



УДК 658.512.011

I.JUMANOV, Z.T.BEKMURODOV, U.Z.JUMAYOZOV

**OPTIMIZATION OF LATENT PROPERTIES EXTRACTION AND DATA PROCESSING OF  
NON-STATIONARY OBJECTS ON THE BASIS OF FUZZY GENETIC ALGORITHMS**

*Статистик ва динамик моделлар, нотиниқ тўплам ва мантиқ, генетик алгоритмлар (ГА) хусусиятлари умумлашуви бўйича маълумотлар яширин хоссаларини олиши ва фойдаланиш усулларини такомиллаштириш ҳамда ривожлантириш асосида ностационар объектларни сифатли идентификациялаш ва маълумотларга оптимал ишлов беришни таъминлаш муаммоси талқин қилинган. Статистик стратегия, чегарали усуллар, анъанавий ва нотиниқ ГАни ҳисоблаш схемалари асосида тасодифий вақтли қатор (ТВҚ)ли ностационар таркибини филтрловчи усул ва алгоритмлар ишлаб чиқилган. Масала ечими натижалари, оптимал назорат чегаралари жойлашуви ва кенглигини ҳамда маълумотларга ишлов беришда минимал ўртача квадратик хатоликларни баҳолаш учун математик ифодалари кўринишида олинган. Сегментациялаш, маълумот хоссаларини олиш, авлоднинг бошланғич ва якуний популяцияси ўлчамини, ТВҚ ностационар таркибини нотиниқ қодалар бўйича филтрлаш чегаралари жойлашуви ўрни ва кенглигини мослаштириш алгоритмларини синтезлаш ва имкониятларини умумлаштириш усули таклиф этилган. Шакллантирилган ички сервислар, маълумотлар ва билимлар базалари, анъанавий ва нотиниқ ГАдан фойдаланиш учун мўлжалланган дастурий мажмуа лойиҳалаштирилган.*

**Таянч сўзлар:** тадрижий моделиштириш, ностационар объект, генетик алгоритм, нотиниқ тўплам, нотиниқ хулосалаш, идентификация, сегментация, параметрларни сошлаш, филтрлаш, чегара кенлиги, дастурий мажмуа.

*Сформулирована проблема обеспечения качества идентификации и оптимизации обработки данных нестационарных объектов на основе совершенствования и развития методов извлечения и использования скрытых свойств данных путем обобщения особенностей статистических и динамических моделей, нечетких множеств и логики, генетических алгоритмов (ГА). Разработаны методы и алгоритмы фильтрации нестационарных составляющих случайных временных рядов (СВР) на основе статистических стратегий, пороговых методов, вычислительных схем традиционных и нечетких ГА. Результаты решения задач представляют математические выражения для оценки уровня расположения и ширины оптимальных границ контроля, а также минимальной среднеквадратической погрешности при обработке данных. Предложен метод синтеза и обобщения возможностей алгоритмов сегментации, извлечения свойств данных, регулирования длины начальной и конечной популяции поколений, уровня расположения и ширины границ фильтрации нестационарных составляющих СВР на основе нечетких правил. Спроектирован программный комплекс, ориентированный на использование встроенных сервисов, баз данных и знаний, традиционных и нечетких ГА.*

**Ключевые слова:** эволюционное моделирование, нестационарный объект, генетический алгоритм, нечеткое множество, нечеткие выводы, идентификация, сегментация, настройка параметров, фильтрация, ширина границ, программный комплекс.

*The problem is formulated for providing the quality of identification and optimization during data processing of non-stationary objects on the basis of improving and developing methods to extraction and use latent properties of data by generalization of features of statistical and dynamic models, fuzzy sets and fuzzy logic, genetic algorithms (GA). The methods and algorithms are developed to filtering non-stationary components of random time series (RTS) on the basis of statistical strategy, threshold methods, computing circuits of traditional and fuzzy GA. Results of tasks solutions represent mathematical expressions to evaluate the location level and width of optimum borders of control, minimal mean-squared error of data processing. The method is offered for synthesis and generalization of opportunities of segmentation algorithms, algorithms to extracting data properties and regulation the length of initial and final population of generations, level of location, width of filtration borders for non-stationary components of RTS on the basis of fuzzy rules. The designed program complex are focused on use of built-in services, databases and knowledge bases, traditional and fuzzy GA.*

**Key words:** evolutionary modeling, non-stationary object, genetic algorithm, fuzzy set, fuzzy conclusions, identification, segmentation, adjustment of parameters, filtration, width of borders, program complex.

