

12-26-2018

Optimization of data processing based on accounting for factors of external expenses, regulation and correction of variables .

I.I Jumanov

Doctor of Technical Sciences, Professor, Department of Information Technology, Samarkand State University. Tel.: +998662293558,, olimjondi@mail.ru

S.M Xolmonov

Assistant, Department of Information Technology, Samarkand State University. Tel: (+99897)9220367,, s-xolmonov@mail.ru

Follow this and additional works at: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm>

 Part of the [Engineering Commons](#)

Recommended Citation

Jumanov, I.I and Xolmonov, S.M (2018) "Optimization of data processing based on accounting for factors of external expenses, regulation and correction of variables .," *Chemical Technology, Control and Management*: Vol. 2018 : Iss. 4 , Article 10.

DOI: <https://doi.org/10.34920/2018.6.54-61>

Available at: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm/vol2018/iss4/10>

This Article is brought to you for free and open access by 2030 Uzbekistan Research Online. It has been accepted for inclusion in Chemical Technology, Control and Management by an authorized editor of 2030 Uzbekistan Research Online. For more information, please contact sh.erkinov@edu.uz.

Optimization of data processing based on accounting for factors of external expenses, regulation and correction of variables .

Cover Page Footnote

Tashkent State Technical University, SSC «UZSTROYMATERIALY», SSC «UZKIMYOSANOAT», JV «SOVPLASTITAL», Agency on Intellectual Property of the Republic of Uzbekistan



ISSN 1815-4840

Himičeskaâ tehnologiâ. Kontrol' i upravlenie

**CHEMICAL TECHNOLOGY.
CONTROL AND MANAGEMENT**2018, №6 (84) pp. 54-61. <https://doi.org/10.34920/2018.6.54-61>International scientific and technical journal
journal homepage: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm/>

Since 2005

УДК 658.512.011

И.И.ЖУМАНОВ, С.М.ХОЛМОНОВ (СамГУ)

ОПТИМИЗАЦИЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ УЧЕТА ФАКТОРОВ ВНЕШНИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ, РЕГУЛИРОВАНИЯ И КОРРЕКТИРОВКИ ЗНАЧЕНИЙ ПЕРЕМЕННЫХ

Дастлабки маълумотлар чекланган, ташиқи таъсир тавсифлари ўзгарувчи бўлган, параметрли ноаниқлик шароитларда фаолият юритувчи тизимда маълумотларга оптимал ишлов беришнинг услуб ва содда бўлган ҳисоб схемалари ишлаб чиқилган. Барқарор бўлмаган объектларни нозизиқли тавсифлаш учун турли хил идентификациялаш моделлари ўрнатилган, чиқиш ўзгарувчисининг қийматли имконияти ҳисобига йўналтирилган чегара ва кириш шартлари аниқланган. Динамик моделлар ва нейрон тармоқлари (НТ) умумлашуви, таркибий компонентларни ҳисоблаш схемаларини мослаштириш механизми ҳамда НТни ўргатувчи алгоритмларини синтезлаш асосида идентификациялаш технологияларини қўллаш ёндашуви тақдир этилган. Эҳтимолли, эвристик ва стохастик қидириш, ўргатувчи маълумот танланмасини шакллантириш, кириш ва чиқиш боғлиқлиги чиқиқли ва нозизиқли моделлар ўзгарувчиларнинг қийматларини ростлаш механизми асосида НТни ўргатувчи умумлашган алгоритм ишлаб чиқилган. Яратилган маълумотларга ишлов берувчи дастурий мажмуа жорийлаштириш самарадорлиги турли услуб, алгоритм, тезлик, графиклар, талаблар бўйича таҳлил қилинган ва НТ алгоритмлари турғунлиги даражаси ва маълумотларга ишлов беришнинг минимал ўртача квадратик хатоликлари баҳолари аниқланган.

Таянч сўзлар: оптималлаштириш, нозизиқли модель, идентификациялаш, барқарор бўлмаган объект, нейрон тармоғи, ростлаш, ҳисоблаш схемаси, дастурий мажмуа, ўргатувчи алгоритм, минимал ўртача квадрат хатолик, маълумотларга ишлов бериш, самарадорлик.

