

Методы прямого поиска в гибридных алгоритмах вычислительной диагностики гидромеханических систем

© В.Д. Сулимов, П.М. Шкапов

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, 105005, Россия

Рассмотрены задачи вычислительной диагностики гидромеханических систем. Разработаны математические модели исследуемых объектов. Использована косвенная диагностическая информация, которую содержат спектры колебаний объектов, регистрируемые штатными системами. Сформулирована обратная спектральная задача, при решении которой реализован оптимизационный подход. Предполагается, что частные критерии представлены непрерывными липшицевыми, не всюду дифференцируемыми, многоэкстремальными функциями. Поиск глобальных решений проведен с использованием новых гибридных алгоритмов, интегрирующих стохастический алгоритм сканирования пространства переменных и детерминированные методы прямого локального поиска. Приведены численные примеры модельного диагностирования фазового состава теплоносителя и оборудования ядерной реакторной установки.

Ключевые слова: вычислительная диагностика, обратная задача, критериальная функция, глобальная оптимизация, алгоритм Метрополиса, регуляризация, гибридный алгоритм.

Введение. Актуальным направлением исследований является вычислительная диагностика систем, которая находит применение в аэрокосмической отрасли, ядерной энергетике, задачах неразрушающего контроля [1–4]. Вычислительная диагностика включает в себя методы и средства, предназначенные для определения характеристик исследуемых объектов по некоторой косвенной информации о них, получаемой при измерениях. Процедура диагностирования существенно связана с формулировкой и решением соответствующей обратной задачи. Одним из основных подходов к ее решению является оптимизационный [5].

Принципиальная особенность вычислительной диагностики заключается в возможности использования весьма больших объемов информации об исследуемых объектах, для обработки и интерпретации которой применяется специализированное алгоритмическое и программное обеспечение, реализуемое на высокопроизводительных компьютерах [6]. Выбор диагностической информации определяется, в частности, наличием и характеристиками штатных систем, регистрирующих полезные сигналы. Важную диагностическую информацию могут содержать, например, спектры колебаний систем, спектры акустических колебаний в двухфазном потоке теплоносителя и др.

Естественными критериями качества математической модели диагностируемого объекта являются ее точность, вычислительная эф-

фективность, способность корректно воспроизводить свойства объекта в требуемых пределах изменения переменных модели (переменных управления). Коррекцию моделей проводят с использованием результатов численного моделирования и соответствующих экспериментальных данных. При формулировке обратных задач коррекции моделей и диагностирования систем, в частности по спектральным данным, необходимо обеспечить корректность постановки задачи, а также учесть неполноту косвенной информации, наличие в спектрах систем кратных частот, зашумленность измеряемых данных и др. [7–9]. Как следствие, критериальные функции обратных задач в общем случае являются непрерывными, многоэкстремальными и не всюду дифференцируемыми. Примеры использования методов глобальной оптимизации при решении задач идентификации переходных процессов и диагностирования ядерных реакторов представлены в работах [2, 10].

В общем случае необходимо учитывать, что при вычислении каждого текущего значения функции в точках допустимой области могут потребоваться значительные вычислительные ресурсы. Следовательно, разработка эффективных алгоритмов решения обратных задач с многоэкстремальными критериальными функциями на основе методов недифференцируемой оптимизации является актуальной.

Критериальные функции обратной задачи определяются рассогласованием спектральных составляющих, полученных для математической модели потока, и соответствующих данных, регистрируемых штатными системами. При минимизации полученных критериальных функций в общем случае применяются методы глобальной недифференцируемой оптимизации. Сравнительный анализ некоторых современных методов недифференцируемой оптимизации и программного обеспечения представлен в работе [11]. Детерминированные методы решения задач глобальной оптимизации многоэкстремальных функций к настоящему времени достаточно хорошо разработаны и находят широкое применение [12]. Следует отметить, что эффективность детерминированных алгоритмов существенно ограничена их зависимостью от размерности задачи.

