

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ МАЛОРАЗМЕРНОГО ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

© 2016 А. В. Кузнецов, Г. М. Макарьянц

Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва

С использованием рекуррентной нейронной сети разработана математическая модель малоразмерного газотурбинного двигателя (МГТД), отражающая его функционирование на переходных режимах. В процессе моделирования учёт температуры и давления перед компрессором, зависящих от высоты и скорости летательного аппарата (ЛА), осуществлялся в явном виде. Для верификации применялась термодинамическая динамическая модель МГТД, основанная на поузловом описании агрегатов двигателя. Выполнено сравнение разработанной модели с существующей, в которой для учёта скорости и высоты полёта ЛА использовались приведённые параметры. Результаты показали, что разработанная модель даёт значительно меньшую погрешность расчёта динамических характеристик МГТД по сравнению с существующей. При этом время расчёта моделей отличается незначительно.

Малоразмерный ГТД, нейронные сети, MatLab/Simulink.

Введение

В малоразмерных газотурбинных двигателях отсутствует возможность получения исчерпывающей информации о рабочем процессе в силу невозможности расположения достаточного количества датчиков. Так, например, в двигателе JetCat P60-SE используются датчики частоты вращения ротора и температуры за турбиной. При выходе из строя одного из них управление двигателем будет затруднительно либо невозможно. Таким образом, для повышения отказоустойчивости МГТД на борту ЛА необходимо иметь систему, которая будет дублировать существующие датчики, а также выдавать информацию о дополнительных параметрах, например, тяге, расходе воздуха через компрессор и т.п. Такой системой является модель двигателя, записанная на микроконтроллер или программируемую логическую интегральную схему (ПЛИС) и встроенная в систему автоматического управления (САУ). При этом она должна

быть достаточно простой для возможности проведения расчётов в режиме реального времени и точной. Эти требования являются взаимоисключающими, но можно найти компромисс, используя нейронную сеть (НС) для идентификации параметров двигателя. При этом точность и скорость расчёта зависят от многих факторов, к которым можно отнести структуру самой сети и взаимодействие её со вспомогательной моделью, преобразующей входные данные, размеры обучающей выборки и то, как она отражает реальный переходный процесс двигателя.

В настоящее время проводится много исследований на тему идентификации параметров ГТД с помощью НС и применения их в системе управления двигателем. В [1] рассматриваются нейросетевые алгоритмы для повышения отказоустойчивости измерительных каналов авиационного ГТД и решаются задачи контроля параметров авиационного двигателя.

В [2] рассматривается применение нейронечётких алгоритмов для решения задач контроля и диагностики авиационных ГТД, описывается построение математической модели ГТД и классификатора отказов. В [3] представлена инженерная методика построения нейросетевой модели двухвального газотурбинного двигателя, включающая алгоритмы обучения и идентификации математической модели двигателя по реальным данным с выбором структуры и размера нейронной сети. В [4] были разработаны нелинейные авторегрессионные экзогенные (NARX) модели запуска одновальной газовой турбины (ГТ) General Electric PG 9351FA. Обучение НС осуществлялось с использованием результатов запусков этого двигателя при разных погодных условиях. В [5] на основе экспериментальных данных разработана и испытана модель на основе искусственной нейронной сети (ИНС) для мониторинга работы газовой микротурбины Turbec T100. Модель ИНС была основана на многослойной сети прямого распространения. Для обучения применялся алгоритм обратного распространения ошибки. В [6] использовались нейронные сети для выявления неисправностей в авиационных двигателях. Динамические нейронные сети (ДНС) построены на основе многослойного перцептрона, который использовал фильтр с бесконечной импульсной характеристикой (БИХ-фильтр), чтобы генерировать динамику между входом и выходом нейрона и, следовательно, всей нейронной сети.

Использование приведённых параметров двигателя [1] позволяет с помощью простых алгебраических уравнений учесть влияние температуры и давления в его входном сечении на различных режимах работы и при различных условиях полёта [7]. Это значительно упрощает математическое моделирование. Однако при этом не решён вопрос о влиянии такого упрощения на точность моделирования параметров двигателя в процессе полёта ЛА с использованием нейросетевой модели. Таким образом, разработка модели,

отражающей поведение двигателя в процессе полёта ЛА, с возможностью расчёта в режиме реального времени и с достаточной точностью является актуальной.

Термодинамическая модель

Термодинамическая модель МГТД необходима для получения обучающей выборки для нейронной сети, отражающей влияние расхода топлива, скорости и высоты полёта ЛА на различные параметры двигателя, а также для верификации полученной нейросетевой модели.

Принятые допущения. Используя [7-15], при разработке математической модели МГТД примем следующие допущения:

1. В качестве рабочего тела принят идеальный газ.
2. Теплообмен с металлом конструкции двигателя отсутствует.
3. Расходы воздуха на входе и выходе в компрессор и турбину в один и тот же момент времени равны.
4. Сжатие воздуха и расширение газа соответствует адиабатическому процессу.
5. Камера сгорания представлена как пневматическая цилиндрическая ёмкость с подводом тепла в виде сгорания топлива.
6. Сгорание топлива происходит моментально.
7. Учёт зависимости c_p от T осуществляется по энтальпии продуктов сгорания [16].

Модель входного устройства. На давление и температуру на входе в двигатель влияет высота полёта ЛА. Параметры воздуха вычисляются в соответствии с международной стандартной атмосферой, модель которой присутствует в библиотеке стандартных блоков Simulink при наличии расширения Aerospace Blockset. Подвод тепла во входном устройстве отсутствует, поэтому параметры воздуха на входе в компрессор рассчитываются по числу Маха, температуре и давлению окружающей среды и по потерям давления [7,14]:

$$T_{ex}^* = T_h \left(1 + \frac{k_g - 1}{2} M^2 \right);$$

$$p_h^* = p_h \left(1 + \frac{k_g - 1}{2} M^2 \right)^{\frac{k_g}{k_g - 1}};$$

$$p_{ex}^* = p_h^* \sigma_{ex},$$

где T_{ex}^* – полная температура воздуха перед компрессором, К; T_h – температура воздуха окружающей среды, К; k_g – показатель адиабаты воздуха; M – число Маха; p_h^* – полное давление воздуха на входе в двигатель, Па; p_h – давление воздуха

окружающей среды, Па; p_{ex}^* – полное давление воздуха на входе в компрессор, Па; σ_{ex} – коэффициент восстановления давления во входном устройстве.

