УДК 004.413.4

Ю.А. Радионова, А.Л. Савкин

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗА ПИКОВЫХ НАГРУЗОК РАБОЧЕГО ПРОЦЕССА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ВРЕМЕННОГО РЯДА

Радионова Юлия Александровна, кандидат технических наук, окончила механико-математический факультет Ульяновского государственного университета, аспирантуру Ульяновского государственного технического университета. Ведущий инженер-программист ФНПЦ АО «НПО «Марс». Имеет публикации в сфере автоматизированных систем документооборота, интеллектуальной организации хранилищ технической документации, статистической оценки поставщиков. Сфера научных интересов: электронный документооборот, архивохранилища, статистический анализ данных, системы поддержки принятия решений. [e-mail: julia-owl@mail.ru].

Савкин Александр Леонидович, кандидат военных наук, доцент, окончил Ульяновское высшее военное командное училище связи, Военную академию связи (ВАС) им. С.М. Буденного, адъюнктуру при ВАС. Начальник службы обеспечения научно-технической деятельности ФНПЦ АО «НПО «Марс». Имеет научные работы, учебные пособия, статьи в области разработки и моделирования систем управления и связи, статистической оценки поставщиков. [e-mail: mars@mv.ru].

Аннотация

Рассмотрена проблема анализа рабочей нагрузки отдела технической документации научно-производственного объединения, данные по которой оформлены в виде неструктурированного временного ряда (ВР). Проанализированы основные понятия ВР, способы выявления аномальных значений, критерии наличия тренда, виды уравнений тренда. Разработана методика структурирования данных исходного ВР для последующего анализа, предложена модификация критерия выявления аномальных точек. Реализованы все рассмотренные алгоритмы, разработана структура базы данных. Для вычислительных экспериментов собраны данные по выполненным работам отдела за 2008–2018 годы. Проведено структурирование данных по предложенной методике. Проведено выявление аномальных данных по стандартному и модифицированному критериям, проведено определение наличия тренда. Проведено вычисление коэффициентов для различных уравнений тренда. Сделаны выводы по критериям и уравнениям, оптимальным для исходного набора данных. Проведено моделирование данных на 2018 год с использованием различных уравнений, полученные результаты сравнены с реальными данными. Сделаны выводы о возможности использования рассмотренных методов для выбранного набора данных.

Ключевые слова: временной ряд, тренд, аномальные значения, рабочая нагрузка.

doi: 10.35752/1991-2927-2020-2-60-53-61

FORECAST MODELING OF PEAK WORK LOADS BASED ON TIME SERIES ANALYSIS

Iuliia Aleksandrovna Radionova, Candidate of Sciences in Engineering; graduated from the Faculty of Mathematics and Mechanics of Ulyanovsk State University; finished her postgraduate study at Ulyanovsk State Technical University; Lead Programming Engineer at FRPC JSC 'RPA 'Mars'; an author of articles in the field of automated workflow systems, intelligent technical documentation storage bases and systems for statistical analysis of supplier appraisal; research interests are in the field of electronic document management, archival depositories, statistical data analysis, decision support systems. e-mail: julia-owl@mail.ru.

Aleksandr Leonidovich Savkin, Candidate of Military Science, Associate Professor; graduated from the Ulyanovsk Higher Military Command School of Communications and the Marshal Budjonny Military Academy of Signal

Corps; completed his postgraduate studies at the Military Academy of Communications; Head of Science and Engineering Support Department of FRPC JSC 'RPA 'Mars'; an author of scientific works, manuals, and articles in the field of the development and modeling of computer-aided control systems of communications and statistical analysis of supplier appraisal. e-mail: mars@mv.ru.

Abstract

The article deals with the analysis of work load in a technical documentation department of research-and-production association. Data for the analysis are formalized as unstructured time series (time series). Basic definitions of time series, methods for detecting anomalous data, trend criteria, trend equation types are studied. Methodology for data structuring of initial time series intended for the following analysis is developed. Modification of the criterion for anomalous point detection is proposed. All the considered algorithms are implemented; database structure is developed. Information on the department work performed during the period 2008 to 2018 was captured to carry out computing experiments. Data are structured according to the proposed methodology. Anomalous data are detected by standard and modified criteria; trend availability is identified. Conclusions are made on criteria and equations that are optimal for initial data set. Data for year 2018 are modelled based on various equations; results are compared with actual data. Conclusions were drawn up regarding the ability to be used the methods examined for the selected data set.