Разработаны методы и упрощенные вычислительные схемы оптимизации обработки данных для систем, функционирующих в условиях ограниченной априорной информации, изменения характеристик внешних воздействий, неопределенности параметров. Для описания нестационарного объекта рассмотрены модели нелинейной идентификации, определены ограничения, входные условия для получения возможных значений выходных переменных. Предложен подход, направленный на использование технологий идентификации на основе обобщения возможностей динамических моделей, нейронных сетей (НС), механизмов регулирования переменных вычислительных схем структурных компонентов сети, а также алгоритмов обучения НС. Разработан обобщенный алгоритм обучения НС на основе синтеза механизмов вероятностного, эвристического и стохастического поиска, формирования набора обучающих данных, регулирования значений переменных линейной и нелинейных зависимостей входов и выходов. Эффективность реализованного программного комплекса обработки данных проанализирована по различным методам, алгоритмам, графикам и требованиям, а также получены оценки устойчивости обобщенного алгоритма обучения НС и минимальной среднеквадратической погрешности.

Ключевые слова: оптимизация, нелинейная модель, идентификация, нестационарный объект, нейронная сеть, регулирование, вычислительная схема, программный комплекс, алгоритм обучения, минимальная среднеквадратическая погрешность, обработки данных, эффективность.

Methods and simplified computational schemes for optimizing data processing for systems operating in conditions of limited a priori information, changes in the characteristics of external influences, uncertainty of parameters have been developed. To describe a non-stationary object, non-linear identification models are considered, constraints, input conditions for obtaining possible values of output variables are defined. An approach aimed at using identification technologies based on generalization of capabilities of dynamic models, neural networks (NN), mechanisms for regulating variable computing schemes of structural network components, as well as learning algorithms of the NN is proposed. A generalized algorithm for learning NN based on the synthesis of the mechanisms of probabilistic, heuristic and stochastic search, the formation of a set of training data, regulation of the values of variables of linear and nonlinear dependences of inputs and outputs is developed. The efficiency of the implemented data processing software complex is analyzed by various methods, algorithms, speed, graphs and requirements, and also estimates of the stability of the generalized learning algorithm of NN and the minimum mean-square error are obtained.

Key words: optimization, nonlinear model, identification, non-stationary object, neural network, regulation, computing scheme, software complex, learning algorithm, minimum mean-square error, data processing, efficiency.

Актуальность темы. Применяемые в автоматизированных системах управления производственно – технологическими комплексами методы обработки данных, главным образом, основаны на использовании инструментов традиционных методов статистической и динамической идентификации, регулирования значений переменных моделей путем проверки соответствия их значений пределам нормативных границ. Однако, реализация статистических и динамических моделей описания нестационарных объектов связана с большими вычислительными трудностями, кроме того, в них в полной мере не учитываются последствия априорной достаточности данных, параметрической неопределенности, нестационарности, а также воздействия помех внешней среды [1,2].

В связи с этим разработка методов и алгоритмов обработки данных с упрощенными вычислительными схемами, функционирующих в условиях ограниченной априорной информации, динамического изменения характеристик внешних воздействий, неопределенности параметров является актуальной задачей научного исследования [3].

Особенно востребованными становятся результаты исследований, используемых при оптимизации, регулировании и корректировке значений переменных, обусловленных влияниями факторов входных воздействий, других случайных вариаций, изменениями функций и параметров переходных процессов передачи и обработки данных [4].

Работа посвящена исследованию и разработке методов оптимизации идентификации и обработки данных, в которых используются результаты решения следующих задач:

- регулирования и корректировки искаженных значений элементов идентифицируемых переменных;
- формирования инструментов использования статистики искажений данных;
- формирования информации о природе переменных внешних воздействий и помех;
- построения механизмов для извлечения статистических параметров, специфических и динамических характеристик данных, скрытых и полезных свойств, а также особенностей моделей идентификации объектов;
- реализации динамического звена для оценки погрешности обработки данных;
- определения степени рассогласования расчетных выходов от значений характеристик модальных примеров.

Исследование нацелено на достижение простых, доступных и эффективных алгоритмов обработки данных с учетом перенастраиваемых характеристик объектов.

Методы описания нестационарных объектов при воздействии помех внешней среды. Для простоты рассмотрим вариант, где внешнее входное воздействие задается в виде ступенчатой функции $u_1(t) = 1(t)$, которая служит основным параметром при построении механизмов регулирования значений переменных объекта. Результат описания объекта задается погрешностью выхода модели, которая рассматривается как величина рассогласования между расчетным выходом и координатой характеристики модельного примера. Для устойчивого алгоритма идентификации значения погрешности должны стремиться к нулю [5] т.е.

$$\Delta_1(t) = y_1(t) - \bar{y}_1(t) \rightarrow 0, \quad (1)$$

где $y_1(t)$ - значение характеристики модельного примера в момент времени t ; $\bar{y}_1(t)$ - усредненное значение расчетного выхода модели описания.

