УДК 519.6:532.529.5

В. Д. Сулимов

ЛОКАЛЬНАЯ СГЛАЖИВАЮЩАЯ АППРОКСИМАЦИЯ В ГИБРИДНОМ АЛГОРИТМЕ ОПТИМИЗАЦИИ ГИДРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Рассмотрены задачи глобальной оптимизации гидромеханических систем с непрерывными не всюду дифференцируемыми критериальными функциями. Предложен гибридный алгоритм, объединяющий стохастический алгоритм PCA и метод линеаризации. Реализован вариант метода линеаризации для задач локальной оптимизации на основе построения сглаживающих аппроксимаций критериев и сформулированы необходимые условия оптимальности. Исследована локальная сходимость алгоритма. Приведен численный пример решения задачи диагностирования по спектральным данным фазового состава теплоносителя в контуре реакторной установки.

E-mail: spm@bmstu.ru

Ключевые слова: глобальная оптимизация, критериальная функция, условие Липшица, сглаживающая аппроксимация, гибридный алгоритм, локальная сходимость, гидромеханическая система.

Решение многих практических задач, связанных с оптимальным проектированием и диагностированием сложных систем, обучением нейронных сетей и т.п. предполагает применение методов глобальной оптимизации [1–4]. Существенно, что критериальные функции в общем случае не являются всюду дифференцируемыми по переменным управления [5, 6]. Типичным является предположение о том, что отношения приращений функций к приращениям аргументов не превышают некоторого порога. Последний определяется ограниченной энергией изменений в системе и может быть описан с помощью константы Липшица [7]. Кроме того, при вычислении каждого текущего значения функции в точках допустимой области могут потребоваться значительные вычислительные ресурсы. Этим обусловлена актуальность разработки эффективных алгоритмов решения задач с многоэкстремальными критериальными функциями на основе методов недифференцируемой оптимизации.

Постановка задачи. Рассматривается задача глобальной оптимизации, формулируемая в виде

$$f\left(x^{*}\right)=\min _{x \in X \subset \mathbb{R}^{n}} f\left(x\right), \tag{1}$$

где

$$X=\left\{x \in D: \ g_{i}\left(x\right) \leqslant 0, \ i \in I\right\}; \tag{2}$$

$$D = \left\{x \in \mathrm{R}^n: \ a_j \leqslant x_j \leqslant b_j, \ j \in J\right\}. \tag{3}$$

Здесь использованы следующие обозначения: $f(x)$ — целевая функция; x — вектор переменных управления; $g_i(x)$ — функции ограничений задачи, $i \in I$; $I = \{1, \ldots, m\}$ — конечное множество индексов; X — допустимая область; D — область поиска; x^* — глобальное решение; n — размерность задачи; $J = \{1, \ldots, n\}$; через $\mathbb{R}^n$ обозначено n-мерное вещественное линейное пространство.

Функции $f(x)$, $g_i(x)$, $i \in I$, задачи (1)–(3) предполагаются липшицевыми. Так функция $f(x)$ удовлетворяет условию

$$|f(x') - f(x'')| \leqslant L \|x' - x''\|, \quad x', x'' \in X, \tag{4}$$

где L — константа Липшица, $0 < L < \infty$; $\| \cdot \|$ — евклидова норма.

Предположим, что действительная функция $f: R^n \to \mathbb{R}$ является многоэкстремальной, не всюду дифференцируемой и для нее задана вычислительная процедура, позволяющая определять значения функции в точках допустимой области. Необходимо также учесть возможную высокую трудоемкость вычисления критериальных функций и соответствующие требования к вычислительным ресурсам.

