

УДК 621.4:681.5

## РАЗРАБОТКА НЕЙРОННЫХ СИСТЕМ МОНИТОРИНГА И УПРАВЛЕНИЯ ЭМИССИЕЙ ВРЕДНЫХ ВЕЩЕСТВ ДЛЯ ГАЗОТУРБИННЫХ ГАЗОПЕРЕКАЧИВАЮЩИХ АГРЕГАТОВ И ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ

Августинович Валерий Георгиевич<sup>1</sup>,  
august@avid.ru

Кузнецова Татьяна Александровна<sup>1</sup>,  
tatianaakuznetsova@gmail.com

Нугуманов Алексей Дамирович<sup>1</sup>,  
nugumanov@avid.ru

<sup>1</sup> Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Россия, 614990, Пермь – ГСП, Комсомольский пр., 29.

**Актуальность** исследования обусловлена необходимостью решения задачи непрерывного мониторинга и автоматического управления эмиссией окислов азота и углерода во время эксплуатации газотурбинных установок в составе газоперекачивающих агрегатов и электростанций следующего поколения, характеризующихся низким уровнем генерации вредных веществ.

**Цель:** выполнение заданных норм на эмиссию при обеспечении устойчивости рабочего процесса горения в условиях воздействия внешних и внутренних факторов на основе создания технологий искусственного интеллекта робастных алгоритмов управления малоэмиссионными камерами сгорания газотурбинных газоперекачивающих агрегатов компрессорных станций магистральных газопроводов и электростанций, включающих прогнозирование их воздействия на окружающую среду.

**Объект:** малоэмиссионные камеры сгорания газотурбинных агрегатов.

**Методы:** методика синтеза многослойных искусственных нейронных сетей на основе теоремы Арнольда–Колмогорова–Хехт-Нильсена; алгоритм обратного распространения ошибки; методы натурального эксперимента для малоэмиссионных камер сгорания; методы симуляции и модельного эксперимента в среде MATLAB.

**Результаты.** Рассмотрены основные особенности малоэмиссионных камер сгорания газотурбинных установок. В качестве основной проблемы управления отмечается склонность малоэмиссионных камер сгорания к неустойчивой работе с одной стороны из-за близости режима работы к границе «бедного» срыва и с другой стороны – из-за режима виброгорения. Сформулирована задача управления эмиссией как минимизация доли расхода топлива через диффузионный контур с учетом ограничений по устойчивости рабочего процесса горения при изменении внешних и внутренних факторов в широком диапазоне. Обосновано решение задачи управления на основе интеллектуальных технологий, имеющих в своем составе встроенную математическую модель генерации вредных веществ. Разработан алгоритм построения математических моделей малоэмиссионных камер сгорания на основе искусственных нейронных сетей при учете значимости факторов влияния. В качестве примера решения задачи представлены: разработанная нейронная сеть и процесс ее обучения на базе экспериментальных данных реальной малоэмиссионной камеры сгорания. Получен массив данных натурального эксперимента с целью исследования характеристик эмиссии окислов азота и углерода  $\text{NO}_x$  и  $\text{CO}$  при работе малоэмиссионных камер сгорания промышленной энергоустановки повышенной мощности (16 МВт). На основе полученных данных спроектирована и обучена нейронная сеть, моделирующая эмиссию  $\text{NO}_x$  и  $\text{CO}$  на выходе малоэмиссионных камер сгорания. Результаты симуляции в среде MATLAB показали высокую точность разработанной модели. Проведено исследование значимости факторов для точности модели. Выявлено, что наибольшую значимость имеют параметры температуры и давления. Полученные результаты могут быть использованы при проектировании отказоустойчивых систем автоматического управления газотурбинными агрегатами для повышения их надежности и экологической привлекательности.

### Ключевые слова:

Газотурбинная установка, малоэмиссионное горение, система управления и мониторинга, искусственный интеллект, нейронная сеть.

### Введение

Газоперекачивающее оборудование характеризуется большой технической сложностью и существенной экономической значимостью для системы транспортировки газа. В частности, в ОАО «Газпром» эксплуатируется более 4100 газоперекачивающих агрегатов (ГПА) суммарной мощностью 47,1 млн кВт. Приводные двигатели ГПА потребляют около 8 % объема транспортируемого газа, при этом в год в атмосферу выбрасывается 140 тыс. т оксидов азота, 270 тыс. т оксида углерода, 84,8 млн т диоксида углерода [1].

В соответствии с «Комплексной программой реконструкции и технического перевооружения объектов транспорта газа, дожимных и компрессорных станций» и «Комплексной программой

синхронизации ввода мощностей в добыче и транспорте газа», общая потребность ОАО «Газпром» в газокomppressorном оборудовании до 2020 г. оценивается в 100–125 ГПА суммарной мощностью 2000 МВт в год. Эти цифры определяют важность и масштаб проблемы совершенствования и развития одного из важнейших технологических секторов основного производства ОАО «Газпром».

Для организации комплексного и системного решения обозначенных проблем разработана «Научно-техническая политика ОАО «Газпром» в области газоперекачивающей техники», определяющая направления, приоритеты, цели, задачи и формы деятельности по обеспечению потребностей в современном и высокоэффективном газоперекачивающем оборудовании до 2020 г. [2]. В докумен-

те отмечается, что в соответствии с общемировой тенденцией приоритетной базой для развития технологий газоперекачки остается газотурбинный двигатель (ГТД) простого цикла, который не исчерпал возможностей для совершенствования.

Надежность работы ГТД во многом определяется эффективностью системы автоматического управления (САУ ГПА), наделенной функциями диагностики узлов двигателя. Развитие систем автоматического управления газоперекачивающей техники и диагностики идет по пути применения современных программно-технических средств с высоким быстродействием, надежных контрольно-измерительных приборов и исполнительных механизмов [1].

