbiasedness of the obtained estimates.

KEY WORDS: forecasting, average monthly temperature, time series, fractal theory, randomized systems, iterated functions.

Введение

Проблема прогнозирования среднемесячных температур является актуальной как для аграрной сферы производства, в особенности для отраслей, напрямую зависящих от метеорологических условий (как, например, растениеводство), так и ряда других отраслей, эффективность которых косвенно определяется состоянием погодных условий (например, животноводство). Впрочем, проблема исследования температурных режимов и прогнозирования их значений носит более глобальный характер, так как непосредственно связана с исследованием климатических изменений, которые не могут не вызывать серьезного опасения, поскольку их влияние на природные и хозяйственные системы становится все более заметным. Возможность своевременно оценить последствия климатических изменений и выработать меры по смягчению негативных последствий, а также использованию благоприятных возможностей, связанных с этими изменениями, является важным аспектом выработки и принятия управленческих решений.

Основным показателем климатических изменений является температура воздуха, которая в большинстве случаев ответственна за формирование самых различных, в том числе и опасных для жизнедеятельности, явлений погоды, поэтому прогноз температуры воздуха как показателя климатических колебаний для использования в различных погодозависимых отраслях является актуальной задачей.

Цель данного исследования – прогноз среднемесячной температуры воздуха на территории Европы в зоне 40-60° с.ш. в секторе 30-60° в.д. Для построения прогноза были использованы данные на поверхности 1000 гПа с дискретностью широтно-долготной сетки 2,5° за период с 1958 по 2014 г.

Информационной базой служили данные международных метеорологических архивов: NCEP/NCAR (R-1) – Национальных центров изучения окружающей природной среды/ Центра атмосферных исследований, США (National Centers for Environmental Prediction/ National Center Atmospheric Research) [26] и NCEP/DOE AMIP-II (R-2) – Национальных центров изучения окружающей среды/ Департамента энергетики, США (National Centers for Environmental Prediction/ Department of Energy The Atmospheric Model Intercomparison Project) [25].

Использованные архивы на базе данных реанализов имеют определенные преимущества. Во-первых, это дает возможность использовать метеорологическую информацию в малонаселенных регионах, где сеть метеостанций редкая и неоднородная, и над водными поверхностями. Во-вторых, эти архивы удобны для тестирования результатов моделирования. В-третьих, что весьма существенно для построения различного рода моделей, в сеточных архивах, как правило, отфильтрованы ошибки и нет пропусков в данных.

Прогнозирование температурных режимов является ключевым инструментом снижения неопределенностей, связанных с будущими изменениями климата и затрудняющих выбор эффективной экономической, в том числе инвестиционной политики в отношении как самой климатической проблемы, так и обеспечения устойчивого развития в целом.

В качестве математического аппарата для построения модели прогноза были выбраны рандомизированные системы итерированных функций (РСИФ) [9, 11, 16]. Выбор модели прогнозирования был основан на том, что, как показало предварительное исследование исходных данных, временные ряды среднемесячных температур в значительной степени обладают фрактальными свойствами [15, 23-26] и демонстрируют ярко выраженный фрактальный характер [8, 20]. При этом ранее было отмечено, что именно рандомизированные системы итерированных функций позволяют генерировать данные, обладающие указанными свойствами [11].

Методика использования РСИФ в задачах прогнозирования

Модель формирования временного ряда среднемесячной температуры воздуха представлена нами в работе как случайная динамическая система [17, 18]. При рассмотрении температуры как некоторой распределенной характеристики динамической системы, значения которой фиксируются в виде усредненных величин в нескольких точках земной поверхности, требуется, во-первых, выделение однородных областей, и во-вторых, рассмотрение этих значений как реализации одного и того же динамического процесса с достаточно близкими значениями параметров. Это соответствует моделированию режимов непрерывного изменения температур, то есть локальным изменениям распределения температуры воздуха в атмосфере в некоторой, зафиксированной географическими координатами точке земной поверхности [4, 12].

В рамках выбранной модели формирования временного ряда среднемесячной температуры воздуха будем предполагать, что значение температуры $X = X(t, \xi, Z)$ для заданной своими координатами точки является функцией времени t , некоторого параметра ξ и некоторой базовой (типовой) температуры Z , характеризующей данную область. В наиболее простом варианте температура X_t в момент времени t будет представлена выпуклой комбинацией величин X_{t-1} и $Z_j^{(t-1)}$, взятых в предыдущий момент $(t-1)$, т. е.

$$X_t = \xi X_{t-1} + (1 - \xi) Z_j^{(t-1)}, \tag{1}$$

где $0 < \xi < 1$ – значение параметра.

