

DOI: 10.15593/2224-9397/2020.2.06

УДК 681.518.5

Т.А. Кузнецова

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Пермь, Россия

## АДАПТИВНОЕ АВТОМАТИЧЕСКОЕ УПРАВЛЕНИЕ АВИАЦИОННЫМ ДВИГАТЕЛЕМ В УСЛОВИЯХ НЕДОСТАТОЧНОЙ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ ОБ ОБЪЕКТЕ

Исследована проблема адаптации бортовой системы автоматического управления авиационного газотурбинного двигателя (САУ ГТД) к действию внешних и внутренних помех на основе методов идентификации. Оптимальность адаптивных и диагностических функций САУ зависит от валидности информации о текущих характеристиках объекта управления. Повышение надежности современных цифровых САУ ГТД достигается через создание алгоритмической информационной избыточности на основе встроенной бортовой математической модели двигателя. **Цель исследования:** создание алгоритмов линейной адаптивной бортовой математической модели двигателя (LAVEM) с функцией параметрической диагностики газоздушного тракта двигателя. **Методы:** метод общей матрицы коэффициентов влияния (диагностической матрицы), позволяющий определить отклонение неизмеряемых параметров с помощью влияния коэффициентов полезного действия узлов двигателя на его параметры в зависимости от режима работы. Метод основан на идентификации модели двигателя по результатам оценки газодинамических параметров путем минимизации суммы квадратов разности между параметрами математической модели и реального двигателя. По результатам диагностики вводятся поправки в алгоритмы математической модели для ее адаптации к изменениям объекта управления. В исследовании решается проблема плохой обусловленности диагностических матриц. Неопределенность полученных систем уравнений вызвана «шумом» модели при расширении пространства состояний двигателя, обусловленным его стохастическим характером. Рассмотрены два метода снижения «шума» модели. Первый метод основан на сведении плохо обусловленных систем уравнений к определенным путем выбора оптимальных наборов неизмеряемых параметров (опорных планов), число которых выбирается равным числу измеряемых параметров. Второй метод, основанный на статистическом моделировании с применением численных методов Монте–Карло, применяется для расширения пространств состояний двигателя при нахождении вероятного решения. **Результаты:** Проведенный полунатурный эксперимент на промышленном электронном регуляторе на различных режимах работы двигателя дал неудовлетворительные результаты. Наилучшая точность достигается при оценке скорости ротора высокого давления, наихудшая – для давления за компрессором. Применение статистического моделирования на основе численных методов Монте–Карло повышает точность идентификации, она возрастает в 1,5–4,7 раз. **Практическая значимость:** полученные результаты могут быть использованы для повышения качества и надежности отказоустойчивых адаптивных информационных систем автоматического управления и диагностики газотурбинных двигателей.

**Ключевые слова:** система автоматического управления, авиационный газотурбинный двигатель, надежность, адаптация, информационная избыточность, бортовая математическая модель, параметрическая диагностика, газоздушный тракт, метод общей матрицы коэффициентов влияния, диагностическая матрица, плохая обусловленность, опорный план, статистическое моделирование, численный метод Монте–Карло.

**T.A. Kuznetsova**

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

## **THE ADAPTIVE AUTOMATIC CONTROL OF THE AERO ENGINE UNDER THE CONDITIONS OF LIMITED APRIORIAL INFORMATION ABOUT THE OBJECT**

The study is devoted to the problem of adapting of an aero gas turbine engine (ACS GTE) to the action of external and internal interference based on identification methods. The optimality of the adaptive and diagnostic functions of ACS depends on the validity of information about the current characteristics of the control object. Improving the reliability of modern digital ACS GTE is achieved through the creation of algorithmic information redundancy based on the built-in on-board mathematical model of the engine. It is proposed the design of the algorithms of the linearized adaptive on-board mathematical model of the engine (LABEM) with the function of parametric diagnostics of the gas-path. **Methods:** The method of the general matrix of influence coefficients (diagnostic matrix) is used, which allows to determine the deviation of unmeasured parameters using the coefficients of the influence of the efficiency of the engine nodes on its parameters depending on the operating mode. The method is based on the identification of the engine model from the results of the assessment of gas-dynamic parameters by minimizing the sum of the squares of the difference between the parameters of the mathematical model and the real engine. Based on the diagnostic results, the corrections are made to the algorithms of the mathematical model for its adaptation to changes in the control object. The study addresses the problem of ill-conditioning of diagnostic matrices. The uncertainty of the obtained systems of equations is caused by the "noise" of the model due to stochastic nature of the engine with an extended state space. Two methods of reducing the "noise" of the model are considered. The first method is based on reducing uncertain and ill-conditioned systems of equations to certain ones by choosing optimal sets of unmeasured parameters (reference plans), the number of which is chosen equal to the number of measured parameters. The second approach is based on expanding the space of engine states when a probabilistic decision is finding based on statistical modeling by using the numerical Monte Carlo methods. **Results:** The semi-natural experiment on an industrial electronic controller at various engine operating modes yielded unsatisfactory results. The best accuracy is achieved when evaluating the speed of the high pressure rotor, the worst - for the pressure behind the compressor. The second approach is based on statistical modeling by using the numerical Monte Carlo methods increases by 1,5-4,7 times the accuracy of identification. **Discussion:** The results can be used to improve the quality and reliability of fault-tolerant adaptive information systems for automatic control and diagnostics of gas turbine engines.

**Keywords:** automatic control system, aero gas turbine engine, reliability, adaptation, information redundancy, on-board mathematical model, parametric diagnostics, gas-path, general matrix of influence coefficients, diagnostic matrix, poor conditionality, reference plan, statistical modeling, numerical Monte-Carlo method.

**Введение.** Надежность авиационного газотурбинного двигателя (ГТД), функционирующего в условиях внешних и внутренних помех, во многом определяется качеством системы автоматического управления (САУ), для оптимальной реализации функций которой необходимо получение в реальном времени достоверной информации о текущих характеристиках двигателя (расход топлива, температура и давление на входе/выходе подсистем двигателя, скорости вращения роторов высокого и низкого давления и др.).

Особенностями бортовых САУ ГТД являются: высокая алгоритмическая сложность, большой объем вычислений, быстродействующий информационный обмен в реальном времени, диверсифицированные требования (надёжность, функциональность) к отдельным узлам и каналам передачи информации [1].

Известно [2], что важное значение для качества работы бортовой САУ имеет валидность входной (измеряемой) информации. При этом, поскольку размерность пространства состояний современного авиационного двигателя существенно превосходит размерность вектора измеряемых на борту параметров, установить детерминированное однозначное соответствие между ними затруднительно, а в ряде случаев – невозможно [3, 4].