ГТД генерируют при работе вредные вещества, негативно влияющие на окружающую среду. При использовании природного газа в качестве вредных продуктов горения в камере сгорания, прежде всего, рассматриваются оксиды азота  $\text{NO}_x$  и углерода  $\text{CO}$ . В связи с тем, что государственная политика в области экологии направлена на ужесточение норм на выбросы вредных веществ (ВВ) в атмосферу, одним из важнейших аспектов улучшения характеристик ГТД является снижение эмиссии ВВ.

Основным способом решения этой задачи является создание и применение в составе ГТД серийных малоэмиссионных камер сгорания (МЭКС). В соответствии с СТО Газпром 2–3.5–138 содержание оксидов азота  $\text{NO}_x$  в отработавших газах (в сухих продуктах сгорания при нормальных условиях  $0^\circ\text{C}$ ,  $0,1013\text{ МПа}$  и условной концентрации кислорода 15 %) не должно превышать для МЭКС  $50\text{ мг/м}^3$  [2, 3]. Дальнейшее развитие МЭКС позволит довести уровень эмиссии  $\text{NO}_x$  до  $20\text{ мг/м}^3$  и ограничить эмиссию  $\text{CO}$  до  $20\text{ мг/м}^3$  [4].

Таким образом, при разработке подсистем САУ ГПА, регулирующих работу МЭКС в составе современных инновационных газотурбинных газоперекачивающих агрегатов компрессорных станций магистральных газопроводов, актуальной задачей является выполнение исследований, направленных на создание робастных алгоритмов управления МЭКС, включающих прогнозирование их воздействия на окружающую среду. Также актуальной является задача непрерывного мониторинга генерации вредных веществ во время эксплуатации газотурбинных установок.

#### Основные методы и содержание исследования

Безусловно, самым важным и сложным для управления объектом в двигателе следующего поколения является малоэмиссионная камера сгорания, обеспечивающая заданные нормы на эмиссию вредных веществ.

Несмотря на то, что технологии обеспечения малоэмиссионного горения в общем виде известны [5, 6], задача дальнейшего снижения уровня эмиссии вредных веществ является очень сложной. Главная трудность решения этой задачи ложится на интеллектуальную САУ малоэмиссионной ка-

мерой сгорания (МЭКС). Это обусловлено узким диапазоном устойчивой работы МЭКС, существенно зависящим от внешних параметров, возможностью возникновения термоакустических автоколебаний в ней, а также наличия нелинейностей (например, отключающихся коллекторов).

Традиционные методы управления МЭКС, учитывающие все эти особенности, в данном случае не дают адекватного решения проблемы. Представляется, что успешное решение задачи управления МЭКС необходимо искать в применении технологии искусственного интеллекта (ИИ) и, в частности, нейронных сетей.

Задача управления МЭКС разделяется на следующий ряд подзадач: активное управление процессом горения и устойчивостью горения, управление неоднородностью температурного поля на выходе из камеры сгорания, управление эмиссией ВВ. При этом в настоящее время проблема управления эмиссией, неразрывно связанная с обеспечением устойчивости процесса горения, является одной из наиболее приоритетных.

Большую часть от общей эмиссии ВВ составляют оксиды углерода  $\text{CO}_x$ , в частности – диоксид углерода  $\text{CO}_2$ , который образуется при использовании для топливных нужд ГПА природного газа. Известно, что количество выбросов  $\text{CO}_2$  пропорционально количеству сжигаемого топливного газа, т. е. чем выше КПД газотурбинной установки, тем меньше выбросы  $\text{CO}_2$ . При «богатой» (соотношение расходов воздуха и топлива меньше стехиометрического) смеси в зоне горения окись углерода  $\text{CO}$  образуется в больших количествах. Образование  $\text{CO}$  в этом случае определяется нехваткой кислорода для полного окисления топлива. Некоторое количество  $\text{CO}$  образуется и при «бедных» (соотношение расходов воздуха и топлива больше стехиометрического) смесях, что объясняется диссоциацией диоксида углерода  $\text{CO}_2$  в зоне высоких температур за первичной зоной камеры сгорания. Исследования показывают, что значительное количество окиси азота  $\text{CO}$  образуется на режимах малой мощности, когда температура газа понижена и из-за низкой скорости реакции окисления размеров топочного пространства камеры сгорания не хватает для завершения реакции полного окисления до  $\text{CO}_2$ . В то же время при больших нагрузках (температурах пламени) количество  $\text{CO}$  в выхлопных газах ГТД мало. Углекислота  $\text{CO}_2$  не токсична и не взрывоопасна, однако при ее концентрациях в воздухе свыше 5 % ( $92\text{ мг/м}^3$ ) снижается доля кислорода, что может привести к кислородной недостаточности и удушью. Уменьшения выбросов  $\text{CO}_2$  можно достигнуть за счет снижения расхода газа через камеру сгорания и замены ГПА на новые, малоэмиссионные агрегаты с повышенным уровнем КПД до 35–39 % [2].

Другую существенную часть от общей эмиссии ВВ составляют окислы азота ( $\text{NO}_x$ ), которые образуются в результате окисления азота, содержащегося в воздухе. Установлено, что влияние азота то-

плива достаточно мало. Основную долю окислов азота составляет окись NO, которая может окисляться до двуокиси азота NO<sub>2</sub> при низких температурах. В камерах сгорания образование NO<sub>2</sub> возможно только на режимах малого газа, когда их доля может быть значительной. При этом окись азота NO образуется в высокотемпературных зонах камеры сгорания при максимальных температурах газа, поэтому максимум ее концентрации наблюдается на режимах максимальной мощности. Этот процесс эндотермичен и идет с заметной скоростью при температурах выше 1800 К [2].

В газотурбинных установках следующего поколения обеспечение современных требований по эмиссии ВВ может быть обеспечено только в схеме с «бедным» фронтом камеры сгорания. В результате камера сгорания такого типа имеет достаточно узкий диапазон режимов работы и требует подключения (отключения) коллекторов, что создает ряд дополнительных проблем [7].

