

УДК 629.7:519.63:536.21

## **Разработка и реализация алгоритма индуктивного порождения регрессионных моделей для системы автоматического управления авиационного газотурбинного двигателя**

А.О. Кузьмичева, Н.С. Мельникова

### **Аннотация**

В данной работе предлагается методика автоматического определения температуры газа  $T^*_{г}$  перед турбиной авиационного газотурбинного двигателя (ТРДДФ) в режиме его работы. Использование этого параметра в качестве регулируемого позволяет оптимизировать тягово-экономические характеристики двигателя, полностью исчерпать запасы его работоспособности, частично парировать падение тяги двигателя, вызванное неизбежным ухудшением характеристик узлов в процессе эксплуатации.

Для порождения искомой (регрессионной) зависимости оптимальной сложности был использован многорядный метод группового учёта аргументов.

Для генерации оптимальной модели было разработано специализированное программное обеспечение (ПО), построенное с применением информационных технологий последнего поколения.

### **Ключевые слова**

Регрессионная модель; многорядный метод группового учёта аргументов (МГУА); параметр оптимизации; двигатель; управление; температура газа; датчик.

### **Введение**

Для максимального использования заложенных в конструкцию двигателя потенциальных возможностей по обеспечению высоких тягово-экономических показателей, ресурса, надежности и других эксплуатационных характеристик на ФГУП ММПШ «Салют» при

модернизации турбореактивных двухвальных двигателей с форсажной камерой сгорания разрабатываются полнофункциональные цифровые системы управления, реализующие более сложные по сравнению с существующими перспективные алгоритмы управления и диагностики.

В новых алгоритмах используются такие параметры двигателя, как температура газа перед турбиной  $T_T^*$ , расход воздуха через компрессор  $G_v$ , коэффициент суммарного избытка воздуха в форсажной камере сгорания  $\alpha_{фк\Sigma}$ , адиабатические КПД узлов и другие, измерение которых в настоящее время невозможно.

В ОАКБ «Темп» ФГУП ММПШ «Салют» разработана методика получения алгоритмов управления двигателем, основанная на использовании в реальном масштабе времени показаний штатных датчиков двигателя для вычисления на борту летательного аппарата, в режиме полета, основных эксплуатационных характеристик двигателя с помощью электронных цифровых регуляторов.

Разработанные алгоритмы позволяют осуществлять оптимальное управление двигателем по выбранной функции цели с учетом изменения характеристик узлов при выработке ресурса в процессе эксплуатации.

### Формулирование проблемы

В данной работе предполагается построить регрессионную модель, описывающую зависимость температуры газа  $\bar{T}_T^*$  перед турбиной авиационного ГТД от термодинамических параметров, измеряемых штатными датчиками. Параметр  $\bar{T}_T^*$  очень важен, так как характеризует тяговое - экономические характеристики двигателя, его ресурс и поэтому предпочтителен для применения в системе автоматического управления двигателем. Но в настоящее время температура  $\bar{T}_T^*$  не может быть использована для обозначенных целей из-за отсутствия измерительных приборов (датчиков), способных длительное время работать в условиях высокой температуры (1600 К ... 1800 К). Поэтому возникла необходимость в модели, заменяющей измерение  $\bar{T}_T^*$  и позволяющей рассчитывать в полёте температуру газа перед турбиной в режиме работы двигателя по показаниям имеющихся в распоряжении датчиков измеряемых параметров.

Решение поставленной задачи является особенно **важным**, прежде всего, для алгоритмов вновь разрабатываемых перспективных авиационных двигателей, оснащённых современными бортовыми цифровыми вычислительными машинами.

### Решение задачи

Была произведена обработка полученных в результате численного эксперимента на полной математической модели двигателя с системой автоматического управления (САУ) массивов расчётных данных, например температуры газов и массивов, коррелирующих с ней измеряемых параметров двигателя. Эксперимент должен проводиться по специальным факторным планам, составленным так, чтобы при минимальном числе расчётов получить необходимую информацию. При этом необходимо учитывать изменение технического состояния двигателя как вследствие дефектов, могущих возникнуть в проточной части двигателя, так и из-за ухудшения характеристик узлов проточной части вследствие их износа в процессе наработки. Принимаются во внимание и различные условия полёта. Таким образом, имитируется технологический разброс параметров при изготовлении двигателей, износ элементов в процессе эксплуатации. Возможно моделирование возникновения и развития неисправностей.