Адекватная модель для описания непрерывных и нестационарных объектов задается в виде линейной комбинации функций $\varphi_i(t)$

$$F_1(t) = \sum_{i=1}^N c_i \varphi_i(t), \quad t \in [t_0, T], \quad (2)$$

где c_i – переменные, которые представляют элементы вектора $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]$; t_0, T – начальный и конечный моменты времени описания объекта.

Фактор влияния внешнего воздействия на расчетное значение выходной переменной модели задается как [4]

$$y_1(t) = \int_0^t F_1(\xi) d\xi = \sum_{i=1}^N \int_0^t c_i \varphi_i(\xi) d\xi, \quad t \in [t_0, T]. \quad (3)$$

Вследствие этого, результат идентификации объекта отражается значениями функции следующего вида:

$$I_1(t) = F_1[\bar{y}_1(\xi, t), y_1(\xi, t)], \quad t \in [0, T], \quad (4)$$

где предполагается, что $I_1(t) \rightarrow 0$; $\Delta_1(t) \rightarrow 0$; $t_0 = t - \Delta t = \tau$; Δt - малое положительное число.

Выбор адекватной модели объекта задается виде следующей функции

$$J_1(t) = \int_{t_0}^t I_1(\xi) i_1(\xi) d\xi. \quad (5)$$

В правой части выражения (5) производим интегрирование, как

$$\int_{t_0}^t I_1(\xi) i_1(\xi) d\xi = \frac{1}{2} \int_{t_0}^t \left[\frac{dI_1^2}{d\xi} \right] d\xi = \frac{1}{2} I_1^2(t) \Big|_{t_0}^t = 0,5 [I_1^2(t) - I_1^2(t_0)]. \quad (6)$$

Для каждого $t_0, t > t_0$ должно выполняться следующие условия

$$J_1(t) < 0; \quad (7)$$

$$I_1^2(\xi, t) < I_1^2(\xi, \tau), \quad (8)$$

где $|I_1(\xi, \tau)|$ – убывающая функция и $I_1(\tau) \neq 0$.

Для реализации модели требуется соблюдение ограничений и условий:

– для каждого $t_0, t > \tau$ должно выполняться

$$\int_{t_0}^t I_1(\xi) i(\tau) d\xi < 0; \quad (9)$$

– модуль функции $I_1(\xi, t)$ с течением времени убывает, т.е.

$$\lim_{t \rightarrow T} I(\xi, t) = 0;$$

– модуль функции $I_1^2(\xi, t)$ задается в виде

$$I_1^2(\xi, t) = 2 \int_{t_0}^t I(\xi) i(\xi) d\xi + I_1^2(\tau); \quad (10)$$

– модуль функции $y_1^2(\xi, t)$ задается в виде

$$y_1^2(\xi, t) = 2 \int_{t_0}^t y_1(\xi) \dot{y}_1(\xi) d\xi + y_1^2(\tau), \quad (11)$$

где

$$\dot{y}_1(\xi, t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) \varphi_i(t); \quad (12)$$

– величина $\bar{y}_1(\tau)$ рассматривается как $\hat{y}_1^2(\xi, \tau)$ и ее модуль задается как

$$\hat{y}_1^2(\xi, t) = 2 \int_{t_0}^t \bar{y}_1(\xi) \dot{y}_1(\xi) d\xi + \hat{y}_1^2(\xi, \tau); \quad (13)$$

– вычисляются разности

$$e_1(t) = y_1^2(\xi, t) - \hat{y}_1^2(\xi, \tau); \quad (14)$$

$$e_2(t) = \bar{y}_1^\infty - y_1^\infty(c), \quad (15)$$

где \bar{y}_1^∞ , $y_1^\infty(c)$ – возможные значения расчетных выходов модели, соответственно без учета и с учетом влияний внешних входных воздействий.

