

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ РЕГУЛЯТОР МАЛОЭМИССИОННОЙ КАМЕРЫ СГОРАНИЯ ГАЗОТУРБИННОЙ УСТАНОВКИ

© 2024

**В. Г. Августинович** доктор технических наук, профессор;  
Пермский национальный исследовательский политехнический университет;  
[kanc@pstu.ru](mailto:kanc@pstu.ru)

**Т. А. Кузнецова** кандидат технических наук, доцент;  
Пермский национальный исследовательский политехнический университет;  
[tatianaakuznetsova@gmail.com](mailto:tatianaakuznetsova@gmail.com)

**А. А. Сухарев** аспирант;  
Пермский национальный исследовательский политехнический университет;  
инженер отдела расчётно-экспериментальных работ и проектирования САУ;  
АО «ОДК-Авиадвигатель», г. Пермь;  
[aasukharev95@yandex.ru](mailto:aasukharev95@yandex.ru)

Одним из важнейших узлов газотурбинного двигателя является камера сгорания, которая является основным источником вредных выбросов. Проведенное исследование посвящено разработке и апробации системы автоматического управления эмиссией вредных веществ и пульсациями давления в газовых трубах для газотурбинной установки мощностью 16 МВт на основе ПИ-регулятора со встроенной нейросетевой математической моделью малоэмиссионной камеры сгорания. Разработаны алгоритмы нейросетевого регулятора эмиссии оксидов азота и оксида углерода в атмосферу, а также пульсаций давления в жаровых трубах малоэмиссионной камеры сгорания. Алгоритмы реализованы в графической среде программирования и интегрированы в систему автоматического управления газотурбинной установкой, реализованной на программно-аппаратной платформе PXI NI. Произведена проверка работоспособности регулятора эмиссии при стендовых испытаниях на имитаторе газотурбинной установки с нейросетевой моделью малоэмиссионной камеры сгорания, выполняющей функции виртуального датчика эмиссии. Определены погрешности прогноза эмиссии оксидов азота и углерода, пульсаций давления в жаровых трубах малоэмиссионной камеры сгорания. Доказана нормальность распределения ошибки разработанной модели эмиссии оксидов азота. Сделан вывод о перспективности применения нейронных сетей для разработки адаптивной системы управления эмиссией и пульсациями давления в жаровых трубах малоэмиссионной камеры сгорания газотурбинной установки.

*Газотурбинная установка; малоэмиссионная камера сгорания; выбросы вредных веществ; встроенная модель; нейросетевой регулятор*

---

**Цитирование:** Августинович В.Г., Кузнецова Т.А., Сухарев А.А. Нейросетевой регулятор малоэмиссионной камеры сгорания газотурбинной установки // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2024. Т. 23, № 1. С. 109-122. DOI: 10.18287/2541-7533-2024-23-1-109-122

### Введение

Выполнение важного требования снижения вредных выбросов в атмосферу из промышленных газотурбинных установок (ГТУ) следующего поколения может быть обеспечено применением малоэмиссионной камеры сгорания (МЭКС) с «бедным» фронтом.

МЭКС является одной из критических подсистем современных ГТУ с точки зрения возникновения аварийных режимов работы. Это связано с узостью имеющего диапазона устойчивых режимов работы МЭКС. Диапазон рабочих режимов ограничен, с

одной стороны, нормируемым уровнем эмиссии вредных веществ в атмосферу, а с другой – неприемлемыми в эксплуатации режимами срыва пламени или виброгорения (термоакустическими автоколебаниями). Все это определяет актуальность создания системы автоматического управления (САУ) эмиссией [1], надёжность которой во многом зависит от валидности входной информации о состоянии ГТУ в условиях, когда прямые измерения физических величин в процессе эксплуатации не всегда доступны.

Одним из современных трендов обеспечения адаптивности цифровых систем автоматического управления к изменению характеристик ГТУ в условиях априорной информационно неопределённости является создание алгоритмической избыточности для получения дополнительной информации о состоянии объекта управления. Это достигается с помощью применения встроенной математической модели (ВММ), работающей в реальном времени [2].

В связи с тем, что для симуляций в real-time необходимо соблюдать требования высокой компактности и быстродействия, применение математических моделей высокого уровня, характеризующихся сложностью алгоритмов и большим объёмом необходимой исходной информации, неприемлемо. Общим мировым трендом моделирования процессов в сложных существенно стохастических системах (к которым относится МЭКС) является использование технологии искусственного интеллекта (ИИ), которая позволяет повысить адаптивные свойства ВММ к изменению состояния идентифицируемого объекта. Возможный способ решения проблемы – создание моделей подсистем двигателя на основе нейронных сетей [3; 4].

В предлагаемом исследовании разработана и апробирована САУ МЭКС со встроенной нейросетевой моделью, позволяющей прогнозировать уровень выбросов оксидов азота и углерода в атмосферу, а также пульсаций давления в жаровых трубах камеры сгорания.

### **Методы решения задачи управления**

В настоящем исследовании решается задача разработки регулятора эмиссии для малоэмиссионной камеры сгорания, используемой в газотурбинной установке мощностью 16 МВт (ГТУ-16). В состав регулятора входит встроенная нейросетевая математическая модель уровня эмиссии и удвоенной амплитуды пульсаций давления в жаровых трубах МЭКС.

Управление МЭКС осуществляется путём распределения топлива с целью обеспечения заданного уровня вредных выбросов (оксидов азота  $NO_x \leq 50 \text{ мг/м}^3$  и оксида углерода  $CO \leq 100 \text{ мг/м}^3$ ) и пульсаций давления ( $2A_{RAV} < 0,2 \text{ кгс/см}^2$ ). Управляющим сигналом является расход топлива через пилотный контур или доля топлива в пилотной горелке (PFR – pilot fuel ratio).