Алгоритмы глобальной оптимизации. Детерминированные методы решения задач глобальной оптимизации многоэкстремальных функций к настоящему времени достаточно хорошо разработаны и находят широкое применение. Так, версия алгоритма TRUST [8] была реализована в работе [9] для диагностирования фазового состава теплоносителя в контуре сложной гидромеханической системы. Следует отметить, что эффективность детерминированных алгоритмов существенно ограничена их зависимостью от размерности задачи [7]. В случае большого числа переменных применяют алгоритмы стохастической глобальной оптимизации. К ним относятся алгоритмы моделируемого отжига, генетические, управляемого случайного поиска и др. Вместе с тем чувствительность к выбору параметров алгоритмов этого типа, устанавливаемых пользователем или обусловленных содержанием задачи, во многом определяет скорость сходимости итерационного процесса. Этого недостатка лишен алгоритм PCA [1], один из наиболее мощных современных стохастических алгоритмов глобальной оптимизации. Существенным шагом алгоритма является сравнительная оценка качества решения, определяемого текущей и предшествующей конфигурациями системы. Пробное приближение принимается с определенной вероятностью, что исключает сходимость к локальному минимуму при поиске глобального решения. Алгоритм PCA удобен для реализации и может использоваться при решении как непрерывных, так и дискретных задач оптимизации.

Применение стохастических алгоритмов глобальной оптимизации требует значительных вычислительных ресурсов, и один из путей повышения эффективности таких алгоритмов — это совершенствование процедуры локального поиска. В работе [10] представлен гибридный алгоритм MNPCA, объединяющий стохастический алгоритм PCA и детерминированный симплекс-метод Нелдера–Мида. Общий поиск в допустимой области проводится стохастическим алгоритмом, а при локальном поиске в перспективной на глобальный экстремум области используется симплекс-метод. При этом не возникает необходимости вычисления функций. Более высокая эффективность алгоритма MNPCA по сравнению с генетическим алгоритмом показана на примере решения задачи оптимального проектирования ядерного реактора. Однако метод Нелдера–Мида не всегда обеспечивает сходимость к стационарной точке [11], что снижает в целом надежность алгоритма MNPCA.

В связи с этим предложен новый гибридный алгоритм PCAHS, построенный на основе алгоритма PCA в сочетании с детерминированным методом линеаризации [12] при локальном поиске. Градиентная информация, используемая в гибридном алгоритме, позволяет получить локально оптимальное, а следовательно, и глобальное решение задачи (если оно существует) при меньших вычислительных затратах по сравнению с алгоритмом PCA. При локальном поиске для многомерных не всюду дифференцируемых критериальных функций вводятся сглаживающие аппроксимации.

Аппроксимация критериальных функций. Предварительно рассмотрим задачу поиска минимума действительной функции $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$, определенной в виде

$$f(x) = \max_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} \{\varphi_i(x)\}, \quad i \in I_M = \{1, \ldots, M\}, \tag{5}$$

где X — допустимое множество. Предполагается, что все функции $\varphi_i(x)$, $i \in I_M$, выпуклы и непрерывно дифференцируемы.

Задачи, формулируемые в минимаксной форме, относятся к классу недифференцируемых задач оптимизации [5]. Для их решения применяются специальные методы, например адаптивный метод сглаживающей аппроксимации, реализуемый согласно принципу максимальной энтропии [13]. Рассматриваемый ниже подход основан на построении сглаживающих аппроксимаций критериальных функций с последующим использованием мощных методов, разработанных для задач дифференцируемой оптимизации. Следует отметить, что применительно к задачам динамики гидромеханических систем процедура сглаживания является корректной и не приводит к потере существенной информации [14]. Преимуществом является также возможность создания эффективного программного обеспечения, позволяющего оперативно получать решения с приемлемой для практики точностью. Подход предполагает замену каждой недифференцируемой функции некоторой ее аппроксимацией, которая была бы выпуклой и дифференцируемой в области допустимых значений переменных управления.

Целевую функцию (5) можно определить в эквивалентной форме [15]

$$f(x) = \varphi_1(x) + \gamma(\varphi_2(x) - \varphi_1(x) + \gamma(\ldots + \\ + \gamma(\varphi_{m-1}(x) - \varphi_{m-2}(x) + \gamma(\varphi_m(x) + \varphi_{m-1}(x)))\ldots)), \quad (6)$$

где

$$\gamma(\varphi_i(x)) = \max_{x\in X\subset\mathbb{R}^n} \{0, \varphi_i(x)\}, \quad i \in I_M. \quad (7)$$

Основная идея метода, предложенного в [15] для решения задачи недифференцируемой минимизации, состоит в том, чтобы каждую функцию $\gamma(\varphi_i(x))$, $i \in I_M$, входящую в (6), заменить некоторой гладкой функцией, построить сглаженную приближенную целевую функцию, а затем применить эффективные методы гладкой минимизации. При возрастании точности аппроксимации функций (7) имеет место сходимость приближенного решения к точному.