Уравнение (1) можно рассматривать как разностную схему численного решения дифференциального уравнения

$$\frac{dX}{dt} = (1 - \xi)(Z - X),$$

представляющего одну из форм уравнения Ланжевена [21, с. 77] для винеровского процесса.

Другими словами, в конкретной задаче прогнозирования будем полагать, что величина температуры X_t в момент времени t является выпуклой комбинацией температуры за предыдущий период X_{t-1} и некоторой базовой для данного района температуры $Z_j^{(t-1)}$. Значение величины $Z_j^{(t-1)}$ в каждом конкретном случае определяется на основе статистических данных [13].

Фактически моделирование температуры посредством РСИФ предполагает, что рассматриваемые данные имеют фрактальную природу [3, 20], а сгенерированные данные являются некоторой аппроксимацией (приближением) этих реальных данных. Более подробное описание функциональной реализации РСИФ и исследование свойств аттракторов получаемых множеств в общем случае выполнено авторами и представлено в [8, 10].

Возможности применения РСИФ для задач прогнозирования будут рассмотрены на примере построения прогноза среднемесячной температуры на 2014 г. с дальнейшим

сравнением полученных результатов с реальными данными. Для этого будут использованы данные об изменениях температуры за 1958-2014 гг. [25]. Расчеты будут проводиться для пяти узлов сетки с шагом $2,5^\circ$ и выбором центральной точки с координатами $50/50$ (50° с.ш. и 50° в.д.).

Данные среднемесячных температур представлены в виде матрицы X размера $N \times M$, где M – число фиксированных точек, а N – число лет наблюдений (в конкретном случае $M = 5$ и $N = 56$). Каждый элемент матрицы x_{ij} представляет значение температуры i -го года в j -м районе ($i = 1, 2, \dots, 56; j = 1, 2, \dots, 5$).

Обозначим среднее значение температуры в j -м районе за N лет через

$$\bar{X}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij}. \quad (2)$$

Каждый из столбцов этой матрицы представляет собой значения температуры в определенном районе за N лет, а каждая строка такой матрицы соответствует значениям температуры за определенный год во всех M районах. Тогда $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$ можно рассматривать как элемент векторного пространства R^M со стандартной евклидовой метрикой

$$\rho(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{m=1}^M (x_{im} - x_{jm})^2}. \quad (3)$$

Такой подход позволяет выделить в пространстве R^M кластеры, т. е. совокупность точек, относительно компактно расположенных в этом пространстве и, как следствие этого, имеющих примерно равные значения температур. Для этой цели предлагается использовать алгоритмы кластерного анализа, в частности алгоритм k -средних [22].

В результате проведенной кластеризации будут выделены L кластеров $\{T_1, T_2, \dots, T_L\}$. Используя численности выделенных кластеров $\{n_1, n_2, \dots, n_L\}$, можно определить оценки вероятностей появления того или иного кластера T_l , или (что то же самое) оценки вероятностей выбора соответствующего значения Z_j , по формуле

$$\tilde{p}_l = n_l / \sum_l n_l, \quad (l = 1, 2, \dots, L).$$

Полагая, что в основе формирования кластеров положена схема РСИФ, можно вычислить оценки типичных объектов $\tilde{Z} = \{\tilde{Z}_j\}$ [7]. Для этого зададимся некоторым значением параметра ξ и с помощью процедуры F2 построим матрицу A . Для получения оценок \tilde{Z} используем формулу преобразований Мура-Пенроуза [19]

$$\tilde{Z} = (A^T A)^{-1} A^T X. \quad (4)$$

Параметр ξ в нашем случае будет характеризовать зависимость температуры \tilde{X}_t от температурного режима и прочих внешних условий. Если абстрагироваться от величин всех остальных признаков, оказывающих влияние на температурный режим, то можно будет считать, что при одинаковом механизме формирования температуры величина параметра ξ определяет значение результирующего показателя. В общем случае параметр ξ может быть векторным и иметь не столь простую интерпретацию.

