

22. *Demidovich B.P. Leksii po matematicheskoi teorii ustoichivosti. [Lectures on the mathematical theory of stability]. Moscow: Nauka, 1967, 472 p.*
23. *Gaiduk A.R., Plaksienko E.A. Optimal'noe po kvadratichnomu kriteriyu upravlenie nelineinymi sistemami [Optimal control of systems on nonlinear quadratic criterion]. Nauchnyi vestnik NGTU [Scientific Bulletin of NSTU], 2014, No. 4 (57), pp. 7-18.*

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.А. Фатхи.

**Гайдук Анатолий Романович** – Южный федеральный университет; e-mail: gaiduk\_2003@mail.ru; г. Таганрог, ул. Слесарная, 26, кв. 2; тел.: 88634626287; кафедра САУ; профессор.

**Плаксиенко Елена Анатольевна** – Таганрогский институт управления и экономики; e-mail: pumka@mail.ru; г. Таганрог, 347900, ул. Петровская, 45; тел.: 88634613432; кафедра математики и информатики; доцент, доцент.

**Gaiduk Anatoly Romanovich** – Southern Federal University; e-mail: gaiduk\_2003@mail.ru; 26, Slesarnaya street, app. 2, Taganrog, 347904, Russia; phone: +78634626287; the department of automatic control systems; professor.

**Plaksienko Elena Anatolyevna** – Taganrog Institute of Management and Economic; e-mail: pumka@mail.ru; 45, Petrovskaya street, Taganrog, 347900, Russia; phone: +78634613432; the department of mathematics and informatics; associate professor.

УДК 581.5:681.3

**В.И. Финаев, А.А. Пушнина, И.В. Пушнина**

### **ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ\***

*Цель данной работы состоит в алгоритмизации процедур автоматической оптимизации в условиях неопределённости при решении задач экстремального управления технологическими процессами и производствами. Для достижения поставленной цели в данной работе приведён краткий обзор известных методов моделирования и решения задач систем автоматической оптимизации при известной модели объекта управления и случайных возмущениях. Выполнен также краткий обзор работ, в которых задачи систем автоматической оптимизации решают в условиях неопределённости. Сделан вывод, что в условиях неопределённости и при нечёткой модели объекта управления следует применять экспертные оценки параметров модели. Экспертные оценки параметров модели проверяются методами имитационного моделирования. Обоснована актуальность применения моделей принятия решений и имитационного моделирования для синтеза САУ, поддерживающей оптимальные параметры работы объекта управления. Разработана имитационная модель системы автоматической оптимизации и определены задачи имитационного моделирования. Приведено содержательное описание работы системы автоматической оптимизации и статистического последовательного алгоритма поиска управляющих решений. Оценка точности случайного поиска пробного смещения управления может быть получена с применением биномиального критерия или нормального критерия. Разработана схема алгоритма имитационной модели системы автоматической оптимизации с нормальным критерием. Разработан алгоритм имитационной модели последовательного критерия для коррекции параметров системы автоматической оптимизации. Разработан алгоритм ситуационной модели, применение которой делает устойчивой систему автоматической оптимизации к возмущениям, действующим на объект управления. Отличие ситуационной*

\* НИР 213.01-07-2014/02ПЧВГ Разработка методов многокритериальной оптимизации параметров гибридных адаптивных интеллектуальных регуляторов плохо формализованных технических объектов.

модели состоит в применении знаний экспертов для задания эталонных ситуаций и соответствующим им управляющим решениям. Показан вид главного диалогового окна программы для исследования работы системы автоматической оптимизации.

Управление; автоматическая оптимизация; неопределённость; принятие решений; моделирование; алгоритмизация; имитация; программное приложение.

V.I. Finaev, I.V. Pushnina, A.A. Pushnina

## SIMULATION MODELING OF MAKING DECISIONS IN AUTOMATIC OPTIMIZATION SYSTEMS

*The purpose of this paper is algorithmization of automatic optimization under uncertainty procedures in solving the problems of extreme control of technological processes and manufactures. A short overview of the well-known methods of modeling and solving problems of automatic optimization with the control object and random disturbances known models is given in this paper to achieve this purpose. A short overview of papers in which the automatic optimization problems are solved under uncertainty is made. It is concluded that expert estimates of the model parameters should be used in conditions of uncertainty and fuzzy model of control object. Expert estimates of the model's parameters are tested according to methods of simulation modeling. The urgency of the decision-making models' application and the application of the simulation modeling for synthesis of the automatic optimization system, which maintains the optimal functioning parameters of the control object, is justified. A simulation model of the automatic optimization system is developed and the simulation modeling problems are identified. Meaningful description of the automatic optimization system functioning and functioning of the statistical sequential algorithm of searching control decisions are given. Estimation of accuracy of the trial control bias random search can be obtained using the normal or binomial criterion. A flowchart of the automatic optimization system with normal criteria simulation model is developed. The algorithm of the simulation model of the consistent criteria for correction of the automatic optimization system parameters is developed. The algorithm of situational model, applying of which makes stable the automatic optimization system to disturbances, acting on the control object, is developed. The difference between situational model is the application of experts' knowledge to set the reference situations and control solutions, corresponding to them. View of the main program dialog box for the study of automatic optimization system functioning is shown.*