Key words: time series, trend, anomalous data, work load.

ВВЕДЕНИЕ

Динамические процессы, происходящие в некоторой системе, обычно можно представить в виде ряда значений некоторого показателя, изменение которого отражает ход функционирования данной системы. Выявление закономерностей изменения данного показателя, а также появления пиковых его значений может служить для прогнозирования поведения системы на последующие периоды времени и позволит избежать нежелательных последствий.

Последовательность наблюдений некоторого показателя, упорядоченная в зависимости от возрастающих или убывающих показателей времени, называется временным рядом (ВР).

В большинстве исследований, применяющих механизмы анализа ВР, используются данные экономических процессов и систем [1], например, объемы продаж, объемы производимой продукции, какие-либо банковские процессы; данные погодных и астрономических процессов; данные сельского хозяйства [2], медицины [3] или производительности труда. Однако не менее важной может быть возможность прогноза рабочей нагрузки внутри некоторой структурной единицы производства, позволяющая спланировать перераспределение работ и сотрудников и не допустить возникновения авральных ситуаций.

ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ ТЕОРИИ ВР

ВР, значения показателей в которых относятся к определенному моменту времени, называются моментными. Если значения образуются каким-либо методом агрегирования, то такой ряд будет называться интервальным.

Под длиной ВР понимают либо время от начального наблюдения до конечного, либо количество значений наблюдаемого показателя.

Если во ВР существует длительная закономерность изменения значений показателя, то можно говорить о наличии трендовой модели, определяющей общее

направление развития изучаемого процесса. Для выявления трендов ВР используется аппарат теории вероятностей и математической статистики с поправками на взаимозависимость и упорядоченность во времени значений ВР. Понятие колеблемости ВР определяет отклонение значений ВР для отдельных периодов от общего тренда. Следует заметить, что понятия тренда и колеблемости имеют несколько относительный характер – колебания, отмеченные в течение большого периода времени, например, года, являются устойчивым трендом для периода месяца или недели. Получаем понятие так называемого сезонного тренда.

В общем случае ВР можно представить в виде комбинации следующих компонент [4]:

$$W_t = T_t + S_t + C_t + R_t,$$

где T_t – трендовая компонента, S_t – сезонная компонента, C_t – циклическая компонента, R_t – остаточная компонента.

Тренд, или основная тенденция – характеристика процесса изменения наблюдаемого показателя за длительное время, освобожденная от случайных колебаний. Сезонная компонента определяет изменения в поведении ВР в соответствии с периодом года, циклическая – с периодом в несколько лет. Остаточная компонента – то, что остается от ВР после выделения остальных регулярных компонент.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И ПЛАН ЭКСПЕРИМЕНТОВ

В качестве объекта исследования в данной работе рассматривается статистика выполнения работ сотрудниками отдела технической документации в течение нескольких лет. Для исследования поведения ВР и построения прогнозов взяты данные за 2008–2017 годы, в качестве тестовой выборки – данные за 2018 год.

В качестве цели исследования поставлено выявление наличия общего тренда и сезонных колебаний в количестве выполняемых работ в течение года, возможные закономерности в наличии пиковых нагрузок. Получен-

ные данные могут быть использованы руководством отдела для более равномерного распределения рабочей нагрузки по участкам работ и отдельным сотрудникам, а также учтены при формировании графика отпусков.

Следует заметить, что накапливаемые данные по выполненным работам не совсем подходят под рамки определений и свойств ВР, являясь в общем случае недостаточно структурированными и упорядоченными. Таким образом, ставится дополнительная задача структурирования исходных данных. Номенклатура выполняемых работ достаточно разнообразна, поэтому для формирования одного ВР необходимо выбирать данные, которые можно считать однотипными – выполняемыми за примерно одинаковую единицу времени и входящими в перечень работ одного участка (сотрудника). Так как единицы измерения различных работ могут отличаться (например, разное количество с электронного документа и с бумажного), то для проведения исследования принимается некоторая условная единица выполнения работ, Su (standart unit), которая является единой для всех элементов конкретного ВР.

