Научная статья
УДК 623.5

Алгоритм идентификации параметров сложных многомерных математических моделей испытываемых технических систем при реализации опытно-теоретического метода испытаний

Владимир Герасимович Найденов

Аннотация. В статье разработан новый алгоритм идентификации сложных многомерных математических моделей испытываемых сложных технических систем, который позволяет с высокой точностью определять неизвестные или уточнять априорно заданные параметры практически любой сложности математических моделей, применяемых при реализации опытно-теоретического метода испытаний сложных технических систем. Проведена апробация разработанного алгоритма идентификации сложных технических систем, которая показала корректность постановки задачи исследования, работоспособность разработанного алгоритма, адекватность полученных аналитических выражений и возможность практического применения данного алгоритма при реализации опытно-теоретического метода испытаний сложных технических систем.

Ключевые слова: алгоритм идентификации; математическая модель; оптимизируемый функционал; многомерное пространство

Для цитирования: Найденов В.Г. Алгоритм идентификации параметров сложных многомерных математических моделей испытываемых технических систем при реализации опытно-теоретического метода испытаний // Вооружение и экономика. 2025. №3(73). С. 26-35.

Original article

Parameter Identification Algorithm of Complex Multidimensional Mathematical Models of Tested Technical Systems in the Process of an Experimental-Theoretical Testing Method Implemention

Vladimir G. Naidenov

Abstract. The article develops a new identification algorithm of complex multidimensional mathematical models of tested complex technical systems that allows to determine with high accuracy unknown or clarify a priori specified parameters of mathematical models almost of any complexity used in the experimental-theoretical testing method implementation of complex technical systems. The developed identification algorithm of complex technical systems was tested. It was shown correctness of the research problem formulation, developed algorithm operability, obtained analytical expressions adequacy, and practical algorithm applicability in the process of experimental-theoretical testing method implementation of complex technical systems.

Keywords: identification algorithm; mathematical model; optimized functional; multidimensional space

For citation: Naidenov V.G. Parameter Identification Algorithm of Complex Multidimensional Mathematical Models of Tested Technical Systems in the Process of an Experimental-Theoretical Testing Method Implemention. Vooruzhenie i ekonomika = Armament and Economics. 2025; 73(3): 26-35. (In Russ.).

Известно, что математическое моделирование применяется практически на всех этапах разработки сложных технических систем (СТС), включая этапы предварительного, эскизного и технического проектирования, а также в процессе испытаний опытных образцов технических систем.

Наиболее широкое применение получили математические модели сложных технических систем в процессе их испытаний при реализации опытно-теоретического метода испытаний таких систем.

Математическая модель объекта испытаний представляет собой систему математических соотношений, описывающих процессы функционирования таких объектов, и ее применение позволяет существенно снизить материальные и финансовые затраты на проведение испытаний технических систем. Кроме того, применение методов математического моделирования позволяет оценить технические характеристики испытываемых СТС во всем факторном пространстве условий их дальнейшей эксплуатации, что не всегда возможно воспроизвести при натурных испытаниях [1]. С другой стороны, при использовании математических моделей требуется высокая достоверность и адекватность получаемых с использованием этих

моделей оценок, что на практике обеспечивается путем их валидации (калибровки). Валидация модели представляет собой операцию, в результате выполнения которой достигается адекватность модели реальному объекту испытаний для конкретных целей исследования. При этом под адекватностью модели реальному объекту испытаний понимается близость их выходных характеристик в соответствии с выбранным критерием точности. Одновременно адекватность предполагает воспроизведение моделью с необходимой полнотой и точностью всех свойств объекта испытаний, существенных для целей данного исследования.

На этапе валидации математических моделей испытываемых СТС необходимо иметь алгоритмы идентификации параметров разработанных математических моделей с конкретными показателями оценки точности и достоверности, а также критерии сопоставления результатов натурных и модельных экспериментов, определяющих меру близости соответствующих модельных и реальных процессов.

В научно-технической литературе[1] проблеме разработки алгоритмов идентификации параметров сложных многомерных математических моделей испытываемых СТС при реализации опытно-теоретического метода испытаний уделено очень ограниченное внимание. Особенно остро такая проблемная задача имеет место при организации полунатурных испытаний сложных технических систем, процессы функционирования которых описываются многомерными математическими моделями, имеющими сложный аналитический вид.

В качестве сложной многомерной математической модели можем, например, рассматривать многомерную регрессионную модель, учитывающую взаимодействие различного уровня входных факторов, имеющих место в процессе испытаний, следующего вида [3]:

$$\theta(x_i, x_j, \dots, x_u) = a_0 + \sum_{i=1}^{P} a_i \cdot x_i + \sum_{i=1}^{P} a_{ii} \cdot x_i^2 + \sum_{i=1}^{P} \sum_{j=1}^{P} a_{ij} \cdot x_i \cdot x_j + \sum_{i>j>u}^{P} \sum^{P} \dots \sum^{P} a_{ij\dots u} \cdot x_i \cdot x_j \dots x_u,$$

где: $a_{ij\dots u}$ – неизвестные параметры математической модели; $x_i, x_j, \dots, x_u$ – факторы, влияющие на оценку θ-й характеристики технической системы.