Возможные значения выходных переменных задаются в виде

$$\bar{y}_1^\infty = y_1(t) \Big|_{t=T}; \quad (16)$$

$$y_1^\infty = y_1(c, t) \Big|_{t=T}.$$

– модуль функции погрешности идентификации $e_1(t)$ задается в виде

$$e_1(t) = 2 \int_{t_0}^t \Delta_1(\xi) \dot{y}_1(\xi) d\xi + e_1(\tau) = 2 \sum_{i=1}^N \Delta_1(\xi) c_i \varphi_i(\xi) d\xi + e_1(\tau); \quad (17)$$

– модуль ее производной по времени оценивается как

$$\dot{e}_1(t) = 2 \sum_{i=1}^N \Delta_1(\xi, t) c_i \varphi_i(t); \quad (18)$$

– модуль функции идентификации объекта с учетом влияния факторов внешнего воздействия задается в следующем виде:

$$y_1^\infty(c) = y_1^0 + \sum_{i=1}^N c_i f_i(T), \quad (19)$$

где

$$y_1^0 = y_1(\tau); \quad f_i(T) = \int_{t_0}^T \varphi_i(\xi) d\xi; \quad (20)$$

– модуль функции погрешности $e_2(t)$ оценивается в виде

$$e_2(t) = \bar{y}_1^\infty - y_1^0 = \sum_{i=1}^N f_i(T) c_i(t), \quad (21)$$

– модуль производной этой функции по времени определяется как

$$\dot{e}_2(t) = - \sum_{i=1}^N f_i(T) \dot{c}_i(t). \quad (22)$$

Для оптимизации обработки данных необходимо в контур модели идентификации объекта включить механизм регулирования переменной, значения которой изменяются во времени и в ней учитывается фактор $c_i = c_i(t)$ влияний внешнего воздействия.

Однако, выполнение такого требования связано с применением многоитеративного алгоритма вычисления значений c_i , причем, по сложному рекуррентному выражению (21).

Упрощенный механизм регулирования переменных на основе нейронной сети. Предлагается подход, направленный на реализацию технологий идентификации на базе гибридной модели (ГМ), в которой обобщаются возможности динамических моделей, нейронных сетей (НС), механизмов регулирования переменных структурных компонентов, алгоритмов обучения НС, которые в совокупности способствуют получению доступных, прозрачных и эффективных инструментов для оптимизации обработки данных [6,7]. Значимость такой разработки существенно возрастает, особенно, при реальных условиях, когда задачи решаются с ограниченными сведениями с учетом параметрической неопределенности, нестационарности переменных, а также факторов влияния внешней среды.

В работах [8-10] в качестве ключевой задачи оптимизации обработки данных нестационарных объектов выполнено исследование методов и алгоритмов обучения НС, избавленных от недостатков, присущих существующим механизмам, требующих вычисления доступных, не всегда точных значений градиентной оптимизации при значительных вычислительных затратах. Разработаны модели обучения НС на основе синтеза методов вероятностного, эвристического поиска, стохастического моделирования, формирования рационального набора обучающих данных, а также регулирования переменных модели идентификации объекта.

Особенностью предложенного подхода является разработка следующих модифицированных вычислительных схем:

- регулирования параметров структурных компонентов НС – таких, как веса нейронов, синаптических связей, подходящей функции активации, архитектуры сети, числа слоев и нейронов в слоях, а также линейной и нелинейных зависимостей входов и выходов;

- реализации алгоритмов обучения НС с механизмами регулирования параметров структурных компонентов, которые обладают широкой возможностью даже при описании объектов с пространством больших признаков, решения задач большой размерности, поиска и определения локальных и глобального экстремумов;

- разработки и реализации программно-алгоритмического комплекса (ПАК) идентификации и обработки данных нестационарных объектов на основе ГМ.

Определено, что применение разработанных методов моделирования нестационарных объектов значительно повышает точность обработки данных, устойчивость алгоритмов обучения сети, устраняют недостатки в рекуррентных механизмах регулирования переменных. Полученные результаты исследований даже при динамических моделях идентификации нестационарных объектов способствуют выполнению алгоритмов с меньшими вычислительными затратами, за счет чего они становятся малочувствительными к росту размерности задач. Лучшие качества идентификации и обработки данных особенно проявляются тогда, когда производится поиск и применение «лучшего» набора обучающих данных, модифицированные вычислительные схемы компонентов НС, механизмы учета и фильтрации случайных вариации в динамике процессов, оптимальные границы сегментов и методов кластеризации [11,12].