Модель компрессора. Характеристики компрессора представлены в виде зависимости степени повышения давления π_k^* и КПД η_k от приведённого расхода воздуха $G_{в.пр}$ при различных приведённых частотах вращения компрессора $n_{к.пр}$ (рис. 1, 2) [17].

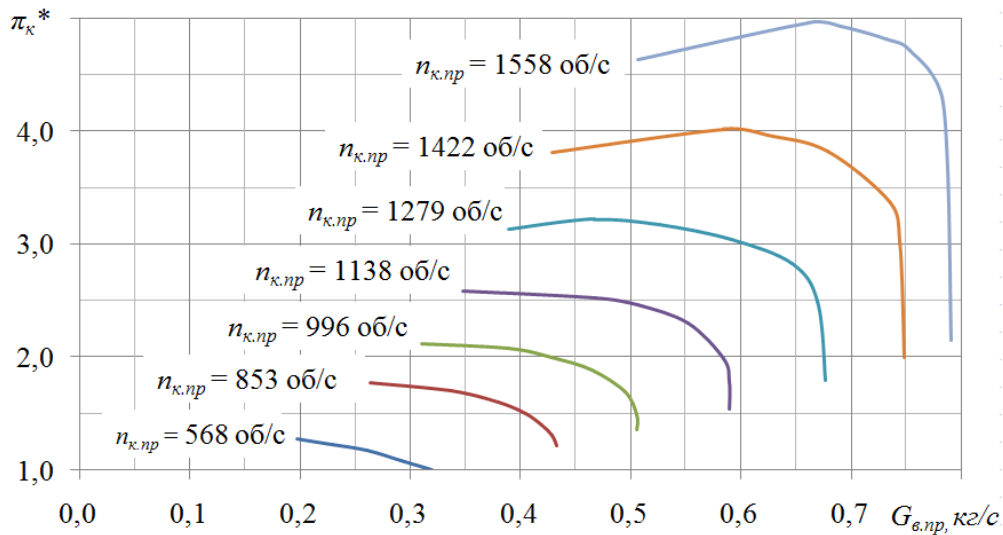


Рис. 1. Расходная характеристика компрессора

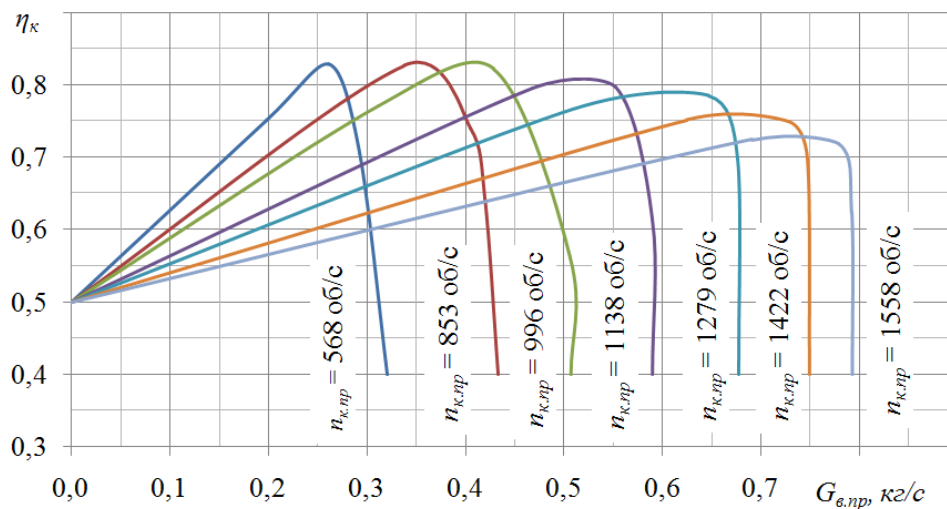


Рис. 2. КПД-характеристика компрессора

Приведённые параметры рассчитываются по формулам [7]:

$$G_{6.np} = G_6 \frac{101325}{p_{ex}^*} \sqrt{\frac{T_{ex}^*}{288}};$$

$$n_{к.нр} = n \sqrt{\frac{288}{T_{ex}^*}},$$

где G_6 – расход воздуха через компрессор, кг/с; n – частота вращения ротора, об/с.

Согласно принятым допущениям сжатие воздуха описывается адиабатическим процессом [7; 14]:

$$T_{к}^* = T_{ex}^* \left(1 + \frac{\pi_{к}^* \frac{k_6 - 1}{k_6} - 1}{\eta_{к}} \right); \pi_{к}^* = \frac{p_{к}^*}{p_{ex}^*},$$

$$c_{p,2} \frac{V_{кc} p_2^*}{R_2 T_2^*} \frac{dT_2^*}{dt} = c_{p,6} G_6 T_{к}^* + G_{кер} H_u \eta_{кc} + c_{p,кер} G_{кер} T_{кер} - c_{p,кер,2} G_{кер} (T_2^* - T_{кер,2}^*) - c_{p,2} G_2 T_2^*,$$

где $c_{p,2}$ – изобарная теплоёмкость продуктов сгорания, Дж/кг·К; $V_{кc}$ – объём камеры сгорания, м³; p_2^* – давление продуктов сгорания на выходе из камеры, Па; R_2 – удельная газовая постоянная продуктов сгорания, Дж/кг·К; T_2^* – температура продуктов сгорания на выходе из камеры, К; $c_{p,6}$ – изобарная теплоёмкость воздуха, Дж/кг·К; $G_{кер}$ – массовый расход топлива в камеру, кг/с; H_u – теплота сгорания керосина, МДж; $\eta_{кc}$ – КПД горения; $c_{p,кер}$ – теплоёмкость керосина на входе в камеру, Дж/кг·К; $T_{кер}$ – температура топлива на входе в камеру, К; $c_{p,кер,2}$ – теплоёмкость газообразного керосина, Дж/кг·К; G_2 – расход газа на выходе из камеры сгорания, кг/с. Из уравнения не-

где $T_{к}^*$ – полная температура воздуха за компрессором, К; $p_{к}^*$ – полное давление за компрессором, Па.