В данной статье для обеспечения валидации сложных многомерных математических моделей авторами был разработан универсальный алгоритм идентификации априорно заданных или неизвестных параметров сложных математических моделей с использованием численного метода решения оптимизационных задач математического программирования без применения операций дифференцирования для различных методов статистической обработки информации.

Необходимо отметить, что оценка вектора параметров многомерных математических моделей при их валидации представляет собой достаточно сложную оптимизационную задачу по минимизации функционалов, представляющих собой сумму невязок между результатами статистических данных об оценках технических характеристик СТС, полученных по результатам натурных и модельных испытаний.

Так, в случае равноточных натурных измерений, имеющих нормальный закон распределения, оптимальная оценка вектора параметров $\mathbf{A}_m = [a_{1m}, \dots, a_{km}, \dots, a_{Km}]$ m-й математической модели может быть получена с использованием метода наименьших квадратов[2] путем минимизации функционала следующего вида:

$$F(a_{1m}, \dots, a_{km}, \dots, a_{Km}, \mathbf{B}_m) = \sum_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}} \left\{ \hat{\theta}_{m(n_{\text{нат.}})} - G(a_{1m}, \dots, a_{km}, \dots, a_{Km}, \mathbf{B}_m, n_{\text{нат.}}) \right\}^2 \quad (1)$$

где: $G(a_{1m}, \dots, a_{km}, \dots, a_{Km}, \mathbf{B}_m, n_{\text{нат.}})$ – математическая модель испытываемой технической системы; $\hat{\theta}_{m(n_{\text{нат.}})}$ – статистические данные об оцениваемой характеристике СТС, полученной путем проведения натурных экспериментов; $\mathbf{B}_m = [b_{1m}, \dots, b_{rm}, \dots, b_{Rm}]$ – вектор входной информации математической модели.

---

[1] *См.*: Шаракшанэ А.С., Железнов Н.Г., Ивницкий В.А. Сложные системы: учеб. пособие. М.: Высшая школа, 1977. 247 с.; *см.* также [2].

[2] *См.*: Вентцель Е.С. Теория вероятностей: учебник. М.: Наука, 1969. 576 с.; Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория вероятностей и ее инженерные приложения: учеб. пособие. 2-е изд. М.: Высшая школа, 2000. 480 с.; Смирнов Н.В., Дунин-Барковский И.В. Краткий курс математической статистики для технических приложений: учеб. пособие. М.: Физматгиз, 1959, 436 с.

Задача оценки значения вектора параметров $\mathbf{A}_m = [a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots, a_{Km}]$ математической модели сводится к нахождению такого значения этого вектора, при котором наблюдается минимум функционала (1), то есть:

$$\mathbf{A}_{m(opt)} = Arg \min_{\mathbf{A}_m \in \Psi_{\mathbf{A}_m}} F\left(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots a_{Km}, \widehat{\mathbf{B}}_m\right) =$$
$$= Arg \min_{\mathbf{A}_m \in \Psi_{\mathbf{A}_m}} \sum_{n_{\text{нат}}=1}^{N_{\text{нат}}} \left\{\theta_{m(n_{\text{нат.}})} - G\left(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots a_{Km}, \widehat{\mathbf{B}}_m, n_{\text{нат}}\right)\right\}^2, \quad (2)$$

где: $\Psi_{\mathbf{A}_m}$ – область изменения значений вектора $\mathbf{A}_m$.

В случае, когда выражение, описывающее математическую модель испытываемой СТС, является линейным, то для решения задачи (2) вначале составляется, а затем решается система уравнений вида[3]:

$$\begin{cases} \frac{\partial F(a_{1m},\ldots,a_{km},\ldots,a_{Km},\mathbf{B}_m)}{\partial a_{1m}} = 0; \\ \ldots \\ \frac{\partial F(a_{1m},\ldots,a_{km},\ldots,a_{Km},\mathbf{B}_m)}{\partial a_{Km}} = 0. \end{cases} \quad (3)$$