Для временного ряда, порождаемого РСИФ, легко показать, что коэффициент автокорреляции будет равен ξ . Таким образом, в качестве оценки величины параметра ξ предлагается взять значение вычисленного по эмпирическим данным автокорреляционного момента. При этом для проверки адекватности полученных значений предлагается использовать следующую формулу:

$$\xi = \frac{(D(Z) - D(X))}{(D(Z) + D(X))}. \quad (5)$$

Оценка параметра (5), полученная по методу моментов [7], сравнивалась с выбранным предварительно значением. Окончательно принималось значение, в меньшей степени отличающееся от полученной оценки.

На основании значений оценок $\tilde{Z} = \{\tilde{Z}_j\}$ в дальнейшем определялись \tilde{X}_t прогнозные значения среднемесячной температуры за выбранный месяц следующего года. Для этого была использована формула (2), где в качестве X_{t-1} были взяты значения последнего календарного года, в нашем случае – 2013 г., а в качестве величин $Z_j^{(t-1)}$ последовательно берутся оценки $\{\tilde{Z}_j\}$, полученные ранее. Таким образом, прогноз будет представлен в виде рассчитанных L -значений X_t^L , которые могут появиться с вероятностями \tilde{p}_l ($l = 1, 2, \dots, L$). Среднее прогнозное значение вычислялось как среднее взвешенное

$$X_t = \sum_{i=1}^L \tilde{p}_i X_t^i. \quad (6)$$

Для практической реализации предложенного подхода были использованы программные модули, разработанные авторами в среде MathCAD [2], и отдельные модули системы STATISTICA [6, 22]. Более подробно описание методики использования РСИФ можно найти в [7].

Применение РСИФ в задачах прогнозирования среднемесячной температуры

Построение прогноза температуры для фиксированной географической точки на февраль 2014 г. с дальнейшим сравнением полученных результатов и реальных данных выполним на данных температуры за 1958-2013 гг. Рассмотрим построение прогноза на 2014 г. по имеющимся метеорологическим данным в диагностическом плане.

В таблице 1 приведены данные о средних, минимальных и максимальных значениях температур за исследуемый период. Следует отметить довольно значительный размах колебаний при сравнительно небольшом значении среднеквадратичного отклонения.

Таблица 1. Статистические характеристики временных рядов температур в выбранных точках за 1958–2013 гг., февраль

Variable	Descriptive Statistics (Точ1_февраль.sta)					
	Exclude cases: 57					
	Valid N	Mean	Minimum	Maximum	Variance	Std.Dev.
52,5 / 50	56	-9,900	-17,170	-2,980	9,008	3,001
50 / 47,5	56	-8,356	-16,100	-0,920	11,599	3,406
50 / 50	56	-8,773	-16,590	-1,870	10,749	3,279
50 / 52,5	56	-9,244	-16,540	-2,720	10,228	3,198
47,5 / 50	56	-6,148	-13,410	0,190	10,972	3,312

Результаты расчетов парных коэффициентов корреляции для рассматриваемых точек представлены в таблице 2.

Исследование парных коэффициентов корреляции температурных изменений в анализируемых точках показывает, что, несмотря на значительные удаления этих точек друг от друга (примерно, 500 км), изменения температур в этих точках происходит более-менее синхронно, не наблюдается резкой смены режимов температур. По-видимому, для данного расстояния, можно говорить о ламинарном характере режима протекания процессов, связанных с температурными изменениями [14].

Таблица 2. Матрица парных коэффициентов корреляции среднемесячных температур, февраль 1958-2013 гг.

Correlations (Точ1_февраль.sta) Marked correlations are significant at $p < ,05000$ N=56 (Casewise deletion of missing data) Exclude cases: 57					
Variable	52,5 / 50	50 / 47,5	50 / 50	50 / 52,5	47,5 / 50
52,5 / 50	1,0000	,9741	,9737	,9507	,9245
	p= ---	p=0,00	p=0,00	p=0,00	p=0,00
50 / 47,5	,9741	1,0000	,9903	,9604	,9620
	p=0,00	p= ---	p=0,00	p=0,00	p=0,00
50 / 50	,9737	,9903	1,0000	,9889	,9787
	p=0,00	p=0,00	p= ---	p=0,00	p=0,00
50 / 52,5	,9507	,9604	,9889	1,0000	,9763
	p=0,00	p=0,00	p=0,00	p= ---	p=0,00
47,5 / 50	,9245	,9620	,9787	,9763	1,0000
	p=0,00	p=0,00	p=0,00	p=0,00	p= ---

В дальнейшем для всех рассматриваемых точек были исследованы временные корреляционные связи. Для этой цели использованы автокорреляционные функции [5, 6]. В качестве примера на рисунке 1 представлена функция для точки 50° с.ш. – $52,5^\circ$ в.д.