*Control; automatic optimization; uncertainty; making decisions; modeling; algorithmization; simulation; software application.*

**Введение.** Задачи оптимизации работы технологических объектов на примере энергетических объектов решают с применением систем автоматической оптимизации (САО). Разрабатывать САО приходится в условиях недостаточной априорной информации, как об энергетическом объекте, так и о среде его функционирования. В то же время существует вид нечётких систем управления [1–3], предназначенных для решения задач управления в условиях неопределённости. Нечёткие системы управления не требуют достаточно полной информации относительно объекта управления. В нечётких системах управления применяются нечёткие множества для формализации параметров, и нечёткая логика для принятия решений. Нечёткие системы управления позволяют улучшить адаптивные свойства САО.

В работах [4, 5] показано, что возможен синтез САО с нечеткими алгоритмами принятия решений, обеспечивающих решение задачи оптимизации технологических объектов. Принятие решений реализуется на основе последовательных процедур. Аддитивная помеха  $\varphi(t)$  на выходе объекта управления (ОУ) определена нулевым математическим ожиданием  $M[\varphi(t)]=0$  и корреляционной функцией  $K_\varphi(t_1, t_2)=0$  при  $t_1 \neq t_2$ ,  $D[\varphi(t)]=\sigma^2$ . Измерения характеристики ОУ  $y_{ik}=y(x_i, t_i)$  осуществляют в моменты  $t_i=t_0 + i\tau$ ,  $i=1, 2, \dots$ ,  $x_i$  – значение управляющего параметра в момент  $t_i$ . Объект управления является инерционным, как все энергетические объекты. Применяют метод В.В. Казакевича [6] для компенсации инерционности, одна-

ко этот метод требует выполнения  $N$  числа измерений, не связанных со статистическими характеристиками погрешностей измерений и внешними возмущениями. А это даёт существенные погрешности метода. Применение же метода наименьших квадратов даст оценки модели ОУ с ограниченной дисперсией [7], а это позволяет для оценки статистической экстремальной характеристики  $f(x_i) \equiv y(x_i, t_i)$  применять широко известный метод А. Вальда [8].

В работе [6] показано, что после выполнения  $r$  измерений значения характеристики ОУ, нахождения оценки характеристики  $f(x_k) = a_j$  по всем  $N = r \times n$  измерениям и применения последовательного алгоритма А. Вальда для проверки гипотезы относительно распределения значения  $f(x_k) = a_j$  в случае инерционного ОУ и неконтролируемых возмущений точно определить значения статистической экстремальной характеристики  $f(x_i)$  невозможно. При выбранной нечёткой модели ОУ определение её коэффициентов следует делать с применением экспертных оценок параметров, которые затем можно проверять с применением имитационной модели.

Для определения коэффициентов нечеткой модели целесообразно использовать экспертные оценки параметров с последующей проверкой на имитационной модели САО [9-11]. В работе [12] показано, что для такого инерционного объекта, как котлоагрегат ТГМ-9 [6], можно проектировать САО с последовательными алгоритмами принятия решений, причём САО работает в условиях высокого уровня помех, при существенной инерционности ОУ и изменяющихся режимах работы. Таким образом, разработка алгоритмов принятия решений для реализации САО, поддерживающей оптимальные параметры работы ОУ (в частности в энергетике), является актуальной задачей.

**Постановка задачи.** Таким образом, с позиций быстродействия и точности синтез алгоритма поиска экстремума в САО является актуальной задачей. Необходимо разработать такой алгоритм, который обеспечить лучшее качество процессов функционирования при задаваемых требованиях к точности и скорости отслеживания экстремума характеристики  $f(x_i)$ . Синтез алгоритма происходит при нечетком задании параметров системы.

Алгоритм поиска экстремума предназначен для метода статистических испытаний и имитационного моделирования САО. Данный алгоритм и имитационное моделирование позволяют исследовать переходные процессы в САО и получать интегральные характеристики качества функционирования системы при анализе реальных процессов. Данный подход будет полезен при анализе и синтезе САО реальных технических объектов, в частности, систем управления котлоагрегатами.

**Имитационная модель системы автоматической оптимизации.** Прежде всего, отметим, что задача имитационного моделирования состоит в поиске структуры и параметров алгоритмов, обеспечивающих требуемое качество процессов при разных режимах функционирования и разных требованиях к точности и скорости отслеживания экстремума САО. Определим задачу имитационного моделирования.

Неконтролируемые возмущения и существенная инерционность ОУ ухудшают качество регулирования в САО [6]. Неконтролируемые возмущения делят на низкочастотные и высокочастотные [13]. Низкочастотные возмущения вызывают дрейф экстремальной характеристики. Высокочастотные возмущения – это шумы и погрешности измерений и для борьбы с ними применяют алгоритмы статистической фильтрации [1, 14, 15]. При разработке имитационного моделирования работы САО требуется решать задачи: компенсации высокочастотных возмущений; поиска и устранения низкочастотных возмущений; компенсации инерционности ОУ; обнаружения дрейфа характеристики; выбора алгоритма работы САО и его параметров в зависимости от режима работы объекта.