В случае большого числа переменных используют алгоритмы стохастической глобальной оптимизации. Чувствительность к выбору параметров алгоритмов этого типа, устанавливаемых пользователем или обусловленных содержанием задачи, во многом определяет скорость сходимости итерационного процесса. Этому недостатка лишен алгоритм М-РСА, который основан на алгоритме Метрополиса и входит в число наиболее мощных современных стохастических алгоритмов глобальной оптимизации [13]. Существенно, что непосредственное применение стохастических алгоритмов глобальной оптимизации требует значительных вычислительных ресурсов. Одним из

путей повышения эффективности таких алгоритмов является совершенствование процедуры локального поиска. В работе [14] представлен гибридный алгоритм, объединяющий стохастический алгоритм сканирования пространства переменных и детерминированный метод локального поиска; отмечен также ряд недостатков описанного гибридного алгоритма.

Целью настоящей работы является разработка новых гибридных алгоритмов глобальной недифференцируемой оптимизации, ориентированных на решение задач вычислительной диагностики гидромеханических систем.

Постановка задач. Задача вычислительной диагностики системы как обратная спектральная задача, связана с поиском вектора переменных управления, при котором первые N собственных частот (или соответствующих им собственных значений) модели совпадают с составляющими некоторого заданного ограниченного спектра или достаточно близки к ним. Для оценки уровня рассогласования сравниваемых характеристик объекта используется векторный способ описания.

Поскольку информация о формах колебаний объекта часто 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 максимальной из функций рассогласования спектральных составляющих. Так, для попарно сравниваемых спектральных составляющих может быть построено следующее конечное множество критериев рассогласования:

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

где $\zeta_i(x)$, $\zeta_i^*(x)$ — собственные значения, относящиеся к исходному (текущему) и заданному спектрам; x — вектор переменных управления; X — допустимая область; n — размерность задачи; $J = \{1, \dots, n\}$; \mathbb{R}^n — n -мерное вещественное линейное пространство. Необходимо 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, т. е. требуется найти

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

Здесь векторная целевая функция имеет вид

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

Задача диагностирования системы формулируется в следующем виде: определить вектор переменных управления $x \in X$, который минимизирует максимальное значение критерия рассогласования, т. е. найти

$$\min_{x \in X \subset \mathbb{R}^n} \max_{i \in I} \{f_i(x)\}.$$

Решением сформулированной дискретной минимаксной задачи является такой вектор $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)^T$, принадлежащий множеству допустимых значений, при котором рассматриваемая скалярная критериальная функция $f(x) = \max \{f_1(x), \dots, f_N(x)\}$ принимает минимальное значение. В случае $f(x^*) = 0$, 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. Ниже рассмотрена регуляризованная задача дискретного минимакса с многоэкстремальной, не всюду дифференцируемой критериальной функцией [7].

С целью обобщения постановок экстремальных задач вычислительной диагностики может быть сформулирована задача глобальной оптимизации, т. е. требуется найти

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

В выражении (1)

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

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

где $f(x)$ — целевая функция; $g_i(x)$ — функции ограничений задачи, $i \in I$; $I = \{1, \dots, m\}$ — конечное множество индексов; D — область поиска; x^* — глобальное решение. Предполагается, что функции $f(x)$, $g_i(x)$, $i \in I$, задачи (1) – (3) — непрерывные липшицевые, а также действительная функция $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ — многоэкстремальная, не всюду дифференцируемая, и для нее задана вычислительная процедура, позволяющая определять значения функции в точках допустимой области. Далее рассматривается имеющая практическое значение задача глобальной недифференцируемой оптимизации (1), (3) для случая

ограничений на переменные управления. В общем случае необходимо учитывать возможную высокую трудоемкость вычисления критериальных функций, что может потребовать значительных вычислительных ресурсов.

Методы прямого локального поиска. Рассмотрим задачу оптимизации (1), (3), ограничившись поиском локального решения. Во многих практических приложениях физические условия задачи вычислительной диагностики могут налагать ограничения на моделирование. Поэтому критериальные функции обычно не обладают сильными математическими свойствами, такими как липшицева непрерывность, дифференцируемость и др. Так, наличие шума означает, что вычисление производных является затруднительным и ненадежным. Кроме того, критериальные функции, вычисление которых проводится с использованием стандартных коммерческих кодов, следует рассматривать как заданные в форме «черного ящика». Указанные причины приводят к необходимости использования методов прямого поиска (без вычисления производных).