В представленной работе САУ МЭКС строится на основе пропорционально-интегрального регулятора (ПИ-регулятора) [5; 6], как наиболее распространённого на практике для управления любыми процессами. С развитием новых методов регулирования, таких как нечёткая логика или нейронные сети, ПИ-регулятор не уступил своего доминирующего положения, так как является простым в настройке и обладает понятным для специалистов принципом работы [7].

### **Описание ПИ-регулятора эмиссии**

Пропорциональный регулятор с введением в закон регулирования интеграла (ПИ-регулятор) в общем случае вырабатывает сигнал управления, пропорциональный сумме отклонения и интеграла от регулируемой величины:

$$u = k_{\text{п}} \left( \Delta y + \frac{1}{T_{\text{и}}} \int_0^t \Delta y dt \right) = k_{\text{п}} \left( \Delta y + k_{\text{и}} \int_0^t \Delta y dt \right), \quad (1)$$

где  $u$  – управляющий сигнал или выходной сигнал ПИ-регулятора;  $y$  – расчётный уровень эмиссии или выходной сигнал САУ эмиссии;  $\Delta y$  – ошибка регулирования или отклонение контролируемой величины;  $k_{\text{п}}$  – коэффициент пропорциональности;  $T_{\text{и}}$  – постоянная времени, характеризующая степень введения интеграла в закон управления, называемая временем действия интеграла (временем изодрома);  $k_{\text{и}} = 1/T_{\text{и}}$  – коэффициент усиления интегратора.

В нашем случае  $u = \text{PFR}$  – доля топлива в пилотной горелке;  $y = \text{NO}_x\_model$  – уровень выбросов, рассчитанный с использованием нейросетевой модели;  $\Delta y = \Delta \text{NO}_x = (\text{NO}_x\_set - \text{NO}_x\_model)$  – контролируемое отклонение  $\text{NO}_x$  от заданного значения.

Передаточная функция ПИ-регулятора имеет вид [8]:

$$W_{\text{ПИ}}(p) = \frac{k_{\text{п}} k_{\text{и}} \left( \frac{1}{k_{\text{и}}} + 1 \right)}{p} = \frac{k(T_{\text{и}} + 1)}{p}, \quad (2)$$

где:  $k$  – коэффициент усиления разомкнутого контура ПИ-регулятора эмиссией,  $p$  – операторная переменная.

Структурная схема САУ выбросов  $\text{NO}_x$  представлена на рис. 1. САУ строится путём охвата последовательного соединения ПИ-регулятора и объекта управления единичной отрицательной обратной связью. В качестве объекта управления используется встроенная нейросетевая модель МЭКС.

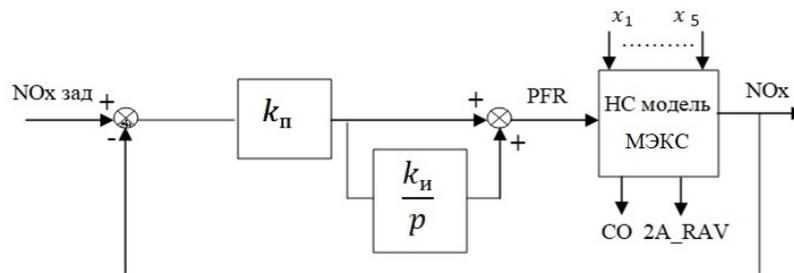


Рис. 1. Структурная схема системы автоматического управления эмиссии  $\text{NO}_x$  со встроенной нейросетевой моделью малоэмиссионной камеры сгорания

На схеме, представленной на рис. 1,  $x_1 \dots x_5$  – входные сигналы нейросетевой модели МЭКС, поступающие из системы автоматического управления ГТУ, характеризующие текущее состояние двигателя и внешних условий работы. Выходными сигналами нейросетевой модели являются:

- выбросы эмиссии: концентрация оксидов азота  $\text{NO}_x$  и оксидов углерода  $\text{CO}$  ( $\text{мг}/\text{м}^3$ );
- двойная амплитуда пульсаций давления в одной из жаровых труб  $2A\_RAV$  ( $\text{кгс}/\text{с}^2$ ).

### Подходы к повышению качества управления и устойчивости системы автоматического управления

Качество управления складывается из точности управления и быстродействия САУ. Устойчивость определяется обеспечиваемым запасом устойчивости по амплитуде и фазе. Все эти характеристики зависят от величин коэффициентов ПИ-регулятора: коэффициента пропорциональности и коэффициента усиления интегратора [5].

Управление в пропорциональном канале с коэффициентом усиления  $k_{\Pi}$  основано на законе пропорционального регулирования, при котором относительное изменение сигнала управления (выходного сигнала регулятора) пропорционально относительному отклонению регулируемой величины (ошибке управления). Увеличение  $k_{\Pi}$  ведёт к увеличению быстродействия САУ. Однако при определённых величинах пропорционального коэффициента  $k_{\Pi}$  появляется дополнительная ошибка статики (точность САУ падает). Уменьшение ошибки можно достичь дальнейшим увеличением  $k_{\Pi}$ , однако при этом снижается запас устойчивости системы, поскольку с ростом  $k_{\Pi}$  увеличивается усиление на частоте, что приводит к нежелательным видам переходных процессов.