Однако, решение системы уравнений (3) может быть затруднено или вообще не иметь аналитического решения, если функционал $F(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots, a_{Km})$ является нелинейным. Подобные трудности будут иметь место, если функционал $F(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots, a_{Km})$ является не дифференцируемым или трудно дифференцируемым. В этом случае для решения безусловной задачи математического программирования (2) целесообразно использовать численные методы оптимизации. Кроме того, численные методы оптимизации функционала невязок между опытными статистическими данными об оценках характеристик СТС и результатами, полученными из модели, необходимо применять при использовании метода наименьших модулей, который позволяет получать оптимальные оценки в случае распределения ошибок оценки характеристик СТС по первому закону Лапласа [4]. При этом необходимо минимизировать функционал вида:

$$\mathbf{A}_{m(opt)} = Arg \min_{\mathbf{A}_m \in \Psi_{\mathbf{A}_m}} F\left(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots a_{Km}, \widehat{\mathbf{B}}_m\right) =$$
$$= Arg \min_{\mathbf{A}_m \in \Psi_{\mathbf{A}_m}} \sum_{n_{\text{нат}}=1}^{N_{\text{нат}}} \left|\theta_{m(n_{\text{нат.}})} - G\left(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots a_{Km}, \widehat{\mathbf{B}}_m, n_{\text{нат}}\right)\right|.$$

В случае, если оценки технической характеристики $\hat{\theta}_{m(n_{нат.})}$ СТС в различных натурных экспериментах имеют неодинаковую точность и при этом известны дисперсии погрешностей этих оценок $\left(\sigma^2_{\hat{\theta}_m(n_{нат.})}, \text{ где } n_{нат.} = \overline{1, \ldots, N_{нат.}}\right)$, то для получения оптимального значения вектора параметров $\mathbf{A}_m = [a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots, a_{Km}]$ математической модели необходимо применить метод максимального правдоподобия[4]. При этом функция правдоподобия будет иметь следующий вид:

$$F\left(a_{1m}, \ldots, a_{km}, \ldots, a_{Km}, \mathbf{B}_m, \sigma_{\hat{\theta}_m(n_{\text{нат.}}=1)}, \ldots, \sigma_{\hat{\theta}_m(n_{\text{нат.}}=N_{\text{нат.}})}\right) = \frac{1}{\prod_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}} \left(\sigma_{n_{\text{нат.}}} \cdot \sqrt{2\pi}\right)} \times$$
$$\times exp \left\{-\sum_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}} \frac{\left\{\theta_{m(n_{\text{нат.}})} - G(a_{1m},\ldots,a_{km},\ldots,a_{Km},\mathbf{B}_m,n_{\text{нат.}})\right\}^2}{2 \cdot \sigma^2_{n_{\text{нат.}}}}\right\}.$$

Тогда логарифмическая функция правдоподобия может быть записана выражением вида:

[3] Смирнов Н.В., Дунин-Барковский И.В. Краткий курс… *Указ. соч.*; Фаддеев Д.К., Фаддеева В.Н. Вычислительные методы линейной алгебры: учебник. М.: Лань, 2009, 736 с.

[4] Вентцель Е.С. Теория вероятностей… *Указ. соч.*

$$L\left(a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km},\widehat{\mathbf{B}}_m,\sigma_{\widehat{\theta}_m(n_{\text{нат.}}=1)},\dots,\sigma_{\widehat{\theta}_m(n_{\text{нат.}}=N_{\text{нат.}})}\right)=-\sum_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}} ln\,\sigma_{n_{\text{нат.}}}-$$
$$-\frac{N_{\text{нат.}}}{2}ln(2+\pi)-\left\{\sum_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}}\frac{\left\{\theta_{m(n_{\text{нат.}})}-G(a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km},\mathbf{B}_m,n_{\text{нат.}})\right\}^2}{2\cdot\sigma^2_{n_{\text{нат.}}}}\right\}. \quad (4)$$

В этом случае задача оценки значения вектора параметров $\mathbf{A}_m=[a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km}]$ математической модели сводится к нахождению такого значения этого вектора, при котором наблюдается минимум данного функционала. Поскольку два первых слагаемых выражения (4) не зависят от вектора $\mathbf{A}_m$, то задача нахождения оптимального значения этого вектора запишется в следующем виде:

$$\mathbf{A}_{m(opt)}=\underset{\mathbf{A}_m\in\Psi_{\mathbf{A}_m}}{Argmin}\left\{\sum_{n_{\text{нат.}}=1}^{N_{\text{нат.}}}\left\{\left[\theta_{m(n_{\text{нат.}})}-G(a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km},\mathbf{B}_m,n_{\text{нат.}})\right]^2\cdot\frac{1}{\sigma^2_{n_{\text{нат.}}}}\right\}\right\}. \quad (5)$$

Задача (5) является достаточно сложной и, как правило, должна решаться с использованием численных методов решения оптимизационных задач математического программирования. С этой целью в статье был разработан и апробирован алгоритм, основанный на методе деформированного многогранника (методе Нелдера и Мида) решения многомерной нелинейной задачи безусловной оптимизации [5; 6]. Данный метод решения задачи безусловной оптимизации не требует выполнения условия дифференцируемости функционала невязок $F(a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km},\mathbf{B}_m)$.

