

## DEVELOPMENT OF THE MODEL FOR PREDICTION THE TIME SERIES OF NON-STATIONARY DISCRETE SYSTEMS ON THE BASIS OF NEURON NETWORK

A. R. Akhatov, F. M. Nazarov

Samarkand State University,  
140104, Uzbekistan, Samarkand

---

Non-stationary processes reflecting technological, economic, social, biological, physical phenomena are characterized by quantitative and qualitative characteristics, which are inherent by intermittent, evolving growth and regulation of parameters over time.

The most suitable mechanism for describing such processes during formalization are dynamic random time series, that allow the use of adaptive modeling methods to develop methods and algorithms for regulating descriptive parameters. An important point here is that in order to achieve model adaptability, it is necessary to use predictive functions that can produce the values of required indicators on the basis of preceding members of time series.

In this study we considered the modeling of non-stationary discrete systems describing processes like payment of educational contracts, electricity consumption, the sale of perishable goods that are carried out in conditions of time constraints and delays in order to build systems for monitoring the payment of educational contracts, forecasting and planning of electricity supply indicators, planning of the volumes of perishable goods purchased for retail trade, in which functions are realized to control the reliability, smoothing, regulation of factors leading to the failure of assigned volumes and deadlines.

Proceeding from theoretical positions and analytical results of known works, the model of non-stationary discrete system under conditions of constraints and delays is proposed. Conditions for the existence and explicit form of scalar control for a non-stationary system are determined.

In view of non-stationarity of investigated processes, and consequently the ambiguity of equations solutions determining the spectrum of transformation matrix of system under conditions of constraints and delays, the task of optimizing control due to analysis, prediction and regulation of perturbing factors parameters is posed.

To control the perturbations of time series with varying characteristics, the method of exponential smoothing is used. This method is one of methods for adaptive prediction and is adapted to quantify the effect that the preceding terms of dynamic series get on the predicted indicator, taking into account their remoteness from the end of considered variables sequence. When using the method of exponential smoothing, the degree of influence of each of dynamic series member on the value of variable is distributed in accordance with the exponential law.

As an estimate of forecast accuracy authors suggested the standard deviation of predicted value by help of which it is possible to calculate the confidence intervals of forecast, since the proposed method of adaptive statistical prediction on the basis of exponential smoothing leaves unresolved the questions of choice of predictive function. The reason for this is that in general case the parabolic model is more efficient than the linear one, however, when variation of the variable time series is stepwise the parabolic model reaches a new level over a longer time interval than the linear one.

According to the proposed method, an algorithm is developed and implemented as a module for approximating and predicting time series. The computational data for three groups of sample data representing stationary periodic (cost of production for example as the production of fruits and

vegetables conserves at the enterprises of the Samarkand region, in thousand sums), non-stationary non-periodic (average weighted yield of exchange bonds of the Samarkand region for 2016, in % for year) and non-stationary periodic (the sums of receipts of contract payment to the current account of Samarkand State University, million sum) processes.

To optimize the solution of problems when information is incomplete, noisy, distorted, and when it is practically impossible to obtain acceptable solutions using statistical methods of analytical equalization, a study on the use of models of neural networks was carried out. It is known that neural networks for the processing of data sets provide a significant gain in the speed of the process, as well as in achieving adaptability of the model through training, based on the requirements of the problem.

In this study, we built a neural network model of the economic process using the cascade-forward back propagation neural network architecture, which is simple and efficient in approximating the data while maintaining an acceptable quality of modeling.

The training of a neural network is made on the basis of the most popular and widespread algorithm for back propagation of an error, because all of its characteristics are suitable for the chosen architecture of the network and are convenient for solution of problem posed in the study.

The main purpose of simulation is to build a forecast values of the future state of dynamic series, and to ensure high accuracy of data processing requires the selection of weighting factors that guarantee this accuracy. In this regard, as a parameter of the network, which a priori is bound to a certain type of input data and whose variations allow for a better choice, the average permissible deviation of the initial weighting coefficients is determined.

To illustrate the application of a neural network in modeling economic processes, the data were used like during implementation of approximation and prediction module based on the adaptive statistical prediction method.

Let's note that the construction of the forecast model is a process that continues the modeling procedure after the initial analysis of the graphical representation of the original data.

In order to determine the degree of preference of the method used with the received data type, the average deviation of the predicted value on predicted site is taken for both the adaptive statistical and the neural network method.

The results of experimental analysis showed that in most cases the model of statistical adaptive forecasting copes with the problem for a longer time interval than the neural network model. It was confirmed that the use of neural network models achieves high quality of time series approximation and forecasting of economic system behavior. The use of neural network models for business entities can provide a significant economic effect, since it allows to quickly and reliably predict the possible development of events in advance.

**Key words:** non-stationary economic process, time series, adaptive modeling, control, feedback, approximation, statistical prediction, neural network, standard deviation, training.

## References

1. Modeli otsenki, analiza i prognozirovaniya sotsialno-ekonomicheskix sistem. Monografiya // Pod red. T. S. Klebanovoy, N. A. Kizima. X.: FLP Pavlenko A. G.; ID „INJEK“, 2010. S. 12–67.
2. Kendel M. Vremennye ryadi. M.: Finansi i statistika, 1981.
3. Galushkin A. I. Teoriya neyronnix setey. Kn.1: Uchebnoe posobie dlya vuzov. M.: Izdatelskoe predpriyatie redaksii jurnala „Radiotexnika“, 2000.
4. Abdullaev A. M. Modelirovanie i prognozirovanie texniko-ekonomicheskix pokazateley. Tashkent: TINX, 1988.
5. Bessonov V. A. Metodi issledovaniya evolyusioniruyushix parnix vzaimosvyazey mejdu sotsialno ekonomicheskimi makropokazatelyami. M.: VS RAN, 1993.