Интегральный канал с коэффициентом усиления  $k_{\Pi}$  вводят для устранения статической ошибки в установившихся режимах. Интегрирующее звено (интегратор) выдаёт сигнал, пропорциональный накопленной ошибке, поэтому переходный процесс несколько замедляется (быстродействие САУ падает). Однако при ступенчатом изменении задающего сигнала и ступенчатом возмущении (помехи) обеспечивается нулевая ошибка в статике. Поскольку усиление интегратора на всем диапазоне частот не может уменьшиться, увеличивается и динамическая точность регулирования. Интегратор вносит дополнительный сдвиг фаз только в области низких частот, что увеличивает запас устойчивости замкнутой системы. Оба фактора дают дополнительные степени свободы при оптимизации качества регулирования.

При допущении, что МЭКС отображается идеальным интегрирующим звеном с математическим ожиданием коэффициента усиления  $\overline{k_{\text{КС}}}$ , передаточная функция разомкнутой САУ может быть записана в виде:

$$W_{\text{РС}}(p) = \frac{k_{\Pi} k_{\Sigma} \overline{k_{\text{КС}}} \left( \frac{1}{k_{\Pi}} + 1 \right)}{p^2} = \frac{k_{\Sigma} (T_{\Pi} + 1)}{p}. \quad (3)$$

Коэффициенты  $k_{\Pi}$ ,  $k_{\Sigma}$  регулятора выбираются из условий обеспечения необходимого запаса устойчивости САУ по амплитуде и фазе и заданного быстродействия системы. Расчёт коэффициентов усиления производился при заданных частоте среза  $\omega_c = 10$  рад/с и запасе устойчивости в фазе  $\Delta\theta = 60^\circ$ , необходимых для устойчивой работы регулятора эмиссии совместно с системой управления параметрами двигателя, имеющей в промышленных реализациях более низкую частоту среза.

Коэффициенты усиления пропорциональной и интегральной частей регулятора могут быть определены графически по желаемым логарифмическим амплитудно-частотным (ЛАЧХ) и фазо-частотным характеристикам (ЛФЧХ), приведённым на рис. 2, обеспечивающим необходимый запас устойчивости по амплитуде и фазе [8].

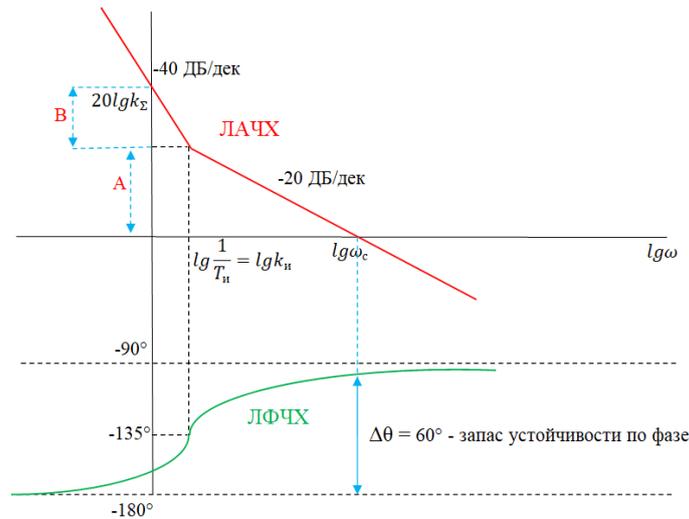


Рис. 2. Желаемые логарифмические амплитудно-частотные и фазо-частотные характеристики разомкнутой системы автоматического управления эмиссией

Коэффициент пропорциональной части регулятора может быть получен из желаемой ЛАЧХ:

$$k_n = \frac{\omega_c}{k_{kc}}. \quad (4)$$

Коэффициент интегральной части регулятора может быть получен из желаемой ЛФЧХ (рис. 3), исходя из желаемого запаса устойчивости в фазе  $\Delta\theta = 60^\circ$ :

$$k_i = \frac{\omega_c}{tg 60^\circ}. \quad (5)$$

### Разработка и практическая проверка точности нейросетевой встроенной математической модели малоэмиссионной камеры сгорания

Рассматриваемая камера сгорания ГТУ-16 является малоэмиссионной и относится к противоточному типу с двенадцатью выносными жаровыми трубами с организацией горения «бедной» предварительно перемешанной смеси. Выпускается камера в нескольких вариантах сборок.

Предложенная авторами методика разработки нейросетевой модели малоэмиссионной камеры сгорания подробно изложена в [9]. Основой разработки является полученный массив данных натурных испытаний для одного из вариантов (сборки) промышленной камеры сгорания ГТУ-16, описывающий изменение 21 параметра камеры сгорания при различных условиях эксплуатации.

Выбор входных параметров нейросетевой модели велся с помощью разработанного программного обеспечения на Python (v3.6.9) [10], реализующего алгоритмы корреляционного анализа массива экспериментальных данных [11].

Расчёт корреляции входных  $x_i$  и выходных  $y_i$  данных проводился на основе определения простого коэффициента корреляции Пирсона [12]:

$$r = \frac{1}{n\sigma_x\sigma_y} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}), \sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (6)$$

Анализ величины коэффициентов корреляции между входами и выходами моделей эмиссии и пульсаций давления для выбранного варианта сборки камеры сгорания ГТУ-16 приведён на рис. 3.