Суть метода деформируемого многогранника заключается в формировании по начальному значению вектора $\mathbf{X}_n^0=\left[x_1^0,x_2^0,\dots,x_i^0,\dots,x_n^0\right]^T$, обозначающего начальную точку поиска минимального значения оптимизируемого функционала в n - мерном пространстве, первичного регулярного симплекса. Затем находится центр «тяжести» этого симплекса и далее проводится вычисление (зондирование) значения функционала $F(a_{1m},\dots,a_{km},\dots,a_{Km},\mathbf{B}_m)$ в точках сформированного симплекса и в центре его «тяжести». Затем исключается точка симплекса, где функционал имеет максимальное значение и строится «отраженный» обновленный симплекс. Используя в дальнейших итерациях процедуры «растяжения» и «сжатия» симплекса и исключения вершин симплекса, где функционал имеет максимальное значение, реализуется процесс продвижения этого симплекса к точке, где функционал имеет минимальное значение. Поиск минимума функционала заканчивается, когда срабатывает решающее правило следующего вида:

$$\left\{\frac{1}{n+1}\sum_{i=1}^{n+1}\left[F\left(\mathbf{x}_i^k\right)-F\left(\mathbf{x}_{n+2}^k\right)\right]^2\right\}^{\frac{1}{2}}\le\varepsilon,$$

где: ε – произвольное малое число, $F\left(\mathbf{x}_{n+2}^k\right)$ – значение оптимизируемого функционала в центре «тяжести» симплекса на k-й итерации поиска минимума функционала.

Структурная схема данного алгоритма с дополнительными пояснениями приведена на рисунке 1.

Апробация разработанного алгоритма идентификации параметров сложных многомерных математических моделей испытываемых технических систем при реализации опытно-теоретического метода испытаний таких систем проводилась для случая идентификации параметров двух многомерных математических моделей испытываемых СТС. Для случая использования метода наименьших квадратов выбрана математическая модель вида:

$$\theta(x_1,x_2)=a_3x_1^2\cdot exp[1-a_1x_1^2-a_2(x_1-x_2)^2+a_4x_1x_2]. \quad (6)$$

В результате применения разработанного алгоритма идентификации и при наличии статистических данных о математической модели должны быть оценены параметры a_1,a_2,a_3,a_4 этой модели.