6. Zuber I. E. Stabilizatsiya nestatsionarnix diskretnix sistem pri upravlenii po vixodu // *Avtomatika i telemexanika*. 2002. N 3. S. 35–47.
7. Zuber I. E. Terminalnoe upravlenie dlya nestatsionarnix diskretnix sistem // *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta*. Seriya 1. 2002. Vipusk 2 (N 9). S. 21–26.
8. Abdibaeva G. Z., Ermaganova S. B., Shintaeva S. S. Prognozirovaniye nestatsionarnix ekonomicheskix protsessov po metodu adaptivnogo statisticheskogo prognozirovaniya. // *Vestnik TGU*. 1 (117). Tomsk, 2013. S. 87–90.
9. Savinov G. V., Svetunkov S. G. Kompleksnie peremennie v ekonomicheskom analize i modelirovanii // *Izvestiya SanktPeterburgskogo gosudarstvennogo universiteta ekonomiki i finansov*. 2006. N 4. S. 51–58.
10. Soloveva YU. S., Grekova T. I. Modelirovanie ekonomicheskix protsessov s primeneniem neyrosetevix texnologiy // *Vestnik TGU*, N 1 (6). Tomsk, 2009. S. 49–58.
11. Mkrtchyan S. O. Neyroni i neyronnie seti. M.: Energiya, 1971.
12. Tyuterev V. V., Novoselsev V. B. Teoriya neyronnix setey: Uchebnoe posobie. Tomsk: Izdatelstvo Tomskogo gosudarstvennogo universiteta, 2001.
13. Novikov V. A., Kalatskaya L. V., Sadov V. S. Organizatsiya i obuchenie iskusstvennix neyronnix setey: Eksperimentalnoe ucheb. posobie. Minsk: Izd-vo BGU, 2003.

## РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ДИСКРЕТНЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

А. Р. Ахатов, Ф. М. Назаров

Самаркандский государственный университет,  
140104, Узбекистан, г. Самарканд

---

УДК 621.376.54

В статье рассматриваются вопросы моделирования нестационарных дискретных систем на примерах экономических процессов, которые осуществляются в условиях временных ограничений и запаздывания. Целью исследования является построение систем мониторинга, реализующих функции контроля достоверности, сглаживания, регулирования факторов, приводящих к невыполнению назначенных объемов и сроков. Разработаны модели адаптивного статистического и нейросетевого прогнозирования. Приведены результаты экспериментального анализа на конкретных числовых примерах.

**Ключевые слова:** нестационарный экономический процесс, временной ряд, адаптивное моделирование, управление, обратная связь, аппроксимация, статистическое прогнозирование, нейронная сеть, среднеквадратическое отклонение, обучение.

**Актуальность темы.** Нестационарным процессам, отражающим технологические, экономические, социальные, биологические, физические явления свойственны количественные и качественные характеристики, которым присущи скачкообразное, эволюционирующее развитие и регулирование параметров с течением времени. Наиболее подходящим механизмом описания таких процессов при формализации являются динамические случайные временные ряды, позволяющие применять методы адаптивного моделирования с целью выработки методов и алгоритмов регулирования описательных параметров [1]. Важным моментом при этом является то, что для достижения адаптивности моделей необходимо использование прогнозирующих функций, способных выдавать значения требуемых показателей на основе предшествующих членов временного ряда [2].

Моделирование нестационарных процессов в общем случае может осуществляться с помощью традиционных математических методов, однако на сегодняшний день перспективным направлением исследований является применение современных методов интеллектуальной обработки данных, одним из ярких представителей которых считаются нейросетевые технологии [3].

Теоретический и практический опыт традиционных методов прогнозирования развивается на базе фундаментальных концепций и принципов управленческого финансирования. При этом, помимо получения возможных будущих оценок тех или иных исследуемых параметров, целью прогнозирования также является определение возможных событий во внешней и внутренней среде и последствий для экономики.

Проблема прогнозирования процессов вследствие быстрых, порой плохо предсказуемых изменений внешней среды, в последние годы стала особенно сложной. С учетом этих

трудностей и критичности ошибок в прогнозах некоторые специалисты были вынуждены заговорить о тщетности прогнозирования нестационарных процессов и сложности структурных характеристик систем экономики [4, 5].

Проблемам анализа и прогнозирования нестационарных процессов в экономической литературе уделено недостаточное внимание. Несколько публикаций посвящено общим теоретическим вопросам о роли этих инструментов. Ведутся дискуссии о преимуществах систематизации анализа и прогнозирования, но единого аппарата исследования нестационарно-эволюционных процессов пока не существует. Остается неосвещенным ряд актуальных вопросов, например, способы определения характеристик процесса, механизм изучения структуры объекта, анализа факторов, выбор методов прогнозирования, повышение эффективности прогнозов.

В связи с этим, можно констатировать, что актуальным направлением исследования является разработка методов и механизмов осуществления идентификации типа и прогнозирования значений процессов и характеристик их поведения с использованием новейших технологий.

В настоящем исследовании рассматриваются вопросы моделирования нестационарных дискретных систем, описывающих процессы, подобные оплате образовательных контрактов, расходу электроэнергии, продаже скоропортящихся товаров, которые осуществляются в условиях временных ограничений и запаздывания, с целью построения систем мониторинга оплаты образовательных контрактов, прогноза и планирования показателей снабжения электроэнергией, планирования объемов скоропортящихся товаров, приобретаемых для розничной торговли, в которых реализуются функции контроля достоверности, сглаживания, регулирования факторов, приводящих к невыполнению назначенных объемов и сроков.

**Описание нестационарных дискретных систем на основе уравнений управления обратной связью по состоянию.** В нестационарных дискретных системах для отражения условий ограничения и запаздывания подходящим механизмом могут оказаться уравнения терминального управления обратной связью по состоянию.

Анализ литературы показывает, что для некоторых классов нестационарных систем решения задач терминального управления получены на основе синтеза решений для линейных стационарных систем [6].

В работах [6, 7] приводятся достаточные условия существования и явный вид терминального управления обратной связью по состоянию для линейных нестационарных дискретных систем.

Исходя из теоретических положений и аналитических результатов работ [2, 6], нами предложена модель нестационарной дискретной системы в условиях ограничений и запаздывания. Для начала представим дискретную стационарную линейную систему управления, описываемую уравнениями

$$x_{k+1} = Ax_k + bu_k; \quad x_0; \quad x_k \in R^n; \quad k = 0, 1, \dots, \quad (1)$$

где переменные  $A$  и  $b$  считаются заданными.

