

УДК 681.518.2:519.816

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ СТОХАСТИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ СИСТЕМНОГО СОВЕРШЕН- СТВОВАНИЯ ЭЛЕМЕНТОВ ГАЗОТУРБИННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

А. А. Трончук
М. Л. Угрюмов

Запропоновано метод розв'язання задач системного удосконалювання елементів газотурбінних двигунів (ГТД) на основі імовірнісних критеріїв. Пошук раціональних розв'язань багатокритеріальних задач параметричної оптимізації здійснюється на підставі запропонованого методу стохастичної оптимізації, який дозволяє знаходити розв'язки з заданою точністю з залученням менших інформаційних ресурсів, ніж стандартні методи. Розглянуто приклади реалізації запропонованого методу при виборі параметрів елементів ГТД

Ключові слова: елементи, газотурбінний двигун, метод, стохастична оптимізація

Предложен метод решения задач системного совершенствования элементов газотурбинных двигателей (ГТД) на основе вероятностных критериев. Поиск рациональных решений многокритериальных задач параметрической оптимизации осуществляется на основе предложенного метода стохастической оптимизации, который позволяет находить решения с заданной точностью с привлечением меньших информационных ресурсов, чем стандартные методы. Рассмотрены примеры реализации предлагаемого метода при выборе параметров элементов ГТД

Ключевые слова: элементы, газотурбинный двигатель, метод, стохастическая оптимизация

Problem solving-procedure is offered for system improving in elements of gas turbine engines (GTE) on the basis of probabilistic criteria. Search of rational solutions of multi-criterion problems of parameter optimization is realized on the basis of the offered method of stochastic optimization that allows finding solutions with prescribed accuracy and attracting less informational means than standard methods. Examples of realizing the proposed method by selection of parameters of (GTE) elements are considered

Key words: elements, gas turbine engine, method, stochastic optimization

1. Введение

Сокращение материально-технических затрат на всех этапах жизненного цикла таких сложных технических систем (СТС) как газотурбинные двигатели (ГТД) является актуальной технической проблемой авиационной промышленности. Снижение риска появления ошибок разработчиков, особенно на начальных

этапах создания ГТД, которые могут приводить к неоправданным затратам, возможно за счет внедрения в практику проектирования ГТД современных методов и средств информационной технологии решения задач системной оптимизации.

В настоящей работе предложен метод решения задач стохастической оптимизации сложных технических систем (СТС) на примере авиационного ГТД. В

постановках задач стохастической оптимизации учитывается случайная природа входных данных, что позволяет не только находить оптимальное значение целевой функции (ФЦ), но и параметры СТС, обеспечивающие минимальный разброс значений функции цели или максимальную вероятность нахождения ФЦ в заданном диапазоне.

Рассматриваемые задачи относятся к классу многокритериальных задач параметрической оптимизации. Такие задачи требуют больших информационно-вычислительных ресурсов для решения их прямыми методами. Предложен эволюционный метод, основанный на классическом генетическом алгоритме, позволяющий решать поставленную задачу с привлечением меньших информационных ресурсов, чем при решении задачи при помощи классического генетического алгоритма или других методов структурно-параметрической оптимизации.

2. Постановка задач стохастической оптимизации

Представим задачу стохастической оптимизации в виде $f(\bar{x}) \rightarrow \min$, где f – функция цели (ФЦ), вид которой зависит от конкретной рассматриваемой задачи, \bar{x} – случайная величина с заданным законом распределения. В данной работе рассматриваются переменные \bar{x} с нормальным или равномерным законами распределения. Для того, чтобы однозначно определить переменную \bar{x} необходимо задать ее среднюю величину (математическое ожидание) $M(\bar{x}) = x_c$ и дисперсию $D(\bar{x}) = \sigma_x$. Следует отметить, что поскольку рассматривается задача многопараметрической оптимизации, то переменная \bar{x} и определяющие ее величины x_c и σ_x являются векторами, с размерностью, соответствующей размерности решаемой задачи.

Из-за случайной природы переменной \bar{x} , функция цели $f(\bar{x})$ также будет иметь случайный вид. Для представления случайной функции цели определим ее среднее значение и дисперсию – $M[f(\bar{x})] = f_c$ и $D[f(\bar{x})] = \sigma_f$.