Общая схема анализа данных и выполнения прогнозов приведена на рисунке 1.

План экспериментов должен состоять из следующих этапов:

- 1) упорядочить и структурировать исходные данные за 2008–2018 годы;
- 2) провести анализ аномальных точек и сглаживание данных по различным методикам;
- 3) определить наличие тренда, выделить тренд в периодах;
- 4) провести моделирование данных на 2018 год, исходя из полученных трендов и исходных данных предыдущих лет;
- 5) сравнить полученные данные прогноза с реальными данными.

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ УПОРЯДОЧЕННЫХ ЗНАЧЕНИЙ ВР ПО ОБЩИМ ВЫБОРКАМ

В подавляющем большинстве случаев исходные данные не являются структурированными и нуждаются в некоторой предобработке. Однако в данном случае

нет необходимости в сложных алгоритмах разведочного анализа [5], вполне достаточно будет распределить выполненные работы более или менее равномерно по временным интервалам.

Рассматриваемый ВР будем считать интервальным с определением интервала по общему количеству затраченных точек на графике. Пусть $[D_1 \dots D_2]$ – период подбора данных, N_p – количество точек, требуемое для построения графика. Имеем множество выполненных работ $\{C_i\}, i \in [1 \dots n]$ на интервалах

$$\{(d_{i1}, d_{i2})\}, i \in [1 \dots n], D_1 \leq d_{i1}, d_{i2} \leq D_2, \quad (1)$$

$$\exists i, j: (d_{i1}, d_{i2}) \cap (d_{j1}, d_{j2}) \neq \emptyset.$$

Длительность (ширину) интервала N_d можно определить по формуле:

$$N_d = \max \left(\frac{D_2 - D_1}{N_p}, 1 \right). \quad (2)$$

Таким образом, получаем ряд контрольных точек, образующих ВР

$$\{t_1 \dots t_k\}, \text{ где } t_i = D_1 + N_d \cdot (i-1). \quad (3)$$

Для каждого интервала $T_i = (t_i, t_{i+1})$ необходимо вычислить количество работ из исходных интервалов $\{(d_{i1}, d_{i2})\}$, попадающее в T_i :

$d'_i = d_{i2} - d_{i1}$ – общее количество дней в исходном интервале i ,

$$d''_i = (t_{i+1} - t_i) - \max(0, d_{i1} - t_i) - \max(0, t_{i+1} - d_{i2})$$

количество дней исходного интервала, попадающих в T_i , тогда количество работ, добавляемое в T_i :

$$C'_i = C_i \cdot \frac{d''_i}{d'_i}. \quad (4)$$

Таким образом, получаем ВР с равномерными интервалами и соответствующим образом распределенным количеством выполненных работ.

Рис. 1. Общая схема исследования

ВЫЯВЛЕНИЕ АНОМАЛЬНЫХ ЗНАЧЕНИЙ И СГЛАЖИВАНИЕ ВР

Обычно перед проведением анализа данных ВР проводят его предварительную обработку, заключающуюся, прежде всего, в выявлении аномальных значений и сглаживании ВР.

Выявление аномальных значений позволяет избавиться от ошибок первого рода, возникающих при сбоях в сборе и обработке информации, а также от ошибок второго рода, возникающих из-за воздействия факторов, имеющих объективный и эпизодический характер. В данном случае аномальные значения могут помешать выявить основные тенденции изменения ВР. Для выявления аномальных значений используют критерий Ирвина

$$\lambda_i = \frac{|W_i - W_{i-1}|}{\sigma}, \quad (5)$$

где среднеквадратичное отклонение

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (W_i - \bar{W})^2}{n-1}}, \quad \bar{W} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n W_i. \quad (6)$$

Значение показателя считается аномальным, если $\lambda_i > \lambda_{табл}$, табличные значения рассчитываются в зависимости от длины ряда и допускаемой погрешности. Критические значения $\lambda_{табл}$ для уровня погрешности не более 5% приведены в таблице 1 [6].