Малоэмиссионные камеры сгорания с «бедным» фронтом склонны к неустойчивости с одной стороны из-за близости режима работы к границе «бедного» срыва и с другой стороны – к виброгорению (термоакустической неустойчивости) из-за возможной малой длины зоны горения, обусловленной готовностью топливовоздушной смеси к воспламенению [8–10]. Следовательно, подсистема САУ ГПА, регулирующая работу МЭКС, должна включать в себя идентификатор приближения к границе «бедного» срыва, которая существенно зависит от внешних условий. Кроме того, необходимым высокочастотный (работающий на частоте 100–1000 Гц) исполнительный механизм (ИМ), управляющий расходом топлива при возникновении термоакустической неустойчивости. Функция этого ИМ – обеспечить запас устойчивости процесса горения по фазе, т. е. активно влиять на обратную связь при автоколебаниях этого типа [11].

Обозначенный выше узкий диапазон режимов работы МЭКС, ограниченный с одной стороны нормируемым уровнем эмиссии окислов азота, а с другой – неприемлемыми в эксплуатации режимами срыва пламени или виброгорения (термоакустическими автоколебаниями) определяет основные сложности проектирования алгоритмов управления МЭКС.

В промышленных энергоустановках повышенной мощности (от 10 до 50 МВт) узел камеры сгорания является силовым узлом двигателя, воспринимающим вес турбины, силы и моменты, возникающие в камере сгорания и турбине при работе двигателя [12, 13]. Он включает корпус, собственно камеру сгорания, где расположены рабочие топливные форсунки (горелки), воспламенители, топливные коллекторы. Конструктивные особенности камеры сгорания кольцевого типа должны обеспечивать быстрое воспламенение и переброску пламени при запуске, а также оптимальную организацию процесса горения в сочетании с эффективной системой послыдного охлаждения стенок.

Все это призвано обеспечить устойчивую работу камеры сгорания на всех режимах, равномерное поле температур на входе в турбину и высокую эксплуатационную надежность в течение всего ресурса.

В общем случае МЭКС ГТД состоит:

- из фронтового устройства из горелок с лопаточным завихрителем и соплом и двумя контурами подачи топлива (т. н. диффузионным и гомогенным), функцией которого является подача и равномерное перемешивание топливовоздушной смеси за счет поперечных пульсаций концентраций (т. н. гомогенный контур с минимальной неоднородностью состава топливовоздушной смеси и, соответственно, низким уровнем эмиссии) и обеспечение устойчивости пламени (т. н. диффузионный контур с большой неоднородностью состава топливовоздушной смеси с расходом до 30 % общего расхода топлива, являющийся основным генератором эмиссии ВВ);
- топочного пространства, в котором осуществляется процесс горения. Длина топочного пространства определяется временем пребывания смеси, необходимого, для завершения горения. По сути, задача управления эмиссией сводится к заданию (минимизации) доли расхода топлива через диффузионный контур с учетом ограничений по устойчивости рабочего процесса горения при изменении внешних и внутренних факторов в широком диапазоне.

В качестве основной целевой функции управления выбирается минимальный уровень эмиссии окислов азота и углерода. Для общности полученных решений в качестве дополнительной целевой функции предлагается рассматривать нормируемый интегральный уровень эмиссии за полный цикл работы двигателя.

Выполнение этих функций (критериев) соответственно может быть осуществлено т. н. *смарт-регулятором* – системой управления, построенной, например, по принципу нейронной сети [14, 15], в своем составе имеющей встроенную математическую модель генерации эмиссии окислов азота.

Выбор нейронного алгоритма как основы построения встроенной математической модели генерации эмиссии окислов азота объясняется его технологической простотой и высоким быстродействием [16]. Следует отметить, что математические модели высокого уровня требуют существенных вычислительных мощностей, применения сложного программного обеспечения и характеризуются сравнительно низким быстродействием [17].

В настоящее время технология построения моделей типа нейронных сетей достаточно широко применяется в том числе и для прогнозирования эмиссии окислов азота и углерода [18].

Опыт применения технологии нейронных сетей для задач управления двигателем в целом показывает, что основными проблемами являются: недо-

статочное информационное насыщение входной информацией (ограниченное количество подаваемых на вход в сеть измеряемых параметров) и слабая корреляция измеряемых параметров с некоторыми состояниями системы (вектор состояния имеет большую размерность, чем вектор входа). Как правило, количество измеряемых параметров на двигателе минимизируется, исходя из необходимости обеспечения надежности системы в целом.

Поэтому для обеспечения необходимой входной информацией нейронной САУ ГПА целесообразно использовать встроенную математическую модель камеры сгорания. Как показывает опыт [19], для решения задачи прогнозирования эмиссии с погрешностью не более 15 % эффективно используется нейронная сеть, имеющая 6 входов и 12 нейронов в скрытом слое с линейными функциями активации.

В случае применения встроенной математической модели модели камеры сгорания при обучении нейронной сети мы получаем отклонение параметра измеренного уровня эмиссии от модельного значения, границы «бедного» срыва и виброгорения. Далее ведется оптимизация параметров нейронной САУ ГПА или газотурбинной электростанции, целью которой является удовлетворение условию адекватного отображения обучающих данных.

### Результаты моделирования и экспериментальных исследований

Как уже отмечалось, основной особенностью МЭКС новых поколений двигателей как объекта управления является существенная нелинейность, обусловленная, в частности, дискретным разделением на области работы со специфическими свойствами, обуславливающими сложность идентификации характеристик МЭКС, и, как следствие, неполноту и некорректность математического описания.

В настоящей работе идентификация МЭКС производится на основе построения нейронной сети, эффективно позволяющей увеличить качество решения задачи идентификации объектов высокой размерности на основе синтеза гибких и простых с математической точки зрения алгоритмов [20].