При введении переменной  $\varphi$  — фактора влияний внутренних и внешних возмущений — скалярное управление обратной связью по состоянию описывается выражением

$$u_k = \varphi \cdot x_k, \quad (2)$$

при котором для решения замкнутой системы

$$x_{k+1} = Dx_k, \quad D = A + b\varphi, \quad (3)$$

и заданных  $m, m \geq n, r$  выполняется условие

$$x_m = r, \quad (4)$$

где  $r$  — пороговое значение, которое достигается за  $m$  шагов.

Если  $\alpha_i (i = 0, 1 \dots n)$  — коэффициенты характеристического многочлена матрицы  $A$ , то матрицу  $\varphi$  можно представить в следующем виде:

$$\varphi = \begin{vmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \alpha_1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \\ \alpha_{n-1} & \alpha_{n-2} & \dots & \alpha_1 & 1 \end{vmatrix}, \quad \varphi = \begin{vmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \alpha_1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \\ \alpha_{n-1} & \alpha_{n-2} & \dots & \alpha_1 & 1 \end{vmatrix},$$

Перейдем теперь к определению условий существования и явного вида скалярного управления для нестационарной системы. Вид выражения скалярного управления нестационарной системы принимает вид

$$u_k = \varphi_k x_k, \quad (5)$$

где  $\varphi_k, (k = 0, 1, \dots, l)$  — факторы влияний внутренних и внешних возмущений при локальных коэффициентах  $l$ -го сегмента нестационарного ряда, при которых для решения замкнутой системы

$$x_{k+1} = D_k x_k, \quad D_k = A_k + b_k \varphi_k \quad (6)$$

и заданных  $m, r$  выполняется условие (4).

Решения систем (6) определяют условия существования и явный вид вектора обратной связи, обеспечивающего переход системы в заданное состояние за заданное число шагов  $m, m \leq n$ .

Однако, ввиду нестационарности исследуемых процессов, уравнения, определяющие спектр матрицы преобразования системы, согласно результатам, приведенным в [7], решаются неоднозначно, а это приводит к требованию оптимизации поставленной задачи управления нестационарными процессами, например за счет анализа, прогнозирования и регулирования параметров возмущающих факторов.

**Прогнозирование нестационарных экономических процессов по методу адаптивного статистического прогнозирования.** На практике для регулирования возмущений временных рядов с варьирующими характеристиками наиболее часто используется метод экспоненциального сглаживания [8]. Этот метод является одним из методов адаптивного прогнозирования и приспособлен для количественной оценки влияния, которое оказывают на прогнозируемый показатель предшествующие члены динамического ряда с учетом их отдаленности от конца рассматриваемой последовательности переменных величин [9]. При использовании метода экспоненциального сглаживания степень воздействия каждого члена динамического ряда на величину переменной  $\varphi_k, (k = 0, 1, \dots, l)$  распределяется в соответствии с экспоненциальным законом.

Отличительной особенностью адаптивных методов прогнозирования является неоднозначный подход к элементам ряда, расположенным в начале, середине и конце последовательности числовых величин. Это позволяет отразить тот факт, что воздействие замыкающих наблюдений отражается на прогнозных оценках более заметно, чем влияние начальных уровней ряда.

Пусть тенденция изменения параметра возмущений описана в виде полинома [7]:

$$\overline{\varphi}_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot t + \frac{\alpha_2}{2!} \cdot t^2 + \frac{\alpha_3}{3!} \cdot t^3 + \dots + \frac{\alpha_p}{P!} \cdot t^p. \quad (7)$$

Для того чтобы регулирование параметров на основе модели (7) приводило к адаптации, принято использование вычислительной схемы, которая корректирует параметры уравнения после очередного периода времени для исследуемого сегмента.

Разработана методика, которая позволяет выразить на основе модели (7) совокупность экспоненциальных средних первого ( $S_t^1$ ), второго ( $S_t^2$ ), ..., к-го ( $S_t^k$ ) порядка для осуществления процедур регулирования параметров  $\varphi_k$ . Расчет экспоненциальных средних осуществляется по формулам:

$$\begin{aligned} S_t^1 &= a \sum_{j=0}^n (1 - \alpha)^j \cdot \varphi_t; \\ S_t^2 &= a \sum_{j=0}^n (1 - \alpha)^j \cdot S_t^1; \\ &\dots\dots\dots \\ S_t^k &= a \sum_{j=0}^n (1 - \alpha)^j \cdot S_t^{k-1}, \end{aligned} \quad (8)$$

где  $a$  — коэффициент уровня прогнозирования для параметра сглаживания.

Выбор значения коэффициента параметра сглаживания  $a$  влияет на отражение тенденции изменения показателя, характеризующего запаздывание в зависимости от ограничения. При малых  $a$  достоверность прогнозируемого уровня низка, так как резкое уменьшение значения регулируемого параметра приводит к еще большим возмущениям в тренде динамического ряда. При больших  $a$  достоверность прогнозируемого уровня высока, так как значение параметра регулирования будет постепенно сглаживать тенденцию замыкающих элементов рассматриваемой совокупности. То есть чем больше величина параметра сглаживания, тем модель лучше способна адаптировать регулируемые параметры, а именно увеличить или уменьшить ограничение для сглаживания запаздывания.

Такое свойство адаптивности модели (7) определяет подход к выбору константного значения параметра сглаживания в зависимости от типа прогноза. При краткосрочных прогнозах принятие значений  $a$  на относительно высоком уровне позволит учитывать и анализировать оперативную информацию для прогнозирования состояния объекта в зависимости от недалекого прошлого. Уменьшение значения константной переменной по мере увеличения глубины прогноза делает модель способной учитывать перспективность формирования сглаживающей переменной  $\varphi_t$ .

Отметим, что значение параметра сглаживания возможно определять на различных видах полинома, например, линейном и параболическом [6]:

$$\bar{\varphi}_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot t; \quad (9)$$

$$\bar{\varphi}_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot t + \frac{\alpha}{2!} \cdot t^2. \quad (10)$$

При этом, увеличение размерности полинома не обязательно улучшает точность сглаживающего параметра, а это значит, что необходимо дополнительное исследование для оценки точности регулируемого параметра, при котором достигается минимальная ошибка прогноза [7].

Выберем значение коэффициента сглаживающего параметра при длине интервала сглаживания  $m$ , приблизительно равной продолжительности длины ряда с учетом как минимум двух сегментов временного ряда, т. е.

$$a = \frac{2}{m+1}. \quad (11)$$

Разработанный алгоритм определения и оценки точности сглаживающего параметра состоит из следующих шагов.