В связи с этим решение вопросов адаптации бортовой САУ к действию внешних и внутренних помех, а также контроля состояния и диагностики двигателя неизбежно требует использования методов идентификации [1, 5]. В современных цифровых системах автоматического управления авиационных двигателей повышение надежности в летных условиях достигается через создание алгоритмической информационной избыточности с применением встроенной в САУ бортовой математической модели авиационного двигателя [6–9]. При этом точность модели двигателя, работающей в реальном времени в условиях эксплуатации, во многом определяет качество текущей идентификации параметров двигателя и надежность САУ в целом [10, 11].

Поскольку бортовая САУ работает в условиях помех в канале математической модели («шум» модели) и в канале измерения («шум» датчиков-измерителей), важной задачей является повышение точности модельной идентификации параметров двигателя с учетом текущих бортовых измерений. Это обуславливает актуальность предлагаемого исследования, направленного на создание адаптивных алгоритмов диагностики авиационного двигателя, позволяющих с высокой точностью идентифицировать параметры двигателя в условиях внешних и внутренних помех.

Следует отметить, что в настоящее время предлагаются подходы к решению этой задачи на основе нелинейной модели двигателя, которая не удовлетворяет требованиям бортовых моделей, работающих в реальном времени [12, 13, 14].

Научная новизна предлагаемого исследования заключается в решении поставленной задачи на основе разработки алгоритмов линейной адаптивной бортовой математической модели двигателя (LABEM – linearized adaptive on-board engine model) для самолетов гражданской авиации, встраиваемой в состав электронного регулятора, нацеленной на автоматическую параметрическую диагностику газоздушного тракта авиационного двигателя [15, 16]. Преимуществом предлагаемого типа модели является надежная работа в реальном времени на борту самолета в условиях возникновения изменения состояния объекта управления и действия внешних помех.

Изменения состояния объекта управления (авиационного двигателя) могут быть условно классифицированы следующим образом:

1) детерминированные, априорно известные изменения под влиянием контролируемых факторов (условия полета, наработка по ресурсу двигателя, величины отборов воздуха на самолетные нужды и т.п.);

2) стохастические изменения, обусловленные, например, различным начальным тепловым состоянием роторов и статоров (изменения радиальных зазоров и т.д.), неконтролируемыми отборами воздуха и мощности на самолетные нужды, и т.д.);

3) случайные изменения, вызванные неконтролируемым изменением конфигурации двигателя (повреждения лопаток турбокомпрессора, загрязнение проточной части двигателя, изменение характеристик вентилятора при сильном боковом ветре и т.д.).

Соответственно, на основе полученных результатов диагностики газоздушного тракта по полученным отклонениям неизмеряемых параметров предлагается введение трех видов поправок (детерминированные, стохастические и случайные) в алгоритмы математической модели для ее адаптации к возможным изменениям объекта управления. Для этого предлагается применение метода общей матрицы коэффициентов влияния (диагностической матрицы).

Предлагаемая математическая модель двигателя эффективно может быть использована для расширения функций САУ ГТД, работающей в режиме эксплуатации, в частности, – надления функцией диагностики для выявления изменения состояния объекта управления.

**1. Основные теоретические положения и методы решения проблемы.** Как отмечалось, общим мировым трендом в разработке систем управления двигателями следующего поколения является

создание встроенных адаптивных бортовых моделей двигателя (LAVEM), позволяющих прогнозировать состояние двигателя в реальном времени в стационарных и динамических режимах в условиях внешних и внутренних помех.

Математическая модель двигателя данного типа эффективно используется в процессе непрерывного онлайн-мониторинга состояния двигателя в условиях эксплуатации. Целью такого мониторинга прежде всего является диагностика возникновения и развития дефектов газозоудшного тракта двигателя. При этом идентификация состояния газотурбинного двигателя (ГТД) производится с использованием метода общей матрицы коэффициентов влияния, называемой при ограничении числа идентифицируемых переменных состояния двигателя числом измерений диагностической матрицей. Этот метод позволяет по величинам, доступным для измерения в полете, находить изменения таких важных характеристик ГТД, как коэффициенты полезного действия (КПД) узлов, площади проходных сечений сопловых аппаратов турбины и т.д.

Метод общей матрицы коэффициентов влияния основан на идентификации математической модели ГТД по результатам измерения газодинамических параметров путем минимизации суммы квадратов разности между параметрами математической модели и реального ГТД [17, 18].

К неизмеряемым параметрам относят площади проходных сечений, КПД и др. ( $F, \eta, \dots$ ), к измеряемым – давление, температуру, частоты вращения роторов, массовый расход топлива ( $P, T, n, m_f$ ).

Матрица коэффициентов влияния  $\frac{\partial f_{ij}}{\partial x_k}$  для индивидуального двигателя представляется в виде таблицы, характеризующей степень влияния неизмеряемых параметров, изменяющихся при эксплуатации ГТД в силу тех или иных причин, на измеряемые параметры.

Система нормальных уравнений, формируемая на основе диагностической матрицы, описывается матричным уравнением:

$$[C_{il}] \cdot [\delta x_l] = [a_{ii}], \quad (1)$$

где  $i$  – индекс измеряемого параметра (максимальное число равно  $m$ ),  $l$  – индекс неизмеряемого параметра  $k$  (максимальное число неизмеряемых параметров);  $[C_{ik}]$  – матрица коэффициентов системы уравнений, формируемой на основе диагностической матрицы размерности  $(m \times k)$ ;  $[\delta x_l]$  – матрица-столбец неизмеряемых (искомых) параметров размер-

ности ( $k \times k$  1);  $[a_{ii}]$  – матрица-столбец коэффициентов, являющихся функцией измеряемых параметров размерности ( $m \times 1$ ).

Величины коэффициентов в (1) находятся по формулам:

$$C_{il} = \sum_{\substack{l=k \\ l=1}}^{i=m} \frac{\partial f_i}{\partial X_i} \cdot \frac{\partial f_i}{\partial X_l}; \quad a_{ii} = \sum_{i=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial X_l} \cdot \delta P_i. \quad (2)$$

Система уравнений (1) позволяет определить отклонение неизменяемых параметров  $\delta x_k$  (в %) с помощью коэффициентов влияния КПД на параметры двигателя в зависимости от режима работы с последующим линейным суммированием.

По результатам диагностики газоздушного тракта предлагается введение трех видов поправок в алгоритмы математической модели для ее адаптации к возможным изменениям объекта управления.

В используемую в LABEM статическую характеристику двигателя вводятся:

– детерминированные поправки при ухудшении коэффициентов полезного действия (КПД) его узлов с наработкой по ресурсу в полетных циклах;

– стохастические поправки, необходимые в силу стохастичности характеристик двигателя, описываемого пространством состояний большой размерности с предысторией.