Структура сети определяется математической постановкой задачи. Нейронная сеть позволяет описывать нелинейные объекты в терминах «вход-выход». При этом нейронная сеть преобразует многомерный вектор входа  $X(x_1, x_2, \dots)$  в многомерный вектор выхода  $Y(y_1, y_2, \dots)$ .

Возможность математического описания такого преобразования в виде суммы полиномов с различными весовыми коэффициентами при координатах  $X$  подтверждает теорема Арнольда–Колмо-

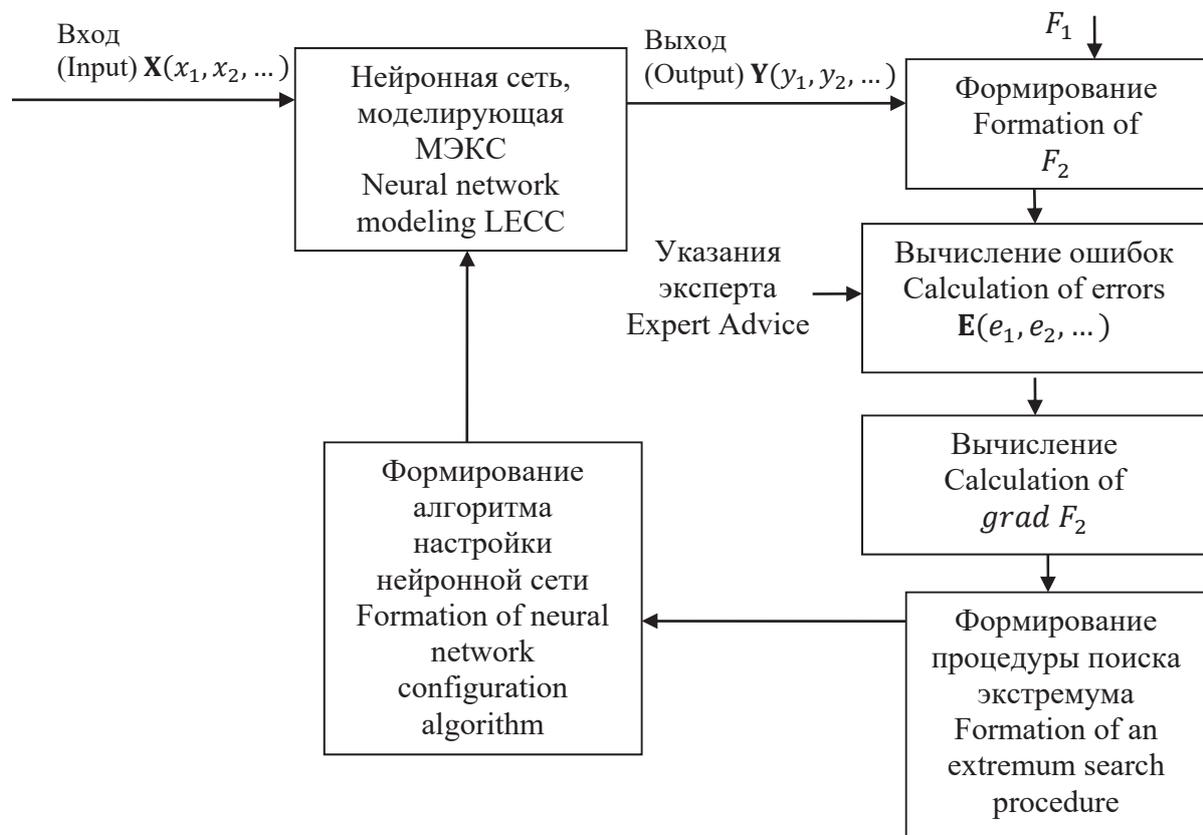


Рис. 1. Синтез нейросетевого алгоритма идентификации параметров МЭКС:  $F_1, F_2$  функционалы первичной и вторичной оптимизации нейронной сети;  $X(x_1, x_2, \dots), Y(y_1, y_2, \dots), E(e_1, e_2, \dots)$  – векторы входа, выхода и ошибки нейронной сети

Fig. 1. Synthesis of neural algorithm for identification of low-emission combustion chamber (LECC) parameters:  $F_1, F_2$  are the functionals of primary and secondary optimization of the neural network;  $X(x_1, x_2, \dots), Y(y_1, y_2, \dots), E(e_1, e_2, \dots)$  are the input, output and error vectors of a neural network

горова–Хехт-Нильсена (КАХН) [21, 22], согласно которой для любого множества непротиворечивых между собой пар отличных друг от друга входных и выходных векторов произвольной размерности существует двухслойный персептрон с сигмоидными функциями активации и с конечным числом нейронов, который для каждого входного вектора  $X$  формирует соответствующий ему выходной вектор  $Y$ .

Полученная таким образом модель реализует функцию нескольких переменных  $(x_1, x_2, \dots)$  в виде суммы функций одной переменной  $x_i$  с различными весовыми коэффициентами  $w_i$ .

Алгоритм решения задачи идентификации на основе построения нейросетевого алгоритма определяется методикой синтеза многослойных искусственных нейронных сетей, которая включает этапы [23, 24]:

- 1) получение экспериментальных данных, описывающих идентифицируемый объект, на основе натурального эксперимента;
- 2) определение вектора входных сигналов (параметров) нейронной сети  $X(x_1, x_2, \dots)$ ;
- 3) формирование функционала первичной оптимизации нейронной сети  $F_1$  при решении поставленной задачи идентификации;
- 4) определение вектора выходных сигналов (параметров) нейронной сети  $Y(y_1, y_2, \dots)$ ;
- 5) определение вектора ошибки нейронной сети  $E(e_1, e_2, \dots)$ ;
- 6) формирование функционала вторичной оптимизации нейронной сети  $F_2$  через сигналы, действующие в системе;
- 7) выбор метода поиска экстремума функционала вторичной оптимизации  $F_2$ ;
- 8) аналитическое определение преобразования, осуществляемого нейронной сетью, выбор конкретной структуры нейронной сети;
- 9) нахождение аналитического выражения для определения градиента функционала вторичной оптимизации нейронной сети  $gradF_2$  по настраиваемым параметрам;
- 10) формирование алгоритма настройки нейронной сети;
- 11) выбор начальных условий при настройке нейронной сети;
- 12) выбор типовых входных сигналов для тестирования нейронной сети;
- 13) реализация плана модельного эксперимента по оптимизации цепи (рис. 1).