**Актуальность темы.** В настоящее время уделяется большое внимание разработке методов, алгоритмов и программных средств идентификации для построения приложений интеллектуального анализа и обработки данных в автоматизированных системах управления с нестационарными объектами, которые основываются на совмещении возможностей статистических, динамических моделей, обобщении свойств нечетких множеств и логики, нейронных сетей (НС) и генетических алгоритмов (ГА). Существующие исследования посвящены, в основном, методам оптимизации обработки данных, направленным на решение задач поиска локальных оптимумов в чрезмерно широком пространстве признаков нестационарных объектов, представляемых в виде случайных временных рядов (СВР) с применением многоитеративных алгоритмов, характеризующихся значительным увеличением времени установления точного значения экстремума и менее точными результатами идентификации [1,2].

Работа посвящена разработке методов и алгоритмов повышения качества идентификации и оптимизации обработки данных нестационарных объектов на основе разделения признакового пространства решения задач на параллельные сегменты с целью уменьшения времени поиска локальных экстремумов и регулирования значений параметров моделей на основе ГА.

**Принципы повышения качества идентификации на основе регулирования параметров моделей с помощью ГА.** Для повышения качества идентификации и оптимизации обработки данных в структуре методов интеллектуального анализа синтезируются механизмы регуляризации параметров моделей описания СВР на основе традиционного ГА с бинарным кодированием. При этом работа ГА основывается на использовании предыстории изменения значений генов и из начальных поколений популяции особи производится искусственный отбор генотипов, операторы которых стремятся к определенному значению (0 или 1) с подтверждением качественной функции приспособленности (ФП) [3].

Предлагаемые методы адаптивной идентификации и обработки данных с регуляцией параметров модели СВР основываются на применении следующих принципов эволюционного моделирования: искусственного отбора наилучшей особи (генотипов) в поколение популяции; адаптации параметров поколения популяции особи; введение блоков нечеткого моделирования; оптимизация и принятие решения по результатам обработки данных.

В то же самое время методы регуляции параметров моделей для повышения качества идентификации и оптимизации обработки данных с помощью эволюционного моделирования основываются на результатах решения следующих задач:

- повышение вероятности искусственного отбора особи в поколении популяции, когда потомок имеет расстояние меньшее по Хэммингу, чем расстояние в популяции;
- модификация оператора кроссинговера, когда с большей вероятностью нарушаются устоявшиеся сочетания генов и требуется учет случайных вариаций, а также расширение пространства признаков для задач поиска;
- формирование базы данных (БД) и базы знаний (БЗ) в начале популяции, которые адаптируются по мере расширения операторов ГА в соответствии с изменением ФП;
- повышение устойчивости алгоритмов идентификации СВР для достижения глобального оптимума;
- оптимизация обработки данных с регулированием параметров модели на основе нахождения подходящего значения ФП генетических операторов, добавления к основному генному набору лучшего представителя популяции, а также занесение в оператор кроссинговера специального битового гена.

Развитие методов обработки данных осуществляется реализацией методов синтеза алгоритмов нечетких выводов и ГА, способствующих построению механизма регулирования параметров моделей идентификации СВР. При этом основным подходом к модификации вычислительных схем ГА является замена сложной, трудно формализуемых нелинейных на

нечеткую зависимость, совмещение элементов нечеткого и вещественного кодирования с целью построения высоко производительных алгоритмов.