1) Инициализация значений коэффициентов уравнений описания параметра сглаживания при уравнениях (9) и (10).

2) Определение начальных значений экспоненциальных средних по формулам

$$\begin{aligned} S_1^1 &= \bar{\alpha}_0 - \frac{1-a}{a} \bar{\alpha}_0; \\ S_1^2 &= \bar{\alpha}_1 - \frac{2-a}{a} \bar{\alpha}_1. \end{aligned} \quad (12)$$

3) Для параболической модели экспоненциальные средние находятся по формуле:

$$\begin{aligned} S_1^1 &= \alpha_0 - \frac{1-a}{a} \alpha_1 + \frac{(1-a) \cdot (2-a)}{2a^2} \cdot \alpha_2; \\ S_1^2 &= \alpha_0 - \frac{2(1-a)}{a} \alpha_1 + \frac{(1-a) \cdot (3-2a)}{a^2} \cdot \alpha_2; \\ S_1^3 &= \alpha_0 - \frac{3(1-a)}{a} \alpha_1 + \frac{3(1-a) \cdot (1-3a)}{2a^2} \cdot \alpha_2. \end{aligned} \quad (13)$$

4) Нахождение параметров прогнозирующей функции:

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}_0 &= 2S_2^1 - S_2^2 \\ \bar{\alpha}_1 &= \frac{a}{1-a} (S_2^1 - S_2^2) \end{aligned} \quad (14)$$

Для параболической модели  $\bar{\alpha}_0$ ,  $\bar{\alpha}_1$ ,  $\bar{\alpha}_2$  — находятся по формулам:

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}_0 &= 3(S_2^1 - S_2^2) + S_2^2 \\ \bar{\alpha}_1 &= \frac{a}{2} \cdot (1-a)^2 \cdot [(6-5a) \cdot S_t^1 - 2(5-4a) \cdot S_t^2 + (4-3a) \cdot S_t^3] \\ \bar{\alpha}_2 &= \frac{a}{2} \cdot (1-a)^2 \cdot (S_t^1 - 2 \cdot S_t^2 + S_t^3). \end{aligned} \quad (15)$$

5) Установление прогнозного значения переменной для момента времени  $t+1$ :

$$\widehat{\varphi}_{t+1} = \overline{\alpha}_0 + \overline{\alpha}_1 \cdot l; \quad (16)$$

для параболической модели:

$$\widehat{\varphi}_{t+1} = \overline{\alpha}_0 + \overline{\alpha}_1 \cdot t_1 + \frac{\overline{\alpha}_2}{2!} \cdot l^2, \quad (17)$$

где  $l$  — показатель периода для краткосрочного, среднесрочного, долгосрочного или другого типа прогноза ( $l = 1, 2, \dots$ ).

6) Расчет экспоненциальных средних для  $t = 2, \dots, n$  по формулам:

$$\begin{aligned} S_t^1 &= a \cdot \varphi_t + (l - a) \cdot S_{t-l}^1; \\ S_t^2 &= a \cdot S_t^1 + (l - a) \cdot S_{t-l}^2; \\ S_t^3 &= a \cdot S_t^2 + (l - a) \cdot S_{t-l}^3. \end{aligned} \quad (18)$$

7) Для расчета экспоненциальных средних и параметров прогнозирующей функции, расчетных значений показателя для всех остальных значений  $t$  осуществляется переход к пункту 4 и реализуется цикл, пока  $t \leq n$ .

8) Значения  $\widehat{\varphi}_{t+1}$  для модели при  $t = n$ : фиксируются как прогнозное значение.

Конец алгоритма.

В качестве оценки точности прогноза предлагается среднеквадратическое отклонение прогнозного значения, которое рассчитывается по формуле

$$\sigma_{t+l} = \sigma_t \cdot \sqrt{a/(2-a)^3 \cdot [1 + 4(1-a) + 5(1-a)^2 + 2a(4-3a) \cdot l + 2a^2 \cdot l^2]}, \quad (19)$$

где

$$\sigma_t = \sqrt{\sum \frac{(\varphi_t - \overline{\varphi}_t)^2}{(m-2)}}. \quad (20)$$

Отметим, что с помощью такой оценки можно рассчитать доверительные интервалы прогноза, так как при предложенном методе вопрос выбора прогнозирующей функции остается открытым ввиду того, что в общем случае параболическая модель эффективней линейной, однако при скачкообразном (ступенчатом) варьировании переменной временного ряда параболическая модель достигает нового уровня за больший промежуток времени по сравнению с линейной.

Приведенный алгоритм реализован в качестве модуля аппроксимации и прогнозирования временного ряда, и получены расчетные данные для трех групп выборочных данных, представляющих стационарные периодические (себестоимость произведенной продукции на примере производства консервантов из фруктов и овощей предприятий Самаркандской области, тыс. сум), нестационарные непериодические (средневзвешенная доходность биржевых облигаций Самаркандской области за 2016 г., % годовых) и нестационарные периодические (суммы поступлений контрактной оплаты на расчетный счет Самаркандского государственного университета, млн. сум) процессы.

Однако, как было указано выше, моделирование экономических процессов может осуществляться также и с помощью нейронных сетей [10]. Нейросетевые технологии дают преимущества при решении задач с неполной, зашумленной, искаженной информацией, для которых практически невозможно получить приемлемые решения с помощью статистических методов аналитического выравнивания. Использование моделей нейронных

сетей для обработки массивов данных дает значительный выигрыш в быстродействии процесса, а также в достижении адаптивности модели за счет изменения топологии сети при обучении, исходя из требований решаемой задачи [3, 11, 12].

**Описание и прогнозирование нестационарных экономических процессов на основе нейросетевых технологий.** Основная проблема использования нейросетевых технологий заключается в правильном выборе архитектуры нейронной сети для решения определенной задачи. Аппроксимацию данных, представляемых временным рядом, можно осуществлять с помощью многослойных, радиально-базисных, обобщенно-регрессионных и др. типов сетей [3, 11, 12]. Причем, практика применения нейросетей показывает, что в зависимости от типов задач различные архитектуры сетей выдают разное качество решений. Исходя из результатов анализа научно-технической литературы, в данном исследовании нами принято построение нейросетевой модели экономического процесса с применением каскадной (cascade-forward backpropagation neural network [13]) архитектуры нейронной сети, которая отличается простотой и эффективностью при аппроксимации данных с сохранением приемлемого качества моделирования.