Мощность компрессора вычисляется по энтальпиям воздуха на входе и на выходе из него [7, 14]:

$$N_{к} = G_6 (i_{к}^* - i_{ex}^*) = G_6 R_6 \frac{k_6}{k_6 - 1} (T_{к}^* - T_{ex}^*),$$

где $N_{к}$ – мощность компрессора, Вт; $i_{к}^*$ – энтальпия воздуха на выходе из компрессора, Дж/кг; i_{ex}^* – энтальпия воздуха на входе в компрессор, Дж/кг; R_6 – удельная газовая постоянная воздуха, Дж/кг·К.

Модель камеры сгорания. Для расчёта температуры на выходе из камеры сгорания (на входе в турбину) используем уравнение нестационарного теплового баланса [14; 18]:

разрывности определим давление перед турбиной [14; 18]:

$$\frac{dp_2^*}{dt} = \frac{R_2 T_2^*}{V_{кc}} (G_6 + G_{кер} - G_2) + \frac{p_2^*}{T_2^*} \frac{dT_2^*}{dt}.$$

По уравнению сохранения количества движения определим расход воздуха через компрессор [14]:

$$\frac{l_{кc}}{F_{кc}} \frac{dG_{кc}}{dt} = p_{к}^* \cdot \sigma_{кc} - p_2^*,$$

где $l_{кc}$ – длина камеры сгорания, м; $F_{кc}$ – площадь поперечного сечения камеры сгорания, м²; $\sigma_{кc}$ – коэффициент потерь полного давления.

Модель турбины. Режим работы турбины определяется параметрами газа на выходе из камеры сгорания и степенью понижения давления. Зависимость между ними определяется расходной и КПД-характеристикой турбины, которые находятся аналогично характеристикам компрессора (рис. 3, 4) [17].

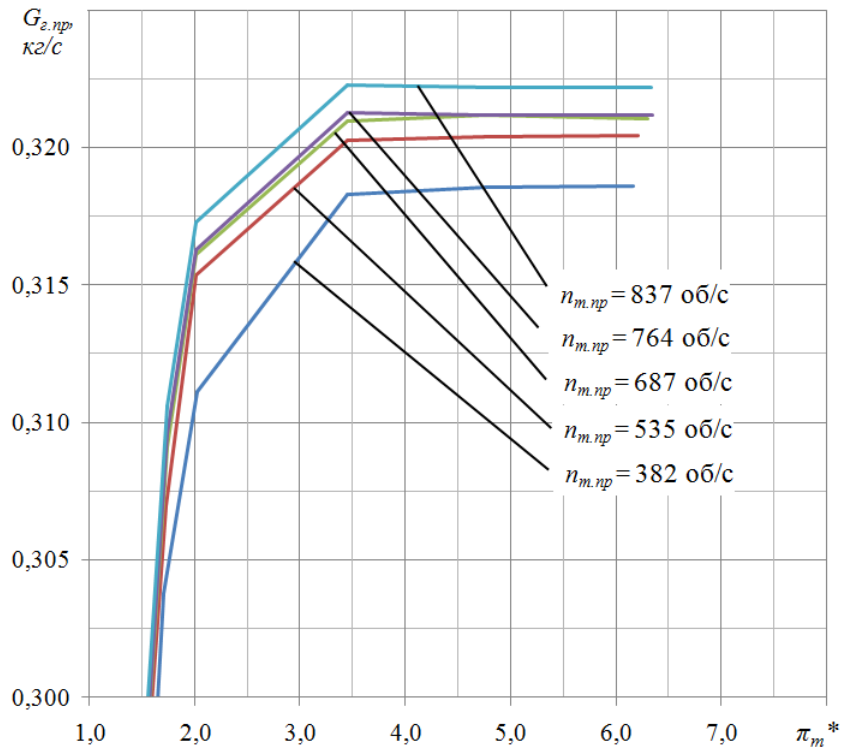


Рис. 3. Расходная характеристика турбины

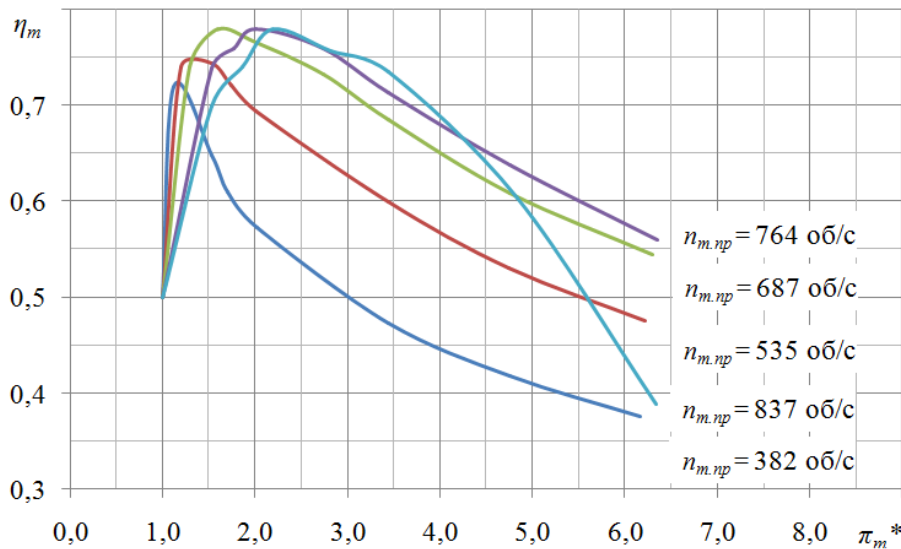


Рис. 4. КПД-характеристика турбины

Приведённые параметры турбины рассчитываются по формулам [7; 14]:

$$G_{z,np} = G_z \frac{101325}{p_z^*} \sqrt{\frac{T_z^*}{288}}; \quad n_{m,np} = n \sqrt{\frac{288}{T_z^*}},$$

где $G_{z,np}$ – приведённый расход газа на выходе из камеры сгорания, кг/с; $n_{m,np}$ – приведённая частота вращения турбины, об/с.