Существенно, что уже в одномерном случае функция $\gamma(x) = \max_{x\in X\subset\mathbb{R}} \{0, x\}$ в точке $x = 0$ дифференцируема только по направлениям. При этом возможен следующий подход [14]: на числовой оси выделяется отрезок $[p, q]$, содержащий точку, в которой функция $\gamma(x)$ имеет указанную особенность, и на этом отрезке исходная функция заменяется некоторой приближенной функцией, выпуклой и дифференцируемой в каждой точке по построению. Пусть выбраны числа $p < 0$ и $q > 0$. Вводится двухпараметрическая аппроксимация функции $\gamma : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$

$$\tilde{\gamma}(p, q, x) = \begin{cases} 0, \ x \leqslant p; \\ s(p, q, x), \ p < x < q; \\ x, \ x \geqslant q. \end{cases} \quad (8)$$

Здесь p, q — параметры аппроксимации, определяющие соответственно левую и правую границы отрезка $[p, q]$, на котором задана сглаживающая функция $s(p, q, x)$. Приближенная функция $\tilde{\gamma}(p, q, x)$, представленная в (8), совпадает с исходной функцией $\gamma(x)$ всюду, за исключением отрезка $[p, q]$. Потребуем, чтобы функция $s(p, q, x)$ была выпуклой и, по крайней мере, один раз дифференцируемой на $[p, q]$. Указанными свойствами обладает, например, дуга кривой, описываемой уравнением второй степени [16]

$$a_{11}x^2 + 2a_{12}xs + a_{22}s^2 + 2a_{13}x + 2a_{23}s + a_{33} = 0.$$

При этом [14]

$$s\left(p,q,0\right)=-p\eta\left(p,q\right),$$

где $\eta\left(p,q\right)=\left[1+\theta-\sqrt{2\left(1+\theta\right)}\right]\Big/\left(\theta^2-1\right)$; $\theta=-p/q$.

Некоторые существенные свойства сглаженной функции устанавливают следующие утверждения [14].

Лемма 1. *Если аппроксимирующая функция* $\tilde{\gamma}:\mathbb{R}\to\mathbb{R}$ *определена в виде* (8) *и заданы параметры* $p<0$, $q>0$, *то*

$$\lim_{p\uparrow 0}\tilde{\gamma}\left(p,q,x\right)=\gamma\left(x\right).$$

Лемма 2. *Пусть выполнены предположения леммы 1. Тогда*

$$0\leqslant\tilde{\gamma}\left(p,q,x\right)-\gamma\left(x\right)\leqslant-p\eta\left(p,q\right)\ \ \forall x\in\mathbb{R}.$$

Получена также оценка приближенного решения задачи минимизации не всюду дифференцируемой критериальной функции $f:\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}$ при использовании двухпараметрических сглаживающих аппроксимаций.

Теорема 1 [14]. *Пусть* $x^*\in\mathbb{R}^n$ *и* $\tilde{x}\in\mathbb{R}^n$ *суть точки минимума для* $f\left(x\right)$ *и* $\tilde{f}\left(p,q,x\right)$ *соответственно. Тогда*

$$0\leqslant\tilde{f}\left(p,q,\tilde{x}\right)-f\left(x^*\right)\leqslant-p\min_{x\in X\subset\mathrm{R}^n}\left\{1,\ (m-1)\eta\left(p,q\right)\right\}.$$