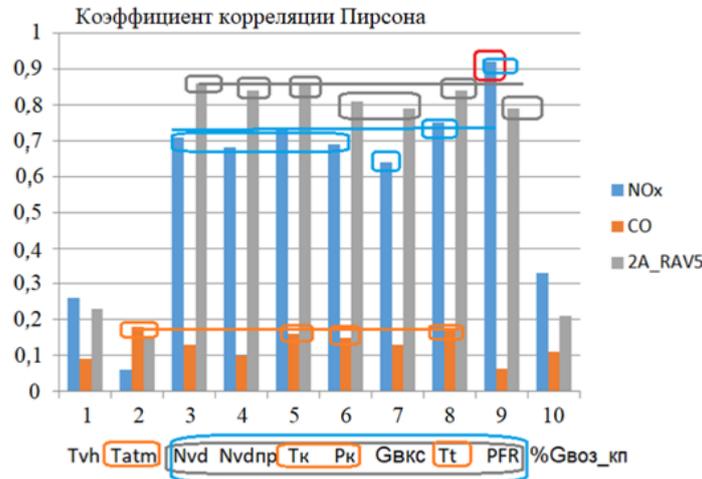


Рис. 3. Анализ величины коэффициентов корреляции между входами и выходами выбранного варианта сборки камеры сгорания ГТУ-16

Входные параметры при исследовании:  $T_{vh}$  – входная температура ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $T_{atm}$  – температура атмосферы ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $N_{vd}$  – частота вращения ротора высокого давления (обороты газогенератора) (об/мин),  $N_{vdnp}$  – приведённая по входной температуре воздуха частота вращения ротора высокого давления (обороты газогенератора) (об/мин),  $T_k$  – температура за компрессором высокого давления ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $P_k$  – давление за компрессором высокого давления ( $\text{кг}/\text{см}^2$ ),  $G_{вкс}$  – расход воздуха через камеру сгорания ( $\text{кг}/\text{с}$ ),  $T_t$  – температура за турбиной ( $^{\circ}\text{C}$ ), PFR – доля топлива в пилотной горелке (%),  $G_{воз\_кп}$  – приведённый расход воздуха через камеру сгорания (%).

Как показало проведённое исследование, каждый вариант (сборка) камеры сгорания имеет индивидуальный портрет в виде матрицы коэффициентов корреляции с некоторыми общими свойствами, а именно ожидаемым сильным влиянием PFR на уровень эмиссии оксидов азота (чем выше уровень PFR, тем выше эмиссия) и пульсации давления (чем выше уровень PFR, тем меньше амплитуда пульсаций давления).

Оптимальный набор координат вектора входа для нейросетевой модели эмиссии  $\text{NO}_x$  имеет размерность шесть  $X \{x_1, \dots, x_6\}$  и включает:  $N_{vd}$ ,  $N_{vdnp}$ ,  $T_k$ ,  $P_k$ ,  $T_t$ , PFR. Оптимальный набор координат вектора входа для нейросетевых моделей эмиссии CO и пульсаций давления имеет размерность семь  $X \{x_1, \dots, x_7\}$  и кроме перечисленных включает в себя параметр  $G_{вкс}$ .

Анализ репрезентативности массива экспериментальных данных с целью формирования обучающей выборки для нейронной сети вёлся в соответствии с методикой, описанной в [13]. Расчёт параметров сети (число слоёв, число нейронов скрытого слоя) вёлся в соответствии с формулами, приведёнными в [14]. Подходы к выбору алгорит-

мов обучения и оптимизации весовых коэффициентов нейросетевой модели сформулированы в [15]. В качестве функции активации был выбран гиперболический тангенс. В качестве обучающего алгоритма выбран алгоритм обратного распространения ошибки. В качестве алгоритма оптимизации для моделей эмиссии  $\text{NO}_x$  и пульсаций давления в жаровых трубах выбрана оптимизация Левенберга-Марквардта. Для модели эмиссии CO выбрана Байесовская оптимизация.

Моделирование, обучение и тестирование нейронной сети велось в графической среде программирования с интерфейсом для разработки моделей нейронных сетей.

Точность разработанной нейросетевой модели  $\text{NO}_x$  оценивалась на наборе экспериментальных данных параметров двигателя, полученных при наружной температуре воздуха  $+7^\circ\text{C}$  и  $-15^\circ\text{C}$ , в которых отсутствовали данные об эмиссии. Результаты оценки в виде распределения относительной ошибки модели по PFR показаны на рис. 4.

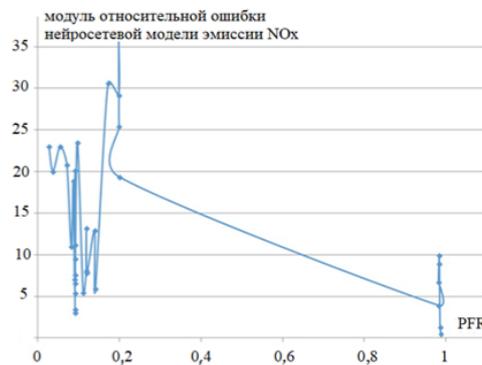


Рис. 4. Распределение относительной ошибки разработанной модели эмиссии  $\text{NO}_x$  по PFR

Показатели точности разработанных нейросетевых моделей вредных выбросов и пульсаций давления для рассмотренной сборки МЭКС мощностью 16 МВт на обучающей и тестовой выборках приведены в табл. 1.