Таблица 1

Критические значения критерия Ирвина

длина ВР	2	3	10	20	30	50	100
$\lambda_{табл}$	2,8	2,8	1,5	1,3	1,2	1,1	1

При использовании критерия Ирвина возникает проблема, состоящая в том, что при наличии сильной аномалии следующая за ней точка, имеющая значение, сравнимое с трендом, тоже будет признана аномальной. Возможным решением проблемы является сравнение текущей точки не с соседней, признанной аномальной, а с ближайшей неаномальной. Таким образом, можно говорить о модифицированном критерии Ирвина и сравнить результаты анализа аномалий для обычного и модифицированного критериев.

Сглаживание ВР необходимо для выявления трендовой составляющей, скрытой случайными отклонениями. Из наиболее часто применяемых методов сглаживания можно назвать следующие [7]:

1) метод среднеарифметической скользящей,

$$\bar{W}_t = \frac{1}{2m+1} \cdot \sum_{i=t-m}^{t+m} W_i, \quad (7)$$

где m – количество используемых соседних точек,

2) метод средневзвешенной скользящей,

$$\bar{W}_t = \frac{\sum_{i=t-m}^{t+m} W_i \cdot v_i}{\sum_{i=t-m}^{t+m} v_i}, \quad (8)$$

где v_i – веса соседних точек, например, для сглажива-

ния по 5 соседним точкам используют весовые коэффициенты (-3, 12, 17, 12, -3),

3) среднехронологический метод (для интервальных рядов, рассматриваемых в работе, не используется),

$$\bar{W}_t = \frac{1}{T} \cdot \left(\frac{1}{2} \cdot W_{t-T/2} + \sum_{i=t-T/2+1}^{t+T/2-1} W_i + \frac{1}{2} \cdot W_{t+T/2} \right), \quad (9)$$

где T – период сглаживания, принимаемый обычно равным году,

4) метод экспоненциального сглаживания, использующий все предыдущие точки с коэффициентами, значения которых убывают по экспоненте по мере удаления от текущей точки

$$\bar{W}_t = \sum_{i=1}^t W_i \cdot v_i / \sum_{i=1}^t v_i. \quad (10)$$

Для весового коэффициента экспоненциального сглаживания вполне допустимо взять значение

$\frac{1}{e^{T-t}}$, где T – текущая точка, t – одна из предыдущих.

Для каждого эксперимента были проведены проверки аномальных данных с помощью обычного и модифицированного критериев Ирвина, а также сглаживание: среднеарифметическое, средневзвешенное по соседним пяти точкам, среднехронологическое с периодом в один квартал и экспоненциальное. Сравнительные графики по исходным и сглаженным значениям приведены на рисунках 2 и 3.

ВЫДЕЛЕНИЕ ТРЕНДОВОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ ВР

Перед попыткой определения тренда ВР неплохо убедиться, что ВР вообще содержит трендовую составляющую. Для этого используем следующие методы [7]:

1) метод проверки однородности дисперсий частей ряда с помощью критерия Фишера, подразумевающий разделение ряда на две примерно одинаковые по длине части, для каждой считается среднее значение и дисперсия:

$$\bar{W}_l = \frac{1}{n_l} \sum_{k=1}^{n_l} W_k, \quad \sigma_l^2 = \frac{1}{n_l-1} \sum_{k=1}^{n_l} (W_k - \bar{W}_l)^2, \quad (11)$$

далее считаются среднеквадратичное отклонение разности средних и значение критерия Стьюдента:

$$\sigma = \sqrt{\frac{(n_1-1)\sigma_1^2 + (n_2-1)\sigma_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}, \quad (12)$$

$$t = \frac{|\bar{W}_1 - \bar{W}_2|}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}};$$

2) методику Фостера-Стюарта, позволяющую проверить не только наличие тренда, но и наличие тренда дисперсии, для чего из значений ряда определяются две последовательности:

$$K = \{k_i\} : k_i = \begin{cases} 1, & \text{если } W_i > W_j \forall j < i, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

$$L = \{l_i\} : l_i = \begin{cases} 1, & \text{если } W_i < W_j \forall j < i, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (13)$$