При вводе в математическую модель в качестве аргументов значения измеряемых параметров ( $P_x$  – давление за вентилятором,  $T_2$  – температуру за компрессором,  $P_2$  – давление за компрессором,  $T_{TI}$  – температуру за турбиной и др.), изменение характеристик узлов, соответствующие различным условиям эксплуатации и степени износа двигателя, рассчитываются отклики (значения) интересующих неизменяемых параметров, формируют массив температур газов перед турбиной и соответствующий этим температурам массив измеряемых параметров двигателя.

По полученной таким образом статистике остаётся построить модель, отражающую связь между относительной температурой газа  $\bar{T}^*_T$  перед турбиной и измеряемыми параметрами.

При этом возникает обычная для практики задача обработки экспериментальных аргументов  $X_i$ , в нашем случае измеряемых параметров, так чтобы по возможности точно отразить общую тенденцию зависимости неизменяемого параметра  $Y$  от  $X_i$  и вместе с тем сгладить случайный разброс функции  $Y$ , вызванный погрешностями измерения параметров и неучтёнными факторами (неточность формул приведения к стандартным атмосферным условиям, колебания напряжения в электрической сети питания измерительных каналов и т.п.).

Наиболее подходящим методом для решения подобных задач является множественный регрессионный анализ, в основе опирающийся на метод наименьших квадратов. Использование регрессионного анализа принято в функционирующих в настоящее время в авиации и в Газпроме [1] автоматизированных системах

диагностирования двигателей по причине универсальности метода, относительно лёгкого подбора аппроксимирующей кривой, возможности исключения из уравнения регрессии незначимых членов (на основе критерия Стьюдента), что уменьшает ошибки при расчётах, наглядности и возможности интерпретации полученных результатов, возможности проведения многомерного статистического анализа и в случае, когда одну из переменных можно рассматривать как изменяющуюся неслучайным образом.

По полученной статистике можно построить множество регрессионных моделей, соответствующее числу всевозможных сочетаний факторов и их степеней, и из этого множества выбрать оптимальную модель, наиболее точно описывающую зависимость температуры газов от измеряемых параметров. Но такой путь (метод простого перебора) не перспективен из-за обилия возможных моделей (несколько десятков тысяч) и трудностей последующего анализа.

Следовательно, необходимо выбрать метод, позволяющий минимальными средствами достигнуть желаемого результата.

Для решения поставленной задачи был применён многорядный метод группового учёта аргументов (МГУА). Особенностью данного метода является возможность построения конечной модели в виде полинома некоторой степени от всех параметров [4]. При этом качество конечной модели соответствует качеству модели, полученной полным перебором семейства опорных функций, аналогичных полиному Колмогорова-Габора, но построенных по всем параметрам.

При построении конечной (оптимальной) модели по статистическому материалу необходимо учитывать все наиболее приемлемые модели-претенденты, построенные на описании опорной функции ( $\bar{T}^*_r$ ).

При этом на первом этапе анализа данных между всевозможными парами измеряемых параметров вычисляются коэффициенты парной корреляции. Коэффициенты корреляции используются в математической статистике и при обработке данных в промышленности для характеристики связи между двумя случайными величинами определения из них наиболее взаимозависимых (параметр оптимизации). В качестве параметра оптимизации можно использовать и относительную среднюю квадратическую ошибку между полученным по модели и действительным значением выходной величины.

### **Отбор параметров влияния на состояние двигателя. Формирование матрицы планирования эксперимента**

Предварительно были рассмотрены различные параметры двигателя, и их влияние на его состояние среди которых на основании экспертных оценок были выявлены 20 основных параметров и определены диапазоны их изменения.

Основной задачей [2] при генерации массива статистических данных являлась минимизация затрат при получении максимальной информации, что было достигнуто использованием теории планирования эксперимента.

Формирование матрицы планирования включает в себя:

1) трансформирование многофакторного пространства в единичную гиперсферу путем нормирования переменных:

- нормированное значение переменной  $\tilde{\chi}_{ij}$  определяется по формуле:

$$-1 \leq \tilde{\chi}_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{срi}}{\Delta X_i} \leq 1$$

- обратный пересчет в натуральную форму производится как:

$$X_{ij} = \tilde{\chi}_{ij} \cdot \Delta X_i + X_{срi},$$

где  $X_{срi} = \frac{X_{max i} + X_{min i}}{2}$  - центр эксперимента;

$\Delta X_i = \frac{X_{max i} - X_{min i}}{2}$  - диапазон варьирования от максимального  $X_{max i}$  до минимального значения  $X_{min i}$  переменной.