Таблица 1. Показатели точности разработанных нейросетевых моделей

Нейросетевая модель	Характеристики			
	Количество нейронов в скрытом слое	Количество входов	Средне-квадратическая ошибка (mse)	$\bar{\epsilon}$ среднее значение (обучающая и контрольная выборки)
$\text{NO}_x$	11	6	12,5965	8,4122
CO	15	7	4,57062	3,195
2A_RAV	13	7	$5,9 \cdot 10^{-6}$	9,989351

Произведена проверка нормальности распределения модуля относительной ошибки разработанной оптимальной нейросетевой модели эмиссии  $\text{NO}_x$  по критерию Пирсона  $\chi^2$  [16]. При выбранном уровне значимости критерия  $q=0,01(1\%)$  и числе степеней свободы  $k=3$  оценена граница критической области  $P\{\chi_n^2 < \chi^2 < \chi_b^2\} = q$ . В рассматриваемом случае было получено:

$$\{\chi_n^2 = 0,115\} < \{\chi^2 = 11,11423\} < \{\chi_b^2 = 11,345\}.$$

Это доказывает истинность принятой гипотезы о нормальности распределения ошибки построенной нейросетевой модели.

**Разработка и практическая проверка точности  
 нейросетевого регулятора эмиссии и пульсаций давления  
 с нейросетевой встроенной математической моделью  
 малоэмиссионной камеры сгорания**

**Расчёт коэффициентов ПИ-регулятора эмиссии  $\text{NO}_x$   
 с нейросетевой ВММ МЭКС ГТУ-16 МВт выбранного варианта сборки**

В соответствии с формулой (5) для заданной частоты среза коэффициент интегральной части равен  $k_{\text{и}} = 5,774$ . В соответствии с формулой (4) для расчёта  $k_{\text{п}}$  необходимо оценить коэффициент усиления  $\bar{k}_{\text{кс}}$  МЭКС по уровню эмиссии  $\text{NO}_x$ . Оценка проводилась для рассматриваемого в исследовании варианта сборки камеры сгорания по экспериментальным данным (выборка  $N = 577$  строк) для различных диапазонов изменения сигнала управления (PFR). Результаты расчётов  $\bar{k}_{\text{кс}}$  и  $k_{\text{п}}$  приведены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты оценки среднего значения коэффициента усиления камеры сгорания на различных диапазонах изменения PFR и величина коэффициента пропорциональной части ПИ-регулятора

Коэффициент усиления $\bar{k}_{\text{кс}}$	Характеристики			Коэффициент $k_{\text{п}}$
	Размерность данных	$\text{NO}_x$ , мг/м <sup>3</sup>	PFR	
439,6014	$n_1 = 299$	< 50	$0,024 < \text{PFR} < 0,211$	0,0228
1616,907	$n_2 = 278$	> 50	$0,001 < \text{PFR} < 0,988$	0,0062
1065,68	$n_3 = 577$	$28 < \text{NO}_x < 286$	$0,001 < \text{PFR} < 0,988$	0,0094

Видно, что на различных диапазонах изменения PFR коэффициент усиления МЭКС  $\bar{k}_{\text{кс}}$  может изменяться в 3-4 раза, что усложняет расчёт ПИ-регулятора. В этой связи была предпринята попытка экспериментально оценить  $\bar{k}_{\text{кс}}$  с помощью переходной характеристики  $h(t)$ , связанной с передаточной функцией через преобразование Лапласа [17; 18]:

$$W_{\text{кс}}(p) = pL(h(t)). \tag{7}$$

Известно, что переходная характеристика – это реакция системы на единичное ступенчатое возмущение [19]. Было принято в первом приближении считать камеру сгорания идеальным интегрирующим звеном, для которого  $h(t)$  представляет линейную возрастающую функцию с коэффициентом наклона  $k_{\text{кс}}$ . Для построения  $h(t)$  необходимо недоступный на данном этапе эксперимент на реальной камере сгорания. Однако с помощью нейросетевой модели коэффициент усиления МЭКС можно приблизительно оценить. Для этого на вход ВММ подавалось значение  $\text{PFR} = 1$  при различных прочих (пяти) входных сигналах ( $N_{\text{vd}}$ ,  $N_{\text{vd пр}}$ ,  $T_{\text{к}}$ ,  $P_{\text{к}}$ ,  $T_t$ ).



Рис. 5. Экспериментальная оценка коэффициента усиления малоэмиссионной камеры сгорания по уровню эмиссии  $\text{NO}_x$

Результаты оценки коэффициента усиления камеры сгорания по уровню эмиссии  $\text{NO}_x$  ( $\text{мг}/\text{м}^3$ ) при различной частоте вращения ротора высокого давления (оборотах газогенератора) приведены на рис. 5. Получено среднее значение  $\bar{k}_{\text{кс}} = 218,4379$ , которому соответствует  $k_{\text{н}} = 0,0458$ .

#### Практическая проверка нейросетевого регулятора эмиссии $\text{NO}_x$

Эффективность работы регулятора эмиссии  $\text{NO}_x$  и нейросетевой модели МЭКС, выполняющей функции виртуального датчика эмиссии, была проверена в ходе стендовых испытаний на безмоторном стенде АО «ОДК-Авиадвигатель» [20].

Безмоторный стенд выполнял роль имитатора штатной САУ и был реализован на аналогичной программно-аппаратной платформе с контроллером PXI NI. При испытаниях на безмоторном стенде выполнена состыковка модели штатной САУ с моделью ГТУ-16. При этом модель ГТУ-16 была предварительно идентифицирована по тем же данным, по которым выполнялась разработка нейросетевой модели МЭКС.

По полученным данным испытаний регулятора эмиссии  $\text{NO}_x$  со встроенной нейросетевой моделью камеры сгорания в составе стендовой модели САУ при  $T_{\text{vh}}$  в диапазоне от  $-17^\circ\text{C}$  до  $+32^\circ\text{C}$  при  $N_{\text{vd}}$  в диапазоне от 9600 об/мин до 11 100 об/мин был проведён анализ точности нейросетевой модели эмиссии  $\text{NO}_x$  на безмоторном стенде, результаты которого представлены в табл. 4.

