

## Локальный поиск со сглаживающей аппроксимацией в гибридных алгоритмах диагностирования гидромеханических систем

# 02, февраль 2014

DOI: 10.7463/0214.0699149

Сулимов В. Д., Шкапов П. М.

УДК 519.6

Россия, МГТУ им. Н.Э. Баумана

[fn3@bmstu.ru](mailto:fn3@bmstu.ru)[spm@bmstu.ru](mailto:spm@bmstu.ru)

### Введение

В состав многих современных изделий и сооружений области высоких технологий, таких как летательные аппараты, реакторные установки АЭС, подводные аппараты и др., входят гидромеханические системы различного назначения. Разработка и последующая эксплуатация таких систем связаны с поиском решения двух типов экстремальных задач – оптимизации и диагностики. Подобные задачи возникают, например, при выборе оптимальных параметров объектов, реализации оптимального управления, обеспечении безопасной и эффективной эксплуатации. Входные данные для диагностирования получают на основе анализа косвенной информации – результатов экспериментального определения следственных характеристик для системы или процесса, включая регистрируемые параметры колебательных и ударных процессов. Искомыми являются причинные характеристики, к которым относятся коэффициенты уравнений математической модели объекта, граничные условия, геометрические и ряд других характеристик. В задачах этого типа следует учитывать недифференцируемость и многоэкстремальность критериальных функций ввиду наличия кратных частот, а также неполноты и зашумленности информации, полученной при измерениях. Значительная трудоемкость численного решения обратных спектральных задач обусловлена их некорректностью, которая чаще всего проявляется в неустойчивости решения относительно погрешностей входных данных.

Оптимизационное исследование и диагностирование сложных систем основаны на разработке и последующем уточнении их математических моделей [1, 2]. Усложнение моделей систем, в свою очередь, вызывает необходимость создания новых, более эффективных методов оптимизации. Можно отметить, что в аспекте динамики спектры колебаний содержат существенную информацию об исследуемом объекте. Возникают задачи определения

оптимальных собственных характеристик системы или процесса, а также использования собственных характеристик для коррекции моделей и вычислительной диагностики систем. Одним из активно развивающихся направлений, связанных с проблемой безопасности реакторных установок АЭС, является исследование двухфазных газожидкостных потоков. Некоторые результаты как численного моделирования, так и экспериментальных исследований двухфазных потоков представлены в работах [3–6]. К числу актуальных следует отнести задачу идентификации аномалий фазового состава теплоносителя в контуре реакторной установки. Используемый далее общий подход основан на разработке и применении математических моделей систем, математических методов расчета основных динамических характеристик систем, методов теории обратных задач, методов глобальной оптимизации.

В первом разделе формулируется задача глобальной оптимизации. Во втором разделе представлены методы локального поиска, реализующие построение сглаживающих аппроксимаций критериальных функций. Краткое описание гибридных алгоритмов оптимизации дано в третьем разделе; там же приведены сведения о реализации алгоритмов в виде прикладных программ. Численный пример применения гибридного алгоритма рассматривается в четвертом разделе, где представлены результаты решения модельной задачи диагностирования фазового состава теплоносителя в циркуляционном контуре реакторной установки.

## 1. Постановка задач

Некоторые стандартные постановки экстремальных задач для гидромеханических систем приведены в работе [7]. Актуальная задача коррекции расчетной динамической модели и вычислительной диагностики системы (как обратная спектральная задача) связана с поиском вектора переменных управления, при котором первые  $N$  собственных частот модели совпадают с составляющими некоторого заданного ограниченного спектра или достаточно близки к ним. Для оценки уровня рассогласования сравниваемых характеристик объекта используется векторный способ описания. Так как информация о формах колебаний объекта зачастую отсутствует или является существенно неполной, ниже рассматривается только рассогласование между частотными составляющими нормального и заданного спектров. Возможные подходы основаны на минимизации квадратичной функции рассогласования или минимизации максимальной из функций рассогласования спектральных составляющих. Так, для попарно сравниваемых спектральных составляющих может быть построено следующее конечное множество критериев рассогласования

$$f_i(x) = |\zeta_i(x) - \zeta_i^*(x)|, x \in X \subset \mathbb{R}^n, i \in I_0,$$