Для решения задачи локальной минимизации, как и в работе [14], используется метод Хука — Дживса. Одна из его особенностей состоит в том, что при определении нового направления поиска учитывается информация, полученная при вычислениях на предыдущих итерациях. В методе объединены две фазы: исследующий поиск с циклическим изменением переменных задачи и ускоряющий поиск по образцу. На предварительном (инициирующем) шаге алгоритма Хука — Дживса при решении задачи локальной оптимизации выполняются следующие действия: определяются направления вдоль координат h_1, \dots, h_n ; выбираются скалярный параметр окончания поиска $\varepsilon > 0$, начальный размер шага $\Delta \geq \varepsilon$, коэффициент уменьшения шага $\alpha > 1$; выбирается начальная точка x_i , полагается $y_i = x_i$, задается $k = j = 1$ и происходит переход к основному шагу, который включает в себя приведенную ниже последовательность частных шагов.

1. Если $f(y_i + \Delta h_i) < f(y_i)$, то попытка успешна; положить $y_{i+1} = y_i + \Delta h_i$ и перейти к шагу 2. Если $f(y_i + \Delta h_i) \geq f(y_i)$, то попытка неудачна, при этом: если $f(y_i - \Delta h_i) < f(y_i)$, то $y_{i+1} = y_i - \Delta h_i$ и перейти к шагу 2; если же $f(y_i - \Delta h_i) \geq f(y_i)$, то положить $y_{i+1} = y_i$.

2. Если $j < n$, то задать $j = j + 1$ и повторить шаг 1. Иначе перейти к шагу 3, если $f(y_{n+1}) < f(x_k)$, или перейти к шагу 4, если $f(y_{n+1}) \geq f(x_k)$.

3. Задать $x_{k+1} = y_{n+1}$ и $y_i = x_{k+1} + \alpha(x_{k+1} - x_k)$. Заменить k на $k + 1$, положить $j = 1$ и перейти к шагу 1.

4. Если $\Delta < \varepsilon$, то останов: x_k есть решение. Иначе заменить Δ на $\Delta/2$. Положить $y_i = x_k$, $x_{k+1} = x_k$, заменить k на $k+1$, положить $j=1$ и повторить шаг 1.

К числу активно используемых методов этого класса относится симплекс-метод Нелдера — Мида. Установлено, что алгоритмы, реализующие стандартный вариант этого метода, не всегда обеспечивают сходимость к стационарной точке [15]. Одной из современных является, например, рандомизированная версия алгоритма Нелдера — Мида для задач большой размерности. Ниже для решения задачи локальной минимизации применен модифицированный метод Нелдера — Мида. Следует отметить, что алгоритм, реализующий указанный метод, является робастным для задач с разрывными или зашумленными критериальными функциями [16].

Поиск локальных решений рассматриваемой задачи может выполняться с использованием детерминированного метода кривой, заполняющей пространство [17]. Для решения задачи липшицевой минимизации исходная многомерная задача редуцируется к эквивалентной одномерной с использованием кривой Пеано, построение которой проводится по схеме Гильберта:

$$\min_{x \in D} f(x) = \min_{\tau \in [0, 1]} f(x(\tau)).$$

Следует отметить [17], что $f(x(\tau))$ есть одномерное непрерывное отображение единичного интервала $[0, 1]$ на гиперкуб D . Кроме того, если многомерная функция $f(x)$, $x \in D$, редуцируемой задачи удовлетворяет условию Липшица с константой L , то одномерная функция $f(x(\tau))$, $\tau \in [0, 1]$, удовлетворяет на единичном интервале условию Гельдера:

$$|f(x(\tau'')) - f(x(\tau'))| \leq 2L\sqrt{n+3}(|\tau'' - \tau'|)^{1/n}, \quad \tau', \tau'' \in [0, 1].$$

Существенно, что для полученной редуцированием функции $f(x(\tau))$, которая является гельдеровской, условие Липшица уже не выполняется. В работе [17] тем не менее показано, что известные одномерные алгоритмы липшицевой оптимизации могут быть обобщены на случай минимизации гельдеровских функций. В численных алгоритмах применяются кривые, аппроксимирующие кривую Пеано — Гильберта $x(\tau)$, $\tau \in [0, 1]$, с априорно заданным уровнем разбиения (плотностью развертки), зависящим от требуемой точности поиска.