Особенностью совершенствования генетических операторов является использование БД по аллелям лучшего представителя поколений особи из всей популяции целиком, искусственный отбор на принципе конкуренции между генами за попадание в следующее поколение популяции особей, получение ФП для оценки стабильности значений генов в процессе смены в поколениях популяции.

Реализация предложенных принципов совершенствования методов идентификации и оптимизации обработки данных связана с построением алгоритмов адаптивной обработки данных, синтезирующих статистические модели идентификации с механизмами регулирования параметров на основе ГА.

**Алгоритм извлечения свойств информации адаптивной обработке данных.** Статистические модели требуют обеспечения стабильности в выделенной предыстории СВР и проведение анализа исследуемых технологических факторов, что обуславливает трудоёмкость алгоритма обработки данных. В связи с этим для повышения адаптирующей способности алгоритмов в условиях ограниченности априорных сведений и наличия неопределенности в параметрах моделей идентификации предлагается применение стохастического моделирования путем формирования генетического набора особей и применения способов извлечения свойств нестационарности, которые позволяют обойтись без расширенной предыстории СВР.

Следующий разработанный алгоритм реализует один из подходов к извлечению свойств нестационарности СВР для включения в БД, и состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Формируются тестирующие, обучающие, контрольные наборы измерений СВР нестационарных объектов.

Шаг 2. Формируются двумерные матрицы данных размерностью  $N \times 2$ , где  $N$  - длина набора измерений СВР. Первой строкой матрицы данных являются вектор оценок параметра модели идентификации, вторая строка – время, затрачиваемое на идентификацию.

Шаг 3. Выявляется подходящая трендовая модель СВР по широкому спектру аналитических функций аппроксимации на основе оптимизации по методу наименьших квадратов. Если такая необходимость отсутствует, то ограничиваются расчетом медианы.

Шаг 4. Рассчитывается среднеквадратичное отклонение от среднего значения СВР либо значения трендовой функции.

Шаг 5. Проверяется гипотеза о стационарности процесса. Если в пределах критерия  $\pm 3\sigma$  находится значение измерений СВР с гарантийной вероятностью более чем 0.7, то временный ряд считается стационарным, т.е. стабильным. При более жестких требованиях значение СВР контролируется в пределах границ  $\pm 2\sigma$ . Если при этом значение СВР не попадает с гарантийной вероятностью более чем 0.5, то временной ряд считается нестационарным. Функции шага расширяются на основе статистических критериев  $t$ -Стьюдента при проверке среднего значения и дисперсии,  $\chi^2$  – Пирсона при проверке автокорреляционных функций и законов распределения.

Шаг 5.1. Запускается процедура регулирования для настройки параметров модели до достижения требуемого качества идентификации СВР.

Следует отметить, что предусмотренные в шаге 5 алгоритма стратегии извлечения свойств информации не учитывают вариации статистических параметров СВР таких, как среднее значение, дисперсии, функции и коэффициентов автокорреляции, функции распределения данных, а также вероятностей искажений передаваемой для обработки информации [4]. В связи с этим, возможность изложенного алгоритма существенно расширяется за счет методов контроля вариаций СВР по порогам разрешенных значений, приращением, с предсказанием на базе различных статистических и динамических моделей, в частности, полиномиальных функций, алгебраических многочленов, параболических и кубических сплайн-функций, линейных и нелинейных фильтров [5].

Основным критериальным требованием к оптимизации идентификации и обработки СВР является обеспечение минимальной среднеквадратической погрешности расчетов на основе включения механизма эвристического регулирования и настройки параметров алгоритма. В [6] получены выражения для оценок оптимальных границ для контроля точности фильтрации СВР и минимальной среднеквадратической погрешности обработки данных в условиях изменения статистических параметров, динамических характеристик, функций корреляции и распределения вероятностей. Однако, следует отметить, что при данном подходе остается нерешенной проблема сокращения размерности пространства поиска признаков, построения упрощенных процедур нахождения глобального и локальных экстремумов по целевой функции (ЦФ), обеспечения необходимой точности обработки данных при меньших вычислительных ресурсах.