Локальная минимизация. Рассмотрим задачу (1)–(3), ограничившись поиском локального решения. Так как функции $f\left(x\right)$, $g_i\left(x\right)$, $i\in I$, не всюду непрерывно дифференцируемы, заменим их соответствующими сглаживающими аппроксимациями $\tilde{f}\left(p,q,x\right)$, $\tilde{g}_i\left(p,q,x\right)$, $i\in I$, выбрав предварительно параметры $p<0$, $q>0$, и положим

$$\tilde{G}\left(p,q,x\right)=\max_{i\in I}\tilde{g}_i\left(p,q,x\right);\tag{9}$$

$$I_\delta\left(x\right)=\left\{i\in I:\ \tilde{g}_i\left(p,q,x\right)\geqslant\tilde{G}\left(p,q,x\right)-\delta\right\},\quad\delta\geqslant 0.\tag{10}$$

Пусть x^* — локальное решение задачи. Обозначим $\tilde{f}^*=\tilde{f}\left(p,q,x^*\right)$; $\tilde{G}^*=\tilde{G}\left(p,q,x\right)$. Градиент $\tilde{f}'\left(p,q,x\right)$ понимается как вектор-строка. Следуя [12], предположим, что существуют константы $N>0$, $\delta>0$, такие, что:

а) множество $\Omega_N=\left\{x:\tilde{f}\left(p,q,x\right)+N\tilde{G}\left(p,q,x\right)\leqslant\tilde{f}^*+N\tilde{G}^*\right\}$ ограничено;

б) градиенты функций $\tilde{f}\left(p,q,x\right)$, $\tilde{g}_i\left(p,q,x\right)$, $i\in I$, удовлетворяют в Ω_N условию Липшица (4);

в) задача квадратичного программирования

$$\min\left\{\ \left\langle\tilde{f}'\left(p,q,x\right),w\right\rangle+1/2\left\|w\right\|^2\right\},\tag{11}$$

$$\left\langle \tilde{g}'\left(p,q,x\right),w\right\rangle + \tilde{g}_i\left(p,q,x\right) \leqslant 0, \quad i \in I_\delta\left(x\right), \tag{12}$$

разрешима относительно $w \in E^n$ при любом $x \in \Omega_N$ и существуют такие множители Лагранжа $u_i\left(x\right)$, $i \in I_\delta\left(x\right)$, что $\sum\limits_{i \in I_\delta(x)} u_i\left(x\right) \leqslant N$ (через E^n обозначено n-мерное евклидово пространство; $\langle\ \cdot\ ,\ \cdot\ \rangle$ — скалярное произведение).

Алгоритм решения рассматриваемой задачи локальной минимизации включает в себя следующие основные шаги. Пусть x^0 — начальное приближение, выбраны ε, $0 < \varepsilon < 1$, а также параметры аппроксимации $p < 0$, $q > 0$ и уже получена точка x^k.

1. Решить задачу (11), (12) при $x = x^k$ и определить вектор $w^k = w\left(p,q,x^k\right)$.

2. Найти первое значение $r = 0, 1, \ldots$, при котором будет выполнено неравенство

$$\tilde{f}\left(p,q,x^k + \left(1/2\right)^r w^k\right) + N\tilde{G}\left(p,q,x^k + \left(1/2\right)^r w^k\right) \leqslant$$
$$\leqslant \tilde{f}\left(p,q,x^k\right) + N\tilde{G}\left(p,q,x^k\right) - \left(1/2\right)^r \varepsilon \left\|w^k\right\|^2.$$

для $\alpha = \left(1/2\right)^r$. Если такое $r = r_0$ найдено, то положить $\alpha_k = 2^{-r_0}$, $x^{k+1} = x^k + \alpha_k w^k$.

Из представленных в [12] результатов следует, что $w\left(p,q,x\right)$ есть решение задачи (11), (12) тогда и только тогда, когда существуют такие множители Лагранжа $u_i \geqslant 0$, $i \in I_\delta\left(x\right)$, что

$$\tilde{f}'\left(p,q,x\right) + w^{\mathrm{т}} + \sum_{i \in I_\delta(x)} u_i \tilde{g}_i'\left(p,q,x\right) = 0;$$

$$u_i\left(\left\langle \tilde{g}'\left(p,q,x\right),w\right\rangle + \tilde{g}_i\left(p,q,x\right)\right) = 0, \quad i \in I_\delta\left(x\right).$$

Теперь можно сформулировать теорему о сходимости процесса, порождаемого алгоритмом локальной минимизации.