Температура газа за турбиной вычисляется по соотношению [7; 14]:

$$T_m^* = T_z^* \left(1 - \eta_m \left[1 - \left(\frac{1}{\pi_m^*} \right)^{\frac{k_z - 1}{k_z}} \right] \right); \quad \pi_m^* = \frac{p_z^*}{p_m^*},$$

где T_m^* – полная температура за турбиной, К; η_m – КПД турбины; π_m^* – степень повышения давления в турбине; k_2 – показатель адиабаты продуктов сгорания; p_m^* – давление за турбиной, Па.

Мощность турбины вычисляется по энтальпиям продуктов сгорания на входе и на выходе из неё по формуле [7; 14]:

$$N_m = G_2(i_2^* - i_m^*) = G_2 R_2 \frac{k_2}{k_2 - 1} (T_2^* - T_m^*),$$

где N_m – мощность турбины, Вт; i_m^* – энтальпия газа на выходе из турбины, Дж/кг; i_2^* – энтальпия газа на входе в турбину, Дж/кг.

Модель ротора двигателя. Связь турбины с компрессором осуществляется ротором, частота вращения которого находится из уравнения вращательного движения [7, 14, 18]:

$$\frac{dn}{dt} = \frac{N_m \cdot \eta_{мех} - N_k}{4\pi^2 \cdot I \cdot n},$$

где I – момент инерции ротора, кг·м²; $\eta_{мех}$ – механический КПД.

Модель сопла. Тяга двигателя определяется из выражения [7, 14]:

$$P = G_c \cdot w_c + F_c(p_c - p_h),$$

где P – тяга двигателя, Н; G_c – расход рабочего тела через сопло, кг/с; w_c – скорость рабочего тела на выходе из сопла, м/с; F_c – площадь критического сечения сопла, м²; p_c – давление на срезе сопла, Па.

Для докритического перепада давления в сопле воспользуемся формулой расхода Сен-Венана – Ванцеля [15]:

$$G_c = F_c p_c \sqrt{\frac{2}{R_2 T_c^*} \frac{k_2}{k_2 - 1} \left[\left(\frac{p_h}{p_c} \right)^{\frac{2}{k_2}} - \left(\frac{p_h}{p_c} \right)^{\frac{k_2 + 1}{k_2}} \right]},$$

где T_c^* – температура продуктов сгорания в сопле, К.

Для сверхкритического режима истечения воспользуемся формулой [15]:

$$G_c = \frac{F_c p_c}{\sqrt{R_2 T_c^*}} \sqrt{k_2 \left(\frac{k_2}{k_2 + 1} \right)^{\frac{k_2 + 1}{k_2 - 1}}}.$$

Давление за турбиной определяется из уравнения неразрывности [14]:

$$\frac{V_c}{R_2 T_c^*} \frac{dp_m^*}{dt} = G_2 - G_c.$$

Давление на срезе сопла определяется по давлению за турбиной и по потерям [7]:

$$p_c = p_m^* \sigma_c,$$

где σ_c – потери давления в сопле.

Примем, что температура по соплу не падает: $T_c^* = T_m^*$.

Скорость продуктов сгорания на выходе из сопла определим по уравнению [15]:

$$w_c = \phi_c \sqrt{\frac{2k_2}{k_2 - 1} R_2 T_c^* \left[1 - \left(\frac{p_h}{p_c} \right)^{\frac{k_2 - 1}{k_2}} \right]}.$$

Полученная термодинамическая модель МГТД была протестирована с использованием ПИД-регулятора, настроенного так, чтобы не допускать высоких забросов по температуре в камере на переходных режимах. График выхода МГТД на режимы запуска (1), малого газа (2) и максимальный режим (3) по частоте вращения ротора приведён на рис. 5.

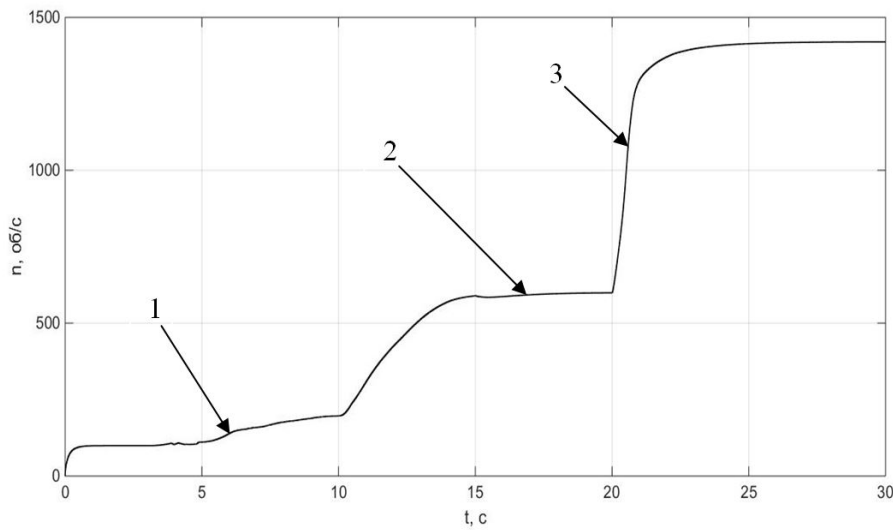


Рис. 5. Выход МГТД на режимы работы по частоте вращения ротора

Нейронная сеть

Получение требуемого набора параметров полноразмерной модели. Обучающая выборка создавалась на основе расчёта полноразмерной модели. На её вход подавалось значение массового расхода топлива $G_{кер}$, скорость полёта M и

высота полёта H (рис. 6). Затем параметры атмосферы поступали в блок расчёта входного устройства, где вычислялись значения температуры и давления на входе в компрессор, которые и использовались в дальнейшем как входные параметры для нейронной сети.