где  $x$  – вектор переменных управления;  $X$  – допустимая область;  $n$  – размерность задачи;  $\zeta_i(x), \zeta_i^*(x)$  – собственные значения, относящиеся к исходному (текущему) и заданному спектрам;  $I_0 = \{1, \dots, l\}$  – конечное множество индексов; через  $\mathbb{R}^n$  обозначено  $n$ -мерное вещественное линейное пространство. Требуется найти такой вектор переменных управления, который приводит к наименьшим отличиям между сравниваемыми спектрами, т.е. следует произвести настройку модели объекта на заданный спектр. Это эквивалентно одновременной минимизации всех  $N$  критериев рассогласования: требуется найти

$$\min_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} f(x);$$

здесь векторная целевая функция записывается в виде

$$f(x) = (f_1(x), \dots, f_N(x))^T.$$

Задача коррекции расчетной динамической модели системы формулируется в следующем виде: определить вектор переменных управления  $x \in X$ , который минимизирует максимальное значение критерия рассогласования, т.е. ищется

$$\min_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} \max_{i \in I_0} \{f_i(x)\}. \quad (\text{P1})$$

Решением сформулированной дискретной минимаксной задачи (P1) является такой вектор  $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)^T$ , принадлежащий множеству допустимых значений, при котором скалярная критериальная функция  $f(x) = \max \{f_1(x), \dots, f_N(x)\}$  принимает минимальное значение. В случае, когда  $f(x^*) = 0$ , спектр частот настраиваемой модели полностью совпадает с заданным спектром по  $N$  низшим частотам. Последнее условие вследствие неполноты экспериментальных данных и погрешностей, полученных при измерениях, не выполняется. В последующем рассматривается регуляризованная задача  $(\text{P1})_\varepsilon$  с многоэкстремальной не всюду дифференцируемой критериальной функцией  $f(x)$ , где  $\varepsilon > 0$  – параметр регуляризации [7]. На практике находят применение и другие формулировки критериальных функций [8]. Далее используется предположение о том, что отношения приращений функций к приращениям аргументов не превышают некоторого порога. Такой порог определяется ограниченной энергией изменений в системе и может быть описан с помощью константы Липшица.

В обобщение постановок экстремальных задач выбора оптимальных параметров, коррекции расчетной динамической модели и вычислительной диагностики системы, принимается следующая формулировка задачи глобальной оптимизации: требуется найти

$$f(x^*) = \min_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} f(x), \quad (1)$$

где

$$X = \{x \in D : g_i(x) \leq 0, i \in I\}, \quad (2)$$

$$D = \{x \in \mathbb{R}^n : a_j \leq x_j \leq b_j, j \in J\}; \quad (3)$$

использованы обозначения:  $f(x)$  – целевая функция;  $g_i(x)$  – функции ограничений задачи,  $i \in I$ ;  $I = \{1, \dots, m\}$  – конечное множество индексов;  $D$  – область поиска;  $x^*$  – глобальное решение;  $a_j, b_j$  – соответственно нижнее и верхнее ограничения на переменную  $x_j$ ;  $J = \{1, \dots, n\}$ . Функции  $f(x)$ ,  $g_i(x)$ ,  $i \in I$ , задачи (1) – (3) предполагаются непрерывными липшицевыми.

Предполагается также, что действительная функция  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  является многоэкстремальной, не всюду дифференцируемой и для нее задана вычислительная процедура, позволяющая определять значения функции в точках допустимой области. Кроме того, необходимо учесть возможную высокую трудоемкость вычисления критериальных функций, что может потребовать значительных вычислительных ресурсов.

В современных исследованиях значительное внимание уделяется разработке и применению гибридных методов глобальной оптимизации [9, 10]. Гибридные алгоритмы способны эффективно находить решения задач большей размерности, чем это позволяют детерминированные алгоритмы; при этом вычислительная стоимость полученных решений значительно ниже, чем при использовании стохастических методов. Гибридные алгоритмы, относящиеся к рассматриваемому здесь классу, объединяют какой-либо стохастический алгоритм сканирования пространства переменных и детерминированный метод локального поиска. Перспективным является современный стохастический алгоритм М-РСА [11]. Следует отметить, что результирующая эффективность гибридных алгоритмов глобальной недифференцируемой оптимизации в значительной степени определяется эффективностью локального поиска.

## 2. Локальная минимизация с построением сглаживающих аппроксимаций

Обзор современных методов локальной недифференцируемой оптимизации и соответствующего программного обеспечения приведен в работе [12]. Отмечено, в частности, что в настоящее время активно разрабатываются методы сглаживающих аппроксимаций. Так, подходы, основанные на построении сглаживающих аппроксимаций, в том числе для невыпуклых функций и задач дискретного минимакса, представлены в работах [13–15]. В работе [16] описан метод кластеризации с гиперболическим сглаживанием, используемый при решении задач классификации множества образцов или данных, полученных в результате наблюдений. Ниже в качестве процедур локального поиска гибридных алгоритмов рассматриваются метод гиперболической сглаживающей функции [17], а также метод построения двухпараметрических сглаживающих  $(p, q)$ -аппроксимаций критериальной функции [18].