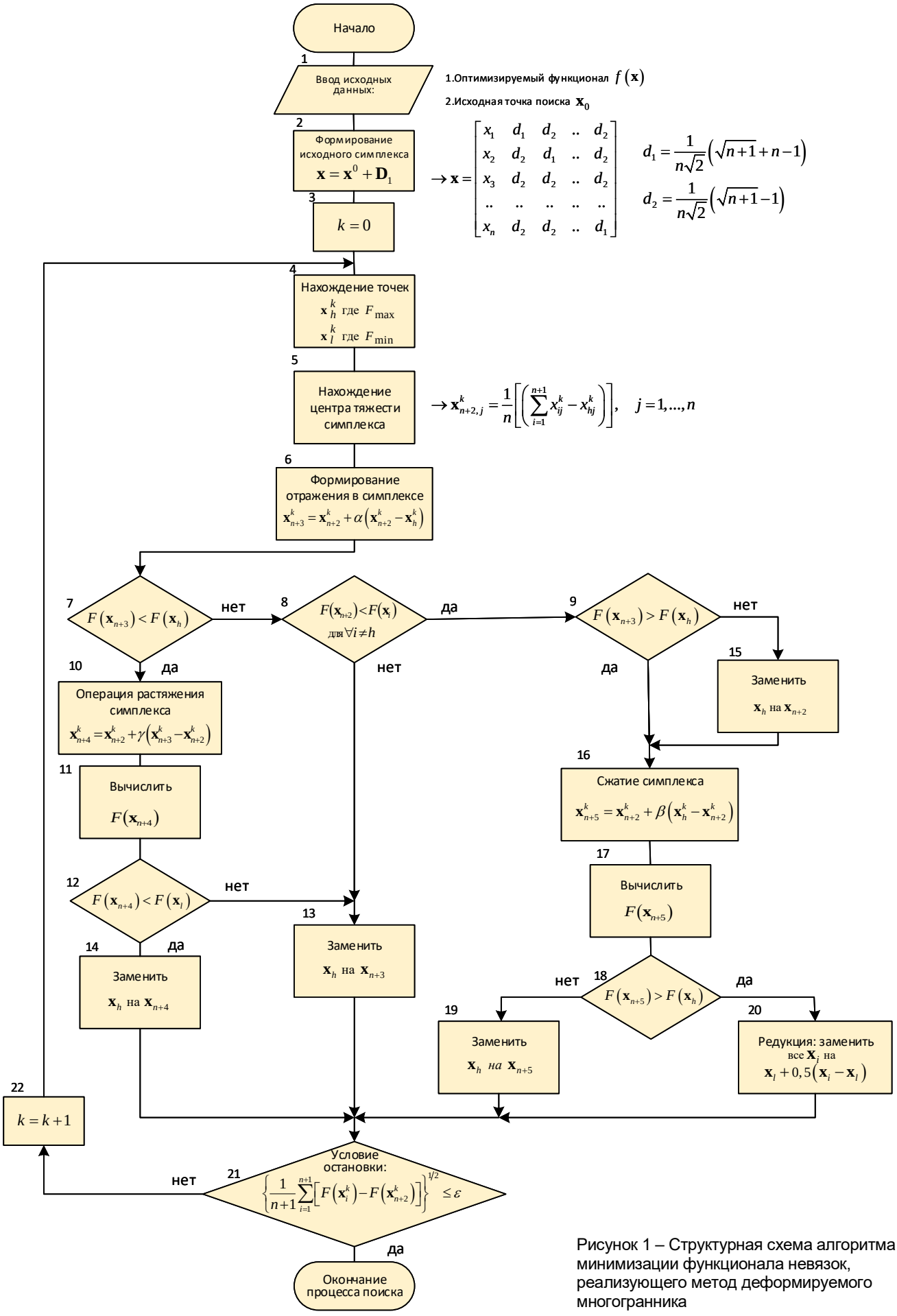

Рисунок 1 – Структурная схема алгоритма минимизации функционала невязок, реализующего метод деформируемого многогранника

Идентификация параметров модели вида (6) проводилась для случая применения алгоритма аппроксимации статистических данных с использованием метода наименьших квадратов.

На рисунке 2 приведено графическое изображение математической модели (6) при значениях $a_1 = 1$; $a_2 = 20{,}25$; $a_3 = 1$; $a_4 = 0{,}85$ и варьировании значений x_1 и x_2, а в таблице 1 приведен массив статистических данных об этой модели, используемый для реализации модельного эксперимента по идентификации значений искомых параметров.

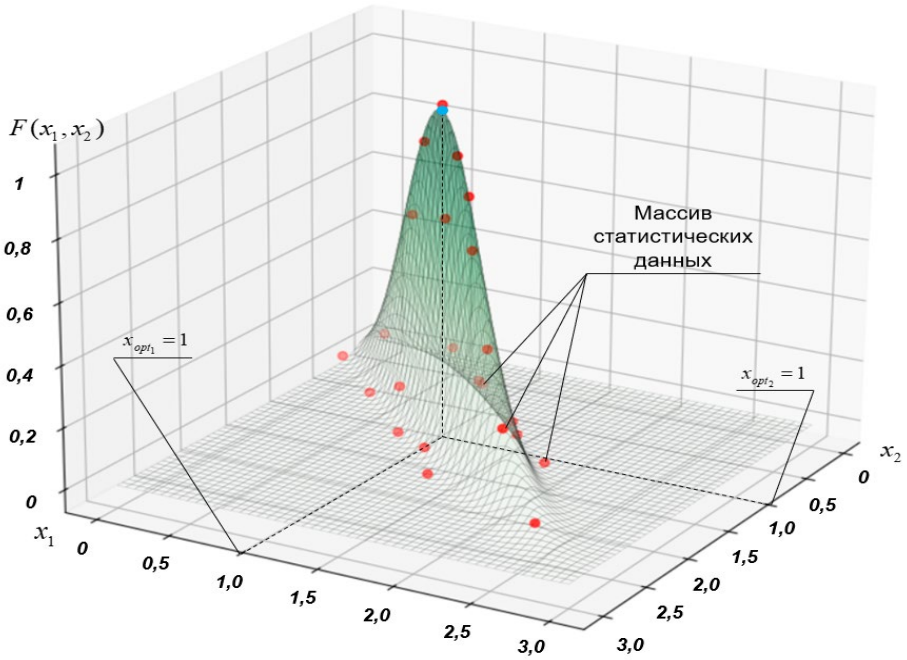

Рисунок 2 – График исходной математической модели
и массив статистической информации о значениях этой модели

Таблица 1 – Массив статистических данных для реализации модельного эксперимента идентификации параметров с использованием метода наименьших квадратов