Прямой метод редукции многомерных задач обладает рядом важных свойств, таких как непрерывность и сохранение равномерной

ограниченности разностей функций при ограниченной вариации аргумента. К недостаткам следует отнести потерю части информации о близости точек в исходном многомерном пространстве. Предложенный подход не требует вычисления производных критериальных функций по переменным модели, что позволяет расширить применение алгоритма для решения задач локальной недифференцируемой оптимизации.

Гибридные алгоритмы глобальной оптимизации. Структуры алгоритмов глобальной минимизации, представленных ниже, построены на основе стохастического алгоритма М-РСА [13], объединенного с процедурами поиска локальных минимумов не всюду дифференцируемых функций. Работа современного алгоритма глобальной оптимизации 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 алгоритмом значительно повышается за счет одновременного использования большого числа частиц. Такой подход реализует 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.

Предложены гибридные алгоритмы, интегрирующие алгоритм М-РСА и детерминированные методы прямого локального поиска. Первый гибридный алгоритм объединяет стохастический алгоритм М-РСА сканирования пространства переменных и детерминированный метод Хука — Дживса локального поиска. Результирующий гибридный алгоритм М-РСАНJ реализован в виде прикладного программного обеспечения. Ниже представлен фрагмент псевдокода гибридного алгоритма М-РСАНJ.

```

1. 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 Hooke – Jeeves Method
    Check stopping criterion:
    Find global solution Best Fitness
    Else continue
    If Fitness (New_Config) > Best_Fitness
Best_Fitness := Fitness (New_Config)
End If
    Old_Config := New_Config
End For
Return
3. Scattering ( )
     $p_{scatt} = 1 - (\text{Fitness}(\text{New\_Config})) / (\text{Best\_Fitness})$ 
    If  $p_{scatt} > \text{random}(0, 1)$ 
        Old_Config := random solution
    Else
        Exploration ( )
    End If
Return

```

В состав алгоритма М-РСАНЖ входят также стандартные процедуры Perturbation() и Small_Perturbation() [13]. Разработано программное обеспечение, реализующее гибридный алгоритм, и получено решение задач, принятых в современной научной литературе в качестве стан-

дартных эталонных тестов глобальной оптимизации. Новый гибридный алгоритм М-РСАНЖ можно рассматривать как модификацию алгоритма НЖРСА [14], причем повышение результирующей вычислительной эффективности по сравнению с последним достигается за счет фазы сканирования пространства переменных при использовании более чем одной частицы. Согласно данным, приведенным в работе [13], при возрастании числа используемых частиц наблюдается сублинейный рост эффективности стохастического алгоритма М-РСА. Количество вычислений критериальной функции для фазы локального поиска алгоритма М-РСАНЖ на порядок (и более) превышает значение аналогичного параметра для фазы сканирования пространства переменных.

Более высокое качество сканирования, обеспечиваемое кратным алгоритмом М-РСА по сравнению с каноническим РСА (соответствует алгоритму М-РСА при использовании одной частицы), уменьшает число выполняемых поисков локальных минимумов и, следовательно, общее число вычислений критериальной функции. Это определяет более высокую эффективность нового гибридного алгоритма М-РСАНЖ, описанного выше, по сравнению с алгоритмом НЖРСА.

Новые гибридные алгоритмы М-PCASFC и М-PCAMNM, интегрирующие стохастический алгоритм М-РСА и детерминированные методы кривой, заполняющей пространство, а также модифицированный метод Нелдера — Мида, используемые при локальном поиске, представлены соответственно в работах [18, 19]. Перспективным является применение в фазе локального поиска прямых методов проксимальной точки [20]. Тестирование показало достаточно высокую вычислительную эффективность программного обеспечения, реализующего новые гибридные алгоритмы глобальной недифференцируемой оптимизации.

Ниже приведены численные примеры использования новых гибридных алгоритмов.