В классе задач стохастической оптимизации выделяют три подкласса задач: М-задача (задача нахождения минимального среднего ФЦ), V-задача (задача нахождения минимальной дисперсии ФЦ) и P-задача (задача нахождения минимальной или максимальной вероятности достижения заданной ФЦ). Существует несколько постановок каждой из таких задач. Применение той или иной постановки зависит от вида конкретной решаемой задачи. Рассмотрим подробнее каждую из трёх задач.

М-задача. Постановка задачи: При заданном σ_x требуется найти такое x_c , которое обеспечивает минимальное среднее значение ФЦ f_c . Для решения задачи модификации возможно привести данную задачу к задаче минимизации значения функции вида $|f_c - f^*|$, где f^* – заданное значение ФЦ. Данная задача наиболее близка к классическому виду оптимизационных задач. При игнорировании стохастической природы переменной \bar{x} и самой ФЦ задача сводится к классической.

Реализация задачи: На основании заданных величин x_c и σ_x случайным образом формируется семейство векторов $X = \{x_1, x_2, x_3 \dots x_n\}$. Для каждого элемента семейства x_i рассчитывается значение целевой функции f_i . Затем рассчитывается среднее значение $f_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$ (в задаче модификации – $f_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - f^*)$), которое и принимается в качестве значения целевой функции семейства. Зачастую в состав целевой функции входит не одна переменная, а несколько. В таком случае используется свертка переменных целевой функции. Допустим, в состав ФЦ входит m переменных. Тогда для элемента семейства рассчитывается вектор $\bar{f}_i = \{f_{i,1}, f_{i,2} \dots f_{i,m}\}$. Эффективное значение ФЦ элемента семейства (задача модификации) в таком случае будет выглядеть как $f_i = \sum_{j=1}^m |f_{i,j} - f_j^*|$, а общее среднее – $f_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$. При расчете обычно используется нормализация параметров ФЦ, что позволяет исключить влияния разного порядка параметров ФЦ на сходимость алгоритма.

V-задача. Постановка задачи: При заданном σ_x требуется найти такое x_c , которое обеспечивает минимальный разброс значений ФЦ (дисперсию) σ_f . Преобразование задачи оптимизации в задачу модификации можно произвести аналогично преобразованию в М-задаче.

Реализация задачи: На основании заданных величин x_c и σ_x случайным образом формируется семейство векторов $X = \{x_1, x_2, x_3 \dots x_n\}$. Для каждого элемента семейства x_i рассчитывается значение целевой функции f_i . Для решения задачи оптимизации необходимо рассчитать среднее значение ФЦ семейства f_c . Затем рассчитывается среднеквадратичное отклонение – $\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (f_i - f_c)^2}$. Для решения задачи модификации ФЦ принимает вид

$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (f_i - f_c)^2 - \sigma_f^{*2}}$, где σ_f^* – заданное значение среднеквадратичного отклонения. При множественном составе ФЦ вычисление средних значений

f_i и f_c производится по формулам $f_i = \sum_{j=1}^m |f_{i,j} - f_j^*|$ и $f_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$ соответственно (аналогично вычислениям, производимым при решении М-задачи). Затем для каждого элемента семейства вычисляется значение

$\sigma_{fi} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (f_{i,j} - f_{jc})^2}$ (задача оптимизации) или

$\sigma_{fi} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (f_{i,j} - f_{jc})^2 - (\sigma_{fj}^*)^2}$ (задача модификации) и

общее значение отклонения $\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\sigma_{fi})^2}$.

P-задача. Постановка задачи: При заданном σ_x требуется найти такое x_c , которое обеспечивает минимум либо максимум значения функции вероятности $P(f_{\min} \leq f(\bar{x}) \leq f_{\max})$. Данная задача является объединением М-задачи и V-задачи, поскольку может

быть сведена к задаче нахождения x_c , обеспечивающего принадлежность значений ФЦ $f(\bar{x})$ заданному диапазону, определяемому величинами f_{\min} и f_{\max} .