Программно-алгоритмический комплекс идентификации и обработки данных нестационарных объектов. Реализованный ПАК включает в себя следующие модули:

- нахождение и формирование субоптимальных наборов данных, представляемых для обучения, тестирования и контроля;

- формирование базы данных (БД), включающих свойства, специфических характеристик, особенностей объектов, правил извлечения и использования статистических параметров, динамических и специфических характеристик, закономерностей данных, которые используются

для повышения устойчивости алгоритмов обучения НС, идентификации случайных временных процессов (СВП) нестационарных объектов, а также значительного уменьшения погрешности обработки данных и других затрат на вычисления;

- определение и формирование правил базы знаний (БЗ), включающих протоколы запусков всех модулей ПАК, связанных с получением результатов расчетов;
- предварительная обработка данных и СВП (выделение контуров, сегментирование, кластеризация, описание нестационарных участков);
- выполнение вычислительных схем структурных компонентов НС;
- выполнение механизма для регулирования значений переменных моделей идентификации СВП, параметров вычислительных схем компонентов НС;
- идентификация СВП на основе ГМ;
- выполнение вычислительных схем обучения НС.

Эффективность ПАК проанализирована по методам, алгоритмам, графикам и требованиям повышения устойчивости к обучению НС по критерию

$$GF = \sum_{j=1}^m \frac{\sum_{i=1}^k |y_i^j - \hat{y}_i^j|}{k \cdot m},$$

где k - количество входов сети; m - число измерений в наборе обучения; y - значение характеристики модельного примера; \hat{y} - значение расчетного выхода по ГМ.

ПАК основан на применении сразу нескольких НС, которые наделаны специфическими функциями для фильтрации случайных вариаций; регулирования весов нейронов, коэффициентов синаптических связей, типов и параметров функции активации, архитектуры сети, количества входов, слоев и нейронов в слоях НС.

ПАК на основе НС задается следующими обозначениями параметров: $KВх$ – количество входов НС; $КВых$ – количество выходов НС; $КС$ – количество слоев НС; T/S – тип функции активации; $Апр$ – коэффициенты синаптических связей нейронов; $СО$ – скорости обучения; $ПУ$ – пороговый уровень для весов нейронов; $РО$ – типы переключений механизмов оптимизации в структуре ГМ.

Для тестирования ПАК рассмотрены следующие технологические параметры производственных объектов:

$t_{рег}$ – время регулирования; σ – настраиваемое значение переменной; ω – частота колебаний в нестационарном переходном процессе; n – число колебаний; t_{max1} – время достижения первого оптимума; t_i – время нарастания переходного процесса; χ – декремент затухания переходного процесса.

Расчеты проведены с учетом следующих условий:

- начальный момент запуска переходного процесса $t = 0$;
- задающий сигнал уменьшается вдвое в момент времени $t = 7,5$;
- выход модели возрастает в момент времени $t = 15$ с.

По результатам исследований можно сделать следующие выводы:

а) для первого режима запуска ПАК с механизмом регулирования значений переменных по рекуррентным выражениям по сравнению с динамической идентификацией без механизма регулирования наблюдается существенное повышение точности обработки данных. При этом эффективность ПАК характеризуется меньшими значениями следующих тестирующих величин:

$t_{рег}$ - времени перерегулирования, ω - частоты, σ - числа колебаний и большим значением величины декремента затухания χ ;

б) для второго режима запуска ПАК с механизмом регулирования значений переменных по алгоритму обучения НС точность обработки данных намного выше, чем при обычной динамической модели идентификации без механизма регулирования. Определено, что при заданных величинах скачка задающего сигнала, времени регулирования, числа колебаний переходного процесса эффективность комплекса повышается почти в два раза;

в) для третьего режима запуска ПАК с механизмом регулирования вычислительных схем компонентов НС точность обработки данных повышается на 45-50% по сравнению с динамической моделью идентификации с механизмом регулирования по рекуррентным выражениям, а время перерегулирования уменьшается на 33%, числа колебаний на 40%.

В табл. 1 приведены результаты сравнения показателей для оценки качества ПАК, построенного на основе исследованных моделей.

Таблица 1

Сравнение качественных показателей трех вариантов ГМ

Тестовые параметры	Режим 1		Режим 2	Режим 3
	Статистическая модель	Динамическая модель с регулированием по рекуррентным выражениям	Динамическая модель с регулированием алгоритма обучения НС	Гибридная модель с регулированием выч. схем НС
$t_{рег}, с$	4	1,5	1,2	2
$\sigma, \%$	62,3	40	10,4	1,53
ω	9,37	7,85	7,39	5,97
n	5,0	3	2	1
$t_{max1}, с$	0,6	0,5	0,27	0,14
$t_H, с$	0,5	0,35	0,18	0,13
χ	19,3	8	4	3,23

Важно отметить, что возможность реализованного ПАК расширяется за счет программных модулей, отличающихся тем, что они включают различные НС, модули нелинейной фильтрации, модули идентификации с задержкой по времени, адаптивную сегментацию, регулирование значений переменных.