Применительно к задаче (P1) подход с использованием гиперболического сглаживания основан на введении новой критериальной функции [17]

$$F(x, t) = t + \sum_{i \in I_0} \max\{0, f_i(x) - t\}$$

и последующей аппроксимации функции  $F(x, t)$  в виде

$$\Phi_\tau(x, t) = t + \sum_{i \in I_0} \frac{f_i(x) - t + \sqrt{(f_i(x) - t)^2 + \tau^2}}{2},$$

где  $\tau > 0$  – параметр точности;  $t \in \mathbb{R}$ . Следует отметить, что функции  $f_i(x)$ ,  $i \in I_0$ , должны быть непрерывно дифференцируемыми [17].

**Предложение 1** [17]. Для любых  $x \in \mathbb{R}^n$  и  $t \in \mathbb{R}$  справедлива оценка

$$0 < \Phi_\tau(x, t) - F(x, t) \leq \frac{l\tau}{2}. \quad \square$$

Далее задача (P1) заменяется последовательностью задач минимизации функций  $\Phi_{\tau_k}(x, f(x))$  и имеет место  $\tau_k \rightarrow 0$  при  $k \rightarrow \infty$ ; здесь  $k$  – номер шага. В работе [17]

предложен алгоритм решения указанной последовательности задач и доказана его сходимость.

Локальный поиск с использованием метода построения двухпараметрических сглаживающих аппроксимаций рассматривается применительно к задаче глобальной минимизации (1),(3) для случая простых ограничений (ограничения на переменные управления) [18]: найти

$$\min_{x \in X} \{ \tilde{f}(p, q, x) : a_j \leq x_j \leq b_j, j \in J \}; \quad (4)$$

здесь  $\tilde{f}(p, q, x)$  – сглаживающая аппроксимация функции  $f(x)$  с параметрами аппроксимации  $p, q$ ; допустимая область  $X$  совпадает с областью поиска  $D$ ; множество индексов  $J$  определено выше. Далее формулируется вспомогательная задача квадратичного программирования с вектором  $w \in \mathbb{R}^n$  [18]. Требуется решить задачу (4): пусть выбраны числа  $a_j, b_j, j \in J$ , а также число  $\beta, 0 < \beta < 1$ , и параметры аппроксимации  $p < 0, q > 0$ . Алгоритм локальной минимизации включает в себя следующие основные шаги.

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

1. Если точка  $x^k$  уже построена, то вычислить вектор  $w^k = w(x^k)$ .

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

$$\tilde{f}(p, q, x^k + \alpha w^k) \leq \tilde{f}(p, q, x^k) - \beta \alpha \|w^k\|^2;$$

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 останова:  $w^k = 0$ .

Локальную сходимость алгоритма минимизации при использовании метода построения двухпараметрических сглаживающих аппроксимаций критериальных функций для случая простых ограничений устанавливает следующее утверждение.

**Теорема 2 [18].** 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  $x^k$ ,  $k = 0, 1, \dots$ , удовлетворяются необходимые условия минимума. □

### 3. Гибридные алгоритмы глобальной оптимизации

К числу наиболее мощных современных стохастических алгоритмов глобальной оптимизации относится алгоритм М-РСА [11]. Существенным шагом алгоритма является сравнительная оценка качества решения, определяемого текущей и предшествующей конфигурацией системы. Пробное приближение принимается с определенной вероятностью, что исключает сходимость к локальному минимуму при поиске глобального решения. Работа алгоритма М-РСА основана на использовании аналогии с физическими процессами абсорбции и рассеяния частиц при ядерных реакциях. В простейшей версии алгоритма для исследования области поиска используется одна частица. На начальном шаге выбирается пробное решение (Old\_Config), которое затем модифицируется посредством стохастического возмущения (Perturbation()), что позволяет найти новое решение (New\_Config). С помощью функции Fitness() дается сравнительная оценка нового и предыдущего решений, на основании которой новое решение может быть принято или отвергнуто. Если новое решение отвергнуто, то происходит переход к функции Scattering(), реализующей схему Метрополиса. Для сканирования области, перспективной на минимум, применяются функции Perturbation() и Small\_Perturbation(). Новое решение принимается, если оно лучше предыдущего (абсорбция); если найденное решение хуже предыдущего, то происходит переход в отдаленную область пространства поиска (рассеяние), что позволяет преодолевать локальные минимумы. Эффективность описанного поиска глобального решения может быть значительно повышена за счет одновременного использования большого числа частиц. Такой подход реализует кратный алгоритм М-РСА, который непосредственно ориентирован на применение в среде параллельных вычислений. Наилучшее решение определяется с учетом данных о всех частицах, участвующих в процессе. Единственным задаваемым параметром для алгоритма М-РСА является число итераций.