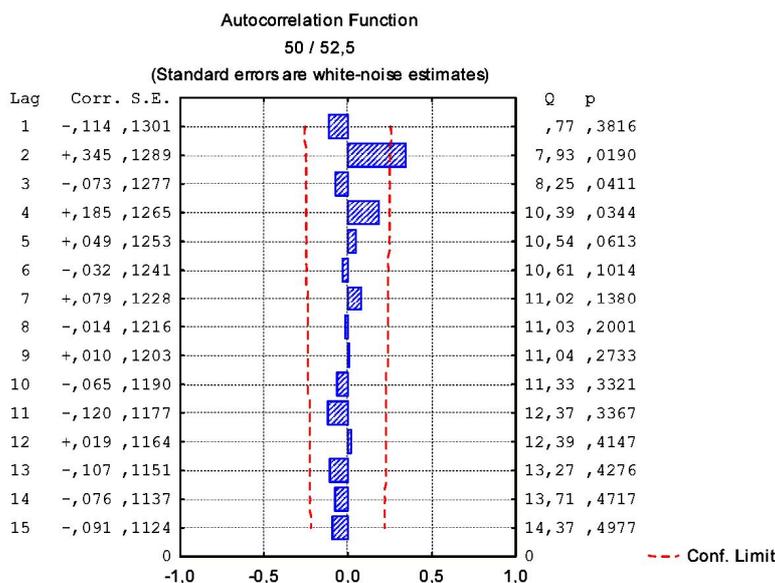


Рис. 1. Автокорреляционная функция для точки 50° с.ш. – $52,5^\circ$ в.д.

Полученные графики коррелограмм позволили говорить о том, что в некоторых точках ($50/50$, $50/52,5$; $47,5/50$) отмечается значимая автокорреляция первого порядка. (Попутно отметим, что примерно также выглядят автокорреляционные функции для данных, полученных с помощью РСИФ методом F1 [11], при этом значение первого автокорреляционного момента численно равняется величине ξ).

Для дальнейшего исследования структуры временных рядов был проведен кластерный анализ исходной информации. В связи с этим данные, полученные за один год, были рассмотрены как точки 5-мерного евклидова пространства со стандартной метрикой. Матрицу исходных данных размера 56×5 для построения прогноза будет представлять совокупность 56 точек в евклидовом пространстве R^5 . Это позволяет провести кластеризацию этих данных с помощью алгоритма k-средних [1, 22]. Результаты раз-

биения данных на 3 кластера позволяют провести сравнение средних значений в каждом из полученных кластеров. На рисунке 2 изображены средние значения характеристик кластеров, что подтверждает их хорошую линейную отделимость.

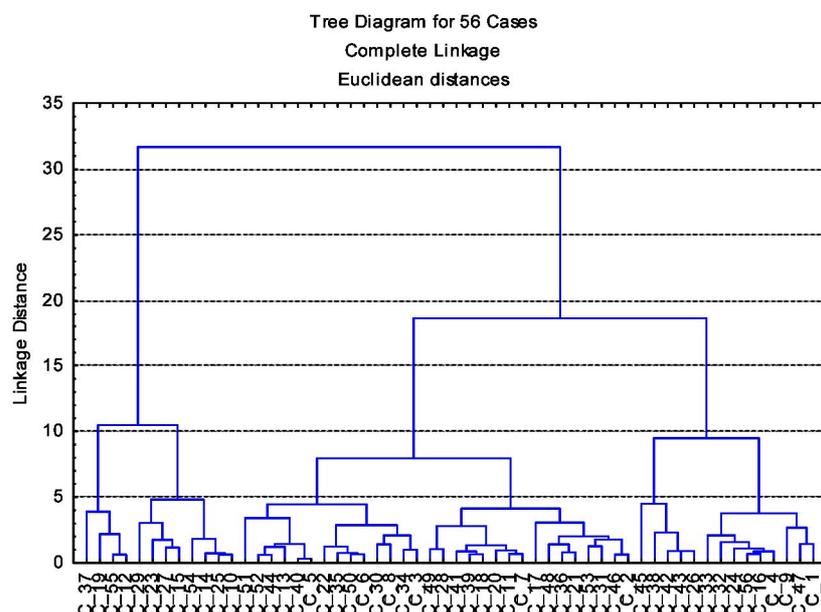


Рис. 2. Графическое представление результатов иерархического кластерного анализа

Поскольку в данных фигурируют средние значения температур, то предпочтительным методом иерархического кластерного анализа будет метод полной связи (Complete Linage), реализованный в пакете STATISTICA. Легко видеть на рисунке 2, что в зависимости от уровня связности могут быть выделены 3 или 6 различных кластеров хорошей наполняемости.