№ п/п	Значения оценок модели при заданных значениях аргументов x_1 и x_2			№ п/п	Значения оценок модели при заданных значениях аргументов x_1 и x_2		
	x_1	x_2	$\hat{\theta}(x_1, x_2)$		x_1	x_2	$\hat{\theta}(x_1, x_2)$
1	0,000	0,000	0,000000	13	1,500	2,000	0,004080
2	0,500	0,000	0,003350	14	2,000	2,000	0,199148
3	1,000	0,500	0,006330	15	0,800	1,150	0,076772
4	1,500	1,000	0,004080	16	1,300	1,700	0,033198
5	2,000	1,500	0,001261	17	1,150	0,800	0,080170
6	0,000	0,500	0,000000	18	1,700	1,300	0,017099
7	0,500	0,500	0,529250	19	1,200	1,300	0,757405
8	1,000	1,000	1,000000	20	1,300	1,200	0,692275
9	1,500	1,500	0,644636	21	0,700	0,700	0,815993
10	2,000	2,000	0,199148	22	2,500	2,500	0,032797
11	0,500	1,000	0,003350	23	1,250	1,250	0,890286
12	1,000	1,500	0,006330	24	1,750	1,750	0,389353

Для графической визуализации функционала невязок $F(a_1, a_2, a_3, a_4)$между значениями статистических данных и значениями модели в выбранных точках рассмотрим случай, когда оцениваются только параметры a_1, a_2, а остальные параметры модели оставались неизменными.

На рисунке 3 приведены графическое изображение функционала невязок $F(a_1, a_2)$ и процесс поиска минимального значения этого функционала с использованием разработанного алгоритма минимизации функционала невязок для случая использования метода наименьших квадратов.

Координаты исходной точки поиска составили $a_{1\text{нач}} = 1{,}2$ и $a_{2\text{нач}} = 20{,}5$, а минимальное значение функционала наблюдалось в точке с координатами $a_{1opt} = 0{,}951$ и $a_{2opt} = 20{,}204$. Математическая модель с идентифицированными параметрами имеет вид:

$$\hat{\theta}(x_1, x_2) = x_1^2 \cdot exp[1 - 0{,}951 \cdot x_1^2 - 20{,}204 \cdot (x_1 - x_2)^2 + 0{,}85 \cdot x_1 x_2]. \quad (7)$$

В случае работы алгоритма по оценке всех параметров a_1, a_2, a_3, a_4 была получена модель, имеющая следующий вид:

$$\hat{\theta}(x_1, x_2) = 0{,}974 x_1^2 \cdot exp[1 - 0{,}954 \cdot x_1^2 - 20{,}207 \cdot (x_1 - x_2)^2 + 0{,}817 \cdot x_1 x_2]. \quad (8)$$

Из выражений (7) и (8) видно, что при ограниченном массиве статистических данных погрешность идентификации параметров a_1, a_2, a_3, a_4 модели составила не более 0,05. При этом алгоритм отработал 14 итераций вычислений.

Для случая использования метода максимального правдоподобия выбрана математическая модель вида:

$$\hat{\theta}(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2) + \frac{a_1 x_1}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \left[\frac{3}{2}(x_1^2 + x_2^2) - x_1 x_2 + \sqrt{x_1^2 + x_2^2} + a_2 x_1 - \frac{x_1 x_2}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \right]. \quad (9)$$

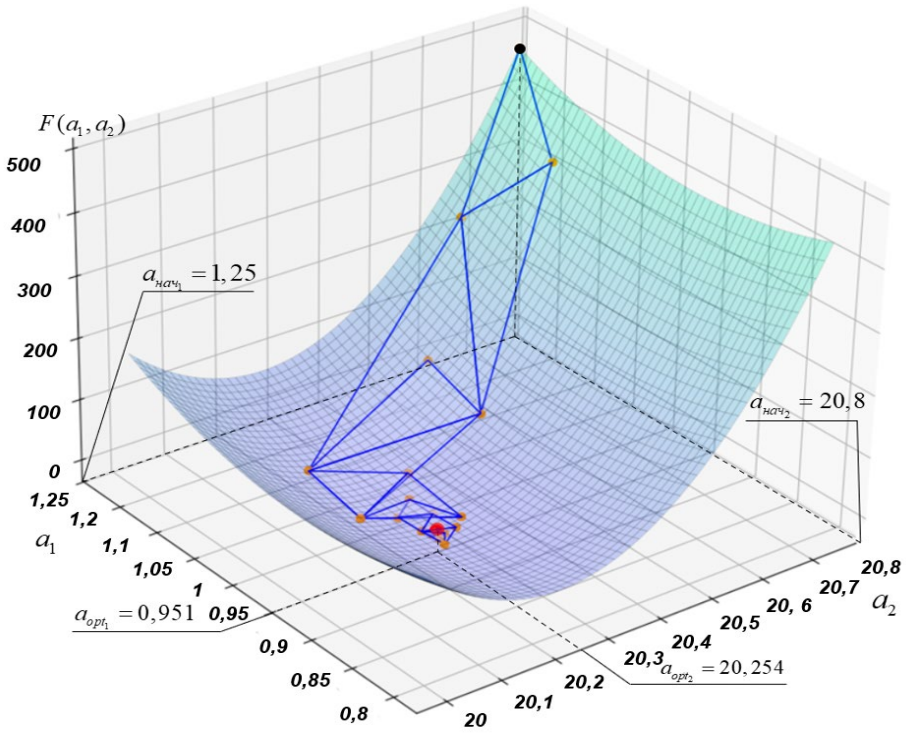

Рисунок 3 – Функционал невязок $F(a_1, a_2)$ и процесс поиска минимального значения этого функционала

На рисунке 4 приведено графическое изображение математической модели (9) при значениях $a_1 = 0{,}9$, $a_2 = 0{,}25$ и варьировании значений x_1 и x_2.