Теорема 2. *Если выполнены предположения а–в, то процесс обладает следующими свойствами*: а) $\tilde{G}\left(p,q,x^k\right) \to 0$ *при* $k \to \infty$;

б) *в любой предельной точке* x^* *последовательности* x^k, $k = 0, 1, \ldots$, *выполняются неравенства* (2) *и необходимые условия минимума функции* $\tilde{f}\left(p,q,x\right)$ *при ограничениях* (2), (3).

Доказательство. Для доказательства достаточно прямой ссылки на теорему 2.1 [12, с. 48] и теорему 1. □

Рассмотрим задачу минимизации (1), (3) для случая простых ограничений: требуется найти

$$\min_x \left\{\tilde{f}\left(p,q,x\right):\ a_j \leqslant x_j \leqslant b_j,\ j \in J\right\}. \tag{13}$$

Здесь $\tilde{f}(p,q,x)$ — выпуклая функция; допустимая область X совпадает с областью поиска D. Вспомогательная задача принимает вид: найти

$$\min\left\{\sum_{j=1}^{n}\frac{\partial\tilde{f}(p,q,x)}{\partial x_j}w_j+\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(w_j)^2:\ a_j\leqslant x_j\leqslant b_j,\ j\in J\right\}. \quad (14)$$

Решение задачи (14) дает w_j, после чего определяются множители Куна–Таккера u_j^- и u_j^+, соответствующие неравенствам $x_j+w_j-b_j\leqslant 0$ и $-x_j-w_j+b_j\leqslant 0$, $j\in J$. Функция Лагранжа записывается в виде

$$\sum_{j=1}^{n}\left[\frac{1}{2}(w_j)^2+\frac{\partial\tilde{f}(p,q,x)}{\partial x_j}w_j+u_j^+(a_j-x_j-w_j)+u_j^-(x_j+w_j-b_j)\right].$$

По теореме 1.6 [12, с. 14] для минимизируемой в задаче (13) целевой функции должны выполняться условия

$$\frac{\partial\tilde{f}(p,q,x)}{\partial x_j}-u_j^++u_j^-+w_j=0,\quad j\in J; \quad (15)$$

$$\begin{aligned}&u_j^+\geqslant 0,\quad u_j^+(a_j-x_j-w_j)=0,\\&u_j^-\geqslant 0,\quad u_j^-(x_j+w_j-b_j)=0,\quad j\in J.\end{aligned} \quad (16)$$

Пусть требуется решить задачу (13), выбраны числа a_j,b_j, $j\in J$, а также число ε, $0<\varepsilon<1$, и параметры аппроксимации $p<0$, $q>0$. Алгоритм минимизации включает в себя следующие основные шаги.

0. Выбрать точку x^0, $a_j\leqslant x_j^0\leqslant b_j$, $j\in J$.

1. Если точка x^k уже построена, то вычислить вектор $w^k=w\left(p,q,x^k\right)$.

2. Определить первое значение $r=0,1,\ldots$, при котором для $\alpha=(1/2)^r$ будет выполнено неравенство

$$\tilde{f}\left(p,q,x^k+\alpha w^k\right)\leqslant\tilde{f}\left(p,q,x^k\right)-\varepsilon\alpha\left\|w^k\right\|^2.$$

Если такое $r=r_0$ найдено, то положить $\alpha_k=2^{-r_0}$, $x^{k+1}=x^k+\alpha_k w^k$. Перейти к шагу 1.

3. Критерий остановки $w^k=0$.