Кроме того, вводятся случайные поправки, необходимые для коррекции случайных погрешностей модели в пределах определенного диапазона. Для повышения надежности и точности LABEM в предлагаемом исследовании применяется Калман-фильтрация входных и выходных сигналов модели [19, 20, 21, 22].

При практическом использовании описанного метода диагностирования возникает ряд проблем.

Во-первых, точность модели во многом зависит от правильности определения коэффициентов влияния КПД на параметры двигателя  $\frac{\partial f_{ij}}{\partial x_k}$ , которые получают экспериментальным путем либо на реальном двигателе (что затруднительно), либо на его эталонной математической модели второго уровня (как это осуществляется в большинстве случаев на практике). Под моделью второго уровня понимается термодинамическая (в сосредоточенных параметрах) поузловая (поэлементная)

модель, которая содержит в себе уравнения сохранения или является их решением. Для повышения точности идентификации необходимо проведение многократных измерений для исключения статистических погрешностей. Однако в процессе измерений, как правило, меняется состояние двигателя. Таким образом, проблема точности коэффициентов диагностической матрицы актуальна и может быть решена повышением адаптивных свойств бортовой модели, работающей в реальном времени в условиях эксплуатации двигателя.

Во-вторых, другой проблемой являются неопределенность полученных систем уравнений (число уравнений меньше, чем число неизвестных) и плохая обусловленность матриц коэффициентов влияния (определитель системы близок к нулю), особенно в случаях, если отклонения измеренных параметров от базовых значений модели имеют небольшие величины. Плохая обусловленность матриц коэффициентов влияния (диагностических матриц) приводит к значительному разбросу результатов вычислений и, как следствие, к росту погрешности идентификации. Это относят к так называемому «шуму» модели при расширении пространства состояний двигателя, обусловленным его стохастичностью как системы.

Как известно, в настоящее время набор измеряемых параметров газоздушного тракта (вектор выхода) для авиационных двигателей состоит из четырех компонентов. В то же время состояние двигателя (зазоры, КПД, отборы воздуха и мощности и др.) для своего однозначного описания (идентификации) требует существенно большей размерности, и проблема идентификации состояния двигателя по ограниченному набору параметров остается актуальной. Эта проблема неполноты информации для описания состояния двигателя усугубляется информационной зашумленностью каналов измерения указанных параметров.

В теории идентификации состояния двигателя, необходимого для слежения модели за состоянием двигателя, могут быть использованы несколько подходов, решающие возможную проблему плохой обусловленности диагностической матрицы, описанных ниже.

В предлагаемом исследовании в качестве контролируемых (измеряемых) параметров двигателя  $f_m$  рассмотрены: частота вращения ротора низкого давления  $f_1 = n_1$ ; частота вращения ротора высокого давления  $f_2 = n_2$ ; давление на выходе компрессора высокого давления  $f_3 = P_C$ ; температура газа за турбиной  $f_4 = T_T$ . Таким образом, число

измеряемых параметров для двигателя рассматриваемого класса равно четырем  $m = 4$ .

В качестве элементов расширенного набора неконтролируемых (неизмеряемых) параметров двигателя  $x_k$ , состояние которых определяется с помощью отклонений измеряемых параметров  $f_m$ , выбраны КПД основных подсистем: вентилятора –  $x_1$ , компрессора низкого давления (КНД) –  $x_2$ , компрессора высокого давления (КВД) –  $x_3$ , турбины высокого давления (ТВД) –  $x_4$ , турбины низкого давления (ТНД) –  $x_5$ , а также: утечка воздуха из-за КВД в наружный контур –  $x_6$ , отборы воздуха из третьей ступени на самолетные нужды –  $x_7$ , перепуск воздуха за КНД –  $x_8$ .

Матрицы коэффициентов влияния формируются для трех основных режимов работы двигателя: взлетного (максимальный – max), крейсерского (средний – middle), земной малый газ (минимальный – min).

При переходе между режимами пользуются экспериментальными графиками функций изменения измеряемых переменных, которые в ходе решения интерполируются.

Табличные коэффициенты влияния позволяют получить коэффициенты диагностической матрицы  $C_{il}$  и  $a_{ii}$  с помощью (2).

Далее формируется система линейных уравнений (1), которая, как правило, является либо плохо обусловленной, либо неопределенной. В общем случае существует бесконечное множество решений этой системы. Задача состоит в выборе оптимального решения.

**3. Решение проблемы плохой обусловленности диагностической матрицы путем выбора оптимального опорного плана.** В настоящее время на практике [4] применяется методика параметрической диагностики, основанная на сведении неопределенных и плохо обусловленных систем уравнений к определенным путем выбора оптимальных наборов неизмеряемых параметров (опорных планов), число которых выбирается равным числу измеряемых.

Алгоритм расчета строится на выборе множества базисных (основных) неизмеряемых переменных. Остальные неизмеряемые переменные рассматриваются как свободные (неосновные) и приравниваются нулю. В результате число неизвестных в опорном плане совпадает с числом известных измеряемых параметров за счет сокращения числа членов в левых частях уравнения. В рассматриваемом случае получаем систему из 4 алгебраических уравнений с 4 неизвестными. При

этом решается задача поиска не всех обозначенных 8 неизмеряемых параметров, входящих в пространство состояний модели, а только 4 наиболее значимых (базисных).

В качестве базисных можно принять различные группы из четырех неизмеряемых переменных. В результате получают множество групп, включающих четыре неизмеряемые переменные  $\delta x_i$ . Максимальное число групп определяется как число сочетаний по четыре переменных из восьми и равно 70.

Методика выбора оптимального набора неизмеряемых переменных основана на предположении, что большинство состояний, отличных от номинальной статической характеристики двигателя с учетом поправок, отображается в отклонениях определенного набора неизмеряемых параметров. Этот набор называют базисным и принимают его за опорный план при решении системы уравнений (1).

Выбор оптимального базисного набора неизмеряемых параметров возможен двумя способами. Первый способ, как правило, используемый на практике, основан на экспертной оценке. Второй – на математическом определении базиса, дающего минимальную среднеквадратичную ошибку идентификации.

Апробация обоих способов позволила произвести сравнительный анализ полученных результатов параметрической диагностики двигателя и определения отклонений неизмеряемых параметров.

При проведении экспериментов учитывались допустимые технические ограничения на отклонения неизмеряемых параметров.

Экспериментальная проверка оптимальности выбранного *первым* (экспертным) способом базисного набора неизмеряемых параметров (опорного плана) велась с применением полунатурного стенда. При этом в эксперименте использовался реальный промышленный электронный регулятор авиационного двигателя со встроенной аналитической системой внутреннего контроля (АнСВК), ограничивающей недопустимые в соответствии с техническими требованиями приращения неизмеряемых параметров. В связи с этим после определения отклонений неизмеряемых параметров проводилось сравнение с ограничителями (лимитерами) на отклонения. В случае, если расчетные отклонения превышали лимитеры, при вычислении поправок принимались их лимитированные значения. Для КПД турбокомпрессоров техническое ограничение составляет [+5...–5 %], для отборов и утечек воздуха ограничение составляет [0...+10 %].