Рассмотрим содержательное описание работы САО. В известных алгоритмах статистической оптимизации с последовательными процедурами [4, 6, 14] принята унимодальная характеристика ОУ и оптимизируется координата  $x$ . На каждом шаге поиска  $k$  выполняют пробные изменения значения  $x$  относительно  $x=x_k$ , так что  $x_{k(2i-1)}=x_k+\Delta x_{npk}$ ,  $x_{k(2i)}=x_k-\Delta x_{npk}$ ,  $i=1,2,3,\dots$ . Выполняются измерения  $z_i^{(k)} \in \Delta Y$  приращения характеристики  $\Delta y_{ki}=f(x_{k(2i)})-f(x_{k(2i-1)})$ .

Статистический последовательный алгоритм в САО реализуется следующим образом. Принимают две альтернативные гипотезы  $H_0$  и  $H_1$  относительно неизвестных значений параметра  $\theta$  распределения  $P(Z, \theta)$ . Гипотеза  $H_0$  соответствует нахождению рабочей точки  $x_k$  на правой ветви характеристики - управляющее решение  $u^{(1)}$ . Гипотеза  $H_1$  соответствует нахождению рабочей точки  $x_k$  на левой ветви характеристики - управляющее решение  $u^{(2)}$ .

Распределение  $P(Z / H_i)$  случайного вектора  $Z = \langle z_1^{(k)}, z_2^{(k)}, \dots, z_n^{(k)} \rangle \in Z^n$  на шаге  $n$  алгоритма позволяет проверить отношение правдоподобия  $\Lambda = P(Z / H_1) / P(Z / H_0)$ . Задаются точки  $L_1$  и  $L_2$  разбиения области принятия решений. При выполнении условия  $\Lambda \geq L_1$  принимается гипотеза  $H_1$  и управляющее решение  $u^{(2)}$ , т.е.  $x_{k+1}=x_k+\Delta x_k$ . При выполнении условия  $\Lambda \leq L_2$  - гипотеза  $H_0$  и управляющее решение  $u^{(1)}$ :  $x_{k+1}=x_k-\Delta x_k$ . Во всех остальных случаях происходит выбор решения  $u^{(0)}$ , определяющий требование дополнительного опыта  $n+1$ . На рис. 1 приведена иллюстрация работы САО.

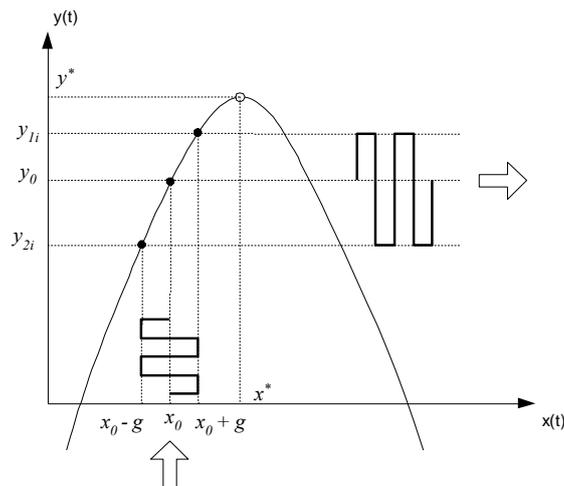


Рис. 1. Пояснение работы САО

Очевидна необходимость статистического имитационного моделирования [16] последовательного критерия, т.к. при реализации статистического последовательного алгоритма в САО появляется неопределённость, определённая следующими факторами:

- ◆ выбор параметров  $\theta_1$  и  $\theta_0$ , соответствующих гипотезам  $H_1$  и  $H_0$ ;
- ◆ точное значение параметра  $\theta$  в рабочей точке характеристики неизвестно;
- ◆ в последовательном алгоритме Вальда [8] задание вероятности ошибочного решения  $p_e(\theta, \theta_1, \theta_0)$  и среднего числа опытов для принятия решений  $E_n(\theta, \theta_1, \theta_0)$  происходит эвристическим путём;

- ◆ зависимость между оценками, как следствие возмущений, воздействующих на ОУ, и особенность метода определения оценок;
- ◆ разные режимы работы ОУ при разных требованиях к качеству и быстротедействию.

Если модель ОУ определена характеристикой  $y=f(x,t)$ ,  $x$  – параметр оптимизации, то согласно вышеприведённому описанию работы САО в структуре модели системы управления помимо модели характеристики, необходима модель случайных возмущений (нелинейные преобразования) и модель СА, определяющей значения  $x_0=x \pm g$ , где  $g$  - величина пробного смещения.

Таким образом, имитационная модель САО будет состоять из следующих шагов.

Шаг 1. Определение аналитического вида характеристики ОУ  $y=f(x,t)$ , ввод параметров САО, параметров алгоритма имитационной модели.

Шаг 2. Задание цикла по числу  $N$  - шагов работы САО.

Шаг 3. Задание цикла по числу опытов  $m$  для принятия решения о значении  $x_0$ .

Шаг 4. Имитация в схеме случайных событий случайного дрейфа характеристики влево от точки  $x_0$ .

Шаг 5. Имитация в схеме случайных событий случайного дрейфа характеристики вправо от точки  $x_0$ .