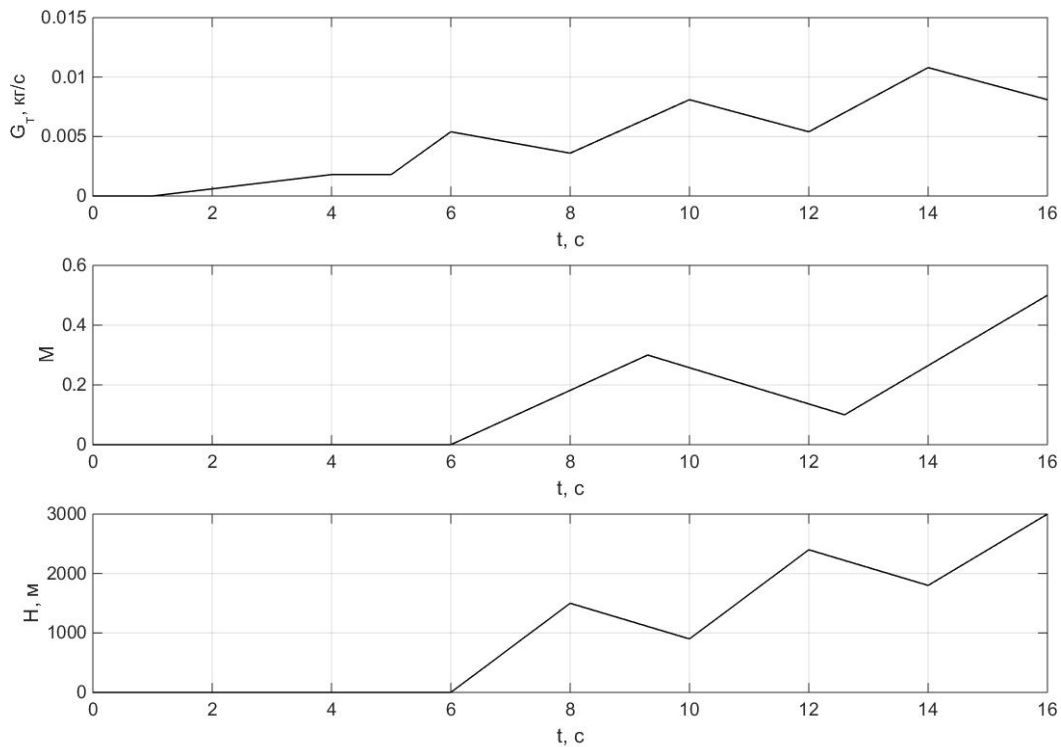


Рис. 6. Управляющее (G_T) и возмущающие (M , H) воздействия на полноразмерную модель МГТД, используемые в обучающей выборке

Пилообразный характер воздействий, представленных на рис. 6, был выбран с целью максимального охвата предполагаемого диапазона изменений условий полёта и режимов работы двигателя. В качестве выходных сигналов были выбраны: расход воздуха через двигатель G_k , частота вращения ротора n , тяга двигателя P , давление за компрессором p_k^* , температура за компрессором T_k^* , температура за турбиной T_m^* .

На сходимость обучения нейронной сети большое значение оказывает нормализация входных и выходных сигналов. Поэтому для обучения использовались относительные значения параметров двигателя $Y_{отн}$:

$$Y_{отн} = \frac{Y}{Y_1},$$

где Y – выходные сигналы двигателя; Y_1 – выходные сигналы двигателя при $n_{отн} = 1$, $H = 0$, $M = 0$.

Таким образом, получаются значения параметров, имеющие одинаковую размерность. Полученные результаты сохраняются для дальнейшей обработки.

Создание архитектуры нейросети и её обучение. В работе [2] приводятся общие требования к реализации упрощённой модели:

1. Модель должна отражать нестационарность рабочих процессов, что означает необходимость использования динамической модели.

2. Структура математической модели ГТД должна обеспечить практическую возможность её функционирования в комплексе с математическими моделями других элементов летательного аппарата.

Таким образом, необходимо применять рекуррентную нейронную сеть, которая позволит создавать динамически изменяющиеся параметры двигателя [2; 4]. Аналогично [4] применяется модель, состоящая из набора нейронных сетей. Каждая сеть отражает один из выходных сигналов модели. В отличие от модели [4], разработанная модель использует вход-

ные данные со всего диапазона предполагаемых условий полёта ЛА и при этом имеет меньшее количество нейронов в скрытом слое. В [4] их минимальное количество составило 12 для одной из сетей, что может быть связано с отсутствием нормализации обучающей выборки. Для обучения использовался алгоритм Левенберга-Марквардта, который обеспечивает хорошую сходимость при сетях с малым количеством нейронов [2, 4, 19].

Для корректного вычисления уравнений, отражающих динамические процессы, был принят постоянный шаг вычислений, равный 10^{-5} с. Время расчёта было задано равным 16 с. Поэтому длина сохранённой в результате расчёта обучающей матрицы составила $1,6 \cdot 10^6$ элементов. Такое количество элементов является избыточным. Поэтому для его сокращения был взят каждый 1000-й элемент первоначальной выборки. Таким образом, обучающая выборка составила $1,6 \cdot 10^3$ наборов векторов.

Количество скрытых нейронов определялось путём расчётов моделей с разным их количеством и определением конфигурации с минимальным среднеквадратичным отклонением. Таким образом, в модели с приведёнными значениями параметров из работы [1] для сети, моделирующей частоту вращения, температуру за турбиной и за компрессором, расход воздуха и давление за компрессором было принято по два нейрона в скрытом слое. Для сети, моделирующей тягу двигателя, их количество равно шести. В разработанной модели для сети, моделирующей частоту вращения, было принято три нейрона в скрытом слое, для тяги – шесть, для температуры за турбиной – два, для расхода воздуха и температуры за компрессором – шесть, для давления за компрессором – восемь. Увеличение количества нейронов во второй модели связано с необходимостью обработки трёх входов, тогда как в первой модели был лишь один вход.