В качестве основных режимов выбраны: min – земной малый газ при массовом расходе топлива  $m_f = 420$  кг/ч; middle – крейсерский при расходе топлива  $m_f = 2436$  кг/ч; max – взлет при расходе топлива  $m_f = 4900$  кг/ч.

На основании инженерного анализа данных опыта практического применения двигателей данного класса в качестве базисных неизмеряемых параметров экспертом рекомендовалось выбрать отклонения четырех параметров:  $x_3$  – КПД компрессора высокого давления (т.е. параметр, отображающий состояние ротора высокого давления),  $x_5$  – КПД турбины низкого давления,  $x_6$  – утечка воздуха из-за КВД в наружный контур и  $x_7$  – отборы воздуха из третьей ступени на самолетные нужды как фактор влияния, принципиально отличающийся от КПД.

Экспертом отмечалось, что вместо КПД турбины низкого давления возможен выбор КПД вентилятора, но следует учитывать, что по числу Рейнольдса (Re) с увеличением высоты наибольшим изменениям будет подвержен КПД турбины низкого давления – как параметр, отображающий состояния ротора. Прочие неизмеряемые параметры, не входящие в выбранный базис (опорный план), приравниваются нулю. К ним относятся КПД: вентилятора, компрессора низкого давления (КНД), компрессора высокого давления (КВД), турбины высокого давления (ТВД), а также перепуск воздуха за КНД ( $x_{1,2,4,8} = 0$ ).

Иллюстрация работы LAVEM в составе реальной САУ ГТД приведена на рисунке.

Исследования показали, что поправки к выходным параметрам модели двигателя, рассчитанные на основе отклонений неизмеряемых параметров  $\delta x_k$  (%), полученных в результате решения сформированной системы (1), являются выше установленной нормы в несколько раз, а спроектированная по данному принципу математическая модель двигателя (LAVEM) имеет существенную ошибку (см. рисунок, кривая 2).

В случае, когда модель встроена в реальную САУ ГТД с включенной АнСВК, рассчитанные отклонения неизмеряемых параметров ограничиваются лимитерами. При этом точность LAVEM возрастает (см. рисунок, кривая 3). В частности, точность модели по частоте вращения ротора низкого давления  $n_1$  при подключении АнСВК возрастает в 2,5 раза; по частоте вращения ротора высокого давления  $n_2$  – в 1,5 раза; по давлению за компрессором  $P_K$  – в 5 раз; по температуре газа за турбиной  $T_T$  – в 3,5 раза.

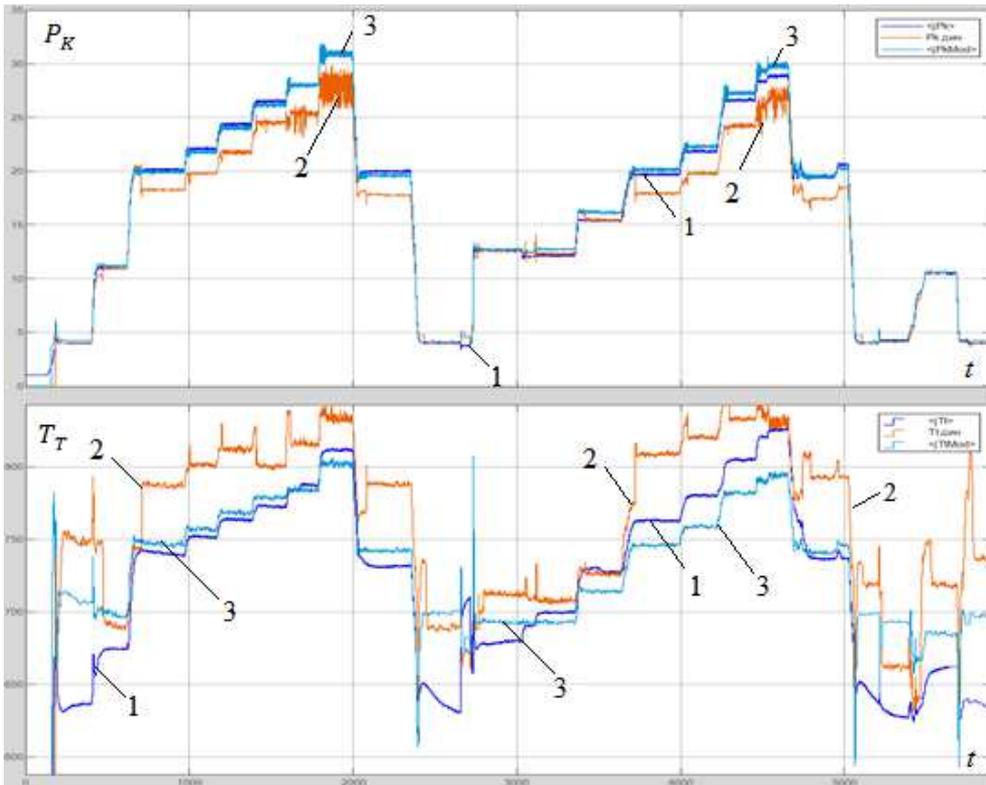


Рис. Графики модельных и измеренных параметров  $P_K$  и  $T_T$  (обозначения: 1 – измеренное значение, 2 – модельное значение с выключенной АнСВК модели, 3 – модельное значение с включенной АнСВК модели)

Средняя среднеквадратическая ошибка идентификации измеряемых параметров с включенной аналитической системой внутреннего контроля (АнСВК) по основным режимам работы составляет: на земном малом газе 7,2 %, на среднем режиме 7,7 %, на максимальном 6 %.

Анализ точности моделирования отдельных выходных параметров ЛАВЕМ при ее работе в составе промышленного электронного регулятора ГТД с включенной АнСВК модели на основных режимах работы двигателя приведен в табл. 1.

Как показал анализ, наихудшая точность наблюдается при оценке давления за компрессором и температуры газа за турбиной в крейсерском режиме. Наивысшая точность наблюдается для скорости вращения ротора высокого давления на всех режимах работы двигателя.