Шаг 6. Формирование управляющего решения САО и определение значения характеристики  $y=f(x,t)$ .

Шаг 7. Проверка условия окончания цикла по числу опытов  $m$ . Если цикл окончен, то выполняется переход к шагу 8, иначе – переход к шагу 3.

Шаг 8. Выполнение коррекции рабочего шага по данным приращения характеристики  $y=f(x,t)$ .

Шаг 9. Принятие решения относительно новой рабочей точки  $x_0$ .

Шаг 10. Оценка эффективности управления на данном шаге управления.

Шаг 11. Проверка условия окончания цикла по числу  $N$  - шагов работы САО. Если цикл окончен, то выполняется вывод результатов моделирования, иначе – переход к шагу 2.

Оценку точности случайного поиска пробного смещения  $g$  можно выполнить с применением биномиального критерия или нормального критерия [17]. В частности, при применении нормального критерия проверка гипотез относительно значения градиента характеристики происходит из значения суммы приращений  $x = \sum_{i=1}^n (y_{1i} - y_{2i})$ .

На рис. 2 показана схема алгоритма имитационной модели САО с нормальным критерием. Подпрограммы OPRL10 и OPRL20 предназначены для определения границ  $L_1$  и  $L_2$  разбиения области принятия решений относительно гипотезы  $H_0$  и  $H_1$ . Подпрограмма OPRLC предназначена для определения коэффициента приращения  $L_c$  (для  $L_1$  и  $L_2$ ) для сокращения площади области продолжения испытаний.

Для нормального критерия с учетом различной дисперсии оценок в одном цикле опытов пороги определяются по формулам:

$$L_1^{(i)} = \frac{\ln \frac{1 - \beta}{\alpha}}{\Delta x (\theta_1^k - \theta_0^v)}, \quad (1)$$

$$L_2^{(i)} = \frac{\ln \frac{\beta}{1 - \alpha}}{\Delta x (\theta_1^k - \theta_0^v)}, \quad (2)$$

$$L_c^{(i)}(n) = \frac{\Delta x(\theta_l^k + \theta_0^v)}{2\sigma_n^2}, \quad (3)$$

где  $\alpha$  - вероятность ошибки первого рода (отклоняется истинная гипотеза  $H_0$ );  $\beta$  - вероятность ошибки второго рода (принимается гипотеза  $H_0$ , хотя истинной является  $H_1$ ) [13, 17];  $\sigma_n^2$  - дисперсия оценки для  $n$  опытов в одном цикле;  $\Delta x$  - изменение координаты  $x$ , относительно базового значения, зависящее от параметров  $\theta_l, \theta_0$  нормального критерия. Подпрограмма OPRGRAD предназначена для оценки градиента характеристики объекта.

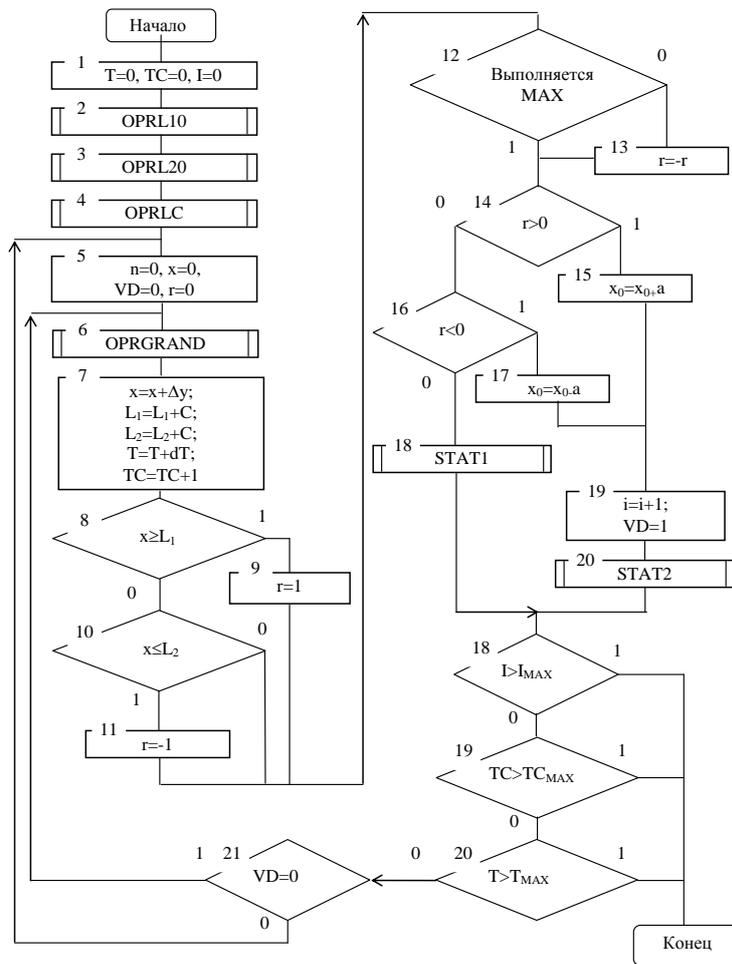


Рис. 2. Схема алгоритма имитационной модели системы автоматической оптимизации с нормальным критерием

В алгоритме присутствуют идентификаторы:  $T$  – время моделирования;  $dT$  – временной отрезок на один опыт;  $T_{max}$  – максимальное время моделирования;  $I$  – количество действий САО;  $I_{max}$  – максимальное число действий;  $TC$  – число шагов опытов;  $TC_{max}$  – максимальное число опытов;  $n$  – число опытов в одном цикле;  $m$  – число успешных опытов, обеспечивший поиск экстремума.