Для дальнейшего совершенствования и развития подходов к извлечению свойств информации, оптимизации идентификации и обработки данных в условиях нестационарности параметров моделей и многокомпонентности структуры СВР предложено использование механизмов регуляции и настройки параметров, полученных на основе нечетких выводов и ГА как в самостоятельном, так и в совмещенном вариантах.

**Повышение качества идентификации СВР на основе ГА.** Для решения задач повышения качества и оптимизации идентификации данных на основе ГА однокомпонентная СВР рассматривается в качестве генотипа из поколения популяции, а параметры описания СВР задаются в виде хромосом генотипа. Результаты выполнения операторов искусственного отбора, скрещивания, мутации, генерации наилучшего генотипа с соответствующими хромосомами оцениваются ФП, которой соответствуют выражения минимальной среднеквадратической погрешности эволюционного моделирования, достигаемой при конечной популяции.

Для оценки разности между результатами начальной и конечной популяции особей используется традиционная схема ГА эволюционного моделирования. Исходя из этого, в классическом варианте ГА, использующем бинарное кодирование исходных величин, оператор скрещивания двух хромосом генотипа задается в виде

$$Z = \{ z_k \} = \{ F(x_k, y_k) \}.$$

Для модификации оператора скрещивания введем следующие обозначения:  $X = \{ x_1, x_2, \dots, x_n \}$  и  $Y = \{ y_1, y_2, \dots, y_n \}$  – родительские хромосомы;  $x_i$  и  $y_i, i \in [1, n]$  – отдельные гены в хромосомах родителей;  $Z$  – хромосома потомка;  $z_i$  – ген в хромосоме потомка;  $n$  – общее число генов в хромосоме;  $k$  – целое случайное число  $k \in [1, n]$ ;

Условием применения оператора скрещивания является определение новой хромосомы, состоящей из генов, значения которых лежат в интервале между соответствующими генами в хромосомах родителя, а оператор мутации изменяет один или несколько генов в хромосоме на значение, случайно выбранное из диапазона допустимых значений. В связи с этим, когда рассматривается ГА с вещественным кодированием, где хромосомы особей фиксируются с плавающей точкой, операторы скрещивания и мутации задаются в виде

$$z_i = x_i + (y_i - x_i)\zeta, \quad z_k = z_k^l + (z_k^r - z_k^l)\zeta,$$

где  $\zeta$  – случайное число  $\zeta \in [0, 1], \zeta \in R$ ;  $z_k^l$  и  $z_k^r$  – левые минимальные и правые максимальные допустимые значения границ параметра  $z_k$ .

В качестве меры близости двух хромосом предлагается выражение для их оценки

$$R(X, Y) = \prod_{i=1}^n \frac{\min(x_i, y_i)}{\max(x_i, y_i)},$$

В поколении популяции особи упорядочиваются по убыванию значения меры близости, т.е. по ФП двух хромосом так, чтобы

$$m_i = \max_{j \in [i+1, S]} R(X_i, X_j).$$

Вероятность мутации потомка с  $i$ -ой хромосомой определяется по условию

$$P_i = \begin{cases} \rho, & \text{если } m_i < \theta; \\ \frac{1-\rho}{1-\theta}(m_i - 1) + 1, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где  $\rho$  – вероятность мутации;  $\theta$  – порог различия значений хромосом.

Другим подходом к модификации операторов ГА является использование нечетких выводов и дополнительного оператора рекомбинации параметров в поколении популяции особей, а также синтез одного из вышеизложенных алгоритмов извлечения свойств данных. Для этого введем следующее определение:  $M_t$  – уровень расположения границ фильтрации нестационарных составляющих сегмента, фиксируемый в результате одной итерации ГА в момент времени  $t$ ;  $M_0$  – уровень расположения границ в начальном сегменте СВР;  $K$  – число измерений в одном сегменте СВР;  $N$  – общее число сегментов в пространстве распределения значений СВР.