2) случайную выборку значения параметра из диапазона варьирования с выполнением условия:

$$P(-1 \leq \tilde{\chi} \leq 1) = \text{const}$$

3) ортонормирование вектора состояния двигателя, включающее в себя:

а) приравнивание нулю скалярного произведения векторов:

$$(\tilde{\chi}_1 \cdot \tilde{\chi}_r) = 0$$

б) полную ортогонализацию плана эксперимента по рекуррентным формулам Грама-Шмидта [3]

$$\tilde{X}_1 = X_1,$$

$$\tilde{X}_i = X_i - \sum (\tilde{\chi}_k \cdot X_i) \cdot \tilde{\chi}_k,$$

$$\tilde{\chi}_{ij} = \frac{\tilde{\chi}_i}{\|\tilde{X}_i\|},$$

где  $X_i$  - исходный вектор,

$\tilde{X}_i$  - ортогональный вектор;

$\tilde{\chi}_i$  - ортонормированный вектор.

В нашем случае составленная матрица планирования эксперимента представляет собой числовой массив размером [50 x 20]. Комплекс параметров каждой строки этой матрицы можно рассматривать как ухудшения некоего двигателя. Таким образом, мы получили парк из 50 виртуальных двигателей одного типа для проведения численного эксперимента на ЭВМ по выявлению влияния параметров ухудшения на изменения характеристик двигателя.

### **Основные сведения о математической модели**

Математическая модель объекта является поузловой, нелинейной, динамической моделью и представляет собой совокупность уравнений, условий и ограничений, принятых для описания реальных физических процессов в газотурбинном авиационном двигателе.

В модели учтены следующие динамические факторы:

- инерция вращающихся масс роторов газогенератора;
- сжимаемость газа в ёмкостях основной и форсажной камер сгорания, во втором контуре и межтурбинном пространстве;
- накопление тепловой энергии в массе газа в камерах сгорания;
- отбор воздуха из компрессора на охлаждение турбин;
- участие части охлаждающего воздуха в работе турбин – охлаждение воздуха, направляемого на охлаждение турбины в теплообменнике второго контура;
- полнота сгорания топлива;
- изменение показателя адиабаты удельной теплоёмкости и теплосодержания воздуха и газа по тракту газогенератора;
- механические коэффициенты полезного действия роторов;
- гидравлические потери полного давления по тракту.

Модель включает в себя также модели агрегатов гидромеханической и электронной частей САУ, в которых реализован весь комплекс программ управления рассматриваемого двигателя: «двигатель + САУ» и алгоритм ухудшения узлов двигателя в процессе эксплуатации.

Математической модели «двигатель + САУ» идентифицирована по данным, полученным с реального двигателя, его, на установившихся режимах и на переходных режимах работы двигателя при сбросе и приёмности, прошедших государственные испытания.

## Генерация статистической информации

Для генерации статистической информации, необходимой для получения регрессионной модели определения  $\bar{T}^*_{г}$ , были рассчитаны с помощью нелинейной математической модели «Двигатель + САУ» параметры рабочих процессов для 51 виртуального двигателя с различным техническим состоянием, в 16-и высотно-скоростных условиях эксплуатации на высотах от  $H=0$  до  $H_{max}$  при скоростях полета, соответствующих числу Маха от  $M=0$  до  $M_{max}$ , на дроссельных и форсажных режимах при изменении положения рычага управления двигателем от малого газа до полного форсажа. Общее количество расчётных опытов составило 10926.

Для проведения настоящей работы использовались расчётные данные при 7 положениях рычага управления двигателя ( $\alpha_{руд} = 67^\circ, 74^\circ, 80^\circ, 90^\circ, 100^\circ, 110^\circ, 116^\circ$ ) на высоте  $H=0$  и числе Маха, равном  $M=0$  (число используемых экспериментов  $51*7=357$ ). В дальнейшем на основании этого числового материала была построена регрессионная модель определения температуры газа перед турбиной в функции от параметров, измеряемых штатными датчиками.