Реализация задачи: В отличие от предыдущих задач в данной задаче нет необходимости подсчитывать среднее и отклонения для семейства. Для вычисления вероятности попадания значения ФЦ в заданный диапазон, как и в предыдущих задачах, формируем семейство $X = \{x_1, x_2, x_3 \dots x_n\}$, вычисляем соответствующие значения ФЦ f_i и подсчитываем количество элементов, удовлетворяющих требованию $f_{\min} \leq f(x) \leq f_{\max}$. Полученное число нормируем путем деления на n . В случае множества параметров ФЦ для каждого из них задаются свои ограничения, а требование $f_{\min} \leq f(x) \leq f_{\max}$ преобразуется в дизъюнкцию требований вида $f_{j\min} \leq f_j(x) \leq f_{j\max}$.

3. Эволюционный метод решения задачи оптимизации (модификации)

Определим эволюционный метод как модификацию классического ГА для решения задачи оптимизации (модификации) параметров функциональных элементов (ФЭ) сложных технических систем (СТС). В данной работе представлены описание классического ГА и элементы новизны, отличающие предлагаемый эволюционный метод от классического ГА.

Работа классического ГА начинается с задания ограничивающих условий на управляющие переменные, которыми манипулирует ГА. Обычно такие условия задаются системой неравенств, ограничивающих каждую управляющую переменную с двух сторон

$$a_i \leq \varphi_i \leq b_i, i \in 1 \dots N,$$

где φ_i - набор из N управляющих переменных;
 a_i и b_i - их нижние и верхние границы, соответственно.

В ограниченной таким образом области поиска случайным образом формируется начальный набор переменных.

Далее набор переменных φ_i , соответствующий какому-либо решению будем называть особью, а общий набор особей – популяцией. После определения начальной популяции необходимо привести численное представление набора переменных φ_i к такому виду, с каким можно будет работать в дальнейшем (генная запись). В данной модификации ГА применяется двоичное кодирование. Для того, чтобы поместить группу действительных чисел в двоичный код, применяется следующая методика. Каждое действительное число округляется до целого с заданной точностью n путем домножения на 10^n , после чего полученное целое число преобразуется в двоичное. Далее полученный таким образом двоичный код дописывается в конец генома. После обработки всего набора φ_i получаем ген особи в двоичной записи.

После образования начального множества и его зашифровки, начинается работа самого ГА. Общая схема расчета ГА приведена на рис. 1.

В качестве механизма выбора родительских особей был выбран механизм рулетки. Данный механизм по-

зволяет отбирать особи с лучшим значением функции приспособленности Fitness с большей вероятностью, чем при равномерной выборке. Кроме механизма рулетки действует также и элитарный отбор. Это значит, что для каждой новой популяции сохраняется несколько особей с наилучшей приспособленностью из предыдущей популяции. Элитарный отбор способствует быстрой сходимости алгоритма.



Рис. 1. Схема работы классического ГА

Кроссовер и мутация в данном алгоритме основаны на стандартной одноточечной схеме. Одноточечный кроссовер моделируется следующим образом. Пусть имеются две родительские особи с хромосомами $X = \{x_i, i \in [0, L]\}$ и $Y = \{y_i, i \in [0, L]\}$, где L – длина хромосомы особи. Случайным образом определяется точка внутри хромосомы (точка разрыва), в которой обе хромосомы делятся на две части и обмениваются ими.

Одноточечная мутация моделируется путем изменения случайного гена в геноме особи. В случае двоичного кодирования информации мутация заключается в том, что случайный бит гена изменяется на противоположный.

После проведения операций кроссовера и мутации выбирается наиболее приспособленная особь (особь с наиболее подходящей функцией приспособленности) и помещается в набор особей для следующей итерации алгоритма. Для предохранения популяции от доминирования неоптимальной хромосомы и тем самым для предотвращения преждевременной сходимости ГА использовалось масштабирование функции приспособленности:

$$Fitness = 1 - e^{-M \cdot \hat{f}}, M > 1.$$

Итерации повторяются до тех пор, пока не будет выполнено условие остановки. Данным условием может служить либо выполнение максимально допустимого количества итераций, либо отсутствие изменений с заданной точностью в соответствии с выбранным критерием качества в популяции на протяжении определенного количества шагов.

