

## Коррекция параметров ракеты пакетной схемы с использованием гибридных алгоритмов глобальной оптимизации

© П.М. Шкапов<sup>1</sup>, А.В. Сулимов<sup>1,2</sup>, В.Д. Сулимов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, 105005, Россия

<sup>2</sup>Филиал МГУ имени М.В. Ломоносова в Севастополе,  
Севастополь, 299001, Россия

*Прямое моделирование сложных систем не обеспечивает требуемое качество разрабатываемых аналитических моделей. Рассмотрены обратные задачи коррекции конечно-элементной модели ракеты пакетной схемы по модальным данным, полученным при измерениях. Критериальные функции в общем случае предполагаются многомерными, непрерывными, многоэкстремальными, не всюду дифференцируемыми. Реализован подход с использованием новых гибридных алгоритмов глобальной недифференцируемой оптимизации. Предложенные гибридные алгоритмы объединяют эффективный стохастический алгоритм QRM-PCA, сканирующий пространство переменных, и детерминированные методы локального поиска. С использованием гибридного алгоритма проведена модельная коррекция жесткостных характеристик узлов связи между центральным блоком и ускорителями. Приведены численные примеры решения обратных задач коррекции конечно-элементной модели ракеты пакетной схемы.*

**Ключевые слова:** ракета пакетной схемы, конечно-элементная модель, коррекция параметров, обратная задача, метод регуляризации, глобальная оптимизация, гибридный алгоритм

**Введение.** Современные подходы к разработке и исследованию сложных аэрокосмических систем основаны на применении методов математического моделирования и компьютерных технологий [1, 2]. Накопленный опыт показывает, что прямое моделирование реальных систем не обеспечивает требуемое качество соответствующих аналитических моделей. Актуальным направлением является разработка численных методов коррекции моделей систем с использованием модальных данных, полученных экспериментально [3, 4]. Реализация численных процедур коррекции связана с формулировкой и решением соответствующей обратной задачи на собственные значения [5, 6]. Обратные задачи относятся к классу некорректно поставленных, что предполагает применение специальных методов регуляризации [7, 8]. В общем случае вследствие неполноты измеряемых данных и наличия в спектрах кратных собственных значений многомерные критериальные функции обратных задач являются многоэкстремальными и не всюду дифференцируемыми [9]. При вычислении текущих значений минимизируемых критериальных функций в допустимой обла-

сти могут потребоваться значительные вычислительные ресурсы. Этим обусловлена актуальность разработки эффективных методов коррекции моделей систем с использованием алгоритмов глобальной недифференцируемой оптимизации.

**Постановка задачи.** Рассмотрена обратная задача коррекции аналитической конечно-элементной модели ракеты-носителя (РН) пакетной схемы компоновки, основные характеристики которой близки к характеристикам ракеты тяжелого класса «Ариан-5». Аналитическая модель РН разработана с учетом подвижности жидкости в топливных баках [10, 11]. В результате анализа численного решения обобщенной задачи на собственные значения (прямой задачи), в частности, установлено наличие кратных и почти кратных частот в спектре исследуемой модели [12]. Указанные особенности являются характерными для сложных систем и существенно определяют свойства критериальных функций обратных задач коррекции аналитических моделей. В практических приложениях необходимость учета зашумленности измеряемых данных обычно приводит к существенным затруднениям [13]. Возможные подходы к решению задачи коррекции параметров объекта основаны на минимизации квадратичной функции рассогласования или минимизации максимальной из функций рассогласования составляющих сравниваемых собственных спектров — текущего, определяемого переменными модели, и заданного. Необходимо найти такой вектор переменных модели, который приводит к наименьшим отличиям между сравниваемыми спектрами, т. е. следует провести настройку исследуемой модели на заданный спектр. Для обобщения постановок обратных задач коррекции параметров РН рассматривается задача глобальной недифференцируемой оптимизации.

**Методы решения.** К настоящему времени достаточно хорошо разработаны и находят широкое применение методы решения задач глобальной минимизации многоэкстремальных функций. Эффективность детерминированных алгоритмов существенно ограничена их зависимостью от размерности задачи [14]. Более мощные стохастические алгоритмы глобальной оптимизации также имеют ряд недостатков. Так, чувствительность к выбору параметров эволюционных алгоритмов, устанавливаемых пользователем или определяемых содержанием задачи, во многом определяет скорость сходимости итерационного процесса [15]. К числу наиболее мощных современных стохастических алгоритмов глобальной оптимизации относится кратный алгоритм столкновения частиц (с квазиотражениями) QRM-PCA [16]. Работа современного алгоритма QRM-PCA основана на использовании аналогии с физическими процессами абсорбции и рассеяния частиц при ядерных реакциях. На начальном шаге выбирается пробное решение, которое затем модифицируется посредством стохастического

возмущения, что позволяет найти новое решение. 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. 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. Одним из путей повышения эффективности стохастических алгоритмов оптимизации является совершенствование процедуры локального поиска. Предложены гибридные алгоритмы, объединяющие эффективный стохастический алгоритм QRM-PCA, сканирующий пространство переменных, и детерминированные методы локального поиска. Процедура локального поиска реализуется итеративно, пока не будет достигнуто заданное количество вычислений критериальной функции. Подход на основе гибридизации является перспективным для разработки эффективных алгоритмов глобальной оптимизации [17, 18]. В состав первого гибридного алгоритма QRM-PCANJ дополнительно входят стандартные процедуры Perturbation( ) и Small\_Perturbation( ) сканирования пространства переменных, а также процедуры локального поиска методом Хука — Дживса [19].

Второй гибридный алгоритм QRM-PCALMSI интегрирует стохастический алгоритм QRM-PCA и детерминированный метод линеаризации для сглаживающих аппроксимаций критериальных функций LMSI [20]. Гибридный алгоритм CBM-PCALMSI объединяет стохастический кратный алгоритм столкновения частиц CBM-PCA и детерминированный алгоритм LMSI [16, 21]. В этой новой версии гибридного алгоритма процедура локального поиска представляет собой стандартный детерминированный метод линеаризации. Дополнительно вводятся двухпараметрические сглаживающие аппроксимации с итерационным уточнением, что позволяет расширить подход на класс задач недифференцируемой оптимизации. Разработано программное обеспечение, реализующее гибридные алгоритмы QRM-PCANJ и QRM-PCALMSI.

Приведены численные примеры коррекции параметров аналитической модели РН по измеряемым модальным данным. Предполагается, что экспериментальное определение собственных форм не обеспечивает требуемой точности, поэтому регистрируемые модальные данные представлены только ограниченным собственным спектром, соответствующим низшим собственным частотам объекта. Входная информация моделируется решением прямой задачи для объекта при некоторых фиксированных значениях коэффициентов жесткости узлов межблочных связей. Предполагается также, что