Условно числовой материал делился на обучающий, на основании которого определялись коэффициенты регрессионной зависимости, и экзаменационный, с помощью которого проверялись прогнозирующие свойства сформированной регрессионной модели.

## Получение регрессионной модели оптимальной сложности

Наиболее часто используются частичные описания опорной функции, приводящие к следующим уравнениям:

- линейное уравнение регрессии:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2,$$

- неполное квадратичное уравнение регрессии:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1 * x_2,$$

- квадратичное уравнение регрессии без смешанного произведения:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2,$$

- полное квадратичное уравнение регрессии:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1 * x_2 + a_4x_1^2 + a_5x_2^2,$$

Выбранный для исследования вид опорной функции - линейное уравнение регрессии:

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2.$$

Оптимальной моделью является первая модель, на восьмом слое которой соответствует уравнение регрессии:

$$\begin{aligned} \bar{Y} = & -0,14263599 \cdot 10 + 0,0013170840 \cdot 47 x_1 + 0,067036601 \cdot 07 x_4 - \\ & - 0,0046608472 \cdot 47 x_5 + 0,8148699602 \cdot x_7 + 0,0012276388 \cdot 94 x_8 + \\ & + 0,1445946506 \cdot x_9 - 0,0735441166 \cdot 6 x_{10} + 0,0000294107 \cdot 0498 x_{11} + \\ & + 0,0001403678 \cdot 223 x_{13} \end{aligned} \quad (1)$$

Это заключение сделано по относительной среднеквадратичной ошибке  $\sigma(B) = 0.00052$  и коэффициенту корреляции  $k_{y^*y} = 0.993$ .

$$\sigma(B) = 0.00052 < \sigma_{\text{доп}}$$

Допустимая погрешность определена из необходимости не превышения заданного значения температуры более чем на  $10^\circ$ . Тогда относительная погрешность, равная  $3\sigma$ , составляет  $\frac{10^\circ}{T_{\Gamma}^* \text{ база}}$ . Откуда при  $T_{\Gamma}^* \text{ база} = 2000 \text{ K}$  допустимая погрешность  $\sigma_{\text{доп}} = 0.0017$ .

С помощью коэффициентов уравнения (1) были рассчитаны регрессионные относительные значения температуры газов перед турбиной  $\bar{T}_{\Gamma}^*$ . Для тех же условий работы двигателя по математической модели двигателя были рассчитаны значения температур при тех же условиях. На рисунке 1 изображены величины  $\bar{T}_{\Gamma}^*$ , подсчитанные по регрессионной и математической моделям в зависимости от условий опыта (каждому номеру опыта соответствуют определенные условия работы двигателя).

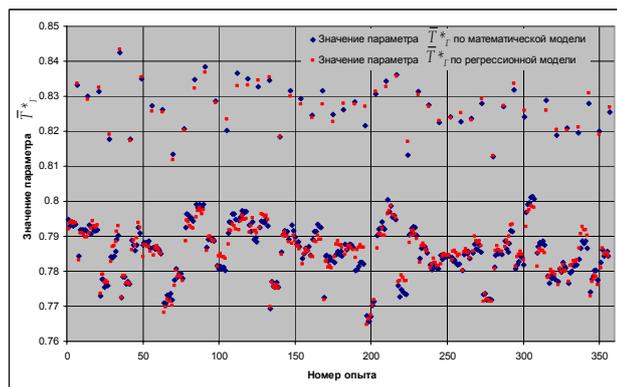


Рисунок 1 – Значения  $\bar{T}_{\Gamma}^*$ , определённые по регрессионной и математической моделям.

Оптимальная регрессионная модель определения  $\bar{T}_{\Gamma}^*$  имеет следующий вид:

$$\bar{T}_{\Gamma}^* = f(X_1, X_4, X_5, X_8, X_7, X_9, X_{10}, X_{13}) \text{ – в общем виде,}$$

$\bar{T}^*_{Г} = f(\bar{T}_{BX}, \bar{P}_X, \bar{T}_2, \bar{T}_{П}, \bar{P}_{П}, \bar{n}_B, \bar{n}_K, \bar{F}_{KP})$  – в зависимости от конкретных измеренных параметров.

На рисунке 2 показано сравнение результата расчётов относительной температуры газов  $\bar{T}^*_{Г}$  по математической модели и по полученной оптимальной регрессионной модели.