Таблица 4. Проверка точности нейросетевой модели эмиссии  $\text{NO}_x$  на безмоторном стенде

Относительная погрешность, %						
$\varepsilon_{T_{\text{vh}}}$	$\varepsilon_{N_{\text{vd}}}$	$\varepsilon_{N_{\text{vd пр}}}$	$\varepsilon_{T_{\text{к}}}$	$\varepsilon_{P_{\text{к}}}$	$\varepsilon_{T_i}$	$\varepsilon_{\text{NO}_x}$
-0,126	-0,028	-0,028	0,075	-0,241	0,005	3,938
0	0	0	0,051	0,391	0,02	22,410
0	0	0	0,138	0	-0,095	-2,682
0	0	-0,010	-0,008	-0,930	-0,053	1,058
0	-0,030	-0,019	-0,008	-0,141	-0,017	-1,647
0	0	0,010	0,026	0,196	0,070	0,646
0	-0,021	-0,010	-0,077	-0,079	0,019	0,533

На рис. 6 приведена зависимость относительной ошибки (%) нейросетевой модели  $\text{NO}_x$  от расхода топлива через пилотный контур PFR, измеренному с помощью расходомерных устройств на топливных коллекторах МЭКС (по Фишеру).

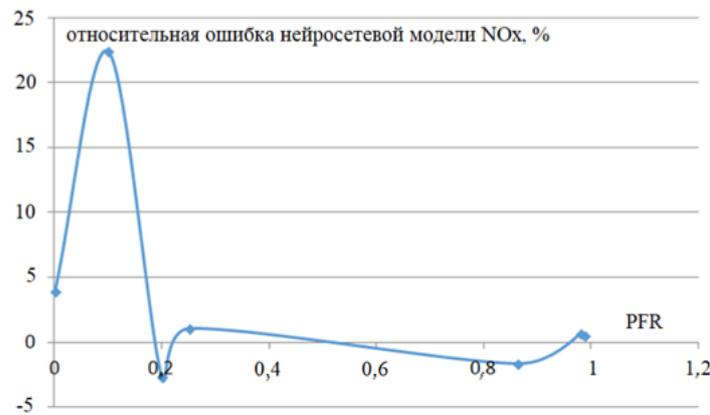


Рис. 6. Зависимость относительной ошибки нейросетевой модели  $\text{NO}_x$  от PFR (по Фишеру)

Результаты стендовых испытаний САУ с нейросетевым регулятором эмиссии в составе имитатора газотурбинной установки ГТУ-16 (при отрицательной ошибке регулирования) приведены на рис 7. В ходе регулирования ошибка стремится к нулю.

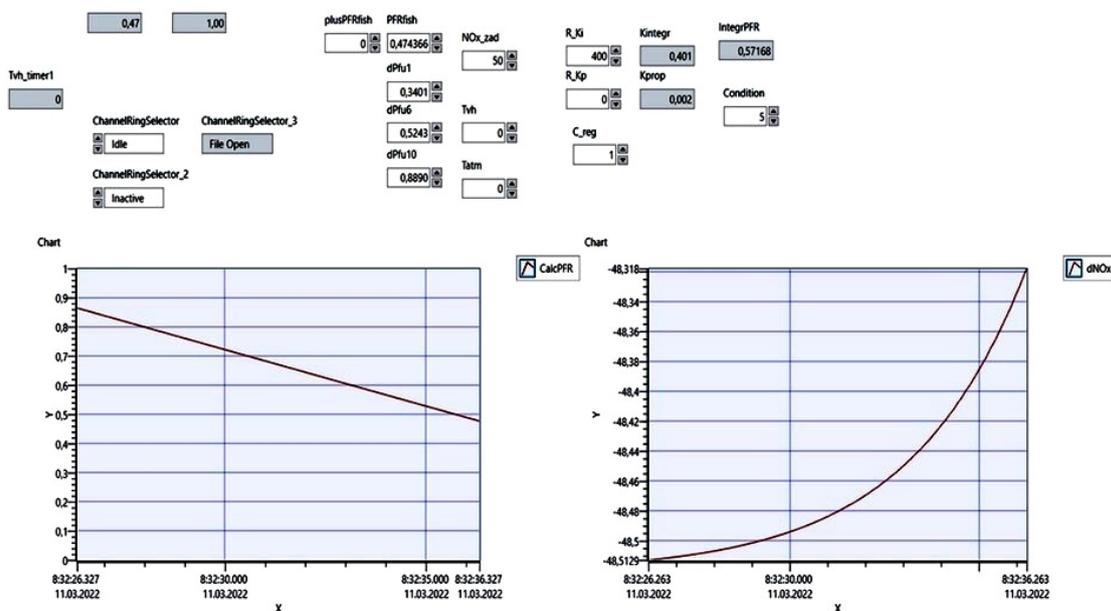


Рис. 7. Результаты стендовых испытаний системы автоматического управления с нейросетевым регулятором эмиссии в составе имитатора газотурбинной установки ГТУ-16

## Заключение

Полученные результаты соответствуют заданным целевым показателям погрешности для разрабатываемых моделей. А именно, интегральный показатель выбросов оксидов азота  $\text{EINO}_x$  и оксида углерода  $\text{EICO}$  не превышает 10%. Значения ошибки модели прогнозирования величины двойной амплитуды пульсаций давления в жаровых трубах МЭКС не превышают 20%.