Ключ MAX принимает значение 1, если характеристика имеет максимум и равен 0 - при минимуме. Подпрограммы STAT1 и STAT2 предназначены для сбора статистических данных. Идентификатор  $a$  - величина рабочего шага поиска.

Схема алгоритма имитационной модели САО с биномиальным критерием имеет отличия от рассмотренной схемы (рис. 2) определённые особенностью применения биномиального критерия оценки точности. Эти отличия нельзя назвать существенными.

Рассмотрим структуру алгоритма имитационной модели последовательного критерия, который состоит из следующих шагов.

Шаг. 1. Осуществляется ввод исходных данных для применения последовательного критерия.

Шаг. 2. Осуществляются вычисления начальных значений порогов в подпрограмме INITPP.

Шаг. 3. Выполняется цикл по переменной TC - число шагов опытов.

Шаг. 4. Выполняется цикл по переменной  $n$  - число опытов в одном цикле.

Шаг. 5. Генерируется управление и оценивается приращение характеристики с применением подпрограммы GENV.

Шаг. 6. Находится оценка правдоподобия управления с применением подпрограммы ADDVPP.

Шаг. 7. Принимается решение относительно параметра управления с применением подпрограммы TESTPP.

Шаг. 8. Проверяется условие окончания цикла по переменной  $n$ . Если условие не выполнено, то осуществляется переход к шагу 4, в противном случае - к шагу 9.

Шаг. 9. Осуществляется обработка статистических данных, полученных при проведении цикла опытов.

Шаг. 10. Проверяется условие окончания цикла по переменной TC. Если условие не выполнено, то осуществляется переход к шагу 4, в противном случае - к шагу 11.

Шаг. 11. Осуществляется обработка статистических данных, полученных при проведении всех опытов.

Алгоритм коррекции параметров САО входит в алгоритм подпрограммы GENV. Объект управления может быть задан в виде модели инерционного звена, например, 1-го или 2-го порядка [18].

При моделировании применяется  $\Delta t$  - способ [19]. Весь интервал времени функционирования исследуемого объекта разбивается на отрезки  $\Delta t_i$ ,  $i=1,2,\dots,n \times TC_{max}$ , исходя из заданной точности моделирования. Получаемые при моделировании стохастические значения управления фильтруются с применением специальной подпрограммы, в которой применен алгоритм полиномиальной фильтрации по методу наименьших квадратов [20]. Подпрограмма позволяет получить оценки показателя качества  $y_{ki}$ , смещения характеристики за  $\Delta t$   $\Delta y_{\Delta t ki}$  и дисперсии измерения  $\sigma_{ki}^2$ .

**Алгоритм работы ситуационной модели.** Выше для пояснения работы алгоритмов САО было сказано о модели объекта в виде инерционного звена, но это идеальный случай. Ситуация с решением задачи автоматической оптимизации усложняется, если модель объекта неизвестна. Алгоритм работы САО должен быть и эффективным и устойчив к многочисленным возмущениям, действующим на объект управления. Для обеспечения устойчивости алгоритма необходимо согласование его параметров с текущей ситуацией, которую можно охарактеризовать следующими параметрами: положение рабочей точки относительно экстремума, расстояние до оптимального значения и направление дрейфа характеристики, а также крутизна характеристики,

интенсивность и характер её дрейфа. Очевидно, что получить все эти оценки в достаточно адекватном виде просто нет возможности, а это приведёт к выбору неадекватного управления и потерям, например, при работе котлоагрегата.

Существуют разные способы определения вышеперечисленных параметров [6, 14, 21], но помимо аналитических подходов они содержат в себе достаточно много эвристики. Поэтому для решения задачи идентификации ситуации поиска при проектировании САО с переменными параметрами предлагается применить модель нечеткой классификации.

Предлагается формально определить ситуацию  $S$  функционирования САО набором лингвистических переменных (ЛП):  $S = \langle s_1, s_2, s_3, s_4 \rangle$ , для которых зададим терм-множества:

- ◆  $T(s_1 - \text{«расстояние до экстремума»}) = \{ S_1^1 - \text{«большое на левой ветви»}, S_1^2 - \text{«малое на левой ветви»}, S_1^3 - \text{«в окрестности»}, S_1^4 - \text{«малое на правой ветви»}, S_1^5 - \text{«большое на правой ветви»} \};$
- ◆  $T(s_2 - \text{«интенсивность дрейфа»}) = \{ S_2^1 - \text{«значительный»}, S_2^2 - \text{«незначительный»} \};$
- ◆  $T(s_3 - \text{«скорость горизонтального дрейфа»}) = \{ S_3^1 - \text{«уменьшение»}, S_3^2 - \text{«увеличение»}, S_3^3 - \text{«отсутствует»} \};$
- ◆  $T(s_4 - \text{«точность определения положения экстремума»}) = \{ S_4^1 - \text{«высокая»}, S_4^2 - \text{«низкая»} \};$