$\forall i = 2 \dots n$,

далее вычисляются величины, характеризующие изменение ВР и дисперсии:

$$s = \sum_{t=2}^n (k_t + l_t), \quad d = \sum_{t=2}^n (k_t - l_t), \quad (14)$$

и значения критерия Стьюдента:

$$T_s = \frac{|s - 7,2|}{\sqrt{2 \ln(n) - 3,4253}},$$

$$T_d = \frac{|d|}{\sqrt{2 \ln(n) - 0,8456}}. \quad (15)$$

Наличие тренда проверяем по критерию Стьюдента, взяв табличное значение критерия, исходя из допустимой ошибки в 5% и длины частичного ряда в 50 точек.

По результатам экспериментов (см. раздел «Эксперименты») можно предположить, что выделение трендовой составляющей ВР имеет смысл лишь для периода «квартал». Предполагается возможность наличия тренда, представленного полиномом первого либо второго порядка, либо тренда, представленного модифицированной компонентой:

$$W_1'(t) = a_0 + a_1 \cdot t,$$

$$W_2'(t) = a_0 + a_1 \cdot t + a_2 \cdot t^2, \quad (16)$$

$$W_3'(t) = a_0 + a_1^t.$$

Вычисление коэффициентов предполагаемых уравнений проводится при помощи метода наименьших квадратов [8]:

$$\sum_{t=1}^n (W_t - W_t')^2 \rightarrow \min. \quad (17)$$

Рис. 2. Пример сравнительных графиков исходных и сглаженных значений ВР

Рис. 3. Пример сравнительных графиков сглаженных значений ВР с применением обычного и модифицированного критериев Ирвина

Рис. 4. Схема структуры БД

Для полинома второго порядка коэффициенты вычисляются из системы линейных уравнений:

$$\begin{cases} a_0 \cdot n + a_1 \sum_{t=1}^n t + a_2 \sum_{t=1}^n t^2 = \sum_{t=1}^n W_t, \\ a_0 \sum_{t=1}^n t + a_1 \sum_{t=1}^n t^2 + a_2 \sum_{t=1}^n t^3 = \sum_{t=1}^n t \cdot W_t, \\ a_0 \sum_{t=1}^n t^2 + a_1 \sum_{t=1}^n t^3 + a_2 \sum_{t=1}^n t^4 = \sum_{t=1}^n t^2 \cdot W_t. \end{cases} \quad (18)$$

Точность прогноза оценивается по среднеквадратичной ошибке – отклонению смоделированных данных W'_t от реальных W_t .

$$Err = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (W_t - W'_t)^2. \quad (19)$$

РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНЫХ АЛГОРИТМОВ

Для проведения анализа данных и вычислительных экспериментов была разработана структура базы данных (БД), общая схема которой приведена на рисунке 4.

Также реализованы все описанные выше алгоритмы, общая схема выполняемых расчетов представлена на рисунке 5.

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

После реализации всех рассмотренных алгоритмов и критериев необходимо провести эксперименты

с предварительно структурированными исходными данными для определения возможности прогнозирования рабочей нагрузки. В качестве исходных данных взяты данные по количеству выполненной работы «изготовление бумажных копий» для двух участков: пункт размножения «ЭФ» и пункт печати «АМН» за 2008–2017 годы, в качестве тестовых данных для прогноза – данные за 2018 год.

Общие результаты экспериментов по определению тренда представлены в таблице 2.

Таблица 2

Общий анализ наличия тренда в экспериментах

Период	Количество экспериментов	Количество экспериментов с трендом	% наличия тренда
год	594	51	8,6
квартал	2376	1206	50,8
месяц	1944	453	23

Общая таблица анализа наличия тренда в экспериментах с учетом критерия сглаживания не приведена ввиду ее большого объема, но можно сказать, что наиболее устойчивые результаты показывают эксперименты со среднеарифметическим сглаживанием и модифицированным критерием Ирвина.