Обучение нейронной сети принято осуществить на основе наиболее популярного и распространенного алгоритма обратного распространения ошибки, т. к. все его характеристики подходят для выбранной архитектуры сети и решения поставленной в исследовании проблемы [10, 13].

Основной целью моделирования является построение прогноза будущего состояния динамического ряда, а для обеспечения высокой точности обработки данных требуется подбор весовых коэффициентов, гарантирующих такую точность. В связи с этим, в качестве параметра сети, который априори привязан к определенному типу входных данных и вариации которого позволяют сделать лучший выбор, определено среднее допустимое отклонение начальных весовых коэффициентов  $\sigma$ .

Для иллюстрации применения нейронной сети при моделировании экономических процессов были взяты те же данные, которые были использованы при реализации модуля аппроксимации и прогнозирования на основе метода адаптивного статистического прогнозирования.

Отметим, что построение прогнозной модели является процессом, продолжающим процедуру моделирования после первичного анализа графического представления исходных данных.

Для определения степени предпочтительности используемого метода при принятом виде данных принято среднее отклонение прогнозного значения на прогнозируемом участке как для адаптивного статистического, так и для нейросетевого метода [7, 13]:

$$\gamma = \frac{1}{N - k} \times \sum_{i=k+1}^N \left| \frac{\sigma_i - \widehat{\sigma}_i}{\sigma_i} \right|, \quad (21)$$

где  $\widehat{\sigma}_i$  — оценка, построенная по соответствующему методу.

Согласно этой методике, высокой точности прогноза соответствуют значения  $\gamma < 0,1$ ; хорошая точность достигается при  $0,1 < \gamma < 0,2$ ; удовлетворительная точность — при  $0,2 < \gamma < 0,5$ ; неудовлетворительная точность — при  $\gamma > 0,5$ .

Для решения задачи прогнозирования, как и в работе [11], применим метод проекции временного ряда. Тогда задача решается с помощью обученной нейронной сети с выполнением так называемой проекции временного ряда, где количество построенных

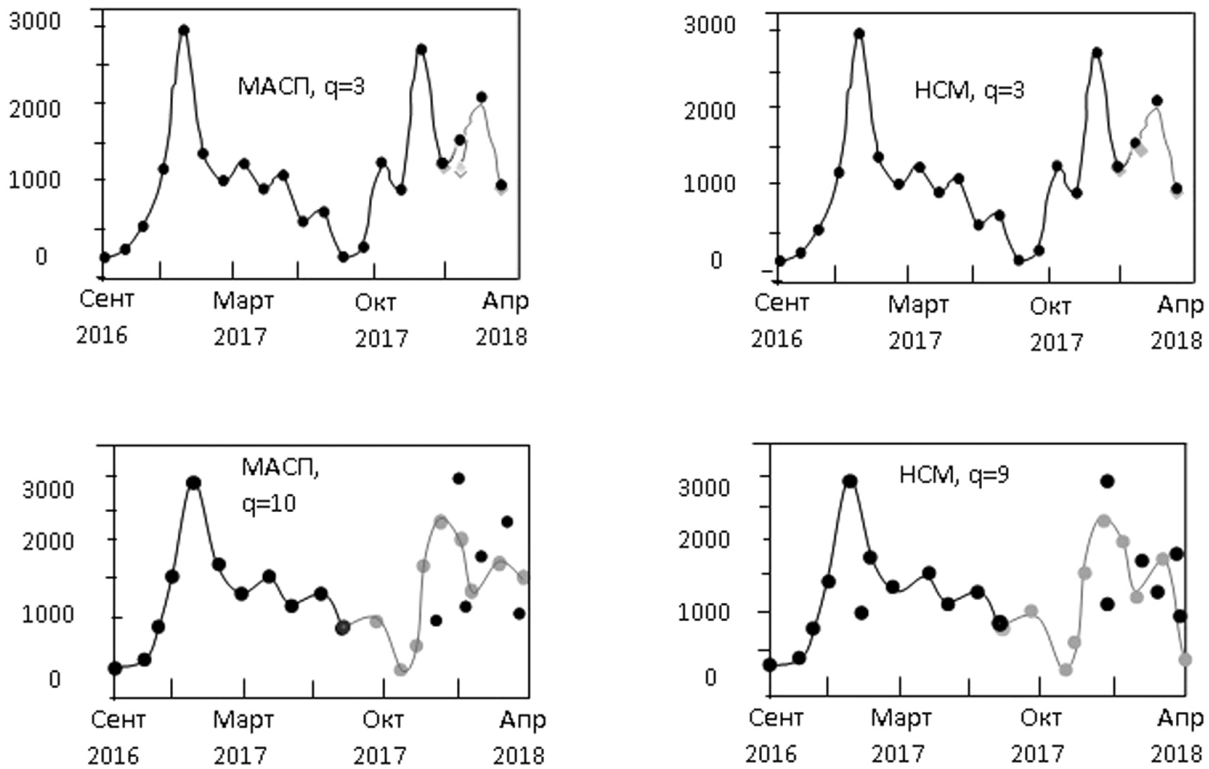


Рис. 1. Расчеты для себестоимости произведенной продукции (тыс. сум)

прогнозных значений называется горизонтом прогнозирования и обозначается символом  $q$ , а общий объем ряда динамики обозначается символом  $N$ . После обучения сети на выделенных примерах объема  $(N - q)$  выдается прогноз следующего значения ряда динамики. Проекция заключается в том, что полученный очередной результат вместе с предыдущей обучающей выборкой снова и снова подается на вход сети, причем это можно повторять произвольное количество раз. Однако увеличение количества повторений не гарантирует улучшения качества прогноза.

Одним из эффективных решений такой проблемы принята организация смены топологии сети в процессе обучения. При использовании каскадной нейронной сети это осуществляется заменой метода минимизации ошибки, в нашем случае, одного из трех методов MSE, RootMSE, Arctan. При определении области топологий нейронных сетей для построения прогнозных моделей произведен анализ качества, а соответственно и адекватности прогноза по коэффициенту среднего отклонения (21).