Пример 1: идентификация аномалий фазового состава теплоносителя реакторной установки. В качестве диагностируемой системы рассматривается главный циркуляционный контур серийного блока реактора ВВЭР-1000 [10, 19]. Переменными математической модели 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 представленный в табл. 1 нормальный спектр ω_j , $j = \overline{1, 10}$, соответствует максимальным значениям скорости звука на выделенных участках.

Нормальный и аномальный спектры частот, ГЦ, колебаний теплоносителя

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ω_j	0,89	6,77	9,82	15,44	15,96	18,94	24,56	26,69	27,07	30,52
ω_j^*	0,81	6,77	9,33	15,32	15,96	18,85	21,04	26,67	26,92	29,36

В модельной задаче аномальный спектр ω_j^* , $j = \overline{1, 10}$, получен при наличии двухфазной смеси в напорном баке СКО, в выходном объеме и в активной зоне реактора, а также в проточной части главного циркуляционного насоса циркуляционной петли с СКО; при этом x_1^* , x_2^* , x_3^* и x_4^* равны 76,25, 87,0, 82,5 и 100% соответственно. При отсутствии в теплоносителе второй фазы представленный в табл. 1 нормальный спектр ω_j , $j = \overline{1, 10}$, соответствует максимальным значениям скорости звука на выделенных участках. Для решения задачи вычислительной диагностики используется гибридный алгоритм М-РСАМNM.

После определения области переменных модели, содержащей глобальный минимум, завершающие итерации гибридного алгоритма проводятся с использованием модифицированного симплекс-метода Нелдера — Мида. Сходимость решения иллюстрирует рис. 1.

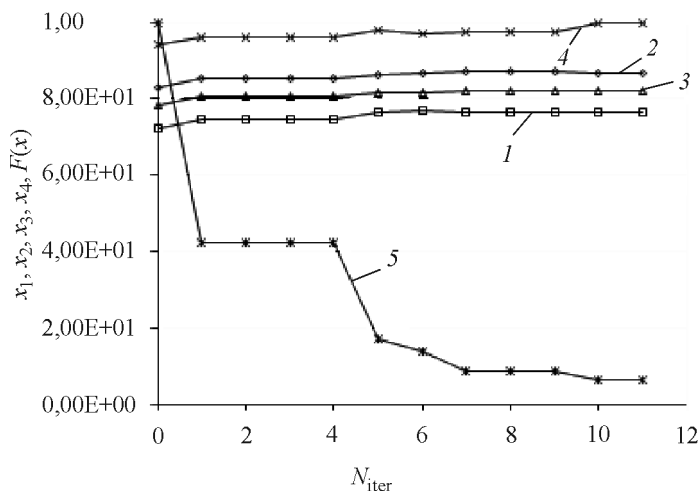


Рис. 1. Изменение значений переменных управления x_i и нормированной критериальной функции $F(x)$ с ростом числа

итераций N_{iter} :

1 — 5 — x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , $F(x)$ соответственно

Получено приближенное решение: x_1^* , x_2^* , x_3^* и x_4^* равны 76,44, 86,92, 81,91 и 100 % соответственно. Относительная погрешность определения значений переменных модели не превышает 2,5 % при точности настройки спектра частот порядка 10^{-2} Гц. Таким образом, после завершения настройки спектра частот математической модели газожидкостного потока на заданный аномальный спектр установлено появление второй фазы в потоке теплоносителя на выделенных участках циркуляционного контура.

Пример 2: вычислительная диагностика промежуточных опор паропровода коллектора в составе основного оборудования второго контура реакторной установки [10]. Номинальное значение жесткостных характеристик опор $c = 40,0$ МН/м. Аномальное состояние объекта характеризуется деградацией материала и соответствующим уменьшением значений жесткостных характеристик опор. Введены следующие переменные управления: $x_i = (c_i / c)100\%$, $i = \overline{1, 4}$, где $c_i \leq c$ — текущее значение жесткостной характеристики i -й промежуточной опоры. При отсутствии аномальных состояний опор представленный в табл. 2 нормальный спектр оборудования ω_j , $j = \overline{1, 8}$, соответствует максимальным значениям данных характеристик.