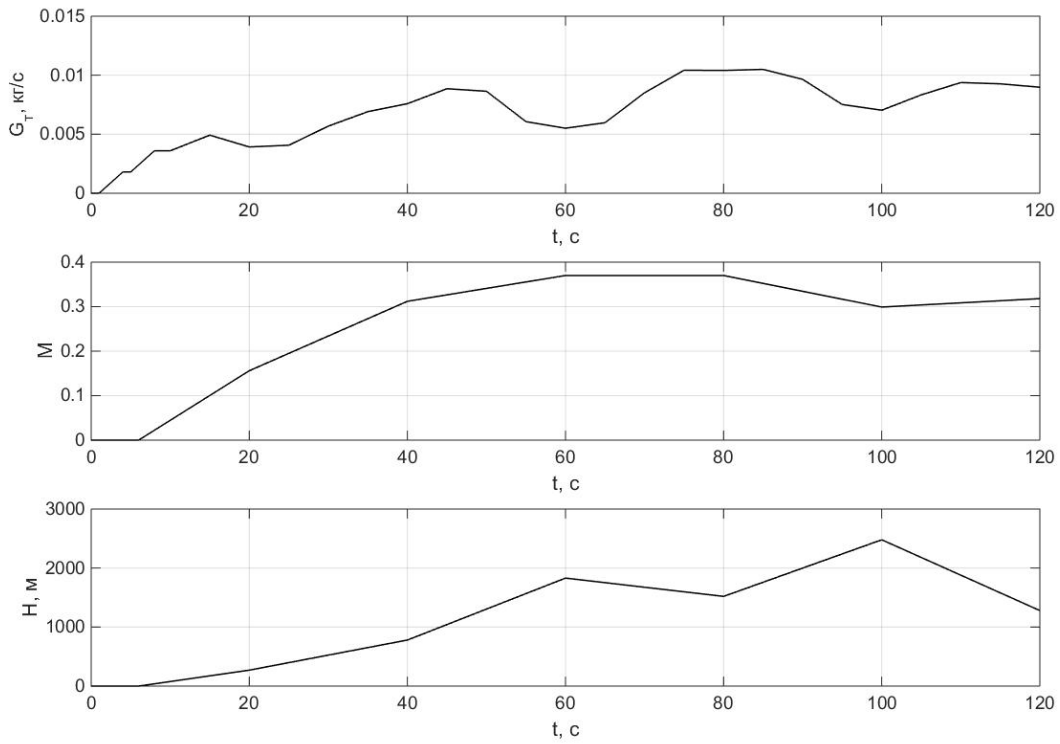


Рис. 7. Управляющее (G_T) и возмущающие (M , H) воздействия на входе для валидации нейросетевых моделей по полноразмерной модели МГТД

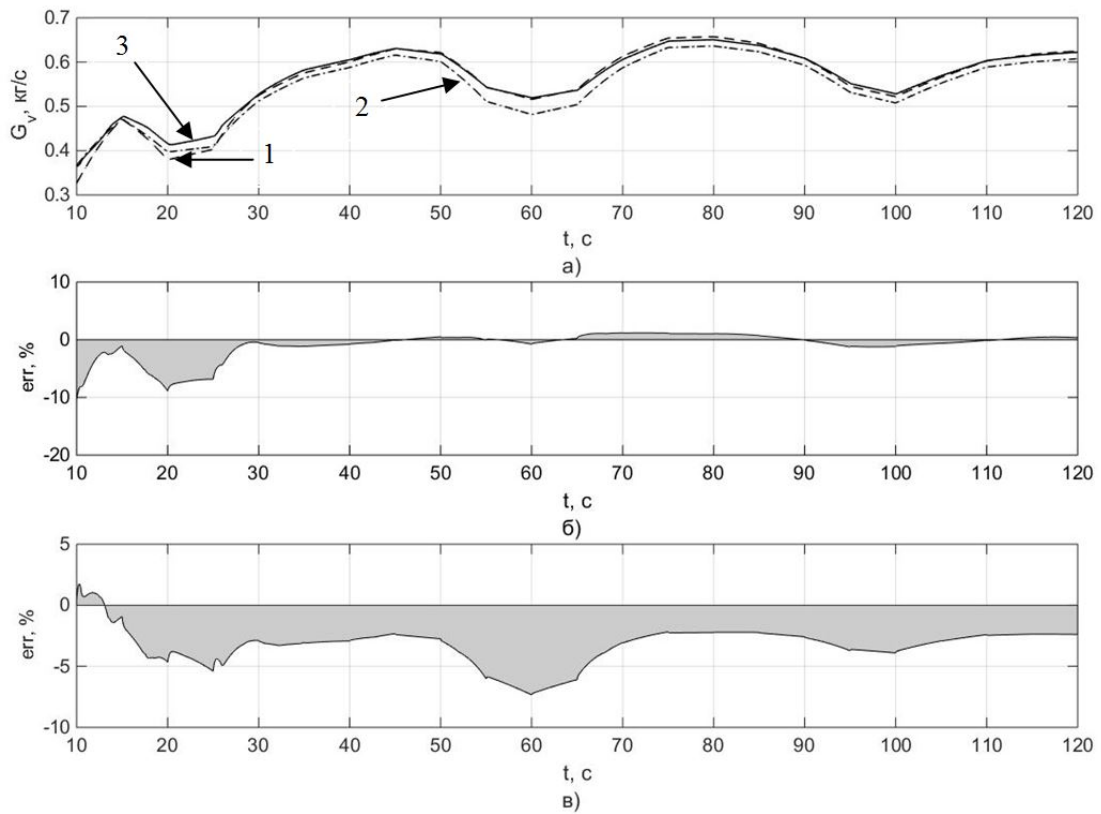


Рис. 8. Сравнение моделей по расходу воздуха

Валидация нейросетевых моделей по полноразмерной модели

Валидация нейросетевой модели осуществлялась по входным сигналам, показанным на рис. 7.

В результате моделирования термодинамической модели МГТД и моделей, основанных на нейронных сетях, были получены графики, изображённые на рис. 8. Для остальных выходных параметров были получены аналогичные графики. На рис. 8, а изображены графики переходных процессов нейросетевых моделей и термодинамической модели. На рис. 8, б

– величина ошибки разработанной модели относительно термодинамической модели. На рис. 8, в – величина ошибки модели с приведёнными параметрами. 1 – разработанная нейросетевая модель, 2 – модель с приведёнными параметрами, 3 – термодинамическая модель.

В табл. 1 приведены средние значения ошибок и величины отклонения по приведённым выше графикам для каждого выходного параметра, где М1 – разработанная модель, М2 – модель с приведёнными параметрами.