При апробации методики проектирования нейронной сети для прогнозирования эмиссии ВВ рассмотрена реальная камера сгорания ГТУ мощностью 16 МВт, представленная на рис. 2.

Рассматривая МЭКС относится к противоточному типу с двенадцатью выносными жаровыми трубами с организацией горения «бедной» предварительно перемешанной смеси. В МЭКС применяется фронтное устройство одномодульного типа со стабилизацией пламени плохообтекаемым телом. Система охлаждения жаровой трубы импактно-

конвективная. МЭКС имеет три топливных коллектора: диффузионный коллектор, гомогенный коллектор, коллектор воспламенителей.

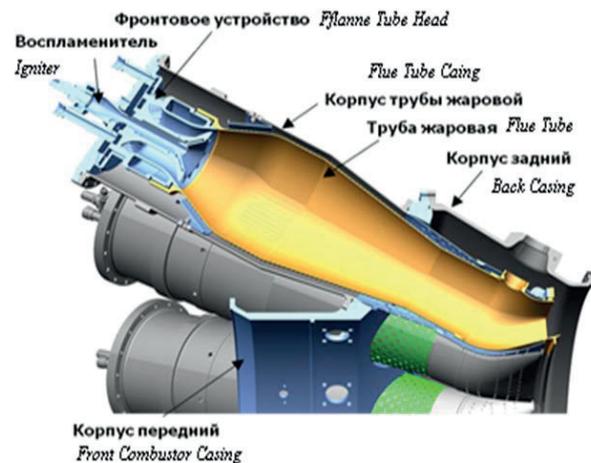


Рис. 2. Исследуемая промышленная МЭКС газотурбинной установки мощностью 16 МВт

Fig. 2. Industrial low-emission combustion chamber of 16 MW Gas-Turbine Unit

Для разработки модели МЭКС выбрана типичная для задач данного класса структура двухслойного персептрона – полносвязной нейронной сети с прямой передачей сигнала (рис. 3).

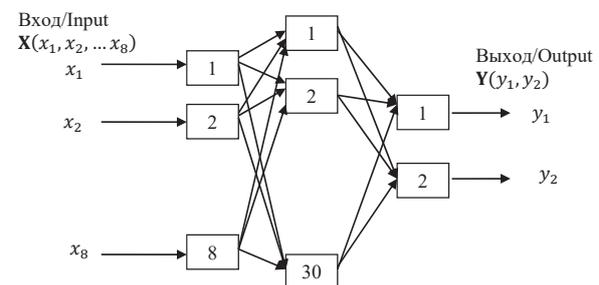


Рис. 3. Структура нейронной сети для моделирования МЭКС

Fig. 3. Neural network structure for modeling LECC

Полносвязные сети представляют собой искусственные НС, каждый нейрон которых передает свой выходной сигнал остальным нейронам, в том числе и самому себе. В рассматриваемой структуре нейроны регулярным образом организованы в слой. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Входной (нулевой) слой служит для ввода значений входных переменных. В общем случае двухслойный персептрон состоит из 3 слоев, пронумерованных слева направо. Внешние входные сигналы подаются на входы нейронов первого слоя (входной слой нумеруют как нулевой), а выходами сети являются выходные сигналы последнего слоя. Каждый из скрытых и выходных нейронов соединен со всеми элементами предыдущего слоя.

В качестве координат вектора входа  $X\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\}$  нейронной сети выбраны восемь входных параметров МЭКС:

- 1)  $x_1$  – режим работы;
- 2)  $x_2$  – температура за компрессором  $T_C$ ;
- 3)  $x_3$  – давление  $P_C$ ;
- 4)  $x_4$  – расход воздуха  $G_A$ ;
- 5)  $x_5$  – расход топлива  $G_T$ ;
- 6)  $x_6$  – температура газа  $T_G$ ;
- 7)  $x_7$  – амплитуда пульсаций на частотах А200–400 Гц;
- 8)  $x_8$  – доля топлива в пилотной горелке PFR.

В качестве координат вектора выхода  $Y(y_1, y_2)$  нейронной сети выбраны два выходных параметра МЭКС, характеризующих эмиссию вредных веществ:

- 1)  $y_1$  – концентрация  $NO_x$ ;
- 2)  $y_2$  – концентрация  $CO$ .

При построении полносвязной двухслойной нейронной сети, имеющей один скрытый слой нейронов, необходимо определять оптимальное количество элементов в скрытом слое. Следствие из теоремы КАХН, лежащей в основе построения нейронных сетей, позволяет определить оптимальное количество нейронов в скрытом слое, которое обеспечивает с одной стороны минимальную ошибку обучения, а с другой – минимальную ошибку обобщения.

Оптимальное количество нейронов в скрытом слое зависит от числа синаптических весов (связей), которое может быть оценено по формуле [21]:

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2(Q)} \leq N_w \leq N_y \left( \frac{Q}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y, \quad (1)$$

где  $N_x$  – размерность входного сигнала;  $N_y$  – размерность выходного сигнала;  $Q$  – число элементов обучающей выборки;  $N_w$  – необходимое число синаптических связей.