Аналитическая модель объекта управления может отсутствовать, но могут существовать апостериорные оценки. Например, оценка градиента характеристики  $\delta = \Delta y / \Delta x$ . Эта оценка – случайная величина, но её можно представить в виде нечеткого интервала  $\tilde{\delta}$ . Также можно знать историю управляющих решений  $u^k$ . От помехоустойчивости САО зависит степень разброса значений управлений  $x$  на ранних  $k$  шагах:  $\Delta X^k = \{x_k, x_{k-1}, \dots, x_0\}$ , а также смещение характеристики  $\Delta y_\tau$  за время измерения  $\tau$ . Смещение положения экстремума может быть и горизонтальным, и вертикальным. Оценка  $\sigma$  выходного параметра выполняется с применением алгоритма фильтрации низкочастотной составляющей  $y(t)$ .

В этих неопределённых условиях применение модели нечеткой классификации с экспертными знаниями позволит получать рекомендуемые значения параметров алгоритма САО.

Алгоритм модели нечеткой классификации для САО состоит из следующих шагов.

Шаг. 1. Определение значений параметров экстремальной характеристики  $B$  в виде нечетких интервалов с применением подпрограммы OPRB.

Шаг. 2. Задание эталонных нечетких ситуаций с применением подпрограммы OPRES.

Шаг. 3. Определение реальных нечетких ситуаций с применением подпрограммы OPRSP.

Шаг. 4. Выполнение сравнения каждого компонента текущей нечеткой ситуации  $\tilde{S}$  с компонентами эталонной нечеткой ситуации  $\tilde{S}^{*v}$  и нахождение индекса  $KI$  ситуации, для которой степень нечеткого сравнения (равенства)  $\mu(\tilde{S}, \tilde{S}^{*v})$  будет наибольшей в подпрограмме CMPS.

Шаг 5. Вычисление параметров стратегии, соответствующей определенной на шаге 4 эталонной нечёткой ситуации  $KI$  с применением подпрограммы *OPRAV*.

Шаг 6. Вычисление параметров алгоритма поиска управления для следующего шага с применением подпрограмма *OPPPP*.

Таким образом, алгоритм реализован в виде последовательности подпрограмм, что упрощает его программную реализацию. Разработано программное приложение, главное диалоговое окно которого показано на рис. 3.

В программном приложении применен модульный принцип и присутствуют модель САО, объекта управления, случайных возмущений и внешних воздействий. Программное приложение предоставляет возможности исследования САО в условиях неопределённости по сравнению с известными системами моделирования, а также позволяет решать задачи синтеза САО технических объектов. В программе реализованы модели типовых экстремальных характеристик объектов оптимизации и случайных возмущений.

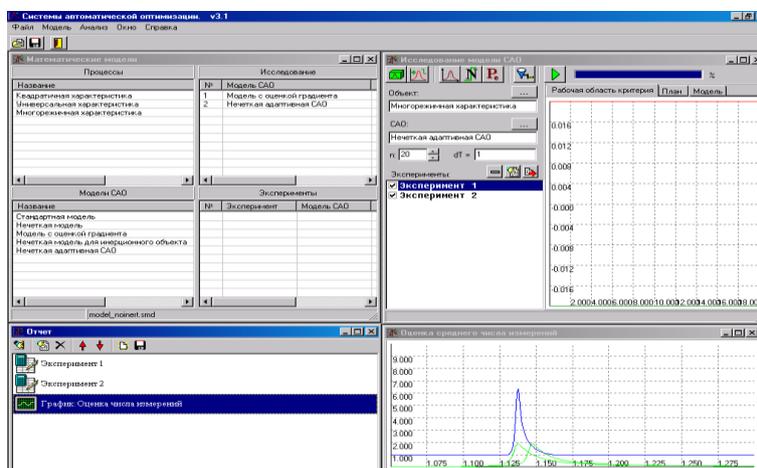


Рис. 3. Главное диалоговое окно программного обеспечения

**Выводы.** Разработанный в данной статье метод имитационного моделирования принятия решений в системах автоматической оптимизации в условиях неопределённости отличается от ранее рассмотренных в других работах возможностью обобщения алгоритмов последовательных процедур статистического поиска управления и их оценки по биномиальному или нормальному критерию, а также применением экспертных знаний для оценивания ситуаций управления с последующей коррекцией модели объекта управления.