Окончательное решение было принято в пользу разбиения совокупность исходных данных за период 1958-2013 гг. на три кластера, сформированных в результате применения метода полной связи иерархического кластерного анализа.

В таблице 3 представлены статистические оценки значений среднемесячной температуры воздуха в полученных кластерах.

Таблица 3. Результаты кластерного анализа для февраля (1958–2013 гг.)

Координаты исследуемых точек, град	Статистические характеристики результатов кластерного анализа					
	Кластер 1 (27)	St 1	Кластер 2 (12)	St 2	Кластер 3 (17)	St 3
52,5 / 50	-10,166	1,167	-14,027	1,611	-6,564	1,501
50 / 47,5	-8,614	1,037	-13,273	1,525	-4,475	1,509
50 / 50	-8,959	1,002	-13,557	1,523	-5,099	1,471
50 / 52,5	-9,355	1,236	-13,884	1,458	-5,792	1,545
47,5 / 50	-6,323	1,229	-10,876	1,694	-2,533	1,609

Первый кластер составляют точки, значения которых близки к средним значениям температуры воздуха, полученным по исходной выборке в точках, в соответствующих точках по всему массиву данных. Этот кластер имеет наибольший объем – 27 наблюдений. При этом следует отметить, что средние квадратические отклонения в этом кластере имеют наименьшие значения среди всех выделенных кластеров.

Второй кластер составили наблюдения, значения которых близки к минимальным значениям. Объем этого кластера равен 12 наблюдениям.

Третий кластер характеризуется наиболее высокими средними температурами за исследуемый период наблюдений. Объем этого кластера – 17 наблюдений.

Различия средних значений в каждом из трех классов визуально прослеживаются рисунке 3.

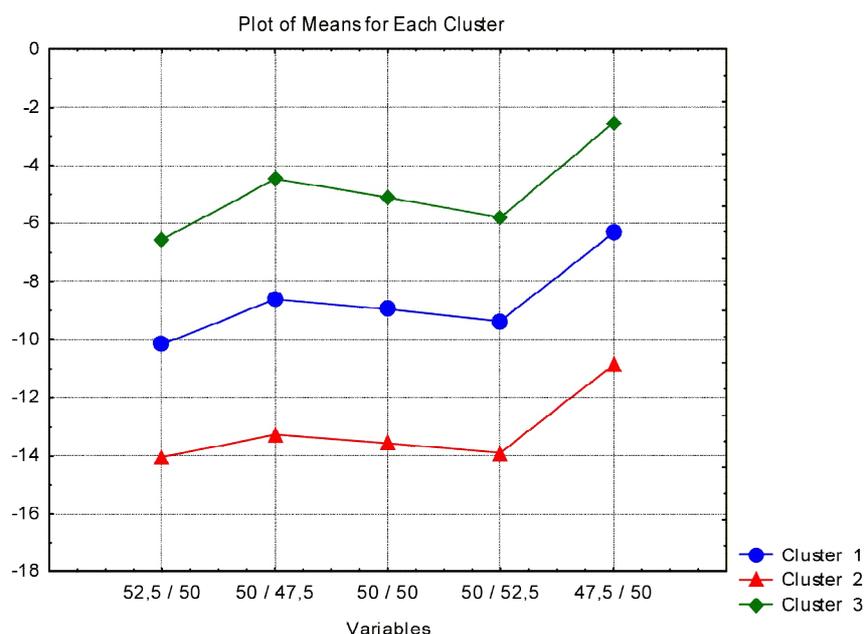


Рис. 3. Распределение средних значений среднемесячной температуры воздуха по точкам в различных кластерах

Следует отметить, что при этом сохраняется известная климатическая закономерность, заключающаяся в том, что температура воздуха с севера на юг и с запада на восток монотонно понижается. Кроме этого, следует обратить внимание на то, что многолетняя изменчивость среднемесячных температур, вошедших в каждый кластер, невелика, что может служить косвенным подтверждением правильности принятого решения и играть определенную роль в дальнейшем практическом использовании.