Решение задачи стохастической оптимизации реализовано путем модификации функции цели Fitness. Для расчетов в детерминированной постановке для каждой особи функция цели вычисляется один раз. При расчете любой из трех описанных выше задач стохастической оптимизации для каждой особи слу-

чайным образом формируется мини-популяция с заданным центром и дисперсией. Далее, в зависимости от поставленной задачи, вычисляется математическое ожидание (M-задача), дисперсия (V-задача) либо вероятность нахождения каждого элемента мини-популяции в заданном диапазоне (P-задача). Размер мини-популяции выбран из расчета баланса производительности и обеспечения корректного решения стохастической задачи и составляет 20 элементов.

Особенностью данного вида ГА является быстрая сходимость на первых n итерациях, причем точность метода определяется начальным случайным набором переменных. Для улучшения точности счета и более рационального использования положительных особенностей ГА был разработан эволюционный метод (ЭМ), основанный на ГА.

Особенностью предложенного эволюционного метода является применение процедуры адаптации. Суть этой процедуры заключается в следующем. После первого запуска ГА с малым числом итераций в начальной области определения D_0 получаем особь с наилучшей для данных настроек ГА функцией приспособленности. Далее, приняв полученную особь как центр новой области определения D_1 меньшего размера, чем D_0 (при соблюдении условия $D_1 \subset D_0$), производим очередной запуск ГА. Причем, благодаря уменьшению области поиска при сохранении количества используемых особей, возможно увеличить точность счета ГА на очередной итерации пропорционально степени уменьшения области определения.

Эволюционный метод позволяет существенно снизить информационную сложность расчета поставленных задач по сравнению с классическим ГА.

В качестве параметров настроек ГА были взяты следующие величины: максимальное количество итераций – 20, вероятность кроссовера – 0,9, вероятность мутации – 0,1, размер популяции – 60, критерий останова алгоритма – по достижению минимума функции цели, схема отбора родительских особей – рулетка в совокупности с элитарным отбором, мутация и кроссовер – стандартные одноточечные.

4. Численное решение задачи реконструкции (модификации)

Рассмотрено решение задачи системного совершенствования узлов трехвального ТРДД типа Д-36. Для определения параметров потока вдоль тракта ТРДД использовалась интегральная термодинамическая модель, в которой теплофизические свойства газов и значения фазовых переменных подсистем (ФЭ) задавались как входные данные. В результате термодинамического расчета определялись: удельная тяга $R_{уд}$ и удельный расход топлива $C_{уд}$. В качестве функции цели для задачи модификации была выбрана свертка этих двух параметров вида $w = |R_{уд} - R_{уд}^*| / R_{уд}^* + |C_{уд} - C_{уд}^*| / C_{уд}^*$, где $C_{уд}^*$ и $R_{уд}^*$ – желаемые значения соответствующих переменных. В качестве управляющих переменных были выбраны значения КПД компрессора вентилятора (КВ),

компрессора низкого давления (КНД) и компрессора высокого давления (КВД) – $\eta_B, \eta_{КНД}, \eta_{КВД}$. Значения управляющих переменных прототипа, а также область их определения представлены в табл. 1. Значения переменных $C_{уд}$ и $R_{уд}$ для прототипа $C_{уд} = 0.0694$; $R_{уд} = 102.3$, а их желаемые значения – $C_{уд}^* = 0.066$; $R_{уд}^* = 107.4$. Дисперсия управляющих переменных для решения задачи стохастической оптимизации равняется 0.001.

Таблица 1

Управляющие переменные

Переменная	Прототип	Нижняя граница	Верхняя граница
η_B	0.859	0.859	0.9
$\eta_{КНД}$	0.879	0.879	0.9
$\eta_{КВД}$	0.844	0.844	0.9

В табл. 2 и 3 представлены решения задачи оптимизации в детерминированной и стохастической постановках.