В зависимости от полученного диапазона синаптических связей  $N_w$  можно оценить число нейронов в скрытых слоях. В частности, для двухслойного персептрона число нейронов скрытого слоя равно:

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}. \quad (2)$$

Поскольку приведенные формулы (1), (2) являются оценочными, на практике оптимальное число нейронов скрытого слоя, необходимое для достижения желаемой точности модели, определяется экспериментальным путем. Очевидно, что с увеличением числа нейронов в скрытом слое точность модели возрастает. При этом увеличивается время обучения сети, и снижается быстродействие системы.

Из теоремы КАХН следует, что для любой функции многих переменных существует отображающая ее НС фиксированной размерности, при настройке (обучении) которой могут использоваться три степени свободы:

- область значений сигмоидальных функций активации нейронов скрытого слоя;
- наклон сигмоид нейронов этого слоя;
- вид функций активации нейронов выходного слоя.

Массив данных натурального эксперимента, использованных для разработки нейронной сети, моделирующей работу МЭКС, приведен в таблице.

По данным натурального эксперимента сформированы 26 обучающих выборок, одна тестирующая и одна прогнозирующая выборки. В качестве целей выбраны соответствующие массивы  $y_1, y_2$ .

Моделирование нейронной сети, структурная схема которой приведена рис. 3, велось в пакете MATLAB.

В рассматриваемом практическом примере в процессе обучения нейронной сети оптимизация скрытых слоев ведется на основе алгоритма обратного распространения ошибки.

График изменения среднеквадратичной ошибки  $\sigma$  в течение всего периода обучения приведен на рис. 4.

Наилучший результат настроек нейронной сети в смысле критерия минимума среднеквадратичной ошибки дал среднюю относительную ошибку тестирования 10 %, среднюю относительную ошибку прогнозирования 3 %.

Таблица. Массив данных натурального эксперимента

Table. Data array of the full-scale experiment

Режим Mode, %	$T_C$ , К	$P_C$ , кгс/см <sup>2</sup> kgf/cm <sup>2</sup>	$G_A$ , кг/с kg/s	$G_T$ , кг/с kg/s	$T_G$ , К	A200–400 Гц, кгс/см <sup>2</sup> A200–400 Hz, kgf/cm <sup>2</sup>	PFR, %	$NO_x$ при 15 % $O_2$ , мг/м <sup>3</sup> $NO_x$ at 15 % of $O_2$ , mg/m <sup>3</sup>	$CO$ 15 %, мг/м <sup>3</sup> mg/m <sup>3</sup>
min	470,7	9,58	2,365	0,022	893	0,0027	100,0	74,5	1507,3
40	486,9	13,6	3,1	0,0	980,8	0,0040	100,0	96,7	673,3
50	503,8	14,39	3,265	0,039	1033	0,0046	100,0	121,2	526,0
50	576,6	14,50	3,106	0,043	1156	0,0046	100,0	214,3	207,1
50	616,4	14,21	2,945	0,043	1220	0,0046	100,0	280,6	99,3
50	654,8	13,52	2,835	0,044	1296	0,0048	100,0	346,5	37,1
50	656,7	13,39	2,951	0,046	1289	0,0032	15,5	38,4	4473,9
70	529,6	14,35	3,276	0,045	1118	0,0044	100,0	186,7	347,4
70	625,1	16,34	3,212	0,053	1298	0,0028	15,0	34,0	4213,1
70	625,5	17,24	3,165	0,061	1399	0,0028	15,6	62,0	65,6
70	623,8	16,11	3,246	0,053	1292	0,0046	100,0	329,6	45,4
70	673	16,54	3,226	0,056	1370	0,0034	15,1	50,6	337,3
70	673,3	16,73	3,220	0,059	1400	0,0036	15,0	60,5	51,8
70	688,3	16,43	3,172	0,057	1409	0,0041	15,1	66,7	17,2
70	687,8	16,43	3,173	0,058	1408	0,0049	9,7	40,5	36,1
100	564,7	18,08	3,132	0,065	1399	0,0038	15,2	66,3	62,8
100	564,1	16,98	3,189	0,055	1278	0,0034	14,4	70,6	5218,6
100	609	17,67	3,165	0,056	1329	0,0032	19,9	59,0	1411,7
100	609,3	18,00	3,133	0,061	1385	0,0026	15,2	61,3	102,8
100	608,6	17,40	3,171	0,055	1310	0,0029	15,1	37,9	2474,3
100	638,8	17,38	3,172	0,061	1409	0,0039	15,2	116,6	29,5
100	641,9	17,52	3,172	0,059	1388	0,0030	12,0	44,9	142,3
100	664,5	17,26	3,177	0,061	1426	0,0051	10,1	44,3	9,4
100	684,4	17,24	3,181	0,063	1462	0,0060	10,0	55,4	1,1
100	684,9	17,27	3,181	0,063	1464	0,0077	6,9	39,7	1,1
100	729,4	17,39	3,179	0,067	1544	0,0080	10,0	94,5	4,2
100	726,4	17,39	3,183	0,067	1538	0,0117	7,0	66,5	1,5
100	727,2	17,41	3,182	0,067	1537	0,0161	4,8	51,0	2,0
100	727,3	17,40	3,180	0,067	1537	0,0206	3,9	44,6	1,5