Таблица 2

Нормальный и аномальный спектры частот, Гц, колебаний паропровода

j	1	2	3	4	5	6	7	8
ω_j	13,35	23,46	26,14	27,67	35,96	44,81	51,15	56,90
ω_j^*	9,19	16,98	20,93	26,31	34,04	43,60	51,10	56,88

Второй спектр ω_j^* , соответствующий аномальному состоянию оборудования, определен при следующих значениях переменных управления: x_1^* , x_2^* , x_3^* и x_4^* равны 38,0, 63,0, 2,0 и 85,0 % соответственно. В табл. 2 представлены нормальный ω_j и аномальный ω_j^* , $j = \overline{1, 8}$, спектры частот колебаний паропровода. Критериальная функция сформулирована с учетом восьми низших спектральных составляющих. Для решения задачи вычислительной диагностики используется гибридный алгоритм М-PCASFC. После определения области переменных модели, содержащей глобальный минимум, завершающие итерации гибридного алгоритма проводятся с исполь-

зованием метода кривой, заполняющей пространство. Сходимость решения в фазе локального поиска иллюстрирует рис. 2.

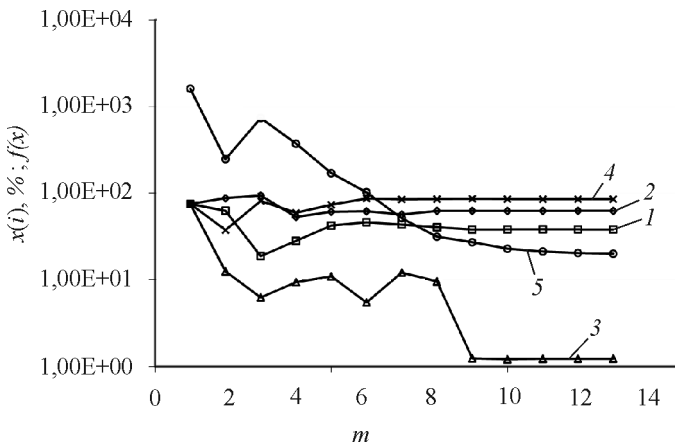


Рис. 2. Изменение значений переменных управления x_i и критерияльной функции $f(x)$ при возрастании плотности развертки m :

1–5 — $x_1, x_2, x_3, x_4, F(x)$ соответственно

Получено приближенное решение: x_1^*, x_2^*, x_3^* и x_4^* равны 38,09, 62,47, 1,22 и 85,21% соответственно. Относительная погрешность определения значений переменных управления не превышает 2,0% при точности настройки спектра частот порядка 10^{-2} Гц. Таким образом, после завершения настройки спектра частот математической модели основного оборудования на заданный аномальный спектр установлены параметры аномального состояния промежуточных опор паропровода коллектора второго контура.

Выводы. Предложен подход к решению задач вычислительной диагностики гидромеханических систем с использованием новых гибридных алгоритмов глобальной недифференцируемой оптимизации. Исследование пространства переменных модели проведено с помощью современного стохастического алгоритма М-РСА. При локальном поиске применены методы без использования производных: метод Хука — Дживса, модифицированный метод Нелдера — Мида и метод кривой, заполняющей пространство. Разработано программное обеспечение, реализующее представленные гибридные алгоритмы, и проведено его тестирование. Модельные расчеты показали возможность идентификации аномалий фазового состава теплоносителя в циркуляционном контуре, а также оборудования второго контура реакторной установки 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).