Таблица 1. Средние значения ошибки и отклонения параметров

	$G_{в}$, кг/с	n , об/с	P , Н	$p_{к}$, кПа	$T_{к}$, К	$T_{т}$, К
Отклонение М2, %	3,302	1,604	10,29	2,988	1,246	8,826
Отклонение М1, %	1,372	0,5810	2,022	0,8104	0,6043	1,848
М2 / М1	2,407	2,760	5,090	3,688	2,062	4,777
Отклонение М2	0,01952	23,22	22,37	10,702	6,142	77,41
Отклонение М1	0,01039	11,75	3,763	3,480	4,316	17,34
М2 / М1	1,878	1,976	5,943	3,075	1,423	4,465

Анализ полученных результатов показал, что среднее отклонение разработанной модели составило 0,58–2,0 %, а для модели с приведением параметров – 1,2–10 %, что больше, чем для первой модели в 2–5,5 раза. Среднее отклонение параметров в первой модели меньше, чем во второй в 1,4–6 раз. При этом время расчёта для первой модели составило $t_p = 5,77$ с, а для второй – $t_p = 5,43$ с. Таким образом, несмотря на то, что первая модель по размерности больше второй почти в два раза (55 и 28 нейронов), время её расчёта больше всего на 6 %, но при этом отклонения параметров от термодинамической модели в несколько раз ниже, чем у второй.

Заключение

По результатам сравнения двух нейросетевых моделей можно сделать вывод, что применение приведённых параметров для учёта влияния условий полёта летательного аппарата на параметры двигателя даёт значительное расхождение с полноразмерной моделью. Разработанная модель, учитывающая внешние условия в явном виде, даёт значительно меньшую погрешность при незначительном увеличении времени расчёта.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках выполнения Государственного задания (проект 2760).

Библиографический список

1. Васильев В.И., Жернаков С.В., Муслухов И.И. Бортовые алгоритмы контроля параметров ГТД на основе технологии нейронных сетей // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. 2009. Т. 12, № 1(30). С. 61–74.
2. Жернаков С.В., Гильмашин А.Т. Новые алгоритмы бортовой диагностики авиационного газотурбинного двигателя на базе нейронечётких сетей // Вестник Уфимского

государственного авиационного технического университета. 2015. Т. 19, № 2 (68). С. 63-68.

3. Куликов Г.Г., Погорелов Г.И., Бадамшин Б.И., Абдулнагимов А.И. Методика построения нейросетевой модели двухвального ГТД с соблюдением условий структурной адекватности // *Авиационно-космическая техника и технология*. 2014. № 9(116). С. 68-73.

4. Asgari H., Chen X.Q., Morini M., Pinelli M., Sainudin R., Spina P.R., Venturini M. NARX models for simulation of the start-up operation of a shaft gas turbine // *Applied Thermal Engineering*. 2016. V. 93. P. 368-376. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2015.09.074

5. Nikpey H., Assadi M., Breuhaus P. Development of an optimized artificial neural network model for combined heat and power micro gas turbines // *Applied Energy*. 2013. V. 108. P. 137-148. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.03.016

6. Tayarani-Bathaie S.S., Vanini Z.N.S., Khorasani K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines // *Neurocomputing*. 2014. V. 125. P. 153-165. DOI: 10.1016/j.neucom.2012.06.050

7. Кулагин В.В. Теория, расчёт и проектирование авиационных двигателей и энергетических установок. М.: Машиностроение, 2003. 616 с.

8. Bazazzade M., Shahriari A., Badihi H. Improved turbine engine hierarchical modeling and simulation based on engine fuel control system // *45th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit*. Denver: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009. DOI: 10.2514/6.2009-5525

9. Li P., Degobert P., Francois B., Robyns B. Modeling and control of a gas micro turbine generator by using a causal ordering graph // *The Proceedings of the Multiconference on «Computational Engineering in Systems Applications»*. 2006. P. 271-277. DOI: 10.1109/cesa.2006.4281662

10. Ailer P., Santa I., Szederkényi G., Hangos K.M. Nonlinear model-building of a low-power gas turbine // *Periodica Polytechnica Transportation Engineering*. 2001. V. 29, Iss. 1-2. P. 117-135.

11. Hosseinalipour S.M., Razaghi E., Abdolahi M. Static and dynamic mathematical modeling of a micro gas turbine // *Journal of Mechanics*. 2013. V. 29, Iss. 02. P. 327-335. DOI: 10.1017/jmech.2013.3

12. Бойко Л.Г., Карпенко Е.Л., Ахтеменко Ю.Ф. Метод расчёта газотермодинамических параметров ГТД с повенцовым описанием осевого многоступенчатого компрессора // *Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С. П. Королёва (национального исследовательского университета)*. 2013. № 3 (41), ч. 2. С. 31-39.

13. Badami M., Ferrero M. G., Portoraro A. Dynamic parsimonious model and experimental validation of a gas microturbine at part-load conditions // *Applied Thermal Engineering*. 2014. V. 75. P. 14-23. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2014.10.047

14. Добрянский Г.В., Мартынова Т.С. Динамика авиационных ГТД. М.: Машиностроение, 1989. 240 с.

15. Шевяков А.А. Автоматика авиационных и ракетных силовых установок. М.: Машиностроение, 1965. 548 с.

16. Дорофеев В.М., Маслов В.Г., Первышин Н.В., Сватенко С.А., Фишбейн Б.Д. Термогазодинамический расчёт газотурбинных силовых установок. М.: Машиностроение, 1973. 144 с.

17. Ткаченко А.Ю., Рыбаков В.Н., Крупенич И.Н., Остапюк Я.А., Филинов Е.П. Автоматизированная система для виртуальных испытаний газотурбинных двигателей // *Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета имени акаде-*

мика С. П. Королёва (национального исследовательского университета). 2014. № 5(47), ч. 3. С. 113-119.

18. Гольберг Ф.Д., Батенин А.В. Математические модели газотурбинных двигателей как объектов управления. М.: МАИ, 1999. 82 с.

19. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.

Информация об авторах

Кузнецов Александр Владимирович, инженер, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва. E-mail: a.v.kuznetsov91@mail.ru. Область научных интересов: математическое моделирование двигателей летательных аппаратов и систем их управления.

Макарьянц Георгий Михайлович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры автоматических систем энергетических установок, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва. E-mail: georgy.makaryants@gmail.com. Область научных интересов: электронные системы управления газотурбинными двигателями.