Результаты стендовых испытаний САУ с нейросетевым регулятором эмиссии в составе имитатора газотурбинной установки ГТУ-16 показали, что ошибка регулирования стремится к нулю. Таким образом, использование нейронных сетей для разработки адаптивных систем управления эмиссией малоэмиссионных камер сгорания газотурбинных установок возможно и перспективно.

### Библиографический список

1. Августинovich В.Г., Кузнецова Т.А., Нугуманов А.Д. Разработка нейронных систем мониторинга и управления эмиссией вредных веществ для газотурбинных газоперекачивающих агрегатов и электростанций // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2019. Т. 330, № 8. С. 7-17. DOI: 10.18799/24131830/2019/8/2207
2. Malloy D.J., Webb A.T., Kidman D.S. F-22/F119 propulsion system ground and flight test analysis using modeling and simulation techniques // Proceedings of the ASME Turbo Expo 2002: Power for Land, Sea, and Air (June, 3-6, 2002, Amsterdam, Netherlands). V. 1. DOI: 10.1115/GT2002-30001
3. Lauer M., Farber J., Reib F., Masalme J.E. Model based prediction of off-design operation condition NOx emission from dle gas turbine combustors // Proceedings of the ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition (June, 26-30, 2017, Charlotte, North Carolina, USA). V. 4A. DOI: 10.1115/GT2017-63063
4. Lamont W.G., Roa M., Lucht R. Application of artificial neural networks for the prediction of pollutant emissions and outlet temperature in fuel staged gas turbine combustion rig // Proceedings of the ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition (June, 16-20, 2014, Düsseldorf, Germany). V. 4A. DOI: 10.1115/GT2014-25030
5. Бесекерский В.А., Попов Е.П. Теория систем автоматического управления. СПб: Профессия, 2003. 752 с.
6. Ang K.H., Chong G., Li Y. PID control system analysis, design, and technology // IEEE Transactions on Control Systems Technology. 2005. V. 13, Iss. 4. P. 559-576. DOI: 10.1109/TCST.2005.847331
7. Kuznetsova T.A., Naborshchikov A.A. Optimal automatic control of NOx emissions from combustion chambers of gas turbine aeroengine based on the Bellman method // AIP Conference Proceedings. 2023. V. 2700. DOI: 10.1063/5.0137228
8. Теория автоматического регулирования. Кн. 1. Математическое описание, анализ устойчивости и качества систем автоматического регулирования / под ред. В.В. Солодовникова. М.: Машиностроение, 1967. 770 с.
9. Кузнецова Т.А., Репп П.В. Гибридная нейросетевая модель вредных выбросов в атмосферу из промышленной газотурбинной установки // Сборник трудов по материалам VII Международной конференции и молодёжной школы «Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021)» (20-24 сентября 2021 г., Самара). Т. 3. Самара: Издательство Самарского университета, 2021.
10. Лутц М. Программирование на Python. Т. II. СПб.: Символ-Плюс, 2011. 992 с.
11. Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа. М.: Мир, 1983. 312 с.
12. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Высшая школа, 2004. 479 с.
13. Kuznetsova T.A. Some features of quality improvement of a neural network identifying a aeroengine low-emission combustion chamber // Proceedings of the 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2021 (November, 10-12, 2021, Lipetsk, Russian Federation). V. 3. P. 44-50. DOI: 10.1109/SUMMA53307.2021.9632262

14. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
15. Kuznetsova T.A., Repp P.V., Fofanov V.O. Aeroengine NOx-emissions automatic control based on neural network model // Proceedings of ITNT 2022 - 8th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology (May, 23-27, 2022, Samara, Russian Federation). DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848526
16. Рабинович С.Г. Погрешности измерений. Л.: Энергия, 1978. 262 с.
17. Сиберт У.М. Цепи, сигналы, системы. Ч. 1. М.: Мир, 1988. 336 с.
18. Теория автоматического управления / под ред. А.В. Нетушила. М.: Высшая школа, 1976. 400 с.
19. Сиберт У.М. Цепи, сигналы, системы. Ч. 2. М.: Мир, 1988. 358 с.
20. Kuznetsova T.A., Sukharev A.A. The neural network controller for the dry low emission combustor of gas-turbine power plants // Proceedings of 2023 IEEE International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon) (March, 27-31, 2023, Sochi, Russia) DOI: 10.1109/SmartIndustryCon57312.2023.10110733

## NEURAL NETWORK CONTROLLER OF A GAS TURBINE PLANT LOW EMISSION COMBUSTOR

© 2024

- V. G. Avgustinovich** Doctor of Science (Engineering), Professor;  
Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation;  
[avgustinovicv3@gmail.com](mailto:avgustinovicv3@gmail.com)
- T. A. Kuznetsova** Candidate of Science (Engineering), Associate Professor;  
Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation;  
[tatianaakuznetsova@gmail.com](mailto:tatianaakuznetsova@gmail.com)
- A. A. Sukharev** Postgraduate Student;  
Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation;  
Engineer of the Department of Computation and Experimental Works  
and Design of ACS (Automated Control Systems);  
JSC "ODK – Aviadvigatel", Perm, Russian Federation;  
[aasukharev95@yandex.ru](mailto:aasukharev95@yandex.ru)

One of the most important gas turbine engine components is the combustion chamber, the main source of harmful emissions. The study is devoted to the central issues of designing and testing of an automatic control system of harmful emissions and pressure pulsations in flame tubes of a gas turbine plant with a capacity of 16 MW GTP-16 based on a PI-controller with a built-in neural network mathematical model of a low-emission combustor (LEC). Algorithms for a neural network controller of emission of nitrogen oxides and carbon monoxide into the atmosphere, as well as pressure pulsations in the LEC's flame tubes were developed. The algorithms are given in a graphical programming environment and integrated into the automatic control system of GTP-16, implemented on the PXI NI hardware and software platform. The performance of the emission controller was checked during bench tests on the GTP-16 simulator with LEC neural network model serving as a virtual emission sensor. The errors in estimating the emission of nitrogen and carbon oxides and pressure pulsations in the flame tubes were determined. The normality of the error distribution of the developed nitrogen oxide emission model was proven. A conclusion about the prospects of using neural networks for the development of an adaptive control system of emissions and flame tube pressure pulsations for LECs of the gas turbine plants was drawn.