Локальный поиск в гибридном алгоритме должен быть реализован с учетом предположения о недифференцируемости критериальной функции. Поэтому при выборе детерминированного метода локального поиска необходимо учитывать его способность работать с такими функциями. Один из эффективных подходов основан на построении сглаживающих аппроксимаций критериальных функций и последующем применении мощных классических алгоритмов оптимизации гладких функций. Разработаны два новых гибридных алгоритма. Первый гибридный алгоритм М-РСАHSF объединяет стохастический алгоритм М-РСА и детерминированный метод гиперболической сглаживающей функции при локальном поиске. Разработано прикладное

программное обеспечение, реализующее алгоритм М-РСАHSF. В работе [18] представлен двухпараметрический метод построения сглаживающих аппроксимаций не всюду дифференцируемых функций и предложен вариант метода линеаризации LMS со сглаживанием. Разработан второй гибридный алгоритм, объединяющий стохастический алгоритм М-РСА сканирования пространства переменных и детерминированный метод LMS локального поиска. Результирующий алгоритм М-PCALMS реализован в виде прикладного программного обеспечения [19]. Ниже представлен фрагмент псевдокода гибридного алгоритма М-PCALMS.

0 Generate an initial solution *Old\_Config*

*Best\_Fitness* = Fitness (*Old\_Config*)

Update Blackboard

For  $n = 0$  to # of particles

    For  $n = 0$  to # of iterations

        Update Blackboard

        Perturbation ( )

    If Fitness (*New\_Config*) > Fitness (*Old\_Config*)

        If Fitness (*New\_Config*) > *Best\_Fitness*

*Best\_Fitness* := Fitness (*New\_Config*)

        End If

*Old\_Config* := *New\_Config*

        Exploration ( )

    Else

        Scattering ( )

    End If

End For

End For

## 2. Exploration ( )

For  $n = 0$  to # of iterations

    Small\_Perturbation ( )

        Local search

        using Smoothing Approximation Method

        Check stopping criterion:

        Find global solution *Best Fitness*

        Else continue

        If  $\text{Fitness}(\text{New\_Config}) > \text{Best\_Fitness}$

$\text{Best\_Fitness} := \text{Fitness}(\text{New\_Config})$

        End If

$\text{Old\_Config} := \text{New\_Config}$

    End For

Return

## 3. Scattering ( )

$p_{scatt} = 1 - (\text{Fitness}(\text{New\_Config})) / (\text{Best\_Fitness})$

If  $p_{scatt} > \text{random}(0, 1)$

$\text{Old\_Config} := \text{random solution}$

Else

    Exploration ( )

End If

Return

В состав алгоритма M-PCALMS входят также стандартные процедуры Perturbation( ) и Small\_Perturbation( ) [19, 20].

#### 4. Численный пример

Рассматривается модельная задача диагностирования фазового состава теплоносителя в главном циркуляционном контуре серийного блока ВВЭР-1000 [6]. Переменными управления являются относительные значения скорости звука  $x_i$  в теплоносителе на участках, 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 нормальный спектр  $\omega_j$  определяется максимальными значениями скорости звука на выделенных участках.

В исследуемом случае аномальный спектр  $\omega_j^*$  получен при наличии двухфазной смеси как в выходном объеме, так и в активной зоне реактора, при этом:  $x_1^* = 78.5\%$ ;  $x_2^* = 87.5\%$ ;  $x_3^* = 82.0\%$ ;  $x_4^* = 100.0\%$ . Нормальный (при отсутствии в потоке второй фазы) и аномальный (при наличии второй фазы) спектры частот колебаний  $\omega_j$ ,  $\omega_j^*$  потока теплоносителя приведены в таблице.

Таблица – Нормальный и аномальный спектры частот колебаний теплоносителя

$j$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\omega_j$ , Гц	0.89	6.77	9.82	15.44	15.96	18.94	24.57	26.69	27.07	30.52
$\omega_j^*$ , Гц	0.82	6.77	9.34	15.33	15.96	18.86	21.36	26.67	26.93	29.37

После определения области, содержащей глобальный минимум, завершающие итерации алгоритма M-PCALMS проводятся с использованием градиентной информации для сглаживающих аппроксимаций критериальной функции. Сходимость решения иллюстрируют рисунки 1, 2 (Niter – число итераций).