Исходя из проведенных экспериментов, можно заключить, что достаточная вероятность наличия тренда

Рис. 5. Общая схемы выполняемых расчетов

присутствует лишь при анализе BP длиной в квартал. Более того, можно выявить достаточно устойчивую тенденцию по распределению нагрузки по отдельным месяцам и кварталам. Данные всех анализируемых временных периодов (рис. 6), с учетом любых методов сглаживания, показывают доминирующую величину нагрузки в третьем квартале (в 73%), 2-го квартала – в 18%, 4-го – в 9%.

Кроме того, можно вывести закономерность спада нагрузки в начале года и в начале второго квартала, а также наличие устойчивых пиковых нагрузок в августе-сентябре и значительного увеличения нагрузки в мае-июне и ноябре. На рисунке 7 представлены примеры сравнительных графиков количества выполненной работы за несколько лет за один и тот же месяц (данные

Рис. 6. График-диаграмма разных лет по кварталам

Рис. 7. Сравнительные графики количества работ за одинаковые месяцы разных лет

Таблица 3

Распределение оценок смоделированных исходных данных

Период	Количество оценок «отлично», %	Количество оценок «хорошо», %	Количество оценок «удовлетворительно», %	Количество оценок «плохо», %
год	0	0	0	100
квартал	26	35	21	18
месяц	33	26	25	16

Таблица 4

Распределение оценок смоделированных данных на 2018 год

Период	Количество оценок «отлично», %	Количество оценок «хорошо», %	Количество оценок «удовлетворительно», %	Количество оценок «плохо», %
год	0	0	0	100
квартал	63	34	3	0
месяц	45	23	29	3

приведены не по всем анализируемым периодам для улучшения читабельности графика).

Далее для всех экспериментов проведены вычисления коэффициентов различных уравнений тренда, моделирование значений ВР по полученным коэффициентам, вычисление среднеквадратичной ошибки.

Однако вычисление указанных значений по имеющимся данным не дает определенного соответствия стандартным функциям. Приближение к функциям дают лишь отдельные части ВР, причем одинаковые части разных, но однотипных периодов дают примерно одинаковое приближение. Так как исходные данные имеют очень слабую выраженность наличия тренда, то делается попытка выбрать не идеальный тренд, а наиболее подходящий, поэтому для оценки используется не абсолютное значение ошибки, а относительное. Для такой оценки можно разбить все множество оценок по значениям на четыре группы: «отлично», «хорошо», «удовлетворительно», «плохо». Пример распределения оценок для смоделированных исходных данных приведен в таблице 3.

Для выполнения прогноза на тестовый период для каждого подпериода берем среднее значение коэффициентов полинома соответствующих подпериодов ис-

следуемых лет и также вычисляем среднеквадратичную ошибку.

На рисунке 8 представлены сравнительные графики данных, смоделированных в результате прогноза по усредненным коэффициентам, и реальных данных на 2018 год.

Распределение оценок для смоделированных данных 2018 года приведено в таблице 4.

Таким образом, можно утверждать, что экспериментальные данные вполне укладываются в рамки предполагаемого тренда, а оценки данных, смоделированных по усредненным коэффициентам, улучшились.

Следует заметить, что приближение становится более точным при увеличении количества предыдущих периодов в выборке.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По результатам проведенного исследования можно сделать следующие выводы:

- 1) разработана методика структурирования исходных неравномерных данных в данные ВР, пригодные для анализа стандартными методами;
- 2) проведен анализ возможности использования стандартных методов анализа ВР для данных по рабочей

Рис. 8. Сравнительные графики реальных и смоделированных данных

нагрузке отдела технической документации НПО: выявление аномальных точек, сглаживание, определение наличия тренда в различных сезонных периодах;

3) сделаны выводы об оптимальных способах сглаживания данных, модификации метода выявления аномальных точек, о возможных видах тренда в различных временных периодах;

4) разработана структура БД, реализованы все стандартные и модифицированные алгоритмы;

5) проведены численные эксперименты на реальных данных за 2008–2017 годы, определены оптимальные коэффициенты уравнений тренда, на основании результатов вычислений проведено моделирование значений ВР на 2018 год, проведено сравнение с реальными данными, которое позволяет говорить о допустимости применения рассмотренных методов к исследуемым данным.