Таблица 1

Анализ точности LABEM при экспертном выборе опорного плана

Режим работы двигателя	Мат. ожидание среднеквадратичной ошибки идентификации, %			
	$n_1$	$n_2$	$P_C$	$T_T$
Min	4,117628	2,78077	11,04444	5,954978
Middle	6,030989	1,104047	14,92304	8,874428
Max	6,642989	3,236695	12,62615	6,324688
Переход с min на max	5,597202	2,373837	12,86454	7,051365

Практическая реализация *второго способа* выбора оптимального базисного набора неизмеряемых параметров осуществлялась методом перебора опорных планов. Оптимальный опорный план определялся по критерию минимума среднеквадратичной ошибки, полученной при решении системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) вида (1) при различных комбинациях искомым неизмеряемых величин (выбранных базисах) на основных режимах работы двигателя. Решением полученной системы уравнений являются искомые приращения выбранных базисных неизмеряемых параметров  $\delta x_k$  (%). Приращения остальных неизмеряемых параметров приравниваются к нулю. Причём на первом этапе решения задачи рассматривалась величина главного определителя системы уравнений (его близость к нулю).

Анализ точности идентификации выходных параметров LABEM с подключенной АнСВК при полученных для диагностической матрицы базисах велся по основным режимам работы двигателя на основе результатов полунатурного эксперимента. Полученные результаты представлены в табл. 2.

Таблица 2

Анализ точности LABEM при оптимальном выборе опорного плана

Режим работы двигателя	Данные математического моделирования		
	Опорный план	Главный определитель СЛАУ	Мат. ожидание среднеквадратичной ошибки идентификации, %
Min	$x_2, x_4, x_6, x_7$	-0,845392	12,35084
Middle	$x_1, x_4, x_5, x_7$	-0,034685	18,59408
Max	$x_1, x_4, x_5, x_7$	-0,143018	11,85393

Как показал анализ, точность идентификации неизмеряемых параметров при полученных базисах неудовлетворительная. Это объясняется как малой величиной главного определителя для всех существующих базисов (плохая обусловленность СЛАУ), так и несовершенством выбранной целевой функции оптимизации.

**4. Решение проблемы «шума» встроенной в САУ модели в условиях недостаточной априорной информации об объекте управления на основе численных методов Монте–Карло.** В теории идентификации состояния двигателя, необходимого для слежения математической модели за состоянием двигателя, может быть использован другой подход, решающий возможную проблему плохой обусловленности диагностической матрицы. Этот подход основан на расширении пространства состояний двигателя, возможном при нахождении вероятного решения статистического моделирования. В этом случае «жесткая» детерминированность решения полностью определенной системы линейных уравнений диагностической матрицы заменяется «мягкой» связью вероятного состояния двигателя и измеренных отклонений параметров. Это позволяет повысить надежность оценок состояния двигателя для последующего учета их в коррекции модели.

В связи с этим предлагается решение исходной системы уравнений (1) с применением методов оптимизации Монте–Карло – универсальных численных статистических методов решения математических задач, применяемых при моделировании случайных величин [23, 24].

Метод Монте–Карло позволяет успешно строить модели стохастических процессов в случаях, когда аналитические методы не применимы (или требуется трудоемкая проверка их точности).

Для поиска оптимальных точек производится зондирование пространства искомых неизмеряемых параметров, границы которого задаются. Сущность метода заключается в систематическом просмотре многомерных областей. В качестве пробных точек в пространстве переменных используются точки равномерно распределенных последовательностей. Для этих целей применены ЛП-т последовательности псевдослучайных чисел, которые обладают асимптотически наилучшими характеристиками равномерности среди всех известных в настоящее время равномерно распределенных последовательностей [25].

В решения поставленной задачи задаются ограничения на возможное значение изменения неизмеряемых параметров (диапазона изменения  $\delta x_k$ ) и определяется экстремум выбранного критерия истинности решения (минимизируется заданная целевая функция восьми переменных). Точность метода прямо пропорционально зависит от количества пробных точек.

Для апробации предложенной методики была разработана программа оптимизации на языке Си++, в которой была предусмотрена возможность изменения: пространства поиска решения (диапазона изменения искомых параметров); вида применяемых критериев оптимизации; доверительного интервала; вида минимизируемой целевой функции; числа итераций (пробных точек) при зондировании пространства.

При проведении численного эксперимента в качестве критерия оптимизации был выбраны минимум целевой функции, формируемый по аддитивному закону:

$$\min I = d_1 \cdot F + d_2 \cdot Q, \quad (3)$$

где  $F$  – евклидова норма отклонений между значениями правой и левой части восьми уравнений в пробной точке пространства поиска с координатами  $(\delta x_1 \dots \delta x_8)$ ;  $Q$  – евклидова норма вектора решения системы из восьми уравнений в пробной точке пространства поиска, имеющей восемь координат  $(\delta x_1 \dots \delta x_8)$  (в нашем случае она равна мере Лебега);  $d_{1,2}$  – подборочные весовые коэффициенты.

Как показывает численный эксперимент, выбор критерия оптимизации оказывает влияние на погрешность предсказания состояния двигателя. Из восьми искомых параметров, определяющих состояние двигателя, можно выделить три группы однородных параметров: КПД ротора низкого давления (вентилятор, компрессор низкого давления, турбина низкого давления), КПД ротора высокого давления (компрессор высокого давления и турбина высокого давления) и отборы воздуха из тракта двигателя (перепуск, утечки и отборы на самолетные нужды). Но в зависимости от применяемой целевой функции получается различное распределение отклонений внутри групп.

Наилучший результат (минимум среднеквадратической ошибки) дали следующие настройки программы оптимизации: первый прогон

$N_1 = 5000$  итераций, второй прогон  $N_2 = 1000$  итераций. В целевой функции  $I$ , заданной формулой (6), коэффициенты соответственно равны: на первом прогоне  $d_1 = 0,3, d_2 = 0,7$ ; на втором прогоне  $d_1 = d_2 = 0,5$ . Доверительный интервал равен  $\pm 0,5$ . Пространство поиска в диапазоне изменения искомым неизмеряемых параметров –  $\pm 10\%$ .

При выборе числа итераций следует учитывать технические возможности агрегатов, на которых реализуются промышленные электронные регуляторы авиационных ГТД, цикл работы которых составляет 0,02 с.

Для проверки предложенного метода идентификации неизмеряемых параметров был проведен MatLab-эксперимент.

Анализ результатов моделирования LABEM с расширенным пространством состояний проводился на всех режимах работы двигателя. Рассматривалось различное число итераций при оптимизации. Экспериментальный анализ показал, что минимальное число итераций для получения приемлемых результатов  $N = 1000$ .

Как показало исследование полученного большого массива данных эксперимента, при применении численного метода решения системы уравнений (1) относительно всех восьми переменных расчетные отклонения  $\delta x_k$  не превышают пороги лимитеров. Поэтому при вычислении поправок не используются лимитированные значения.

Результаты анализа точности разработанной с применением метода Монте–Карло LABEM с расширенным пространством состояний при оценке измеряемых параметров по всем режимам работы (выборка  $N = 1012$ ) приведены в табл. 3.