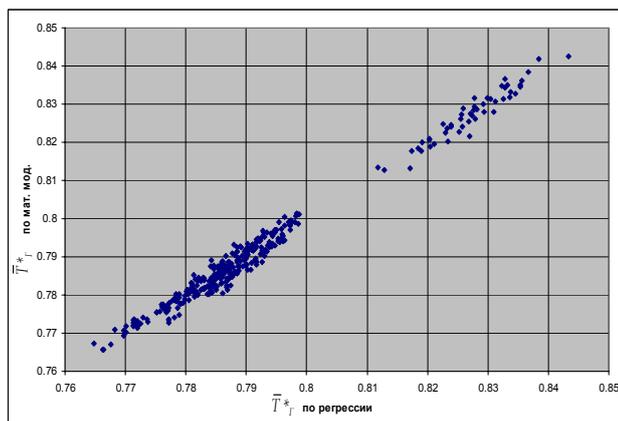


Рисунок 2 – Сравнение результатов расчётов  $\bar{T}^*_{Г}$  по регрессионной и математической моделям для 357 опытов.

### Заключение

1. Рассмотрены методы получения оптимальной модели формирования неизмеряемого параметра по комплексу измеряемых штатными датчиками параметров

- полный перебор регрессионных моделей,
- метод пошаговой регрессии,
- многоядный метод группового учёта аргументов (МГУА).

Показано, что наиболее приемлемым методом является МГУА.

В качестве неизмеряемого параметра рассмотрена температура газа  $T^*_{Г}$  перед турбиной авиационного газотурбинного двигателя. Модель представляет собой зависимости исследуемого факторов–функции от множества факторов аргументов в многофакторном пространстве.

2. Разработана методика построения оптимальной зависимости исследуемого фактора–функции от множества факторов–аргументов.

Методика включает в себя:

- Генерацию статистического материала путем проведения эксперимента с поузловой

нелинейной динамической полноразмерной математической моделью авиационного (ТРДДФ) двигателя совместно с системой автоматического управления «Двигатель + САУ» по ортонормированным планам.

- Формирование ортонормированных планов с учётом всех возможных высотно-скоростных условий эксплуатации на высотах от  $H=0$  до  $H_{\max}$  при скоростях полёта, соответствующих числу Маха от  $M=0$  до  $M_{\max}$ , на дроссельных и форсажных режимах при изменении положения рычага управления двигателем от малого газа до полного форсажа. Общее количество расчётных опытов составило 10926.

- Минимизацию вычислительного процесса и вида регрессионной модели.

3. Предложенное программное обеспечение позволяет автоматизировать методику:

- генерировать оптимальные модели на основе имеющегося статистического материала,
- использовать возможности графического интерфейса пользователя для визуального представления отбираемых моделей на слое и просматривать дерево моделей,
- осуществлять интеграцию со средой MATLAB для последующей обработки полученных результатов,
- формировать оптимальные модели.

4. Сформирована модель определения неизмеряемого параметра, температуры газа перед турбиной, по измеряемым штатными датчиками параметров газотурбинного двигателя.

5. Полученная модель определения температуры газа  $T^*_T$  перед турбиной реализована в цифровом регуляторе системы автоматического управления перспективного авиационного двигателя (ТРДДФ).

### **Библиографический список**

[1] Коротков В.Б., Криволицкий Ю.К., Михнович В.Н., Тарасенко Ю.Н. Автоматизированные системы диагностирования газотурбинных двигателей. Труды международной конференции «Надежность и качество в промышленности, энергетике и на транспорте». – Самара, 1998. – с. 168-170.

[2] Адлер Ю.П., Маркова Е.В., Грановский Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий, М., Наука, 1976. – 279 с.

[3] Добрянский Г.В., Мартянова Т.С., Динамика Авиационных ГТД. – М.: изд-во «Машиностроение», 1989. – 239 с.

[4] Ивахненко А.Г., Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. – Киев: изд-во «Техніка», 1975.–311 с.

### **Сведения об авторах**

Кузьмичева Анастасия Олеговна, инженер-программист, ФГУП ММПШ «Салют»,  
kuzmicheva-ao@yandex.ru, 8(926)422-48-08.

Мельникова Нина Сергеевна, Начальник отдела, к.т.н.  
ФГУП ММПШ «Салют», 8(903)261-40-18.