Таким образом, в совокупности наблюдений среднемесячных температур хорошо выделяются три кластера. Число и объемы этих кластеров будут служить оценками параметров РСИФ [7] соответственно K и $\{\tilde{p}_i\}_{i=1}^K$. Оценки вероятностей появления кластера T_l , ($l=1,2,3$) равны соответственно 48,2, 21,4 и 30,4%. Эти значения в дальнейшем будут использованы для построения матрицы A в РСИФ и получения прогнозных значений.

Величина параметра ζ , как уже было отмечено выше, выбиралась из условия близости оценки параметра к оценке первого автокорреляционного момента, а затем корректировалась оценкой, полученной по методу моментов, к первоначальному значению. В нашем случае эта величина принималась равной значению из интервала (0,33; 0,345).

Расчетные значения типичных величин \tilde{Z}_j ($j=1,2,3$) для каждого кластера приведены в таблице 4.

Таблица 4. Оценки типичных объектов, полученных на основе выделенных кластеров

Координаты исследуемых точек, град	Оценки типичных объектов для выделенных кластеров на февраль 2013 г.		
	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3
52,5 / 50	-10,608	-15,390	-5,113
50 / 47,5	-9,097	-14,886	-2,811
50 / 50	-9,416	-15,185	-3,460
50 / 52,5	-9,772	-15,479	-4,233
47,5 / 50	-6,787	-12,399	-0,952

Полученные оценки находятся в хорошем соответствии с интерпретацией выделенных ранее классов. Так, оценки первого кластера близки к средним значениям среднемесячных температур, а оценки второго и третьего кластеров отражают соответственно минимальные и максимальные значения.

Для получения прогнозных значений температуры на февраль 2014 г. использованы указанные выше данные за 2013 г. В соответствии с предложенной выше методикой были произведены расчеты, результаты которых представлены в таблице 5.

Таблица 5. Результаты прогнозирования среднемесячных значений температуры на февраль в 2014г.

Координаты точек, град	Кластер 1 (48,2%)		Кластер 2 (21,4%)		Кластер 3 (30,4%)		Осредненные		Факт, °С
	Прогноз, °С	Ошибка, °С	Прогноз, °С	Ошибка, °С	Прогноз, °С	Ошибка, °С	Прогноз, °С	Ошибка, °С	
52,5/50	-9,51	1,509	-12,703	-1,683	-5,852	5,168	-9,084	1,936	-11,02
50/47,5	-7,81	0,832	-11,667	-3,027	-3,617	5,023	-7,363	1,277	-8,64
50/50	-8,217	2,053	-12,063	-1,793	-4,247	6,023	-7,836	2,434	-10,27
50/52,5	-8,628	3,042	-12,433	-0,763	-4,935	6,735	-8,322	3,348	-11,67
47,50	-5,595	2,155	-9,336	-1,585	-1,705	6,045	-5,215	2,536	-7,75

Анализ результатов, приведенных в таблице 5, показывает, что в феврале 2014 г. в точке 50° с.ш. /50° в.д. с вероятностью 48,2% можно было ожидать среднее месячное значение температуры, равное -8,217°С, с вероятностью 21,4% – среднее месячное значение температуры, равное -12,063 и с вероятностью 30,4% – значение, равное -4,247. Средневзвешенное прогнозное значение составило -7,836 при реальном значении -10,27.

При этом отметим, что все три кластера прогнозируются довольно успешно, однако приближение не является равномерным и в разных кластерах отличается друг от друга. На наш взгляд, это может быть связано с качеством оценок типичных объектов – их можно улучшить, если удастся получить поправки на смещения и выйти на доказательств несмещенности получаемых оценок.

Выводы

Как известно, в современных условиях прогнозные расчеты являются базой для принятия управленческих решений. Поэтому разработка новых методов прогнозирования, в большей степени учитывающих особенности прогнозируемых процессов, является важной практической задачей. В представленной работе был проведен анализ временных рядов среднемесячной температуры в рамках модельных представлений РСИФ, позволяющий рассматривать исходные данные как фрактальные объекты. Преимущества используемого в работе метода перед традиционными методами, таким как, например, сглаживания временных рядов, заключаются в непосредственном (алгоритмическом) учете влияния случайной составляющей моделируемого процесса, а также в учете изменения моделируемой характеристики в ближайших соседних точках.