Таблица 3

## Анализ точности LABEM с расширенным пространством состояний

Режим работы двигателя	Мат. ожидание среднеквадратичной ошибки идентификации, %			
	$n_1$	$n_2$	$P_c$	$T_T$
Переход с min на max	6,174899	6,929361	2,760246	4,677971

Среднеквадратическая ошибка встроенной математической модели с расширенным пространством состояний при оценке измеряемых параметров по всем режимам работы (выборка  $N = 1012$ ) при переходе

с земного малого газа до максимала (взлетный режим) минимальна по давлению за компрессором высокого давления и максимальна по оборотам ротора низкого давления.

Как показало исследование на реальных данных, применение метода Монте–Карло по ряду параметров увеличивает точность идентификации. Причем если даже сравнивать с результатом работы модели с лимитированными приращениями неизмеряемых величин (дающими вдвое-втрое большую точность), полученными предыдущим методом, то по давлению за компрессором точность увеличилась 4,7 раз. По температуре за турбиной – в 1,5 раза. А по скоростям вращения роторов точность соизмерима.

На данном этапе проблема заключается только в цифровой реализации модели и связана с большим количеством вычислений (до миллиона операций на одну итерацию).

**Выводы.** Таким образом, результаты полунатурного эксперимента с использованием промышленного регулятора и результаты численного эксперимента с привлечением средств MatLab подтверждают гипотезу о возможности построения адаптивных математических моделей на основе диагностической матрицы.

Подход, построенный на определении оптимального набора базовых неизмеряемых параметров, легко реализуется на практике. Проблема плохой обусловленности диагностической матрицы не решается выбором оптимального опорного плана. Поэтому для получения приемлемой точности модели необходимо введение дополнительной логики в алгоритмы управления.

Анализируя результаты проведенного исследования LABEM с расширенным пространством состояний, диагностические алгоритмы которой строятся на основе метода Монте–Карло, можно сделать вывод о работоспособности предложенного подхода к определению двигателя с расширенным пространством состояний по ограниченному набору измеряемых параметров (количество измеряемых параметров меньше количества состояний).

Кроме того, следует ожидать, что расширение пространства состояний в модели двигателя ( $n$ ) при ограниченном объеме измеряемых параметров ( $m$ ), т.е.  $n > m$ , повышает устойчивость решения за счет некоторой численной погрешности оценки в реальных условиях

зашумленного сигнала измеряемых параметров. Устойчивость решения является важным качеством в системах автоматического управления с встроенной математической моделью объекта.

В целом полученные результаты соответствуют современным международным требованиям к системному анализу сложных объектов и могут быть использованы для повышения качества и надежности отказоустойчивых адаптивных информационных систем автоматического управления и диагностики газотурбинных двигателей.

*Работа выполнена в рамках составной части НИОКР по договорам ПНИПУ с АО «ОДК-СТАР» и АО «ОДК-Авиадвигатель» в рамках трехстороннего договора от 21.12.2018 года № 01/09-242дсп между Министерством промышленности и торговли Российской Федерации, Федеральным агентством по управлению государственным имуществом и акционерным обществом «Объединенная двигателестроительная корпорация».*

### **Библиографический список**

1. Идентификация систем управления авиационных ГТД / В.Г. Августинович, В.А. Акиндинов, Б.В. Боев [и др. ] / под общ. ред. В.Т. Дедеша. – М.: Машиностроение, 1984. – 196 с.

2. Августинович В.Г., Кузнецова Т.А. Алгоритмы валидации входной информации бортовой математической модели, встроенной в систему автоматического управления авиационного двигателя // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2015. – Т. 13, № 9. – С. 19–26.

3. Borguet S., Léonard O. A Study on Sensor Selection for Efficient Jet Engine Health Monitoring // Proceedings of 12<sup>th</sup> International Symposium on Transport Phenomena and Dynamics of Rotating Machinery, Volume: ISROMAC-2008-20072. – URL: [https://www.researchgate.net/profile/Sebastien\\_Borguet/publication/251237329\\_A\\_Study\\_on\\_Sensor\\_Selection\\_for\\_Efficient\\_Jet\\_Engine\\_Health\\_Monitoring/links/00b7d51f79d3505821000000/A-Study-on-Sensor-Selection-for-Efficient-Jet-Engine-Health-Monitoring.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Sebastien_Borguet/publication/251237329_A_Study_on_Sensor_Selection_for_Efficient_Jet_Engine_Health_Monitoring/links/00b7d51f79d3505821000000/A-Study-on-Sensor-Selection-for-Efficient-Jet-Engine-Health-Monitoring.pdf) (дата обращения: 10.03.2020).

4. Steady State Detection in Industrial Gas Turbines for Condition Monitoring and Diagnostics / C. Celis, E. Xavier, T. Teixeira, G. Pinto // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2014 (June 16–20, 2014,

Dusseldorf, Germany). – 2014. – Paper no. GT2014-25007. DOI: 10.1115/GT2007-25007

5. Kurtz R., Brun K. Degradation in Gas Turbine Systems // ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. – 2001. – Vol. 123. – P. 70–77. DOI:10.1115/1.1340629

6. Malloy D.J., Webb A.T., Kidman D. F-22/F119 Propulsion System Ground and Flight Test Analysis Using Modeling and Simulation // Proceedings of ASME Conference Turbo-Expo 2002 (June 3–6, 2002, Amsterdam, Netherlands). – 2002. – Paper no. GT2002-30001. – P. 1–8. DOI: 10.1115/GT2002-30001 p

7. Августинович В.Г., Кузнецова Т.А. Повышение надежности систем автоматического управления газотурбинными двигателями с применением алгоритмических методов // Известия Томск. политехн. ун-та. Инжиниринг георесурсов. – 2015. – Т. 326, № 9. – С. 68–77.

8. Fault isolation for an industrial gas turbine with a model-based diagnosis approach / E. Larsson, J. Aslund, E. Frisk, L. Eriksson // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2010: Power for Land, Sea and Air (June 14–18, Copenhagen Glasgow, UK). – 2010. – Paper no. GT2010-22511. DOI: 10.1115/GT2010-22511

9. Simon D.L., Rinehart A.W. A Model-Based Anomaly Detection Approach for Analyzing Streaming Aircraft Engine Measurement Data // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2014: Vol. 6: Ceramics; Controls, Diagnostics and Instrumentation; Education; Manufacturing Materials and Metallurgy (June 16–20, Düsseldorf, Germany). – 2014. – Paper no. GT2014-27172. – P. V006T06A032. DOI:10.1115/GT2014-27172

10. Simon D.L., Armstrong J.B. An integrated approach for aircraft engine performance estimation and fault diagnostics // ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. – 2013. – Vol. 135(7). – Paper no. GTP-12-1447. DOI: 10.1115/1.4023902

11. Kobayashi T., Simon D.L. Integration of on-line and off-line diagnostic algorithms for aircraft engine health management // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo (May 14-17, Montreal, Canada). – 2007. – Paper no. GT2007-27518. DOI: 10.1115/GT2007-27518

12. Гольберг Ф.Д. Методы управления газотурбинными двигателями с использованием бортовой математически модели двигателя /

под ред. О.С. Гуревича // Системы автоматического управления авиационными газотурбинными двигателями: тр. ЦИАМ. № 1346. – М.: Торус пресс, 2010. – С. 90–96.