**Результаты экспериментального анализа.** Расчеты получены для двух значений горизонта прогнозирования, когда  $q = 3$ ,  $q = 9$  в соответствии с прогнозом на три месяца и девять месяцев соответственно. После получения результатов применения проекции временного ряда для нейросети при всех трех группах выборочных данных, подсчитаны значения величины  $\gamma$  по формуле (21), которая характеризует точность полученного прогноза для обоих исследуемых методов.

На рис. 1–6 проиллюстрированы графики построения прогнозирующих моделей по адаптивному статистическому и нейросетевому методу. На рисунках точки означают исходные данные, линии — график аппроксимирующей функции, прогнозные значения в

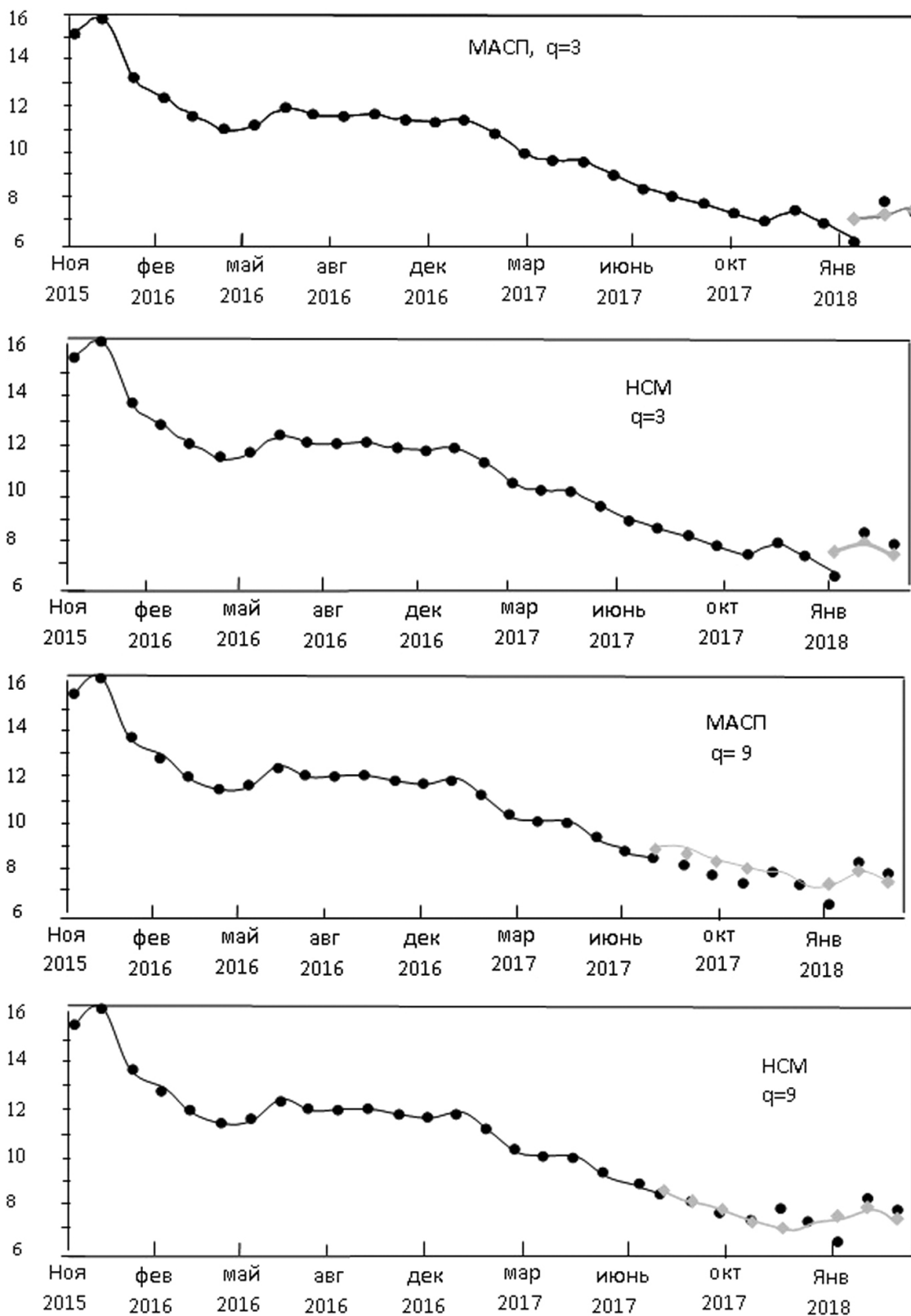


Рис. 2. Средневзвешенная доходность биржевых облигаций в %

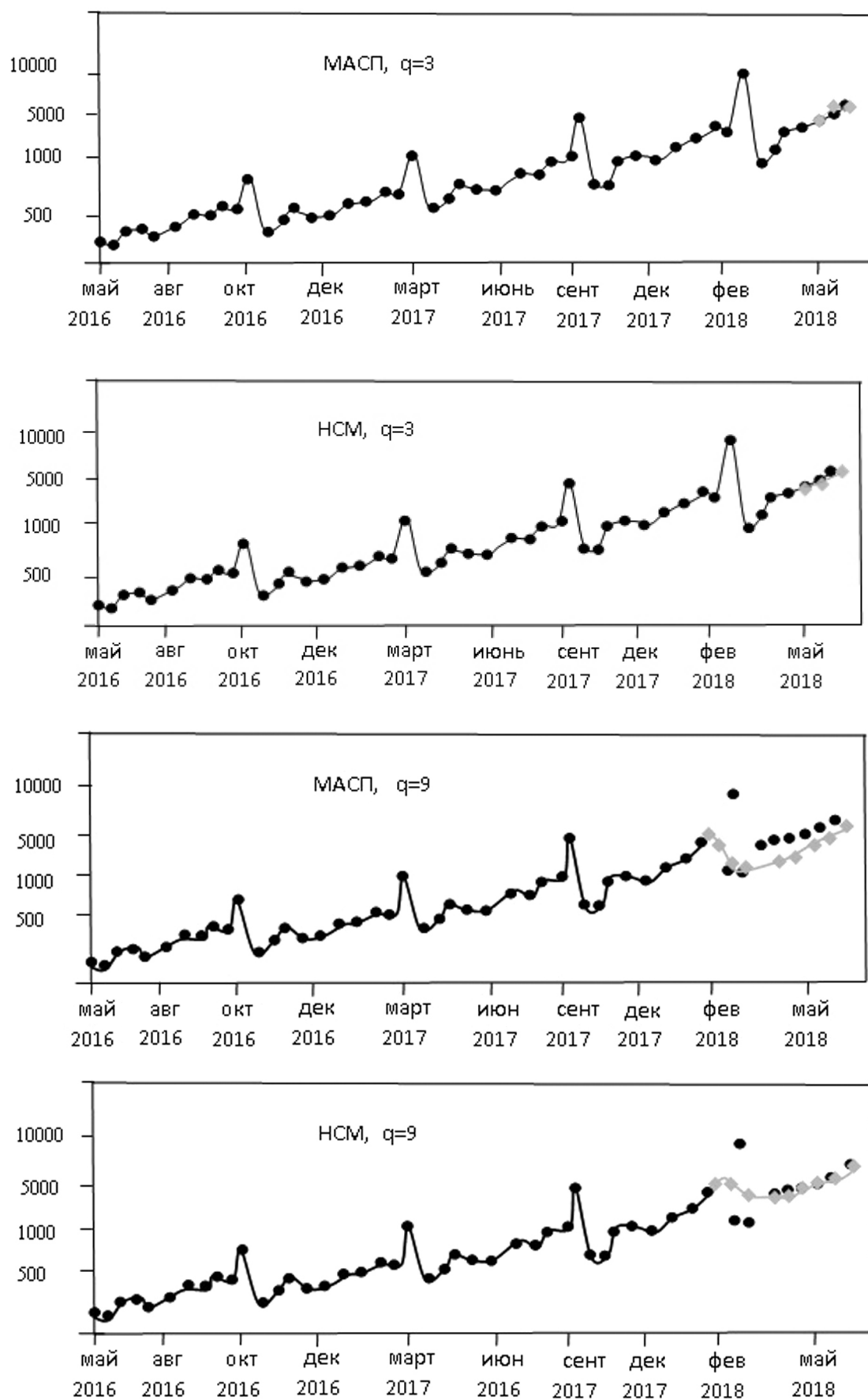


Рис. 3. Суммы поступлений контрактной оплаты на расчетный счет университета, млн. сум

Таблица 1

Горизонт прогнозирования  $q = 3$ 

Данные	Характеристики	МАСП	НСМ
Периодические	$\Gamma$	0,1176	0,0206
нестационарные	$T, c$	6,218	1,791
Непериодические	$\Gamma$	0,0031	0,0038
нестационарные	$T, c$	3,114	3,064
Периодические	$\Gamma$	0,0204	0,0214
нестационарные	$T, c$	2,544	2,764

Таблица 2

Горизонт прогнозирования  $q = 10$ 

Данные	Характеристики	МАСП	НСМ
Периодические	$\Gamma$	0,2025	0,1858
нестационарные	$T, c$	1,763	1,471
Непериодические	$\Gamma$	0,0136	0,0846
нестационарные	$T, c$	4,778	2,665
Периодические	$\Gamma$	0,0752	0,0506
нестационарные	$T, c$	8,974	2,624

виде точек и линий выделены серым оттененным цветом, МАСП — метод статистического адаптивного прогнозирования, НСМ — нейросетевой метод прогнозирования.

Для оценки эффективности разработанных методов проведено сравнение основных показателей работы моделей, которые приведены в табл. 1 и 2. В них приняты следующие обозначения: значения коэффициентов точности прогноза в виде среднеквадратического отклонения  $\gamma$ , вычисленного по формуле (21), время работы модели  $T$  в секундах.

На основании данных таблиц можно сделать вывод, что в большинстве случаев модель статистического адаптивного прогнозирования справляется с задачей за более длительный временной промежуток, чем нейросетевая модель. Прогноз, построенный с применением НСМ, является более адекватным и качественным, что видно по величине  $\gamma$  (табл. 1, 2).