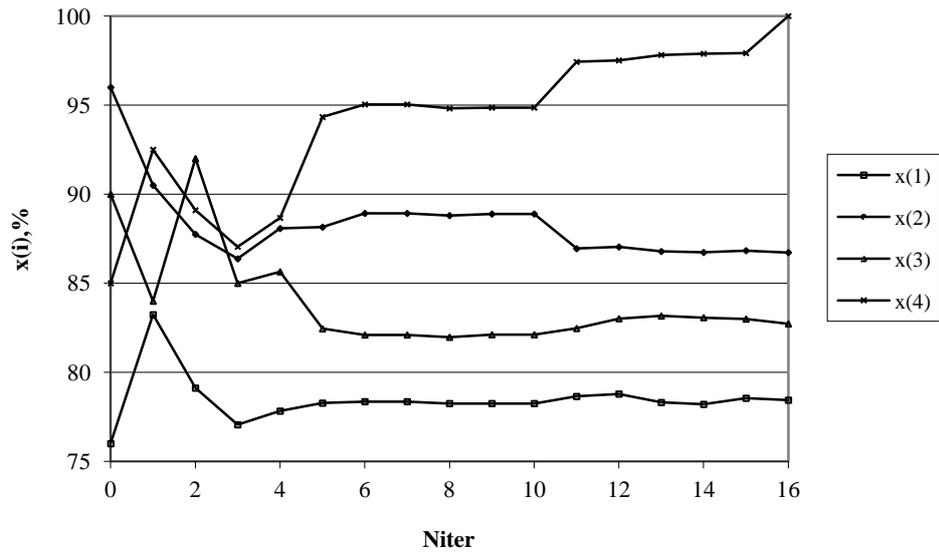


Рис. 1. Изменение значений переменных управления  $x_i$  на завершающих итерациях алгоритма

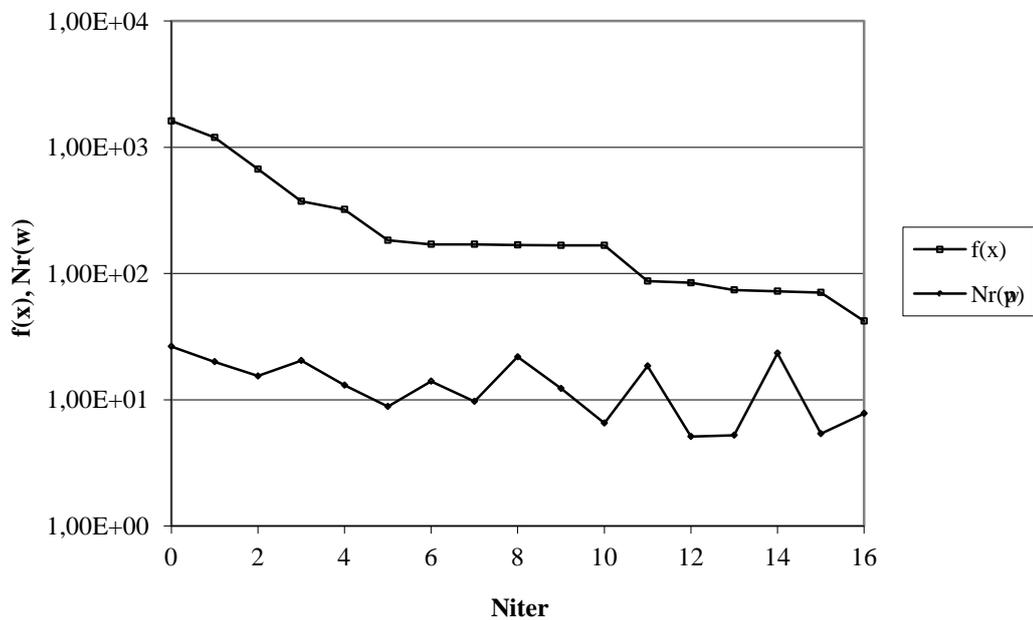


Рис. 2. Уточнение значений критериальной функции  $f(x)$  и нормы вектора улучшающего направления  $Nr(w)$  на завершающих итерациях алгоритма

Получено приближенное решение задачи:  $x_1^* \approx 78.43\%$ ;  $x_2^* \approx 86.74\%$ ;  $x_3^* \approx 82.71\%$ ;  $x_4^* = 100\%$ . При этом относительная погрешность определения значений переменных управления не превышает 2.0%, а точность настройки спектра частот имеет порядок 0.01 Гц.