Теорема 3. *Пусть выбраны параметры* $p<0$, $q>0$. *Если числа* a_j,b_j, $j\in J$, *конечны и градиент функции* $\tilde{f}(p,q,x)$ *удовлетворяет условию Липшица, то во всякой предельной точке последовательности* x^k, $k=0,1,\ldots$, *удовлетворяются необходимые условия минимума.*

Доказательство. В рассматриваемом случае точки последовательности x^k не выходят за пределы ограниченной области. Вспомогательная задача (14) всегда разрешима относительно $w=w(p,q,x)$, а множители u_j^+, u_j^- определены согласно (16):

$$u_j^- = 0, \quad u_j^+ = \frac{\partial \tilde f(p,q,x)}{\partial x_j} + w_j, \text{ если } \quad -\frac{\partial \tilde f(p,q,x)}{\partial x_j} \leqslant a_j - x_j;$$

$$u_j^- = u_j^+ = 0, \text{ если } \quad a_j - x_j < -\frac{\partial \tilde f(p,q,x)}{\partial x_j} < b_j - x_j;$$

$$u_j^+ = 0, \quad u_j^- = -\frac{\partial \tilde f(p,q,x)}{\partial x_j} - w_j, \text{ если } \quad -\frac{\partial \tilde f(p,q,x)}{\partial x_j} \geqslant b_j - x_j,$$

и поэтому ограничены. Все предположения, при которых справедлива теорема 2, выполнены, откуда следует результат. □

Гибридный алгоритм PCAHS. Ниже представлен псевдокод гибридного алгоритма. При реализации алгоритма в виде прикладной программы для определения параметров возмущения используются стандартные встроенные генераторы случайных чисел:

```
Generate an initial solution Old_Config
  Best Fitness = Fitness (Old_Config)
For n = 0 to # of iterations
  Generate a stochastic perturbation of the solution
  If Fitness (New_Config) > Fitness (Old_Config)
    If Fitness (New_Config) > Best Fitness
      Best Fitness := Fitness (New_Config)
    End If
    Old_Config := New_Config
    Localization ( )
  Else
    Scattering ( )
  End If
End For
Localization ( )
  Apply the Linearization Method with smoothing approximations
Return
Scattering ( )
  p_scatt = 1−(Fitness (New_Config)) / (Best Fitness)
  If p_scatt > random(0, 1)
    Old_Config := random solution
  Else
    Exploration ( )
    End If
Return
```

Разработано прикладное программное обеспечение, реализующее гибридный алгоритм PCAHS, и получено решение задач, принятых в современной литературе в качестве стандартных эталонных тестов глобальной оптимизации. Показано [17], что гибридный алгоритм на 1-3 порядка эффективнее стохастического алгоритма PCA, а для ряда стандартных эталонных тестов сравним по эффективности с детерминированным алгоритмом TRUST.

Пример. *Модельная идентификация аномалий фазового состава теплоносителя реакторной установки*. В качестве диагностируемой системы рассматривается главный циркуляционный контур (ГЦК) серийного блока ВВЭР-1000 [9, 18]. Переменными модели являются относительные значения скорости звука x_i в теплоносителе на участках ГЦК, соответствующих: зоне нагрева теплоносителя в напорном баке системы компенсации объема (СКО) (x_1); выходному объему реактора (x_2); активной зоне реактора (x_3); проточной части главного циркуляционного насоса циркуляционной петли с СКО (x_4). При отсутствии в теплоносителе второй фазы представленный в таблице нормальный спектр ω_j соответствует максимальным значениям скорости звука на выделенных участках.

Таблица

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ω_j, Гц	0,89	6,77	9,82	15,44	15,96	18,94	24,56	26,69	27,07	30,52
ω_j^*, Гц	0,87	6,77	9,07	15,27	15,96	18,93	24,56	26,67	26,85	28,62

В модельной задаче аномальный спектр ω_j^* получен при наличии двухфазной смеси в выходном объеме и активной зоне реактора. При этом $x_1^* = x_4^* = 100\,\%$; $x_2^* = 81\,\%$; $x_3^* = 72,9\,\%$. Критериальная функция определена с учетом десяти низших спектральных составляющих. После определения области переменных модели, содержащей глобальный минимум, завершающие итерации гибридного алгоритма проводятся с использованием градиентной информации для сглаживающих аппроксимаций критериальной функции. Сходимость решения проиллюстрирована на рис. $1, 2$.