*Gas turbine plant; low-emission combustor; harmful emissions; built-in model; neural network controller*

---

**Citation:** Avgustinovich V.G., Kuznetsova T.A., Sukharev A.A. Neural network controller of a gas turbine plant low emission combustor. *Vestnik of Samara University. Aerospace and Mechanical Engineering*. 2024. V. 23, no. 1. P. 109-122. DOI: 10.18287/2541-7533-2024-23-1-109-122

## References

1. Avgustinovich V.G., Kuznetsova T.A., Nugumanov A.D. Development of neural systems for monitoring and controlling emission of gas-transmission and power gas turbine units. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*. 2019. V. 330, no. 8. P. 7-17. (In Russ.). DOI: 10.18799/24131830/2019/8/2207
2. Malloy D.J., Webb A.T., Kidman D.S. F-22/F119 propulsion system ground and flight test analysis using modeling and simulation techniques. *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2002: Power for Land, Sea, and Air (June, 3-6, 2002, Amsterdam, Netherlands)*. V. 1. DOI: 10.1115/GT2002-30001
3. Lauer M., Farber J., Reib F., Masalme J.E. Model based prediction of off-design operation condition NOx emission from dle gas turbine combustors. *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition (June, 26-30, 2017, Charlotte, North Carolina, USA)*. V. 4A. DOI: 10.1115/GT2017-63063
4. Lamont W.G., Roa M., Lucht R. Application of artificial neural networks for the prediction of pollutant emissions and outlet temperature in fuel staged gas turbine combustion rig. *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition (June, 16-20, 2014, Düsseldorf, Germany)*. V. 4A. DOI: 10.1115/GT2014-25030
5. Besekerskiy V.A., Popov E.P. *Teoriya sistem avtomaticheskogo upravleniya* [Theory of automatic control]. St. Petersburg: Professiya Publ., 2003. 752 p.
6. Ang K.H., Chong G., Li Y. PID control system analysis, design, and technology. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2005. V. 13, Iss. 4. P. 559-576. DOI: 10.1109/TCST.2005.847331
7. Kuznetsova T.A., Naborshchikov A.A. Optimal automatic control of NOx emissions from combustion chambers of gas turbine aeroengine based on the Bellman method. *AIP Conference Proceedings*. 2023. V. 2700. DOI: 10.1063/5.0137228
8. *Teoriya avtomaticheskogo regulirovaniya. Kn. 1. Matematicheskoe opisaniye, analiz ustoychivosti i kachestva sistem avtomaticheskogo regulirovaniya* [Theory of automatic control. Book 1. Mathematical description, analysis of stability and quality of automatic control systems / ed. by V.V. Solodovnikov]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1967. 770 p.
9. Kuznetsova T., Repp P. Neural network model of industrial plant's harmful emissions. *Proceedings of ITNT 2021 - 7th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology (September, 20-24, 2021, Samara, Russian Federation)*. DOI: 10.1109/ITNT52450.2021.9649159
10. Lutz M. *Programming Python*. O'Reilly Media, Inc., 2010. 1632 p.
11. Bendat J.S., Piersol A.G. *Engineering applications of correlation and spectral analysis*. John Wiley & Sons, Inc., 1980. 458 p.
12. Gmurman V.E. *Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika* [Probability theory and mathematical statistics]. Moscow: Vysshaya Shkola Publ., 2004. 479 p.
13. Kuznetsova T.A. Some features of quality improvement of a neural network identifying a aeroengine low-emission combustion chamber. *Proceedings of the 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2021 (November, 10-12, 2021, Lipetsk, Russian Federation)*. V. 3. P. 44-50. DOI: 10.1109/SUMMA53307.2021.9632262
14. Yasnitskiy L.N. *Intellektual'nye sistemy* [Intelligent systems]. Moscow: Laboratoriya Znaniy Publ., 2016. 221 p.
15. Kuznetsova T.A., Repp P.V., Fofanov V.O. Aeroengine NOx-emissions automatic control based on neural network model. *Proceedings of ITNT 2022 - 8th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology (May, 23-27, 2022, Samara, Russian Federation)*. DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848526

16. Rabinovich S.G. *Pogreshnosti izmereniy* [Measurement errors]. Leningrad: Energiya Publ., 1978. 262 p.
17. Siebert W.M. *Circuits, signals, systems*. Cambridge: MIT Press, 1986. 651 p.
18. *Teoriya avtomaticheskogo upravleniya* [Theory of automatic control / ed. by V.A. Netushil]. Moscow: Vysshaya Shkola Publ., 1976. 400 p.
19. Siebert W.M. *Circuits, signals, systems*. Cambridge: MIT Press, 1986. 651 p.
20. Kuznetsova T.A., Sukharev A.A. The neural network controller for the dry low emission combustor of gas-turbine power plants. *Proceedings of 2023 IEEE International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon) (March, 27-31, 2023, Sochi, Russia)*  
DOI: 10.1109/SmartIndustryCon57312.2023.10110733