Численные значения массива статистических данных, необходимых для реализации модельного эксперимента с использованием метода максимального правдоподобия, приведены в таблице 2.

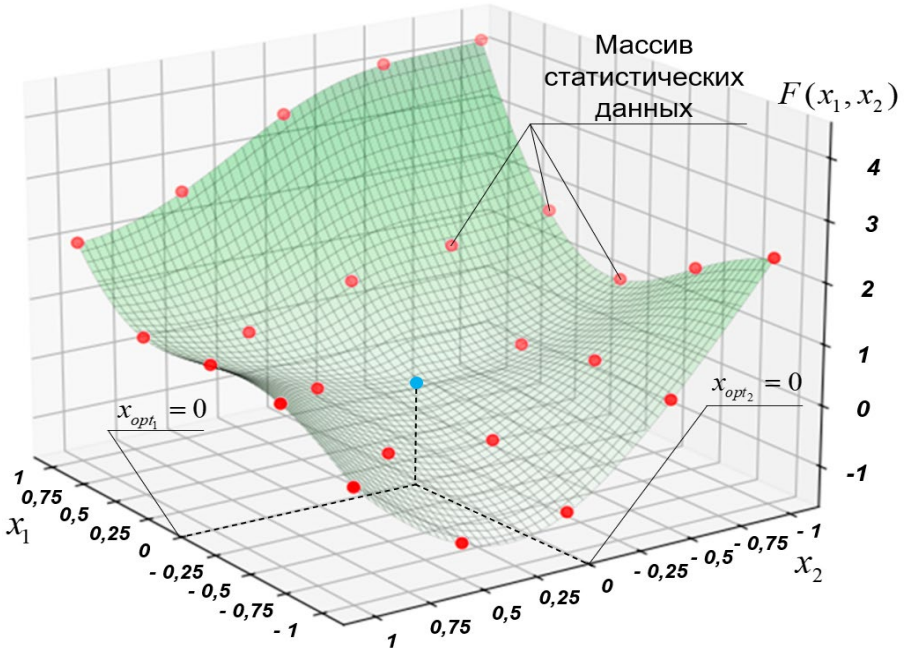

Рисунок 4 – График исходной математической модели
и массив статистической информации о значениях этой модели

Таблица 2 – Массив статистических данных для реализации модельного эксперимента с использованием метода максимального правдоподобия

№ п/п	Значения оценок модели при заданных значениях аргументов x_1 и x_2, а также СКО погрешности таких оценок				№ п/п	Значения оценок модели при заданных значениях аргументов x_1 иx_2, а также СКО погрешности таких оценок			
	x_1	x_2	$\hat{\theta}(x_1, x_2)$	$\sigma_{\hat{\theta}}$		x_1	x_2	$\hat{\theta}(x_1, x_2)$	$\sigma_{\hat{\theta}}$
1	-1,000	-1,000	2,34549	0,013	13	0,000	0,500	0,25000	0,096
2	-1,000	-0,500	0,40813	0,045	14	0,000	1,000	1,00000	-0,048
3	-1,000	0,000	-1,02500	-0,021	15	0,500	-1,000	1,67875	0,041
4	-1,000	0,500	-1,11685	0,034	16	0,500	-0,500	1,41364	0,039
5	-1,000	1,000	0,17270	0,02	17	0,500	0,000	1,15000	-0,012
6	-0,500	-1,000	1,68436	-0,039	18	0,500	0,500	0,64545	0,014
7	-0,500	-0,500	0,51364	0,027	19	0,500	1,000	0,91626	0,029
8	-0,500	0,000	-0,42500	-0,018	20	1,000	-1,000	4,14549	-0,091
9	-0,500	0,500	-0,25455	0,016	21	1,000	-0,500	4,01934	-0,009
10	-0,500	1,000	0,921869	-0,041	22	1,000	0,000	3,475000	0,025
11	0,000	-1,000	1,000000	-0,01	23	1,000	0,500	2,494361	-0,042
12	0,000	-0,500	0,250000	0,033	24	1,000	1,000	1,972703	0,04

На рисунке 5 приведены графическое изображение функционала невязок $F(a_1, a_2)$ и процесс поиска минимального значения этого функционала с использованием разработанного алгоритма минимизации функционала невязок для случая использования метода максимального правдоподобия.