Особенностью метода оптимизации идентификации и обработки данных на основе ГА является регулирование уровня расположения и ширины границ фильтрации нестационарных составляющих СВР. Алгоритм основывается на следующих правилах:

- если СВР является нестационарным и возрастающим, то уровень расположения границ фильтрации СВР для следующей итерации ГА вычисляется как

$$M_{t+1} = M_t + \frac{M_0 * K - M_0}{N};$$

- если СВР является нестационарным и убывающим, то уровень расположения границ фильтрации СВР для следующей итерации ГА вычисляется как

$$M_{t+1} = M_t + \frac{M_0 * \frac{1}{K} - M_0}{N}.$$

Аналогично регулируются ширины границ фильтрации СВР:

- если СВР является нестационарным и возрастающим, то ширина границ фильтрации СВР для следующей итерации ГА вычисляется как

$$P_{t+1} = P_t + \frac{P_0 * K - P_0}{N},$$

где  $P_t$  – ширина границ, фиксируемая в результате итерации ГА в момент времени  $t$ ;

$P_0$  – ширина границ, фиксируемая в начальной популяции СВР;

- если генотип СВР является нестационарным и убывающим, то ширина границ фильтрации СВР для следующей итерации ГА вычисляется как

$$P_{t+1} = P_t + \frac{P_0 * \frac{1}{K} - P_0}{N}.$$

Следует отметить, что преимущество извлечения свойств данных на основе разработанных алгоритмов и процедур регулирования параметров достигается при жестких границах фильтрации СВР и требует наличия расширенной предыстории для формирования начальной популяции эволюционного моделирования

Наряду с этим, представляет интерес разработка алгоритмов извлечения свойств данных на основе совмещения возможностей алгоритмов нечетких выводов и ГА, в которых в качестве регулируемых параметров выступают коэффициенты и границы функций принадлежности, интервалы принадлежности носителей нечетких множеств входных и выходных лингвистических термов, а также наборы нечетких правил.

**Повышение качества идентификации на основе совмещения алгоритмов нечетких выводов и ГА.** Вычислительные схемы методов извлечения свойств данных реализуются на основе следующих принципов:

- первые  $S$  особей, полученные случайным выбором составляют начальную популяцию, а все последующие получаются с помощью оператора скрещивания двух случайно выбранных хромосом из репродуктивной популяции поколения особей;
- в новом порожденном популяции стабилизируется значение параметра  $S$ , чтобы достигалось максимальное значение общей численности особей  $S$ ;
- вводится оператор селекции, прореживающий популяцию и отсеивающий особи с высокими вероятностями в виде

$$\text{if } p_i > \Theta : X_i \text{ removed,}$$

где  $\Theta$  – порог различия значения ФП, в качестве которой выступает функция принадлежности для оператора селекции второго порядка;

- оператор мутации случайным образом изменяет значения хромосом всех порожденных особей, чтобы коэффициент мутации не превышал заданное пороговое значение  $\Theta$ ;
- вводится оператор элитарной селекции, основанный на сохранении в популяции только тех особей, которые имеют максимальное значение ФП;
- вводится процедура порождения множество потомков, лежащих исключительно в области близ аттрактора захвата популяции;
- вводится оператор с более высоким коэффициентом мутации на основе элитарного отбора хромосом для полной гомогенной популяции, порождения особи и удаления особей с меньшим значением ФП.

**Результаты реализации программного комплекса идентификации СВР.** Качество выполнения изложенных инструментов идентификации СВР и обработки данных на основе алгоритмов извлечения свойств информации исследуется по критерию минимального среднеквадратического отклонения результатов между нулевой и  $i$ -ой популяцией особей в поколении. Для подтверждения качества идентификации СВР протестировано 30 наборов измерений СВР.

В результате тестирования реализации программных модулей алгоритмов определено следующее:

- при отсутствии «близких» хромосом  $i$ -й особи для потомков сохраняется минимальная вероятность мутации  $\rho = 0.03$  (3%);
- при появлении «близких» особей, когда  $m_i > \theta$ , вероятность мутации возрастает по линейному закону;
- максимальная вероятность мутации  $p_i$  хромосомы  $i$ -й особи для потомка равносильна порождению новой хромосомы.