**Заключение.** Таким образом, видно, что применение нейросетевой модели для построения прогнозирующей модели экономического процесса достаточно обоснованно. В качестве недостатков использования нейросетевых моделей вообще можно отметить значительную зависимость результатов для конкретного экономического процесса от выбранного метода обучения сети.

Сравнение результатов экспериментального анализа при конкретных числовых данных подтверждает применимость нейронных сетей и высокое качество аппроксимации временных рядов и прогнозирования поведения экономической системы. Использование нейросетевых моделей хозяйствующими субъектами может обеспечить получение значительного экономического эффекта, так как позволяет быстро и надежно заблаговременно просчитать возможное развитие событий.

## Список литературы

1. Модели оценки, анализа и прогнозирования социально-экономических систем. Монография / Под ред. Т. С. Клебановой, Н. А. Кизима. Х.: ФЛП Павленко А. Г.; ИД „ИНЖЭК“, 2010. С. 12–67.
2. Кендэл М. Временные ряды. М.: Финансы и статистика, 1981.
3. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. Кн.1: Учебное пособие для вузов. М.: Издательское предприятие редакции журнала „Радиотехника“, 2000.
4. Абдуллаев А. М. Моделирование и прогнозирование технико-экономических показателей. Ташкент: ТИНХ, 1988.
5. Бессонов В. А. Методы исследования эволюционирующих парных взаимосвязей между социально экономическими макропоказателями. М.: ВЦ РАН, 1993.
6. Зубер И. Е. Стабилизация нестационарных дискретных систем при управлении по выходу // Автоматика и телемеханика. 2002. № 3. С. 35–47.
7. Зубер И. Е. Терминальное управление для нестационарных дискретных систем // Вестник Санкт-Петербургского университета. Серия 1. 2002. Выпуск 2 (№ 9). С. 21–26.
8. Абдыбаева Г. З., Ермаганова С. Б., Шинтаева С. С. Прогнозирование нестационарных экономических процессов по методу адаптивного статистического прогнозирования // Вестник ТГУ. № 1 (117). Томск, 2013. С. 87–90.
9. Савинов Г. В., Светуных С. Г. Комплексные переменные в экономическом анализе и моделировании // Известия СанктПетербургского государственного университета экономики и финансов. 2006. № 4. С. 51–58.
10. Соловьева Ю. С., Грекова Т. И. Моделирование экономических процессов с применением нейросетевых технологий // Вестник ТГУ, № 1 (6). Томск, 2009. С. 49–58.
11. Мкртчян С. О. Нейроны и нейронные сети. М.: Энергия, 1971.
12. Тютюрев В. В., Новосельцев В. Б. Теория нейронных сетей: Учебное пособие. Томск: Издательство Томского государственного университета, 2001.
13. Новиков В. А., Калацкая Л. В., Садов В. С. Организация и обучение искусственных нейронных сетей: Экспериментальное учеб. пособие. Минск: Изд-во БГУ, 2003.