Выводы. Представлены два гибридных алгоритма глобальной оптимизации, объединяющих современный стохастический алгоритм М-РСА, используемый при сканировании пространства переменных, и методы локального поиска. В первом алгоритме М-РСАHSF при локальном поиске используется метод гиперболической сглаживающей функции. Во втором алгоритме М-РСАLMS локальный поиск проводится методом линеаризации с построением сглаживающих аппроксимаций критериальной функции. Разработано программное обеспечение, реализующее гибридные алгоритмы. Предложен подход к решению задачи вычислительной диагностики фазового состава теплоносителя в контуре реакторной установки с использованием гибридных алгоритмов. Модельные расчеты показали возможность идентификации аномалий фазового состава теплоносителя на выделенных участках контура 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-4058.2014.8).

### Список литературы

1. Pulecchi T., Casella F., Lovera M. Object-oriented modelling for spacecraft dynamics: Tools and applications // *Simulation Modelling and Theory*. 2010. Vol. 18, no. 1. P. 63-86. DOI: [10.1016/j.simpat.2009.09.010](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2009.09.010)
2. Faßbender H., Soppa A. Machine tool simulation based on reduced order FE models // *Mathematics and Computers in Simulation*. 2011. Vol. 82, no. 2. P. 404-413.
3. Böttcher M., Krüßmann R. Primary loop study of a VVER-1000 reactor with special focus on coolant mixing // *Nuclear Engineering and Design*. 2010. Vol. 240, no. 9. P. 2244-2253.
4. De Oliveira M.V., de Almeida J.C.S. Applications of artificial intelligence techniques in modeling and control of a nuclear power plant pressurizer system // *Progress in Nuclear Energy*. 2013. Vol. 63. P. 71-85. DOI: [10.1016/j.pnucene.2012.11.005](https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2012.11.005)
5. Yang X., Schiegel J.P., Liu Y., Paranjape S., Hibiki T., Ishii M. Experimental study of interfacial area transport in air-water two phase flow in a scaled 8×8 BWR rod bundle // *Journal of Multiphase Flow*. 2013. Vol. 50. P. 16-32.

6. Kinelev V.G., Shkapov P.M., Sulimov V.D. Application of global optimization to VVER-1000 reactor diagnostics // Progress in Nuclear Energy. 2003. Vol. 43, no. 1-4. P. 51-56. DOI: [10.1016/S0149-1970\(03\)00010-6](https://doi.org/10.1016/S0149-1970(03)00010-6)
7. Сулимов В.Д., Шкапов П.М. Методология решения экстремальных задач для механических и гидромеханических систем // Инженерный журнал: наука и инновации. 2012. № 7. Режим доступа: <http://engjournal.ru/catalog/eng/teormech/287.html> (дата обращения 01.01.2014).
8. O'Leary D.P., Rust B.W. Variable projection for nonlinear least squares problems // Computational Optimization and Applications. 2013. Vol. 54, no. 3. P. 579-593.
9. Rios-Coelho A.C., Sacco W.f., Henderson N. A Metropolis algorithm combined with Hooke-Jeeves local search method applied to global optimization // Applied Mathematics and Computation. 2010. Vol. 217, no. 2. P. 843-853. DOI: [10.1016/j.amc.2010.06.027](https://doi.org/10.1016/j.amc.2010.06.027)
10. Voglis C., Parsopoulos K.E., Papageorgiou D.G., Lagaris I.E., Vrahatis M.N. MEMSODE: A global optimization software based on hybridization of population-based algorithms and local searches // Computer Physics Communications. 2012. Vol. 183, no. 2. P. 1139-1154. DOI: [10.1016/j.cpc.2012.01.010](https://doi.org/10.1016/j.cpc.2012.01.010)
11. Luz E.F.P., Becceneri J.C., de Campos Velho H.F. A new multi-particle collision algorithm for optimization in a high performance environment // Journal of Computational Interdisciplinary Sciences. 2008. Vol. 1. P. 3-10. DOI: [10.6062/jcis.2008.01.01.0001](https://doi.org/10.6062/jcis.2008.01.01.0001)
12. Karmitsa N., Bagirov A., Mäkelä M.M. Comparing different nonsmooth minimization methods and software // Optimization Methods & Software. 2012. Vol. 27, no. 1. P. 131-153.
13. Beck A., Teboulle M. Smoothing and first order methods: a unified framework // SIAM Journal of Optimization. 2012. Vol. 22, no. 2. P. 557-580.
14. Chen X. Smoothing methods for nonsmooth, nonconvex minimization // Mathematical Programming. Ser. B. 2012. Vol. 134, no. 1. P. 71-99.
15. Xiao Y., Yu B. A truncated aggregate smoothing Newton method for minimax problems // Applied Mathematics and Computation. 2010. Vol. 216, no. 6. P. 1868-1879.
16. Xavier A.E. The hyperbolic smoothing clustering method // Pattern Recognition. 2010. Vol. 43, no. 3. P. 731-737.
17. Bagirov A.M., Al Nuaimat A, Sultanova N. Hyperbolic smoothing function method for minimax problems // Optimization: A Journal of Mathematical Programming and Operations Research. 2013. Vol. 62, no. 6. P. 759-782.
18. Сулимов В.Д. Локальная сглаживающая аппроксимация в гибридном алгоритме оптимизации гидромеханических систем // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Естественные науки. 2010. № 3. С. 3-14.
19. Сулимов В.Д., Шкапов П.М. Глобальная минимизация многомерной многоэкстремальной липшицевой целевой функции с использованием гибридного алгоритма V-PCALMS: Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2012617546. 2012.