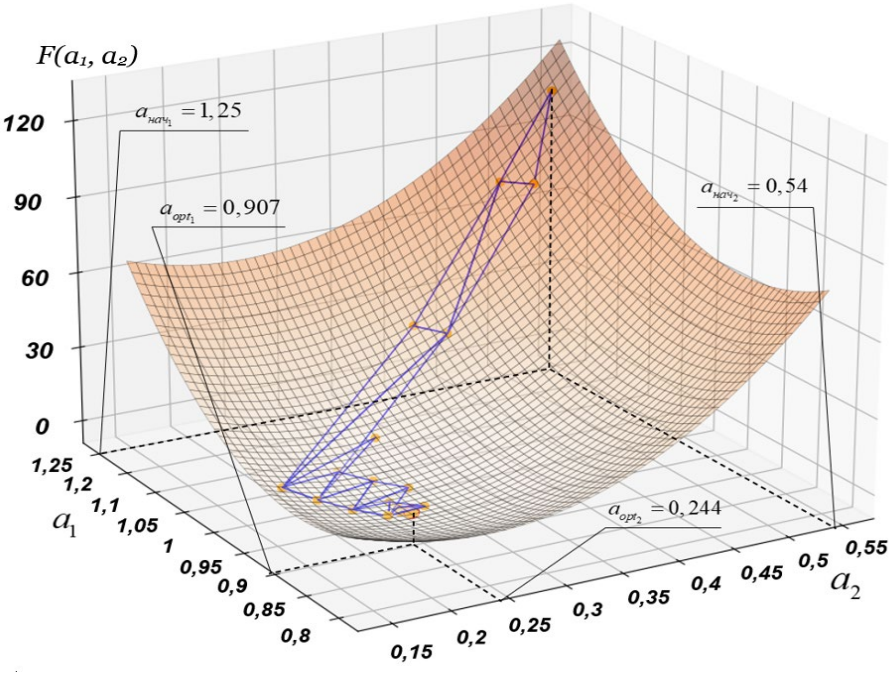

Рисунок 5 – Функционал невязок $F(a_1, a_2)$ и процесс поиска минимального значения этого функционала

Координаты исходной точки поиска составили $a_{1\text{нач}} = 1{,}25$, $a_{2\text{нач}} = 0{,}55$, а минимальное значение функционала наблюдалось в точке с координатами $a_{1opt} = 0{,}917$ и $a_{2opt} = 0{,}244$. При этом алгоритм отработал 17 итераций вычислений. Математическая модель с идентифицированными параметрами имеет вид:

$$\hat{\theta}(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2) + \frac{0{,}917x_1}{\sqrt{x_1^2+x_2^2}}\left[\frac{3}{2}(x_1^2 + x_2^2) - x_1x_2 + \sqrt{x_1^2 + x_2^2} + 0{,}244x_1 - \frac{x_1x_2}{\sqrt{x_1^2+x_2^2}}\right].$$

При заданном ограниченном объеме статистических данных и неравноточных изменениях со среднеквадратическими погрешностями, достигающими величины 0,1, имеет место достаточно точная идентификация параметров рассматриваемой модели.

Апробация разработанного алгоритма идентификации параметров сложных многомерных математических моделей испытываемых технических систем с использованием математического моделирования показала корректность поставленной задачи исследования, работоспособность разработанного алгоритма, адекватность полученных аналитических выражений и возможность практического применения данного алгоритма при реализации опытно-теоретического метода испытаний СТС.

Таким образом, в статье разработан новый алгоритм идентификации сложных многомерных математических моделей испытываемых СТС, который позволяет с высокой точностью определять неизвестные или уточнять априорно заданные параметры практически любой сложности математических моделей, применяемых при реализации опытно-теоретического метода испытаний сложных технических систем.

Список источников

1. Системно-концептуальные основы методологии военно-научных исследований и решения прикладных военно-технических проблем: монография в 3 кн. Кн.3 / Под ред. Б.А. Демидова. Тверь: ОПВЭиФ, 2014. 560 с.
2. Шаракшанэ А.С., Халецкий А.К., Морозов И.А. Оценка характеристик сложных автоматизированных систем. М.: Машиностроение, 1993. 272 с.
3. Адлер Ю.П., Маркова Е.В., Грановский Ю.В. Планирование экспериментов при поиске оптимальных условий. 2-е изд. М.: Наука, 1976. 278 с.
4. Мудров В.И., Кушко В.Л. Метод наименьших модулей. М.: Знание, 1971. 64 с.
5. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир, 1975. 536 с.
6. Таха Х.А. Введение в исследование операций. 7-е изд. М.: Вильямс, 2005. 912 с.

Информация об авторе

В.Г. Найденов – доктор технических наук, старший научный сотрудник.