Приведем результаты тестирования программ в составе автоматизированной системы управления технологическим процессом предприятия швейного производства.

В соответствии с форматом ввода и формирования исходных данных кодируется информация технологических факторов. Для запуска комплекса программ заданы исходные данные, в которых БД содержит информацию о транзакциях, в виде параметров  $tid$  - код транзакции,  $iid$  - код СВР.

Дополнительно заданы: расширенное множество  $D$  заранее определенных значений СВР; БЗ нечетких правил; типовые программные модули алгоритмов нечетких выводов Мамдани и Сугэнно.

Хромосомы генотипа обозначены вектором чисел  $V$  с размером  $N$ . Каждый элемент вектора  $V[i]$ , представляет собой число  $i = (1..N)$ ;  $T$  – множество всех ключей  $iid$  наборов

СВР, например, вектор  $V = \langle 1, 3, 5 \rangle$  означает наличие в БД набора измерений СВР с ключами 1, 3 и 5, по которым производится запуск нужного набора; размер  $N = 3$ .

Исследования проводились для выяснения оптимальных значений ФП операторов: вероятностей скрещивания и мутации модифицированного ГА; расчета численности особей в поколениях конечной популяции; необходимое количество поколений.

Проведен сопоставительный анализ эффективности реализации алгоритмов и программных модулей извлечения свойств информации на основе статистических критериев, пороговых алгоритмов на базе статистических моделей, алгоритмов адаптивного регулирования уровня расположения и ширины границ фильтрации нестационарных составляющих СВР при эвристических стратегиях, вычислительных схемах классических и модифицированных нечетких ГА по критерию минимальной среднеквадратической погрешности идентификации и обработки данных в качестве которой выступают функции приспособленности генетических операторов эволюционного моделирования.

Подтверждено, что нечеткий ГА имеет на 15-20% выше сходимости, чем классический. Модифицированные операторы эволюционного моделирования существенно сокращают время приближения к оптимуму целевой функции и позволяют частично избегать захвата популяции локальным аттрактором, оставляя в репродуктивном поколении особи не только с большим, но и с низким значением ФП.

Метод элитарного отбора способствует уменьшению времени поиска оптимума по сравнению ГА с вероятностным отбором. Кроме того, существенное сокращение времени поиска глобального оптимума на основе нечеткого ГА с элитарным отбором достигается при дополнительном операторе селекции второго порядка с процедурой захвата популяции локальным аттрактором.

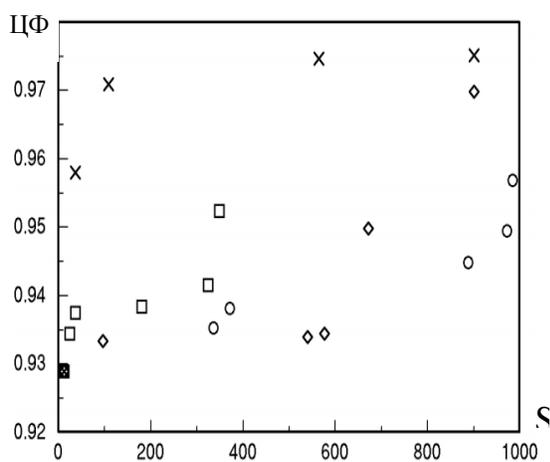


Рис. 1. Диаграмма отражения эволюции поколений популяции особей.

Вычислительные схемы расчета ЦФ реализованы средствами SQL на сервере БД. Генерация начальной популяции особей в поколение популяции производится на основе следующих требований:

- хромосомы особей являются элементами множества измерений СВР –  $D$ ;
- все позиции ГА тестируются на основе заданного множества набора измерений СВР –  $T$ ;
- для скрещивания особи из поколения популяции случайным образом выбираются два вектора;
- для оператора мутации выбирается случайным образом позиции элементов множества  $T$  в выбранным интервале  $[d, N]$ ;
- критерием останова алгоритма является

улучшение ЦФ на протяжении заданного числа шагов.