**Ахатов Акмал Рустамович** — д-р техн. наук, доцент Самаркандского государственного университета, Декан факультета прикладной математики и информатики; e-mail: [akmalar@rambler.ru](mailto:akmalar@rambler.ru); тел.: +998902716418.

**Ахатов Акмал Рустамович** — автор 1 монографии, свыше 200 научных и научно-методических работ, в том числе имеются 8 учебно-методических пособий и 19 свидетельств о регистрации программ для ЭВМ.

Выступал с докладами на 37 международных, 39 республиканских и межвузовских научных конференциях. Является участником гранта — А5-039 „Разработка программных средств построения параллельных алгоритмов интеллектуального анализа данных“ (2015–2017 гг.).

В период своей деятельности занимается исследованием нового научного направления по разработке научно-методологических основ, методов и алгоритмов построения систем контроля достоверности информации в структуре пакетов передачи данных.

Был лауреатом Президентской стипендии Республики Узбекистан, учрежденной для аспирантов в 2003 г.

В 2014 г. защитил диссертацию на соискание степени доктора технических наук на тему „Методы и программно-алгоритмические комплексы обеспечения достоверности информации в системах электронного документооборота на основе рг-избыточности“ по специальности 05.13.01 — „Системный анализ, управление и обработка информации“.

На сегодняшний день под его научным руководством подготовлено 9 магистерских дис-

сертационных работ. Является участником регионального научного семинара „Информационные технологии“.

Активно участвует с докладами на научном и методическом семинаре. Читает лекции, проводит практические и лабораторные занятия по специальным курсам. Внедряет в учебный процесс современные системы информационных и педагогических технологий.

Является членом экспертного совета Высшей аттестационной комиссии, членом экспертного и научно-технического советов Государственного комитета науки и технологий Республики Узбекистан.

**Akhatov Akmal Rustamovich** — Dean of the Faculty of Applied Mathematics and Informatics of the Samarkand State University, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor, Chair of Information Technologies, SSU

Author of 1 monograph, over 200 scientific and scientific-methodical works, including 8 educational manual and 19 certificates on registration of software.

He participated in 37 international, 39 republican scientific conferences. He is a participant of the grant — A5-039 „Development of software tools for constructing parallel algorithms for data mining“ (2015-2017).

During the period of his activity he is engaged in research of a new scientific direction on the development of scientific and methodological foundations, methods and algorithms for constructing information reliability control systems in the structure of data transmission packages.

He was a laureate of the Presidential Scholarship of the Republic of Uzbekistan, established for post-graduate students in 2003.

In 2014 he defended his thesis for the degree of Doctor of Technical Sciences on the topic „Methods and software-algorithmic complexes to ensure the reliability of information in electronic document management systems based on pr-redundancy“, specialty 05.13.01 — „System analysis, management and processing of information.“

To date, under his scientific guidance, 9 master's dissertations have been prepared. He is

a participant of the regional scientific seminar „Information Technologies“.

He actively participates in reports at the scientific and methodological seminar, reads lectures, conducts practical and laboratory classes at special courses, introduces modern systems of information and pedagogical technologies in the educational process.

He is a member of the Expert Council of the Higher Attestation Commission, a member of the expert and scientific and technical councils of the State Committee of Science and Technology of the Republic of Uzbekistan.



**Назаров Файзулло Махмадиярович** — ассистент кафедры информационных технологий Самаркандского государственного университета; e-mail: [fayzullo-samsu@mail.ru](mailto:fayzullo-samsu@mail.ru); тел.: +998944798640.

**Назаров Файзулло Махмадиярович** — автор свыше 35 научных и научно-методических работ, в том числе имеются 3 учебно-методических пособия и 4 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Выступал с докладами на 2 международных, 25 республиканских и межвузовских научных конференциях.

Назаров Ф. М. окончил факультет прикладной математики и информатики в 2012 году, в 2014 году получил степень магистра наук по специальности „Прикладная математика и информационные технологии“.

В 2011–2012 учебном году Назаров Ф. М. был лауреатом Республиканской олимпиады по „Основам программирования“. Является активным членом и одним из идеологов клуба „Алгоритм“ при научном сообществе одаренных студентов факультета прикладной математики и информатики Самаркандского госуниверситета.

В области научной деятельности занимается исследованием нового научного направления по разработке научно-методологических основ, методов и алгоритмов построения систем контроля достоверности информации в экономических информационных системах.

Активно участвует с докладами на научных и методических семинарах. Читает лекции, проводит практические и лабораторные занятия по дисциплинам в области программирования, компьютерных сетей, защиты информации.

Внедряет в учебный процесс современные системы информационных и педагогических технологий.

**Nazarov Fayzullo Maxmadiyarovich** — Samarkand State University, Assistant, Chair of Information Technologies, SSU

Author over 35 scientific and scientific-methodical works, including 3 educational manual and 4 certificates on registration of software.

He participated in 2 international, 25 republican scientific conferences.

Nazarov F.M. graduated from the Applied Mathematics and Informatics Department in 2012, in 2014 received a Master of Science degree in Applied Mathematics and Information Technology.

In the academic year 2011-2012 Nazarov F.M. was a laureate of the Republican Olympiad on „Basics of Programming“. He is an active member and one of the ideologists of the club „Algorithm“ under the scientific community of gifted students of the Faculty of Applied Mathematics and Informatics of the Samarkand State University.

In the field of scientific activity is engaged in research of a new scientific direction on the development of scientific and methodological foundations, methods and algorithms for constructing information reliability monitoring systems in economic information systems.

He actively participates in reports at the scientific and methodological seminar. He reads lectures, conducts practical and laboratory classes in the fields of programming, computer networks, information security.

Introduces modern systems of information and pedagogical technologies in the educational process.

*Дата поступления — 21.07.2018*