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Gao C., Zhao Z., Duan G. Robust actuator fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems. *Journal of the Franklin Institute*, 2013, vol. 350, no. 9, pp. 2560–2580.
- [2] Medeiros J.A.C., Schirru R. Identification of nuclear power plant transients using the Particle Swarm Optimization algorithm. *Annals of Nuclear Energy*, 2008, vol. 35, no. 4, pp. 576–582.
- [3] Ma J., Jiang J. Applications of fault detection and diagnosis methods in nuclear power plants: A review. *Progress in Nuclear Energy*, 2011, vol. 53, pp. 255–266.
- [4] Лаврентьев М.М., Жаринов С.Ю., Зеркаль С.М., Соппа М.С. Вычислительная диагностика поверхностных характеристик протяженных цилиндрических объектов методами активной локации. *Сибирский журнал индустриальной математики*, 2002, т. V, № 1 (9), с. 105–113.
- [5] Гончарский А.В., Романов С.Ю. О двух подходах к решению коэффициентных обратных задач для волновых уравнений. *Журнал вычислительной математики и математической физики*, 2012, т. 52, № 2, с. 263–269.
- [6] Goncharky A.V., Romanov S.Y. Supercomputer technologies in inverse problems of ultrasound tomography. *Inverse Problems*, 2013, vol. 29, no. 7, pp. 1–22.
- [7] Wang Y., Yagola A.G., Yang C. *Optimization and regularization for computational inverse problems and applications*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2010, XVIII, 351 p.
- [8] Lippert R.A. Fixing multiple eigenvalues by a minimal perturbation. *Linear Algebra and its Applications*, 2010, vol. 432, pp. 1785–1817.
- [9] Bai Z.-J., Ching W.-K. A smoothing Newton's method for the construction of a damped vibrating system from noisy test eigendata. *Numerical Linear Algebra with Applications*, 2009, vol. 16, no. 2, pp. 109–128.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Floudas C.A., Gounaris C.E. A review of recent advances in global optimization. *Journal of Global Optimization*, 2009, vol. 45, no. 1, pp. 3–38.
- [13] Luz E.F.P., Becceneri J.C., de Campos Velho H.F. A new multiparticle collision algorithm for optimization in a high performance environment. *Journal of Computational Interdisciplinary Sciences*, 2008, vol. 1, pp. 3–10.
- [14] 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. 843–85.
- [15] 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, pp. 148–158.
- [16] Xiao H.F., Duan J.A. Multidirection-based Nelder–Mead method. *Optimization: A Journal of Mathematical Programming and Operations Research*, 2014, vol. 63, no. 7, pp. 1005–1026.

- [17] Lera D., Sergeev Ya. D. Lipschitz and Hölder global optimization using space-filling curves. *Applied Numerical Mathematics*, 2010, vol. 60, no. 1, pp. 115–129.
- [18] 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.
- [19] Сулимов В.Д., Шкапов П.М. Гибридные алгоритмы вычислительной диагностики гидромеханических систем. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Естественные науки*, 2014, № 4, с. 47–63.
- [20] Hare W.L., Lucet Y. Derivative-free optimization via proximal point methods. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2014, vol. 160, no. 1, pp. 204–220.

Статья поступила в редакцию 29.10.2014

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Сулимов В.Д., Шкапов П.М. Методы прямого поиска в гибридных алгоритмах вычислительной динамики гидромеханических систем. *Инженерный журнал: наука и инновации*, 2014, вып. 12.

URL: <http://engjournal.ru/catalog/mathmodel/aero/1353.html>

Сулимов Валерий Дмитриевич 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 50 научных работ в области математического моделирования и оптимизации динамических систем. e-mail: spm@bmstu.ru

Шкапов Павел Михайлович родился в 1954 г., окончил МВТУ им. Н.Э. Баумана в 1977. Д-р техн. наук, зав. кафедрой теоретической механики МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор более 100 печатных работ по динамике механических и гидромеханических систем, математическому моделированию и расчету кавитационных и двухфазных течений в трубопроводных системах, вопросам оптимизации и диагностирования динамических систем. e-mail: spm@bmstu.ru

Methods of direct search in hybrid algorithms of computing diagnostics of hydromechanical systems

© V.D. Sulimov, P.M. Shkapov

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russia

The article considers problems of computing diagnostics of hydromechanical systems. In the developed mathematical models of the studied objects we used indirect diagnostic information which contained in the spectra of fluctuations of objects registered with the regular systems. We formulated inverse spectral problem, in the solution of which we implemented optimization approach. It was assumed that private criteria were continuous, not everywhere differentiable multiextreme functions. Search of global decisions was carried out using a new hybrid algorithms integrating stochastic algorithm of scanning of variables space and determined methods of direct local search. Numerical examples of model diagnosing of the heat carrier phase structure and of nuclear reactor plant equipment are given.

Keywords: computer diagnostics, inverse problem, criterion function, global optimization, the Metropolis algorithm, regularization, hybrid algorithm.