В комплексе идентификации СВР реализованы программные модули предварительной обработки исходного множества измерений (сегментирования); формирования набора с наиболее приоритетными генотипами; генерации особей в поколение популяции с большим числом вхождений.

Определено, что в случае использования модуля предварительной обработки данных в 30 - 50 итерациях формируется уменьшенное почти в два раза число особей поколения конечной популяции, а при отсутствии такого модуля рациональное число особей в поколении конечной популяции определяется в больше чем 60 итерациях эволюционного моделирования.

На рис. 1 показана диаграмма анализа вклада механизмов извлечения свойств информации при оптимизации целевой функции определения нового поколения особи с максимальной ФП. На графике по оси абсцисс отложено общее число особей, принявших участие в эволюции, а по оси ординат значение ЦФ. Приняты следующие обозначения:

- «O» результат тестирования ГА с элитарным отбором и бинарным скрещиванием;
- «◇» результат введения двух типов скрещивания;
- «□» то же самое, что и «O», но с вероятностью мутации  $\vartheta = 0.7$  и  $\theta = 0.75$ ;
- «x» результат модифицированной нечеткой ГА.

Определено, что совмещение модифицированных операторов скрещивания и мутации позволяет существенно увеличить скорость нахождения области оптимального решения. Максимальное и среднее значения целевой функции совпадают либо при гомогенной популяции, либо при наличии нескольких локальных аттракторов оптимумов с равными значениями. Подтверждено, что нечеткий ГА позволяет достичь значительного сокращения числа используемых в эволюционном моделировании поколений особей, времени поиска оптимальных значений целевой функции, повышения качества идентификации СВР.

**Заключение.** Разработаны методические основы построения программного комплекса идентификации и оптимизации обработки данных нестационарных объектов на основе механизмов извлечения свойств данных и настройки параметров на базе статистических, динамических, нечетких моделей идентификации СВР. Эффективность применения алгоритмов извлечения свойств информации доказана на основе реализации статистических, пороговых критериев фильтрации нестационарных составляющих СВР, вычислительных схем нечеткой логики, традиционных и нечетких ГА, разбиения пространства значений СВР на сегменты, а также проведения параллельных вычислений.

#### References:

1. Dyuk V.D. Data Mining - sostoyanie, problemy', novy'e resheniya // Otkryty'e sistemy'. - 1999. - № 3. - S. 12-24.
2. YArushkina N.G. Osnovy' teorii nechetkih i gibridny'h sistem / Uchebnoe posobie. -M.: Finansy' i statistika, 2004.
3. Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy'. // Uchebnik dlya vuzov. Taganrog. Taganrog TRTU. 2002.
4. Jumanov I.I. Abdullaev A.N. Algoritmy' kontrolya tochnosti peredachi informacii na osnove statisticheskoy izby'tochnosti v ASU tehnologicheskimi processami // «Kimeviy tehnologiya, nazorat va boshkaruv» ITJ, №3, TDTU, Tashkent, 2005, 30-35 bet
5. Djumanov O.I., Kholmonov S.M. Methods and algorithms of selection the informative attributes in systems of adaptive data processing for analysis and forecasting // “Applied Technologies and Innovations” - Prague, 2012. - Volume 8, November 2012. - pp.45-55.
6. Djumanov O.I. Adaptivny'e algoritmy' kontrolya pogreshnostey pri obuchenii neyrosetevy'h sistem obrabotki danny'h nestacionarnoy prirody// «Problemy' informatiki» № 1(5)-2010, SO RAN, Novosibirsk, 2010 g., s. 61-71.

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

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

*Бекмурадов Зоҳид Толибович – ассистент кафедры информационных технологий СамГУ.*

*Тел.: +99893725222 (м.), E-mail: zohid3788737@mail.ru;*

*Жумаёзов Умид Зарипович – магистрант кафедры информационных технологий СамГУ.*

*Тел.: +998915271101 (м.), E-mail: umidzj@mail.ru.*