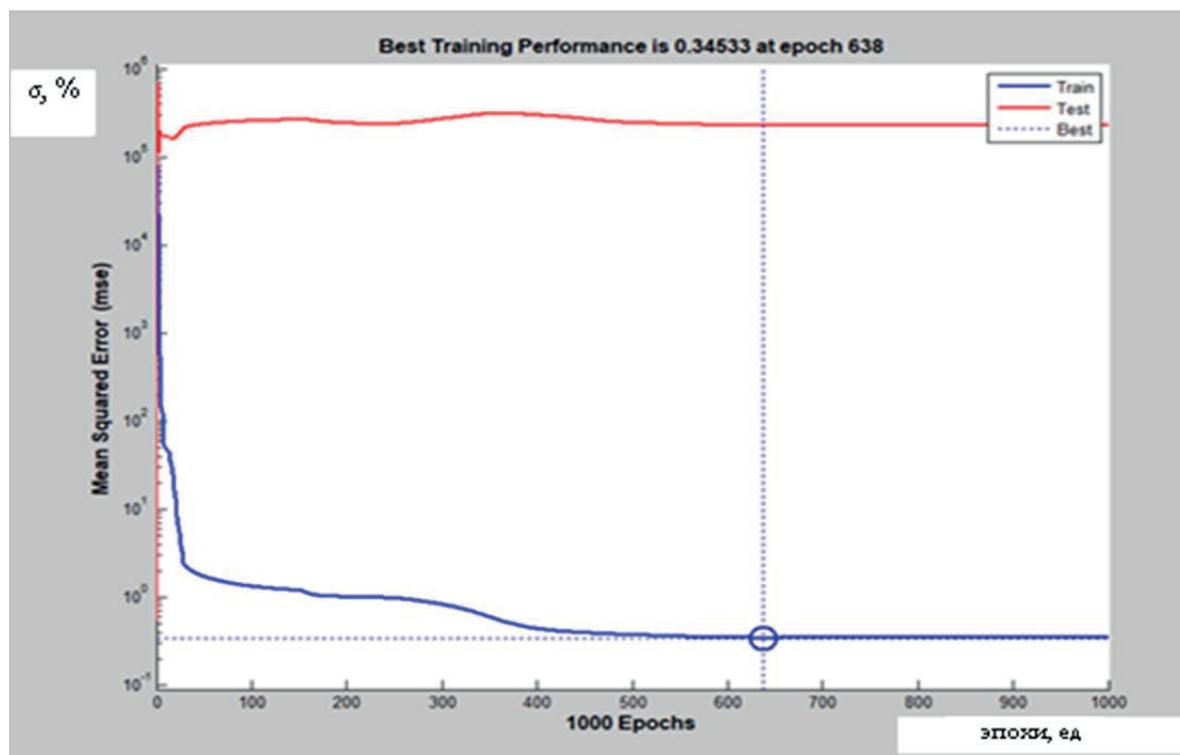


Рис. 4. Изменение среднеквадратичной ошибки в течение обучения

Fig. 4. Evolution of the root-mean-square error during training period (1000 epochs)

Исследование значимости для точности модели, а следовательно, степени влияния на величину эмиссии вредных веществ в атмосферу, координат вектора входа  $X\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\}$  иллюстрируется рис. 5.

Как показал анализ, наиболее значимым для увеличения эмиссии  $NO_x$  является  $x_3$  – давление  $P_k$ . Существенное влияние на ошибку модели по данному выходному параметру оказывают также  $x_6$  – температура газа  $T_T$ ,  $x_7$  – частота пульсации

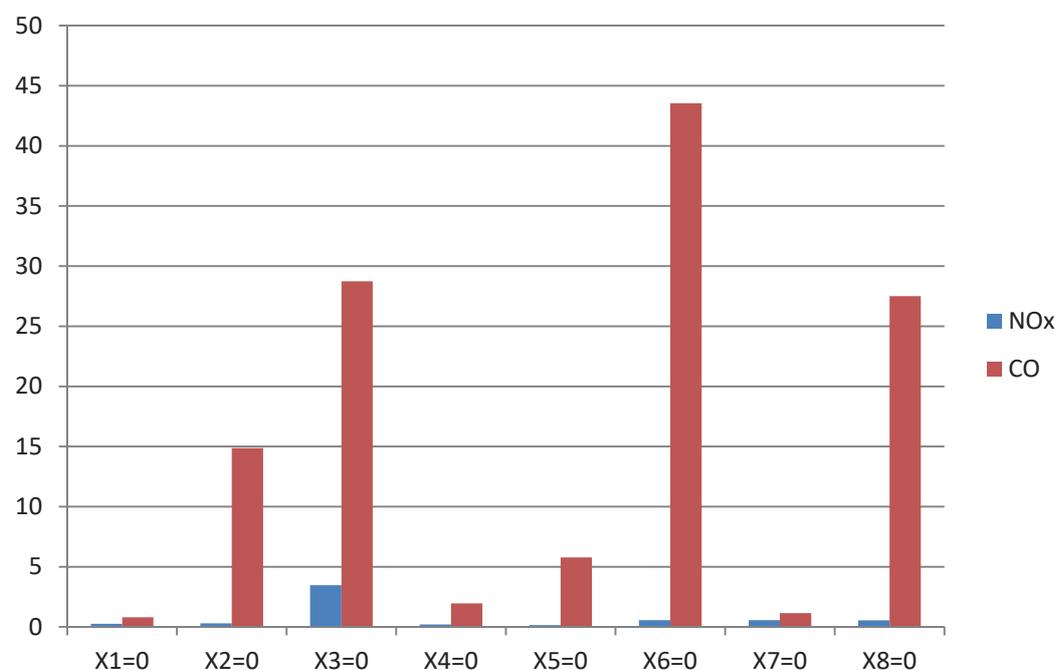


Рис. 5. Исследование степени влияния входных параметров МЭКС на величину эмиссии загрязняющих веществ в атмосферу

Fig. 5. Results of studies of the effect of LECC input parameters on the emission of pollutants into the atmosphere

A200–400 Гц,  $x_8$  – доля топлива в пилотной горелке PFR. Но влияние этих параметров почти в 6,5 раз меньше.

Наиболее значимым для увеличения эмиссии CO является  $x_6$  – температура газа  $T_{\Gamma}$ . Существенное влияние на ошибку модели по данному выходному параметру оказывают также  $x_3$  – давление  $P_K$  и  $x_8$  – доля топлива в пилотной горелке PFR. Однако их действие в 1,5 раза меньше, чем влияние  $T_{\Gamma}$ . Также следует отметить влияние  $x_2$  – температура за компрессором  $T_K$ , которое почти в 3 раза меньше, чем влияние  $T_{\Gamma}$ .