Результаты анализа известных работ показали актуальность разработки алгоритмов принятия решений при выборе управляющего параметра в системах автоматической оптимизации в условиях неопределённости. Разработаны алгоритмы имитационной модели системы автоматической оптимизации в целом и её подпрограмм, что позволило в итоге получить специализированное программное приложение для задач исследования функционирования и синтеза этих систем. Применение модели нечеткой классификации при проектировании САО с переменными параметрами, если модель объекта управления неизвестна, позволяет производить исследование функционирования при случайных возмущениях с точностью до нескольких процентов (определяется параметрами случайных возмущений), в то время как применение классических методом оптимизации даст существенную погрешность до 30 процентов.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Методы робастного нейро-нечеткого и адаптивного управления / под ред. Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002.
2. *Birgit Vogel-Heuser*. Herausforderungen und Anforderungen aus Sicht der IT und der Automatisierungstechnik // *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik*. – Springer Fachmedien, Wiesbaden, 2014.
3. *Sebastian Ulewies, Daniel Schuetz, Birgit Vogel-Heuser*. Integration of distributed hybrid multi-agent System into an Industrial IT Environment // In: 12th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN), Porto Alegre, Brasil, 2014.
4. *Молчанов А.Ю., Финаев В.И.* Модели систем автоматической оптимизации с нечеткими параметрами. – Таганрог: Изд-во Технологического института ЮФУ, 2007. – 218 с.
5. *Valeriy Vyatkin, Victor Dubinin*. Enhancing Distributed Automation System with Efficiency and Reliability by Applying Automatic Service Management // *Proceedings of the 2014 IEEE Emerging Technology and Factory Automation, ETFA 2014, Barcelona, Spain, September 16-17, 2014*.
6. *Казакевич В.В., Родов А.Б.* Системы автоматической оптимизации. – М.: Энергия, 1977. – 288 с.
7. *Асатуриян В.И.* Теория планирования эксперимента. – М.: Радио и связь, 1983. – 248 с.
8. *Вальд А.* Последовательный анализ. – М.: Главное изд-во Физматлит, 1960. – 328 с.
9. *Финаев В.И., Молчанов А.Ю.* Метод моделирования самонастраивающихся систем управления // *Известия ТРТУ*. – 2004. – № 7 (42). – С. 82-87.
10. *Finaev V.I., Sinyavskaya E.D., Evtushenko V.Yu, Shadrina V.V., Vasilenko S.V.* Fussy model of temperature control in the bread-baking chamber // *International Journal of Applied Engineering Research*. – 2015. – Vol. 10, No. 18. – P. 38891-38897. – ISSN 0973-4562.
11. *Kobersy I.S., Finaev V.I., Zargarjan J.A., Beloglazov D.A., Shadrina V.V.* Model of the controller for output stream concentration in the mixed of a stream unit // *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*. – 2015. – Vol. 10, No. 4. – P. 1637-1641.
12. *Молчанов А.Ю.* Оптимизация параметров энергетического объекта // *Известия ТРТУ*. – 2004. – № 7 (42). – С. 24-29.
13. *Первозванский А.А.* Случайные процессы в нелинейных автоматических системах. – М.: Главное изд-во Физматлит, 1962. – 352 с.
14. *Растринин Л.А.* Системы экстремального управления. – М.: Наука, 1974. – 632 с.
15. *Молчанов А.Ю.* Алгоритм экстремального управления в системах автоматической оптимизации // *Известия ТРТУ*. – 2004. – № 8 (43). – С. 54.
16. *Финаев В.И.* Моделирование систем: учебное пособие. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2013. – 181 с.
17. *Гмурман В.Е.* Теория вероятностей и математическая статистика: учебное пособие для вузов. – 5-е изд., перераб. и доп. – М.: Высшая школа, 1977. – 400 с.
18. *Справочник по теории автоматического управления / под ред. А.А. Красовского*. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
19. *Советов Б.Я., Яковлев С.А.* Моделирование систем. – М.: Высшая школа, 1985. – 271 с.
20. *Абуталиев Ф.Б., Исмагилов И.И.* Спектральные алгоритмы многомерной полиномиальной аппроксимации // *Математическое моделирование. Вычислительные методы и алгоритмы*. – 1996. – Т. 8, № 8. – С. 69-75.
21. *Гайдук А.Р., Пушнина А.А.* Исследование оптимальной системы автоматизации // *Проблемы автоматизации. Регионально управление. Связь и автоматика*. – ПАРУСА-2015: Сборник трудов IV Всероссийской научной конференции молодых ученых, аспирантов и студентов, г. Геленджик, 29-30 октября 2015 г. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2015. – Т. 2. – С. 26-29.

## REFERENCES

1. *Metody robastnogo neyro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya [Methods of robust neuro-fuzzy and adaptive control]*, Ed. by N.D. Egupova. Moscow: Izd-vo. MG TU im. N.E. Bauman, 2002.
2. *Birgit Vogel-Heuser*. Herausforderungen und Anforderungen aus Sicht der IT und der Automatisierungstechnik, *Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik*, Springer Fachmedien, Wiesbaden, 2014.