20. Sulimov V.D., Shkapov P.M. Application of hybrid algorithms to computational diagnostic problems for hydromechanical systems // Journal of Mechanics Engineering and Automation. 2012. Vol. 2, no. 12. P. 734-741.

**A local search with smoothing approximation in hybrid algorithms of diagnostics of hydromechanical systems**

# 02, February 2014

DOI: [10.7463/0214.0699149](https://doi.org/10.7463/0214.0699149)

V.D. Sulimov, P.M. Shkapov

Bauman Moscow State Technical University, 105005, Moscow, Russian Federation

[fn3@bmstu.ru](mailto:fn3@bmstu.ru)[spm@bmstu.ru](mailto:spm@bmstu.ru)

Modern methods for solving practical problems relating to trouble free, efficient and pro-longed operation of complex systems are presumed the application of computational diagnostics. Input data for diagnosing usually contain the results of experimental measurements of the system certain investigatory characteristics; among them may be registered parameters of oscillatory motion or impact process. The diagnostic procedure is founded on the solution of the corresponding inverse spectral problem; the problem in many cases may be reduced to a minimization of an appropriate error criterion. Eigenvalues from the direct problem for the mathematical model and useful measured data for the system are used in order to construct the corresponding criterion. When solving these inverse problems, consideration must be given to following special features: the error criterion may be represented by nondifferentiable and multiextremal function.

Consideration is being given to problems of identification of anomalies in the phase constitution of the coolant circulating through the reactor primary circuit. Main dynamical characteristics of the object under diagnosing are considered as continuous functions of the bounded set of control variables. Possible occurrence of anomalies in the phase constitution of the coolant can be detected owing to changes in dynamical characteristics of the two-phase flow. It is suggested that criterion functions are continuous, Lipschitzian, multiextremal and not everywhere differentiable. Two novel hybrid algorithms are proposed with scanning a search space by use of the modern stochastic Multi-Particle Collision Algorithm on base of analogy with absorption and scattering processes for nuclear particles. The local search is implemented using the hyperbolic smoothing function method for the first algorithm, and the linearization method with two-parametric smoothing approximations of criteria for the second one. Some results on solving the model problem on computational diagnostics of the coolant phase constitution in the reactor primary circuit are presented.

---

**Publications with keywords:** [global optimization](#), [Computational diagnostics](#), [hydromechanical system](#), [extremal problem](#), [Lipschitzian function](#), [criterion function](#), [local search](#), [hybrid algorithm](#), [hyperbolic smoothing](#)

**Publications with words:** [global optimization](#), [Computational diagnostics](#), [hydromechanical system](#), [extremal problem](#), [Lipschitzian function](#), [criterion function](#), [local search](#), [hybrid algorithm](#), [hyperbolic smoothing](#)