13. Гольберг Ф.Д., Гуревич О.С., Петухов А.А. Математическая модель двигателя в САУ ГТД для повышения надежности и качества управления // Труды МАИ. – 2012. – Вып. 58. – 13 с. – URL: <http://www.trudymai.ru/upload/iblock/bb4/matematicheskaya-model-dvigatelya-v-sau-gtd-dlya-povysheniya-nadezhnosti-i-kachestva-upravleniya.pdf> (дата обращения: 02.04.2020).

14. Гольберг Ф.Д., Гуревич О.С., Петухов А.А. Системы автоматического управления авиационными газотурбинными двигателями // Труды ЦИАМ. № 1346 / под ред. О.С. Гуревича. – М.: Торус Пресс, 2010. – 264 с.

15. Gas Path On-line Fault Diagnostics Using a Nonlinear Integrated Model for Gas Turbine Engines / F. Lu, J. Huang, Ch. Ji, D. Zhang, H. Jiao // Int. Journal Turbo Jet-Engines. – 2014. – Vol. 31(3). – P. 261–275. DOI: 10.1515/tjj-2014-0001

16. Simon D.L., Borguet S., Zhang D. Aircraft Engine Gas Path Diagnostic Methods: Public Benchmarking Results // Proceedings of ASME Turbo-Expo 2013 (June 3–7, 2013, San Antonio, Texas), NASA/TM, 2013-218082. – 2013. – Paper no. GT2013-95077. DOI: 10.1115/GT2013-95077

17. Кузнецова Т.А., Августинович В.Г. Система автоматической параметрической диагностики газоздушного тракта авиационного двигателя на базе робастной бортовой математической модели // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2016. – Т. 14, № 9. – С. 17–25.

18. Kuznetsova T.A. Parametric diagnosis of adaptive gas path in automatic control system of aircraft engine // Journal of Physics: Conference Series (IOP Pub, London). – 2017. – Vol. 803. – No. 1. – Iss. 012088. DOI: 10.1088/1742-6596/803/1/012088

19. Borguet S., Léonard O. Coupling Principal Component Analysis and Kalman Filtering Algorithms for On-Line Aircraft Engine Diagnostics // Elsevier, Control Engineering Practice. – 2009. – Vol. 17. – Iss. 4. – P. 494–502. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967066108001627> (дата обращения: 10.03.2020).

20. Liu Yo., Liu Yu. Design of dynamic tracking filter for model based diagnosis of gas turbine engine // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016: Power for Land, Sea and Air (June 13–17, Seoul, South Korea). – 2016. – Paper no. GT2016-56481. DOI: 10.1115/GT2016-56481

21. Кузнецова Т.А. Оптимальная фильтрация информации в условиях реальных помех как основа повышения точности систем управления и диагностики авиационных двигателей // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2019. – № 4. – С. 72–82.

22. Kuznetsova T.A. Kalman-filtering based algorithm for sensor's channel fault detection and isolation // Proc. of IEEE International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon-2018), (3–4 Oct., Владивосток, Россия) – 2018. DOI: 10.1109/FarEastCon.2018.8602944

23. Соболев И.М. Численные методы Монте–Карло. – М.: Наука, 1973. – 312 с.

24. Sobol I.M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates // Elsevier. Mathematics and Computers in Simulation. – 2001. – Vol. 55, paper No. 1–3. – P. 271–280. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378475400002706> (дата обращения: 10.03.2020).

25. Соболев И.М. Равномерно распределенные последовательности с дополнительным свойством равномерности // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 1976. – Т. 16. – № 5. – С. 1332–1337.

## References

1. Avgustinovich V.G., Akindinov V.A., Boev B.V. et al. Identifikatsiia sistem upravleniia aviatsionnykh GTD [The identification of aircraft engine control systems of GTE]. Ed. V.T. Dedesh. Moscow: Mashinostroenie, 1984, 196 p.

2. Avgustinovich V.G., Kuznetsova T.A. Algoritmy validatsii vkhodnoi informatsii bortovoi matematicheskoi modeli, vstroennoi v sistem avtomaticheskogo upravleniia aviatsionnogo dvigatel'ia [The validation algorithms for input information of an onboard mathematical model built into the automatic control system of an aircraft engine]. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravliaiushchie sistemy*, 2015, vol. 13, no. 9, pp. 19-26.

3. Borguet S., Léonard O. A Study on Sensor Selection for Efficient Jet Engine Health Monitoring. *Proceedings of 12<sup>th</sup> International Symposium on Transport Phenomena and Dynamics of Rotating Machinery, Volume: ISROMAC-2008-20072*, available at: [https://www.researchgate.net/profile/Sebastien\\_Borguet/publication/251237329\\_A\\_Study\\_on\\_Sensor\\_Selection\\_for\\_Efficient\\_Jet\\_Engine\\_Health\\_Monitoring/links/00b7d51f79d3505821000000/A-Study-on-Sensor-Selection-for-Efficient-Jet-Engine-Health-Monitoring.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Sebastien_Borguet/publication/251237329_A_Study_on_Sensor_Selection_for_Efficient_Jet_Engine_Health_Monitoring/links/00b7d51f79d3505821000000/A-Study-on-Sensor-Selection-for-Efficient-Jet-Engine-Health-Monitoring.pdf) (accessed 10 March 2020).

4. Celis C., Xavier E., Teixeira T., Pinto G. Steady State Detection in Industrial Gas Turbines for Condition Monitoring and Diagnostics. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2014* (June 16-20, 2014, Dusseldorf, Germany), 2014, paper no. GT2014-25007. DOI: 10.1115/GT2007-25007

5. Kurtz R., Brun K. Degradation in Gas Turbine Systems. *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2001, vol. 123, pp. 70-77. DOI:10.1115/1.1340629

6. Malloy D.J., Webb A.T., Kidman D. F-22/F119 Propulsion System Ground and Flight Test Analysis Using Modeling and Simulation. *Proceedings of ASME Conference Turbo-Expo 2002* (June 3-6, 2002, Amsterdam, Netherlands), 2002, paper no. GT2002-30001, pp. 1-8. DOI: 10.1115/GT2002-300018p

7. Avgustinovich V.G., Kuznetsova T.A. Povyshenie nadezhnosti sistem avtomaticheskogo upravleniia gazoturbinnymi dvigateliami s primeneniem algoritmicheskikh metodov [The improving of the reliability of automatic control systems of gas turbine engines using algorithmic methods]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov*, 2015, vol. 326, no. 9, pp. 68-77.