3. Sebastian Ulewies, Daniel Schuetz, Birgit Vogel-Heuser. Integration of distributed hybrid multi-agent System into an Industrial IT Environment, In: *12th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, Porto Alegre, Brasil, 2014.
4. Molchanov A.Yu., Finaev V.I. Modeli sistem avtomaticheskoy optimizatsii s nechetkimi parametrami [Models of automatic optimization systems with fuzzy parameters]. Taganrog: Izd-vo Tekhnologicheskogo instituta YuFU, 2007, 218 p.
5. Valeriy Vyatkin, Victor Dubinin. Enhancing Distributed Automation System with Efficiency and Reliability by Applying Automatic Service Management, *Proceedings of the 2014 IEEE Emerging Technology and Factory Automation, ETFA 2014, Barcelona, Spain, September 16-17, 2014*.
6. Kazakevich V.V., Rodov A.B. Sistemy avtomaticheskoy optimizatsii [Automatic optimization systems]. Moscow: Energiya, 1977, 288 p.
7. Asaturyan V.I. Teoriya planirovaniya eksperimenta [The theory of experiment planning]. Moscow: Radio i svyaz', 1983, 248 p.
8. Val'd A. Posledovatel'nyy analiz [Sequence analysis]. Moscow: Glavnoe izd-vo Fizmatlit, 1960, 328 p.
9. Finaev V.I., Molchanov A.Yu. Metod modelirovaniya samonastrivayushchikhsya sistem upravleniya [Method of modeling self-adapting control systems], *Izvestiya TRTU [Izvestiya TSURE]*, 2004, No. 7 (42), pp. 82-87.
10. Finaev V.I., Sinyavskaya E.D., Evtushenko V.Yu., Shadrina V.V., Vasilenko S.V. Fussy model of temperature control in the bread-baking chamber, *Internation Journal of Applied Engineering Research*, 2015, Vol. 10, No. 18, pp. 38891-38897. ISSN 0973-4562.
11. Kobersy I.S., Finaev V.I., Zargarjan J.A., Beloglazov D.A., Shadrina V.V. Model of the controller for output stream concentration in the mixed of a stream unit, *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciecvces*, 2015, Vol. 10, No. 4, pp. 1637-1641.
12. Molchanov A.Yu. Optimizatsiya parametrov energeticheskogo ob"ekta [Optimization of the energy object parameters], *Izvestiya TRTU [Izvestiya TSURE]*, 2004, No. 7 (42), pp. 24-29.
13. Pervozvanskiy A.A. Sluchaynye protsessy v nelineynykh avtomaticheskikh sistemakh [Random processes in nonlinear automatic systems]. Moscow: Glavnoe izd-vo Fizmatlit, 1962, 352 p.
14. Rastigin L.A. Sistemy ekstremal'nogo upravleniya [Extreme control systems]. Moscow: Nauka, 1974, 632 p.
15. Molchanov A.Yu. Algoritm ekstremal'nogo upravleniya v sistemakh avtomaticheskoy optimizatsii [Extreme control algorithm in automatic optimization systems], *Izvestiya TRTU [Izvestiya TSURE]*, 2004, No. 8 (43), pp. 54.
16. Finaev V.I. Modelirovanie sistem: uchebnoe posobie [Systems' modeling: tutorial]. Taganrog: Izd-vo YuFU, 2013, 181 p.
17. Gmurman V.E. Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika: uchebnoe posobie dlya vtuzov [Theory of probability and mathematical statistics]. 5<sup>th</sup> ed., pererab. i dop. Moscow: Vysshaya shkola, 1977, 400 p.
18. Spravochnik po teorii avtomaticheskogo upravleniya [Guide to the automatic control theory]. Ed. by A.A. Krasovskogo. Moscow: Nauka, 1987, 712 p.
19. Sovetov B.Ya., Yakovlev S.A. Modelirovanie system [Systems' modeling]. Moscow: Vysshaya shkola, 1985, 271 p.
20. Abutaliev F.B., Ismagilov I.I. Spektral'nye algoritmy mnogomernoy polinomial'noy approksimatsii [Spectral algorithms of multidimensional polynomial approximation], *Matematicheskoe modelirovanie. Vychislitel'nye metody i algoritmy [Mathematical modeling. Computational methods and algorithms]*, 1996, Vol. 8, No. 8, pp. 69-75.
21. Gayduk A.R., Pushnina A.A. Issledovanie optimal'noy sistemy avtomatizatsii [Investigation of the optimal automation system], *Problemy avtomatizatsii. Regional'no upravlenie. Svyaz' i avtomatika. PARUSA-2015: Sbornik trudov IV Vserossiyskoy nauchnoy konferentsii molodykh uchennykh, aspirantov i studentov, g. Gelendzhik, 29-30 oktyabrya 2015 g.* [Problems of automation. Administration. Communication and automation. SAILS-2015: proceedings of the IV all-Russian scientific conference of young scientists, postgraduates and students, Gelendzhik, October 29-30, 2015]. Taganrog: Izd-vo YuFU, 2015, Vol. 2, pp. 26-29.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Я.Е. Ромм

**Финаев Валерий Иванович** – Южный федеральный университет; e-mail: finaev\_val\_iv@tsure.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371689; кафедра систем автоматического управления; зав. кафедрой; д.т.н.; профессор.

**Пушнина Инна Валерьевна** – кафедра систем автоматического управления; ассистент.

**Пушнина Анастасия Алексеевна** – кафедра систем автоматического управления института радиотехнических систем и управления; студентка.

**Finaev Valeri Ivanovich** – Southern Federal University; e-mail: fin\_val\_iv@tsure.ru; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371689; the department of automatic control systems; head of department; dr. of eng. sc.; professor.

**Pushnina Inna Valerjevna** – the department of automatic control systems; assistant.

**Pushnina Anastasiya Alekseevna** – the department of automatic control systems; student.