Получено приближенное решение: $x_1^* = x_4^* = 100\,\%$; $x_2^* \approx 81,12\,\%$; $x_3^* \approx 72,47\,\%$. Относительная погрешность определения значений переменных модели не превышает $1,99\,\%$ при точности настройки спектра частот порядка $0,01$ Гц. Итак, по завершении настройки спектра частот расчетной динамической модели объекта на заданный аномальный спектр установлено, что имеет место появление второй фазы в

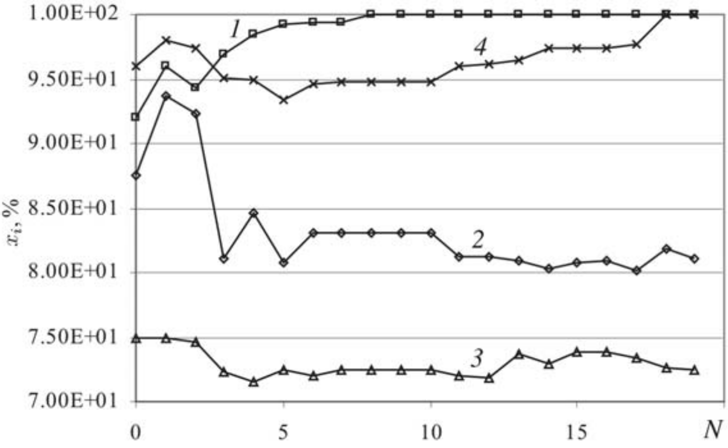

Рис. 1. Изменение значений переменных управления x_i с ростом числа итераций N:
1, 2, 3, 4 соответственно x_1, x_2, x_3, x_4

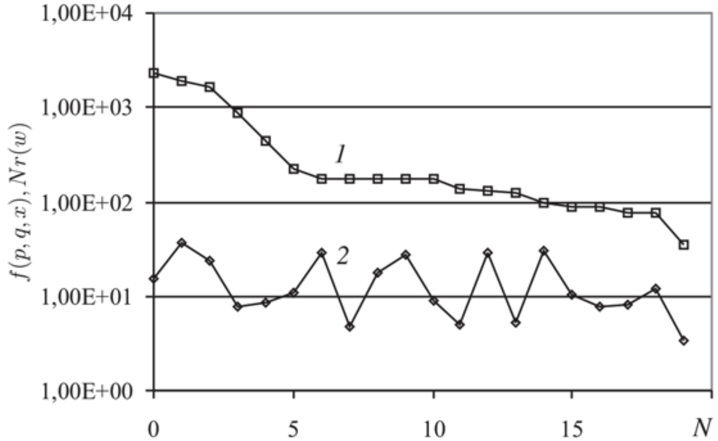

Рис. 2. Зависимость критериальной функции $\tilde{f}(p, q, x)$ (*1*) и нормы вектора $Nr(w)$ (*2*) от числа итераций N

теплоносителе на участке его прохождения через активную зону и в выходном объеме реактора.