Проведенные исследования в определенной мере учитывали неоднородность условий географического положения рассматриваемой территории. Принятые модельные представления позволили на основе имеющихся статистических данных, взятых с 1958 по 2013 г., выйти на расчеты прогнозных значений для 2014 г. Совокупность расчетных прогнозных значений рассматривается как многовариантное представление о перспективах достижения определенного уровня температур в будущем при сохранении определенных условий. Эти результаты могут быть использованы в качестве информационной поддержки принятия управленческих решений.

Библиографический список

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика и основы эконометрики / С.А. Айвазян, В.С. Мхитарян. – Москва : ЮНИТИ, 1998. – 1022 с.
2. Алгазинов Э.К. Анализ и компьютерное моделирование информационных процессов и систем / Э.К. Алгазинов, А.А. Сирота ; под общей ред. д-ра техн. наук А.А. Сироты. – Москва : Диалог-МИФИ, 2009. – 416 с.
3. Андреев С.Д. Временная и пространственная изменчивость полей оптических и аэрозольных характеристик в атмосфере. – Ч. I. Оптические характеристики атмосферы / С.Д. Андреев, Л.С. Ивлев // Оптика атмосферы и океана. – 1997. – Т. 10, № 12. – С. 1440-1449.
4. Андреев С.Д. Временная и пространственная изменчивость полей оптических и аэрозольных характеристик в атмосфере. – Ч. II. Аэрозольные характеристики / С.Д. Андреев, Л.С. Ивлев // Оптика атмосферы и океана. – 1997. – Т. 10, № 12. – С. 1450-1455.
5. Боровиков В.П. STATISTICA: искусство анализа данных на компьютере. Для профессионалов / В.П. Боровиков. – Санкт-Петербург : Питер, 2001. – 656 с.
6. Боровиков В.П. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере : учеб. пособие / В.П. Боровиков, Г.И. Ивченко. – Москва : Финансы и статистика, 2000. – 384 с.
7. Буховец А.Г. Современные подходы и методы в прогнозировании урожайности отдельных видов зерновых культур : монография / А.Г. Буховец, Е.А. Семин, Т.Я. Бирючинская. – Воронеж : ФГБОУ ВО Воронежский ГАУ, 2016. – 216 с.
8. Буховец А.Г. Исследование фрактальности временных рядов среднемесячной температуры воздуха / А.Г. Буховец, Т.Н. Задорожная, Е.А. Семин // Вестник научных конференций. – 2016. – №6-2 (10). – С. 18-21.
9. Буховец А.Г. Моделирование фрактальных структур данных / А.Г. Буховец, Е.А. Буховец // Системы управления и информационные технологии. – 2008. – № 3 (33). – С. 4-7.
10. Буховец А.Г. Структура аттрактора рандомизированных линейных систем итерированных функций / А.Г. Буховец, Т.Я. Бирючинская // Вестник ВГУ. Системный анализ и информационные технологии. – 2016. – № 2. – С. 5-10.
11. Буховец А.Г. Использование рандомизированных систем итерированных функций в прогнозировании / А.Г. Буховец, Т.Н. Задорожная, Е.А. Семин // Экономическое прогнозирование: модели и методы : матер. X Международной науч.-практ. конф. 5-7 июня 2014 г. – Воронеж : Новая книга, 2014. – С. 6-10.
12. Давнис В.В. Эконометрические методы прогнозирования / В.В. Давнис, В.И. Тинякова. – Воронеж : ЦНТИ, 2009. – 235 с.
13. Задорожная Т.Н. Применение итерированных систем рандомизированных функций в задачах прогнозирования / Т.Н. Задорожная, А.Г. Буховец // Проблемы обеспечения безопасности при ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций. – 2014. – №1 (3). – С. 346-349.
14. Кашьяп Р.Л. Построение динамических стохастических моделей по экспериментальным данным / Р.Л. Кашьяп, А.Р. Рао ; пер. с англ.; под ред. В.С. Пугачева. – Москва : Наука, 1983. – 384 с.