Таблица 2

Результат расчета. Функции цели

Переменная	Прототип	Детерминированная постановка	M-задача		V-задача		P-задача	
			Среднее значение	Средне-квадратичное отклонение	Среднее значение	Средне-квадратичное отклонение	Среднее значение	Средне-квадратичное отклонение
$C_{уд}^*$	0.0694	0.0672	0.0673	0,000434	0.0676	0,000391	0.0677	0,000529
$R_{уд}^*$	102.3	107.5	107.2	1,328751	106.9	1,262109	107.4	1,439463

Таблица 3

Результат расчета. Управляющие переменные

Переменная	Прототип	Детерминированная постановка	M-задача	V-задача	P-задача
η_B	0.859	0.9	0.9	0.9	0.868
$\eta_{КНД}$	0.879	0.895	0.9	0.9	0.9
$\eta_{КВД}$	0.844	0.86	0.86	0.895	0.9

5. Выводы

Таким образом, продемонстрировано решение задачи оптимизации СТС в детерминированной и стохастических постановках. Легко заметить, что величины управляющих переменных и функции цели разные при различных вариантах расчета. Это объясняется различием постановок задач. Каждая задача имеет свои особенности и может быть использована для решения различных прикладных задач. M-задача и задача оптимизации (модификации) может приме-

няться на этапах концептуального проектирования элементов СТС. V-задача может использоваться для решения задачи назначения допусков при изготовлении элементов СТС, а P-задача – для интервального анализа параметров структурных элементов СТС.

Литература

1. Угрюмова Е.М. Совершенствование сложных технических систем методом обратных задач / Е.М. Угрюмова,

С.Г. Волков, М.Л. Угрюмов // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2006. – № 1 (27). – С. 91 – 95.

2. Е.М. Угрюмова, А.А. Трончук, М.Л. Угрюмов, А.В. Меньяйлов, Г.С. Цыховский *Методология совершенствование газотурбинных двигателей на основе решения взаимосвязанных оптимизационных и обратных задач // Вестник двигателестроения*. – 2007. – № 3. – С. 156 – 162.
3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.

УДК 658.567:621.31

СОЗДАНИЕ ЭНЕРГО-СБЕРЕГАЮЩЕЙ УСТАНОВКИ ДЛЯ УТИЛИЗАЦИИ ЭНЕРГИИ ДОМЕННОГО ГАЗА

В.В. Ситников

Ведущий инженер – конструктор*
Контактный тел.: 8 (0512) 49-74-27
E-mail: spe@mashproekt.nikolaev.ua

А.А. Усатенко

Ведущий инженер - конструктор, руководитель группы газодинамики
Отдел турбин КО
ГП НПКГ "Зоря" - "Машпроект"
пр. Октябрьский, 42а, Николаев, Украина, 54018
Контактный тел.: 8 (0512) 49-77-09
E-mail: spe@mashproekt.nikolaev.ua

Представлены основные технические характеристики, особенности конструкции, компоновки, спроектированной ГП НПКГ "Зоря" - "Машпроект" детандер - генераторной установки доменного газа. Рассмотрены перспективы использования этих установок на металлургических заводах. Проведен также сравнительный анализ параметров и особенностей конструкции детандеров различных фирм

Ключевые слова: генератор, скруббер, дроссельная группа, доменная печь

Main technical performances, design features, arrangement of blast-furnace gas expansion turbine generating unit produced by GTRPC "Zorya" - "Mashproekt" are presented. Prospectives of these units applications at metallurgical plants are considered. Comparative analysis of performances and main design features of expansion turbine generating units from different firms was performed as well

Keywords: The generator, a scrubber, throttle group, a blast furnace

1. Введение

Успешная реализация проекта детандер-генераторной установки, работающей на природном газе, позволила предприятию приступить к созданию детандер-генераторных установок, предназначенных для работы на доменном газе (ранее более известных под

названием "ГУБТ" - газовые утилизационные бескомпрессорные турбины). При проектировании этих установок нового поколения, получивших название "детандеров доменного газа" (ДДГ), был учтен опыт создания, доводки и эксплуатации ГУБТов "Невского завода" (Санкт-Петербург), "Уральского турбомоторного завода" (Екатеринбург) ГУБТ-6, ГУБТ-8, ГУБТ-