Выводы. Предложен метод решения экстремальных задач для гидромеханических систем с использованием гибридного алгоритма глобальной оптимизации. Исследование пространства переменных модели проводится стохастическим методом; при локальном поиске градиентная информация определяется для сглаживающих аппроксимаций не всюду дифференцируемых критериальных функций. В терминах вводимых сглаживающих аппроксимаций сформулированы необходимые условия локального минимума, и для случая простых ограничений доказана сходимость к локальному минимуму. Модельные расчеты показали возможность идентификации аномалий фазового состава теплоносителя в контуре реакторной установки ВВЭР-1000 с достаточной для приложений точностью.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ (грант Президента РФ по поддержке научных исследований ведущих научных школ РФ, код НШ-1311.2008.8).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Sacco W. F., de Oliveira C. R. E., Pereira C. M. N. A. Two stochastic algorithms applied to nuclear reactor core design // Progress in Nuclear Energy. – 2006. – Vol. 48, no. 6. – P. 525–539.
2. Göge D. Automatic updating of large aircraft models using experimental data from ground vibration testing // Aerospace Science and Technology. – 2003. – Vol. 7, no. 1. – P. 33–45.
3. Sinha J., Friswell M. I. The use of model updating for reliable finite element modelling and fault diagnosis of structural components used in nuclear plants // Nuclear Engineering and Design. – 2003. – Vol. 223, no. 1. – P. 11–23.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: Пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
5. Кларк Ф. Оптимизация и негладкий анализ: Пер. с англ. – М.: Наука, 1988. – 280 с.
6. Audet C., Béchard V., Le Digabel S. Nonsmooth optimization through mesh adaptive direct search and variable neighborhood search // Journal of Global Optimization. – 2008. – Vol. 41, no. 3. – P. 299–318.
7. Сергеев Я. Д., Квасов Д. Е. Диагональные методы глобальной оптимизации. – М.: Физматлит, 2008. – 352 с.
8. Cetin B. C., Barhen J., Burdic J. W. Terminal repeller unconstrained subenergy tunneling (TRUST) for global optimization // Journal of Optimization Theory and Applications. – 1993. – Vol. 77, no. 1. – P. 97–126.
9. Kinelev V. G., Sulimov V. D., Shkapov P. M. Application of global optimization to VVER-1000 reactor diagnostics // Progress in Nuclear Energy. – 2003. – Vol. 43, no. 1–4. – P. 51–56.
10. Sacco W. F., Filho H. A., Henderson N., de Oliveira C. R. E. A Metropolis algorithm combined with Nelder-Mead simplex applied to nuclear reactor core design // Annals of Nuclear Energy. – 2008. – Vol. 35, no. 5. – P. 861–867.
11. McKinnon K. I. M. Convergence of the Nelder-Mead simplex method to a non-stationary point // SIAM Journal of Control and Optimization. – 1999. – Vol. 9, no. 2. – P. 148–158.
12. Pshenichnyj B. N. The Linearization Method for Constrained Optimization. – Berlin: Springer-Verlag, 1994. – 174 p.
13. Polak E., Royset J. O., Womersley R. S. Algorithms with adaptive smoothing for finite minimax problems // Journal of Optimization Theory and Applications. – 2003. – Vol. 119, no. 3. – P. 459–484.
14. Сулимов В. Д., Шкапов П. М. Сглаживающая аппроксимация в обратных спектральных задачах для механических и гидромеханических систем // Сб. науч. статей, посвященный 125-летию кафедры теоретической механики ИМТУ–МГТУ им. Н.Э. Баумана. – М., 2003. – С. 211–226.
15. Бертсекас Д. Условная оптимизация и метод множителей Лагранжа: Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1987. – 400 с.
16. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике: Пер. с англ. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1974. – 832 с.

17. С у л и м о в В. Д., Ш к а п о в П. М. Стохастические алгоритмы глобальной оптимизации для интеллектуальных систем поддержки принятия диагностических решений // Кибернетика и высокие технологии XXI века (C&T-2008): IX Междунар. науч.-технич. конф. Сб. докладов. Воронеж, 13–15 мая 2008 г., Т. 1 / НПФ “Саквоее” ООО. – Воронеж: САКВОЕЕ, 2008. – С. 253–257.
18. С у л и м о в В. Д., Ш к а п о в П. М. Сглаживающая аппроксимация в задачах векторной недифференцируемой оптимизации механических и гидромеханических систем // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Естественные науки. – 2006, № 2. – С. 17–30.

Статья поступила в редакцию 15.12.2009

Валерий Дмитриевич Сулимов родился в 1950 г. Окончил МВТУ им. Н.Э. Баумана в 1973 г. Старший преподаватель кафедры “Теоретическая механика” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор более 40 научных работ в области математического моделирования и оптимизации динамических систем.

V.D. Sulimov (b. 1950) graduated from the Bauman Moscow Higher Technical School in 1973. Senior Teacher of “Theoretical Mechanics” department of the Bauman Moscow Technical University. Author of more than 40 publications in the field of dynamic systems’ mathematical simulation and optimization.