Список литературы:

1. E.S.Kuznecov, *Upravlenie tehniceskimi sistemami [Management of technical systems]*. Moskva: Nauka, 2001, 535 p. (in Russian).
2. I.B.Yady'kin, V.M.SHuyskiy, T.A.Ovsepyan, *Adaptivnoe upravlenie nepreryvny'mi processami [Adaptive management of continuous processes]*. Moskva: E'nergoatomizdat, 1985, 240 p. (in Russian).
3. I.V.Miroshnik, V.O.Nikiforov, A.L.Fradkov, *Nelineynoe i adaptivnoe upravlenie slojny'mi dinamicheskimi sistemami [Nonlinear and adaptive control of complex dynamic systems]*. Moskva: Nauka, 2000, 314 p. (in Russian).
4. N.N.Karabutov, *Adaptivnaya identifikaciya sistem. Informacionny'y sintez [Adaptive system identification. Information synthesis]*. Moskva: Kom Kniga, 2006, 384 p. (in Russian).
5. A.M.Vul'fin, A.I.Frid, *Neyrosetevaya model' analiza tehnologicheskikh vremenny'h ryadov v ramkah metodologii Data Mining [Neural network model for analyzing technological time series in the framework of the methodology Data Mining]*, *Informacionno-upravlyayusch'ie sistemy'*, no. 5, pp. 31-38, 2011 (in Russian).
6. A.F.Shipiga, R.A.Voronkin, *Obuchenie iskusstvenny'h neyronny'h setey putem sovmestnogo ispol'zovaniya metodov lokal'noy optimizacii i geneticheskikh algoritmov [Learning artificial neural networks ways to share local optimization methods and genetic algorithms]*, *Izvestiya TRTU*, vol. 33, no. 4, pp. 172-174, 2007 (in Russian).

7. N.G.Yarushkina, *Osnovy' nechetkih i gibridny'h system [Basics of fuzzy and hybrid systems]*. Moskva: Finansy' i statistika, 2004, 320 p. (in Russian).
8. I.I.Jumanov, A.B.Islomov, "Optimizaciya obrabotki izobrajeniy mikroob`ektov na osnove rekurrentnogo obucheniya neyronnoy seti i implikativnogo otbora informativny'h priznakov" [Optimization of micro-lens image processing based on recurrent neural network training and implicative selection of information features], *Nauka i mir*, no. 5(33), pp. 78-81 2016 (in Russian).
9. I.I.Jumanov, S.M.Holmonov, "Optimizaciya identifikacii nestacionarny'h ob`ektov na osnove segmentacii vremenny'h ryadov i nastroyki parametrov neyronnoy seti" [Optimization of non-stationary object identification based on time series segmentation and neural network parameter settings], *Vestnik TUIT*, no. 4(40)/2016, pp. 32-41, 2016 (in Russian).
10. O.I.Djumanov, "Metody' adaptivnoy obrabotki danny'h na osnove mehanizmov gibridnoy identifikacii s nastroykoy parametrov modeley nestacionarny'h ob`ektov" [Method of adaptive data processing based on hybrid identification mechanisms with setting parameters of models of non-stationary objects], *Problemy' informatiki*, no. 2(31), pp. 13-21, 2016 (in Russian).
11. O.I.Djumanov, S.M.Kholmonov, "The modified model of training of neural networks in computer industrial systems with modules for nonstationary objects images processing", *Journal of Korea Multimedia Society*, no. 5, pp. 54-58, 2016.
12. S.M.Holmonov, "Adaptivnaya obrabotka danny'h nestacionarnogo processa na osnove modeley nechetkoy logiki i neyronnoy seti" [Adaptive data processing of a non-stationary process based on fuzzy logic and neural network models], *Himicheskaya tehnologiya. Kontrol' i upravlenie*, no. 5, pp. 90-96, 2010 (in Russian).

Жуманов Исраил Ибрагимович – доктор технических наук, профессор кафедры информационных технологий СамГУ.

Тел.: +998662293558, E-mail: olimjondi@mail.ru;

Холмонов Сунатилло Махмудович – ассистент кафедры информационных технологий Самаркандского государственного университета.

Тел.: (+99897)9220367, E-mail: s-xolmonov@mail.ru.