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK MODEL OF A MICRO GAS TURBINE ENGINE

© 2016 A. V. Kuznetsov, G. M. Makaryants

Samara National Research University, Samara, Russian Federation

The study covers the development of a mathematical model of a micro gas turbine (MGTE) operating under transient conditions using a recurrent neural network. The compressor inlet temperature and pressure depending on the aircraft height and speed are taken into account explicitly. A full-size mathematical dynamic MGTE model based on engine per-unit description was used to verify the developed model. The obtained model was compared with the existing one employing normalized parameters of aircraft flight level and airspeed. The simulation suggests that the proposed model yields significantly smaller errors than the existing one, whereas the computation time of both models differs insignificantly.

Micro GTE, neural networks, MatLab/Simulink.

References

1. Vasiliyev V.I., Zhernakov S.V., Musluhov I.I. On-board algorithms of gas-turbine engine parameters checking on the basis of neural network technology. *Vestnik UGATU*. 2009. V. 12, no 1 (30). P. 61-74. (In Russ.)

2. Zhernakov S.V., Gilmashin A.T. New onboard gas turbine engine diagnostic algorithms based on neural-fuzzy networks. *Vestnik UGATU*. 2015. V. 19, no 2 (68). P. 63-68. (In Russ.)

3. Kulikov G.G., Pogorelov G.I., Badamshin B.I., Abdunagimov A.I. Method of constructing of neural network model of two-shaft gas turbine engine under conditions of structural adequacy. *Aerospace Technic and Technology*. 2014. No. 9 (116). P. 68-73. (In Russ.)

Citation: Kuznetsov A.V., Makaryants G.M. Development of a neural network model of a micro gas turbine engine. *Vestnik of the Samara State Aerospace University*. 2016. V. 15, no. 2. P. 131-144.
DOI: 10.18287/2412-7329-2016-15-2-131-144

4. Asgari H., Chen X.Q., Morini M., Pinelli M., Sainudin R., Spina P.R., Venturini M. NARX models for simulation of the start-up operation of a singleshaft gas turbine. *Applied Thermal Engineering*. 2016. V. 93. P. 368-376. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2015.09.074
5. Nikpey H., Assadi M., Breuhaus P. Development of an optimized artificial neural network model for combined heat and power micro gas turbines. *Applied Energy*. 2013. V. 108. P. 137-148. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.03.016
6. Tayarani-Bathaie S.S., Vanini Z.N.S., Khorasani K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines. *Neurocomputing*. 2014. V. 125. P. 153-165. DOI: 10.1016/j.neucom.2012.06.050
7. Kulagin V.V. *Teoriya, raschet i proektirovanie aviatsionnykh dvigateley i energeticheskikh ustanovok* [Theory, calculation and design of aircraft engines and power plants]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 2003. 616 p.
8. Bazazzade M., Shahriari A., Badihi H. Improved turbine engine hierarchical modeling and simulation based on engine fuel control system. *45th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit*. Denver: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009. DOI: 10.2514/6.2009-5525
9. Li P., Degobert P., Francois B., Robyns B. Modeling and control of a gas micro turbine generator by using a causal ordering graph. *The Proceedings of the Multiconference on «Computational Engineering in Systems Applications»*. 2006. P. 271-277. DOI: 10.1109/cesa.2006.4281662
10. Ailer P., Santa I., Szederkényi G., Hangos K.M. Nonlinear model-building of a low-power gas turbine. *Periodica Polytechnica Transportation Engineering*. 2001. V. 29, Iss. 1-2. P. 117-135.
11. Hosseinalipour S.M., Razaghi E., Abdolahi M. Static and dynamic mathematical modeling of a micro gas turbine. *Journal of Mechanics*. 2013. V. 29, Iss. 02. P. 327-335. DOI: 10.1017/jmech.2013.3
12. Boyko L.G., Karpenko E.L., Akhtemenko Yu.F. Method of calculating GTE gas-thermodynamic parameters with blade row description of an axial multistage compressor. *Vestnik of the Samara State Aerospace University*. 2013. No. 3 (41), part 2. P. 31-39. (In Russ.)
13. Badami M., Ferrero M.G., Portoraro A. Dynamic parsimonious model and experimental validation of a gas microturbine at part-load conditions. *Applied Thermal Engineering*. 2014. V. 75. P. 14-23. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2014.10.047
14. Dobryanskiy G.V., Mart'yanova. T.S. *Dinamika aviatsionnykh GTD* [Dynamics of aviation gas turbine engines]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1989. 240 p.
15. Shevyakov A.A. *Avtomatika aviatsionnykh i raketnykh silovykh ustanovok* [Automatics of aircraft and rocket power plants]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1965. 548 p.
16. Dorofeev V.M., Maslov V.G., Pervyshin N.V., Svatenco S.A., Fishbeyn B.D. *Termogazodinamicheskiy raschet gazoturbinnnykh silovykh ustanovok* [Thermal gas dynamic calculation of gas turbine power plants]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1973. 144 p.
17. Tkachenko A.Yu., Rybakov V.N., Krupenich I.N., Ostapuk Ya.A., Filinov E.P. Computer-aided system of virtual gas turbine engine testing. *Vestnik of the Samara State Aerospace University*. 2014. No. 5 (47), part 3. P. 113-119. (In Russ.)
18. Gol'berg F.D., Batenin A.V. *Matematicheskie modeli gazoturbinnnykh dvigateley – kak ob"ektov upravleniya* [Mathematical models of gas turbine engines as objects of control]. Moscow: Moscow Aviation Institute Publ., 1999. 82 p.
19. Osovskiy S. *Neyronnye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for processing information]. Moscow: Finansy i Statistika Publ., 2002. 344 p.

About the authors

Kuznetsov Alexandr Vladimirovich, engineer, Samara National Research University, Samara, Russian Federation. E-mail: a.v.kuznetsov91@mail.ru. Area of Research: mathematical modeling of aircraft engines and their control systems.

Makaryants Georgy Mihailovich, Doctor of Science (Engineering), Associate Professor, Professor of the Department of Automatic Systems of Power Plants, Samara National Research University, Samara, Russian Federation. E-mail: georgy.makaryants@gmail.com. Area of Research: electronic control systems of gas turbine engines.