---

## References

1. Pulecchi T., Casella F., Lovera M. Object-oriented modelling for spacecraft dynamics: Tools and applications. *Simulation Modelling and Theory*, 2010, vol. 18, no. 1, pp. 63-86. DOI: [10.1016/j.simpat.2009.09.010](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2009.09.010)
2. Faßbender H., Soppa A. Machine tool simulation based on reduced order FE models. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2011, vol. 82, no. 2, pp. 404-413.
3. Böttcher M., Krüßmann R. Primary loop study of a VVER-1000 reactor with special focus on coolant mixing. *Nuclear Engineering and Design*, 2010, vol. 240, no. 9, pp. 2244-2253.
4. De Oliveira M.V., de Almeida J.C.S. Applications of artificial intelligence techniques in modeling and control of a nuclear power plant pressurizer system. *Progress in Nuclear Energy*, 2013, vol. 63, pp. 71-85. DOI: [10.1016/j.pnucene.2012.11.005](https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2012.11.005)
5. Yang X., Schiegel J.P., Liu Y., Paranjape S., Hibiki T., Ishii M. Experimental study of interfacial area transport in air-water two phase flow in a scaled 8×8 BWR rod bundle. *Journal of Multiphase Flow*, 2013, vol. 50, pp. 16-32.
6. Kinelev V.G., Shkapov P.M., Sulimov V.D. Application of global optimization to VVER-1000 reactor diagnostics. *Progress in Nuclear Energy*, 2003, vol. 43, no. 1-4, pp. 51-56. DOI: [10.1016/S0149-1970\(03\)00010-6](https://doi.org/10.1016/S0149-1970(03)00010-6)
7. Sulimov V.D., Shkapov P.M. [Methodology of Extremal Problems Solving for Material and Hydromechanical Systems]. *Inzhenernyy zhurnal: nauka i innovatsii - Engineering Journal: Science and Innovation*, 2012, no. 7. Available at: <http://engjournal.ru/catalog/eng/teormech/287.html> , accessed 01.01.2014. (In Russian).
8. O’Leary D.P., Rust B.W. Variable projection for nonlinear least squares problems. *Computational Optimization and Applications*, 2013, vol. 54, no. 3, pp. 579-593.
9. Rios-Coelho A.C., Sacco W.f., Henderson N. A Metropolis algorithm combined with Hooke-Jeeves local search method applied to global optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, vol. 217, no. 2, pp. 843-853. DOI: [10.1016/j.amc.2010.06.027](https://doi.org/10.1016/j.amc.2010.06.027)
10. Voglis C., Parsopoulos K.E., Papageorgiou D.G., Lagaris I.E., Vrahatis M.N. MEMSODE: A global optimization software based on hybridization of population-based algorithms and local searches. *Computer Physics Communications*, 2012, vol. 183, no. 2, pp. 1139-1154. DOI: [10.1016/j.cpc.2012.01.010](https://doi.org/10.1016/j.cpc.2012.01.010)

11. Luz E.F.P., Becceneri J.C., de Campos Velho H.F. A new multi-particle collision algorithm for optimization in a high performance environment. *Journal of Computational Interdisciplinary Sciences*, 2008, vol. 1, pp. 3-10. DOI: [10.6062/jcis.2008.01.01.0001](https://doi.org/10.6062/jcis.2008.01.01.0001)
12. Karmitsa N., Bagirov A., Mäkelä M.M. Comparing different nonsmooth minimization methods and software. *Optimization Methods & Software*, 2012, vol. 27, no. 1, pp. 131-153.
13. Beck A., Teboulle M. Smoothing and first order methods: a unified framework. *SIAM Journal of Optimization*, 2012, vol. 22, no. 2, pp. 557-580.
14. Chen X. Smoothing methods for nonsmooth, nonconvex minimization. *Mathematical Programming. Ser. B*, 2012, vol. 134, no. 1, pp. 71-99.
15. Xiao Y., Yu B. A truncated aggregate smoothing Newton method for minimax problems. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, vol. 216, no. 6, pp. 1868-1879.
16. Xavier A.E. The hyperbolic smoothing clustering method. *Pattern Recognition*, 2010, vol. 43, no. 3, pp. 731-737.
17. Bagirov A.M., Al Nuaimat A, Sultanova N. Hyperbolic smoothing function method for minimax problems. *Optimization: A Journal of Mathematical Programming and Operations Research*, 2013, vol. 62, no. 6, pp. 759-782.
18. Sulimov V.D. [Local smoothing approximation in hybrid algorithm of optimization of hydromechanical systems]. *Vestnik MGTU im. N.E. Bauman. Ser. Estestvennyye nauki - Herald of the Bauman MSTU. Ser. Natural science*, 2010, no. 3, pp. 3-14. Available at: <http://vestniken.bmstu.ru/catalog/math/hidden/146.html> , accessed 01.01.2014. (In Russian).
19. Sulimov V.D., Shkapov P.M. *Global'naya minimizatsiya mnogomernoy mnogoekstremal'noy lipshitsevoy tselevoy funktsii s ispol'zovaniem gibridnogo algoritma V-PCALMS* [Global minimization of multidimensional multiextremal Lipschitz objective function using hybrid algorithm]. The Certificate on state registration of computer program, no. 2012617546, 2012. (In Russian, unpublished).
20. Sulimov V.D., Shkapov P.M. Application of hybrid algorithms to computational diagnostic problems for hydromechanical systems. *Journal of Mechanics Engineering and Automation*, 2012, vol. 2, no. 12, pp. 734-741.