15. Кричевский М.Л. Интеллектуальные методы в менеджменте / М.Л. Кричевский. – Санкт-Петербург : Питер, 2005. – 304 с.
16. Кроновер Р.М. Фракталы и хаос в динамических системах : учеб. пособие / Р.М. Кроновер ; пер. с англ. – 2-е изд., доп. – Москва : Техносфера, 2006. – 488 с.
17. Кузнецов С.П. Динамический хаос / С.П. Кузнецов. – 2-е изд. – Москва : Физматлит, 2006. – 356 с.
18. Лоскутов А.Ю. Очарование хаоса / А.Ю. Лоскутов // Успехи физических наук. – 2010. – Т. 180, №12. – С. 1305-1329.
19. Магнус Я.Р. Матричное дифференциальное исчисление с приложениями к статистике и эконометрике / Я.Р. Магнус, Х. Нейдеккер ; пер. с англ.; под ред. С.А. Айвазяна. – Москва : Физматлит, 2002. – 496 с.
20. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы / Б. Мандельброт. – Москва : Институт компьютерных исследований, 2002. – 656 с.
21. Романовский М.Ю. Введение в экономфизику. Статистические и динамические модели / М.Ю. Романовский, Ю.М. Романовский. – Москва – Ижевск : НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2007. – 280 с.
22. Халафян А.А. STATISTICA 6. Статистический анализ данных / А.А. Халафян. – Москва : ООО «Бином-Пресс», 2010. – 528 с.
23. Feller W. The asymptotic distribution of the range of sums of independent variables / W. Feller // Ann. Math. Statist. – 1951. – Vol. 22. – P. 427-432.
24. Hurst H.E. Long-term storage capacity of reservoirs / H.E. Hurst // Trans. Amer. Soc. Civ. Engrs. – 1951. – Vol. 116. – P. 770-799.
25. NCEP/DOE AMIP-II Reanalysis (R-2) / M. Kanamitsu, W. Ebisuzaki, J. Woollen et al. // Bull. Amer. Met. Soc. – 2002. – Vol. 83. – No. 11. – P. 1631-1643.
26. NCEP Model Analyses & Forecasts / National Oceanic and Atmospheric Administration [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://products.weather.gov/pdd/ncepmaf.pdf> (дата обращения: 12.04.2016).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ Принадлежность к организации

Алексей Георгиевич Буховец – доктор технических наук, профессор кафедры экономического анализа, статистики и прикладной математики, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный аграрный университет имени императора Петра I», Российская Федерация, г. Воронеж, тел. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: abuhovets@mail.ru.

Тамара Николаевна Задорожная – кандидат географических наук, доцент, старший научный сотрудник, ФГКВУ ВО «Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж) Министерства обороны Российской Федерации, Российская Федерация, г. Воронеж, E-mail: abuhovets@mail.ru.

Юрий Владимирович Некрасов – кандидат технических наук, доцент кафедры экономического анализа, статистики и прикладной математики, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный аграрный университет имени императора Петра I», Российская Федерация, г. Воронеж, тел. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: yury@vsau.ru.

Евгений Александрович Семин – кандидат экономических наук, старший преподаватель кафедры экономического анализа, статистики и прикладной математики, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный аграрный университет имени императора Петра I», Российская Федерация, г. Воронеж, тел. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: 113ghz@mail.ru.

Дата поступления в редакцию 18.02.2017

Дата принятия к печати 26.02.2017

AUTHOR CREDENTIALS Affiliations

Aleksey G. Bukhovets – Doctor of Engineering Sciences, Professor, the Dept. of Economic Analysis, Statistics and Applied Mathematics, Voronezh State Agrarian University named after Emperor Peter the Great, Russian Federation, Voronezh, tel. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: abuhovets@mail.ru.

Tamara N. Zadorozhnaya – Candidate of Geographical Sciences, Docent, Senior Researcher, Military Educational and Scientific Centre of the Air Force N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy (Voronezh) the Ministry of Defense of the Russian Federation, Russian Federation, Voronezh, E-mail: abuhovets@mail.ru.

Yuriy V. Nekrasov – Candidate of Engineering Sciences, Docent, the Dept. of Economic Analysis, Statistics and Applied Mathematics, Voronezh State Agrarian University named after Emperor Peter the Great, Russian Federation, Voronezh, tel. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: yury@vsau.ru.

Evgeniy A. Semin – Candidate of Economic Sciences, Senior Lecturer, the Dept. of Economic Analysis, Statistics and Applied Mathematics, Voronezh State Agrarian University named after Emperor Peter the Great, Russian Federation, Voronezh, tel. 8(473) 253-70-22 (1380), E-mail: 113ghz@mail.ru.

Date of receipt 18.02.2017

Date of admittance 26.02.2017