REFERENCES

- [1] Gao C., Zhao Z., Duan G. Robust actuator fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems. *Journal of the Franklin Institute*, 2013, vol. 350, no. 9, pp. 2560–2580.
- [2] Medeiros J.A.C., Schirru R. Identification of nuclear power plant transients using the Particle Swarm Optimization algorithm. *Annals of Nuclear Energy*, 2008, vol. 35, no. 4, pp. 576–582.
- [3] Ma J., Jiang J. Applications of fault detection and diagnosis methods in nuclear power plants: A review. *Progress in Nuclear Energy*, 2011, vol. 53, pp. 255–266.
- [4] Lavrentyev M.M., Zharinov S.Yu., Zerkal S.M., Soppa M.S. *Sibirskiy zhurnal industrialnoi matematiki — Journal of Applied and Industrial Mathematics*, 2002, vol. V, no. 1 (9), pp. 105–113.
- [5] Goncharsky A.V., Romanov S.Yu. *Zhurnal vychislitelnoi matematiki i matematicheskoi fiziki — Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 2012, vol. 52, no. 2, pp. 263–269.
- [6] Goncharsky A.V., Romanov S.Y. Supercomputer technologies in inverse problems of ultrasound tomography. *Inverse Problems*, 2013, vol. 29, no. 7, pp. 1–22.
- [7] Wang Y., Yagola A.G., Yang C. *Optimization and regularization for computational inverse problems and applications*. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2010, XVIII, 351 p.
- [8] Lippert R.A. Fixing multiple eigenvalues by a minimal perturbation. *Linear Algebra and its Applications*, 2010, vol. 432, pp. 1785–1817.
- [9] Bai Z.-J., Ching W.-K. A smoothing Newton's method for the construction of a damped vibrating system from noisy test eigendata. *Numerical Linear Algebra with Applications*, 2009, vol. 16, no. 2, pp. 109–128.
- [10] 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.

- [11] 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.
- [12] Floudas C.A., Gounaris C.E. A review of recent advances in global optimization. *Journal of Global Optimization*, 2009, vol. 45, no. 1, pp. 3–38.
- [13] 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.
- [14] 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. 843–85.
- [15] McKinnon K.I.M. Convergence of the Nelder-Mead simplex method to a nonstationary point. *SIAM Journal of Control and Optimization*. 1999, vol. 9, no. 2, pp. 148–158.
- [16] Xiao H.F., Duan J.A. Multi-direction-based Nelder–Mead method. *Optimization: A Journal of Mathematical Programming and Operations Research*, 2014, vol. 63, no. 7, pp. 1005–1026.
- [17] Lera D., Sergeev Ya. D. Lipschitz and Hölder global optimization using space-filling curves. *Applied Numerical Mathematics*, 2010, vol. 60, no. 1, pp. 115–129.
- [18] 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.
- [19] Sulimov V.D., Shkapov P.M. *Vestnik MGTU im. N.E. Baumana. Seriya Estesvennyye nauki — Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series: Natural Sciences*, 2014, no. 4, pp. 47–63.
- [20] Hare W.L., Lucet Y. Derivative-free optimization via proximal point methods. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2014, vol. 160, no. 1, pp. 204–220.

Sulimov V.D. (b. 1950) graduated from Bauman Moscow Higher Technical School in 1973. Senior lecturer of the Theoretical Mechanics Department named after Professor N.E. Zhukovsky at Bauman Moscow State Technical University. Author of more than 50 publications in the field mathematical modeling and optimization of dynamic systems. e-mail: spm@bmstu.ru

Shkapov P.M. (b. 1954) graduated from Bauman Moscow Higher Technical School in 1977. Dr. Sci. (Eng.), Head of the Theoretical Mechanics Department named after Professor N.E. Zhukovsky at Bauman Moscow State Technical University, a member of the Presidium of the Scientific and Methodological Council on theoretical mechanics at the Ministry of Education and Science of the Russian Federation. Author of more than 100 publications on the dynamics of mechanical and hydro-mechanical systems, mathematical modeling and calculation of cavitation and two-phase flow in piping systems, on optimization and diagnosis of dynamic systems. e-mail: spm@bmstu.ru