Однако следует заметить, что наличие большого количества аномальных точек и некоторые закономерности их появления предполагают применение аналитических методов не только к сглаженным ВР, но и на убираемые стандартными средствами скачки данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Чернышева Г.Ю., Самаркина Е.А. Методы интеллектуального анализа данных для прогнозирования финансовых временных рядов // Саратовский национальный исследовательский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского. 2019. Т. 19, № 2. С. 181–188.
2. Кумратова А.М., Попова Е.В. Оценка и управление рисками: анализ временных рядов методами нелинейной динамики : монография. Краснодар : КубГАУ, 2014. 212 с.
3. Микшина В.С., Назина Н.Б., Денисова Л.А. Анализ временных рядов поведения сложных динамических систем // Вестник кибернетики. 2018. № 1 (29). С. 116–121.
4. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование : учебник. М. : Финансы и статистика, 2001. 231 с.
5. Большаков А.А., Каримов Р.Н. Методы обработки многомерных данных и временных рядов : учеб. пособие для вузов. М. : Горячая линия – Телеком, 2007. 522 с.
6. Модификация метода Ирвина для выявления аномальных уровней временных рядов: методика и численные эксперименты / С.В. Трофименко, А.А. Маршалов, Н.Н. Гриб, И.И. Колодезников // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 5. URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=15130> (дата обращения: 24.07.2019).

7. Татаренко С.И. Методы и модели анализа временных рядов: метод. указания к лаб. работам. Тамбов : Изд-во Тамб.гос. техн. ун-та, 2008. 32 с.

8. Кендэл М. Временные ряды. М. : Финансы и статистика, 1981. 199 с.

REFERENCES

1. Chernyshova G.Iu., Samarkina E.A. Metody intellektualnogo analiza dannykh dlia prognozirovaniia finansovykh vremennykh riadov [Data Mining Methods for Financial Time Series Forecasting]. *Izvestiia Saratovskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya Ekonomika. Upravlenie, Pravo* [Bull. of Saratov State University. Ser. Economics. Management. Law], 2019, vol. 19, iss. 2, pp. 181–188.
2. Kumratova A.M., Popova E.V. *Otsenka i upravlenie riskami: analiz vremennykh radov metodami nelineinoi dinamiki: monografiia* [Risk Assessment and Management: Time Series Analysis by Nonlinear Dynamics Methods. Monograph]. Krasnodar, KubSAU Publ., 2014. 212 p.
3. Mikshina V.S., Nazina N.B., Denisova L.A. Analiz vremennykh riadov povedeniia slozhnykh dinamicheskikh system [Time Series Analysis of Complex Dynamics Systems Behaviour]. *Vestnik kibernetiki* [Proceedings in Cybernetics], 2018, no. 1 (29), pp. 116–121.
4. Afanasev V.N., Iuzbashev M.M. *Analiz vremennykh riadov i prognozirovanie*. Uchebnik [Time Series Analysis and Forecast. Textbook]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2001. 231 p.
5. Bolshakov A.A., Karimov R.N. *Metody obrabotki mnogomernykh dannykh i vremennykh riadov*. Ucheb. posobie dlia vuzov [Processing Methods of Multidimensional Data and Time Series. Textbook for Universities], Moscow, Goriachaia liniia – Telekom Publ., 2007. 522 p.
6. Trofimenko S.V., Marshalov A.A., Grib N.N., Kolodeznikov I.I. Modifikatsiia metoda Irvina dlia vyivleniia anomalnykh urovnei vremennykh riadov: metodika i chislennye eksperimenty [Modification of the Method for Irwin Detect Abnormal Levels Time Series: Method and Numerical Experiments]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniia* [Modern Problems of Science and Education]. 2014, no. 5. Available at: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=15130> (accessed 24.07.2019).
7. Tatarenko S.I. *Metody i modeli analiza vremennykh riadov: metod. ukazaniia k lab. rabotam* [Methods and Models for Time Series Analysis Textbook]. Tambov, Tambov State Tech. Univ. Publ., 2008. 32 p.
8. Candle M. *Vremennye riady* [Time Series]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1981. 199 p.