8. Larsson E., Aslund J., Frisk E., Eriksson L. Fault isolation for an industrial gas turbine with a model-based diagnosis approach. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2010: Power for Land, Sea and Air* (June 14-18, Copenhagen Glasgow, UK), 2010, paper no. GT2010-22511. DOI: 10.1115/GT2010-22511

9. Simon D.L., Rinehart A.W. A Model-Based Anomaly Detection Approach for Analyzing Streaming Aircraft Engine Measurement Data. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2014: Vol. 6: Ceramics, Controls, Diagnostics and Instrumentation, Education, Manufacturing Materials and Metallurgy* (June 16–20, Düsseldorf, Germany), 2014, paper no. GT2014-27172, V006T06A032 p. DOI: 10.1115/GT2014-27172

10. Simon D.L., Armstrong J.B. An integrated approach for aircraft engine performance estimation and fault diagnostics. *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2013, vol. 135(7), paper no. GTP-12-1447. DOI: 10.1115/1.4023902

11. Kobayashi T., Simon D.L. Integration of on-line and off-line diagnostic algorithms for aircraft engine health management. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo* (May 14-17, Montreal, Canada), 2007, paper no. GT2007-27518. DOI: 10.1115/GT2007-27518

12. Gol'berg F.D. Metody upravleniia gazoturbinnymi dvigateliami s ispol'zovaniem bortovoi matematicheski modeli dvigatel'ia [The control methods for a gas turbine engines using the onboard mathematical model of the engine]. *Sistemy avtomaticheskogo upravleniia aviatsionnymi gazoturbinnymi dvigateliami. Trudy Tsentral'nogo nauchno-issledovatel'skogo instituta aviatsionnogo motorostroeniia, no. 1346*. Moscow: Torus press, 2010, pp. 90-96.

13. Gol'berg F.D., Gurevich O.S., Petukhov A.A. Matematicheskaia model' dvigatel'ia v SAU GTD dlia povysheniia nadezhnosti i kachestva upravleniia [The mathematical model of the engine in the self-propelled guns of the gas turbine engine to increase the reliability and quality of control]. *Trudy Moskovskogo aviatsionnogo instituta*, 2012, iss. 58, 13 p, available at: <http://www.trudymai.ru/upload/iblock/bb4/matematicheskaya-model-dvigatelya-v-sau-gtd-dlya-povysheniya-nadezhnosti-i-kachestva-upravleniya.pdf> (accessed 2 April 2020).

14. Gol'berg F.D., Gurevich O.S., Petukhov A.A. Sistemy avtomaticheskogo upravleniia aviatsionnymi gazoturbinnymi dvigateliami [The mathematical model of the engine in the self-propelled guns of the gas turbine engine to increase the reliability and quality of control]. *Trudy Tsentral'nogo nauchno-issledovatel'skogo instituta aviatsionnogo motorostroeniia, no. 1346*. Ed. O.S. Gurevich. Moscow: Torus press, 2010, 264 p.

15. Lu F., Huang J., Ji Ch., Zhang D., Jiao H. Gas Path On-line Fault Diagnostics Using a Nonlinear Integrated Model for Gas Turbine Engines. *Int. Journal Turbo Jet-Engines*, 2014, vol. 31(3), pp. 261-275. DOI: 10.1515/tjj-2014-0001

16. Simon D.L., Borguet S., Zhang D. Aircraft Engine Gas Path Diagnostic Methods: Public Benchmarking Results. *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2013* (June 3-7, 2013, San Antonio, Texas), NASA/TM, 2013-218082, 2013, paper no. GT2013-95077. DOI: 10.1115/GT2013-95077

17. Kuznetsova T.A., Avgustinovich V.G. Sistema avtomaticheskoi parametricheskoi diagnostiki gazovozdushnogo trakta aviatsionnogo dvigatelya na baze robustnoi bortovoi matematicheskoi modeli [The system of the aircraft engine's gas-pass automatic parametric diagnostics based on a robust on-board mathematical model]. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravliaiushchie sistemy*, 2016, vol. 14, no. 9, pp. 17-25.

18. Kuznetsova T.A. Parametric diagnosis of adaptive gas path in automatic control system of aircraft engine. *Journal of Physics: Conference Series (IOP Pub, London)*, 2017, vol. 803, no. 1, iss. 012088. DOI: 10.1088/1742-6596/803/1/012088

19. Borguet S., Léonard O. Coupling Principal Component Analysis and Kalman Filtering Algorithms for On-Line Aircraft Engine Diagnostics. *Elsevier, Control Engineering Practice*, 2009, vol. 17, iss. 4, pp. 494-502, available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967066108001627> (accessed 10 March 2020).

20. Liu Yo., Liu Yu. Design of dynamic tracking filter for model based diagnosis of gas turbine engine. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016: Power for Land, Sea and Air* (June 13-17, Seoul, South Korea), 2016, paper no. GT2016-56481. DOI: 10.1115/GT2016-56481

21. Kuznetsova T.A. Optimal'naia fil'tratsiia informatsii v usloviiakh real'nykh pomekh kak osnova povysheniia tochnosti sistem upravleniia i diagnostiki aviatsionnykh dvigatelei [The increasing of the accuracy of aircraft engine control and diagnostics systems in real interference conditions based on the optimal information filtering]. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravliaiushchie sistemy*, 2019, no. 4, pp. 72-82.

22. Kuznetsova T.A. Kalman-filtering based algorithm for sensor's channel fault detection and isolation. *Proc. of IEEE International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon-2018)*, (3-4 Oct., Vladivostok, Russia), 2018. DOI: 10.1109/FarEastCon.2018.8602944

23. Sobol' I.M. Chislennye metody Monte–Karlo [Monte Carlo numerical methods]. Moscow: Nauka, 1973, 312 p.

24. Sobol I.M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Elsevier. Mathematics and Computers in Simulation*, 2001, vol. 55, paper no. 1-3, pp. 271-280, available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378475400002706> (accessed 10 March 2020).

25. Sobol' I.M. Ravnomerno raspredelennye posledovatel'nosti s dopolnitel'nym svoistvom ravnomernosti [The uniformly distributed sequences with the additional property of uniformity]. *Zhurnal vychislitel'noi matematiki i matematicheskoi fiziki*, 1976, vol. 16, no. 5, pp. 1332-1337.

### **Сведения об авторе**

**Кузнецова Татьяна Александровна** (Пермь, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Конструирование и технологии в электротехнике» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр-кт, 29, e-mail: tak@pstu.ru).

### **About the author**

**Kuznetsova Tatiana Alexandrovna** (Perm, Russian Federation) is a Ph. D. Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Design and Technology in Electrical Engineering Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: tak@pstu.ru).

Получено 06.04.2020