Кроме того, следует отметить значительно большую чувствительность эмиссии CO к полноте набора входных параметров. В частности, наиболее значимые параметры разнятся по влиянию в 12,5 раз.

Таким образом, на основании данных модельного эксперимента можно утверждать, что наиболее

значимыми параметрами, влияющими на точность модели МЭКС, являются: давление  $P_K$ , температура газа  $T_{\Gamma}$ , доля топлива в пилотной горелке PFR.

### Заключение

Проведенное моделирование в среде MatLab подтверждает гипотезу возможности построения робастных моделей МЭКС на основе искусственных нейронных сетей при учете значимости факторов влияния.

В целом полученные результаты соответствуют современным международным требованиям к системным исследованиям структуры и функционированию сложных объектов и могут быть использованы при проектировании отказоустойчивых систем автоматического управления газотурбинными двигателями для повышения его надежности.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Научно-техническая политика ПАО «Газпром» в области газоперекачивающей техники. URL: <http://www.turbiniist.ru/12878-nauchno-tehnicheskaya-politika-oao-gazprom-v-oblasti-gazoperekachivayuschey-tehniki.html> (дата обращения 20.04.2018).
2. Забелин Н.А., Лыков А.В., Рассохин В.А. Эмиссия загрязняющих веществ от газотранспортной системы ОАО «ГАЗПРОМ» // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. – 2013. – № 3 (178). – С. 294–305.
3. СТО Газпром 2–3.5–138–2007. Типовые технические требования к газотурбинным ГПА и их системам. URL: <http://elima.ru/docs/index.php?id=6267> (дата обращения 20.04.2018).
4. Кибарин А.А., Ходанова Т.В. Повышение экологической безопасности газоперекачивающих компрессорных станций за счет модернизации ГПА // Современные наукоемкие технологии. – 2009. – № 11. – С. 35–37.
5. Reddy D.R., Lee C.M. An Overview of Low-Emission Combustion Research at NASA Glenn // Proceedings of ASME Conference Turbo-Expo. – Seoul, South Korea, June 13–17, 2016. – P. V04AT04A003. DOI: 10.1115/GT2016-56100.
6. Model Based Prediction of off-Design Operation Condition NO<sub>x</sub> Emission from DLE Gas Turbine Combustors / M. Lauer, J. Färber, F. Reiß, J.E. Masalme // Proceedings of ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. V. 4A: Combustion, Fuels and Emissions. – Charlotte, North Carolina, June 26–30, 2017. – P. V04AT04A003. DOI: 10.1115/GT2017-63063.
7. Avgustinovich V.G., Kutsenko Y.G. Creation and Application of Combined Calculation Methodology for Low Emission Combustion Chamber // Russian Aeronautics. – 2011. – V. 54. – № 2. – P. 170–178.
8. Campa G., Juniper M.P. Obtaining Bifurcation Diagrams with a Thermoacoustic Network Model // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2012. GT2012-62241. – Copenhagen, 2012. – 11 p.
9. High Frequency Thermoacoustic Modulation Mechanisms in Swirl-Stabilized Gas Turbine Combustors. P. I: Experimental Investigation of Local Flame Response / F. Berger, T. Hummel, M. Hertwech, J. Kaufmann, B. Schuermans, T. Sattelmayer // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016. GT2016-57583. – Seoul, 2016. – 13 p.
10. Experimental Analysis of High-Amplitude Temporal Equivalence Ratio Oscillations in the Mixing Section of a Swirl-Stabilized Burner / R. Blumner, C.O. Pascheret, K. Oberleithner, B. Cosic // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016. GT2016-56585. – Seoul, 2016. – 10 p.
11. Dynamic Suppression in Liquid-Fueled Combustors Using Fuel Modulation / Z. Hong, J.T. Herbon, J.M. Haynes, K.R. McManus // Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2012. GT2012-69703. – Copenhagen, 2012. – 10 p.
12. Каталог: Газотурбинные установки и промышленное оборудование на их основе. – М.: VEYA Investments Ltd., 2018. – 52 с. URL: <http://docplayer.ru/28095044-Katalog-gazoturbinnye-ustanovki-i-promyshlennoe-oborudovanie-na-ih-osnove.html> (дата обращения 02.04.2018).
13. Каталог газотурбинного оборудования 2017. – Рыбинск, Ярославская область: ИД «Газотурбинные технологии», 2017. – 384 с.
14. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) / под ред. В.И. Васильева и др. – М.: Радиотехника, 2003. – 496 с.
15. Кузнецова Т.А., Августинovich В.Г. Применение технологий искусственного интеллекта для управления малоэмиссионной камерой сгорания авиационного двигателя // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2017. – Т. 15. – № 9. – С. 18–28.
16. Шаламов А.В., Мазеин П.Г. Нейронные сети как новый подход к управлению технологическим оборудованием // Известия Челябинского научного центра. Проблемы машиностроения. – 2003. – Вып. 1 (18). – С. 60–64.
17. Куценко Ю.Г. Методология проектирования малоэмиссионных камер сгорания ГТД на основе математических моделей физико-химических процессов: дис. ... д-ра техн. наук. – Пермь, 2010. – 193 с.
18. 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 ASME Conf. Turbo Expo. – Dusseldorf, 2014. – GT2014-25030. – 10 p.
19. Vanderhaegen E., Deneve M. Predictive Emissions Monitoring Using a Continuously Updating Neural Network // Proceedings of ASME Conf. Turbo Expo. – Glasgow, 2010. – GT2010-22899.
20. Галушкин А.И. Нейроматематика: методы решения задач на нейрокомпьютерах. – М.: НИИ «Квант», 1991. – 44 с.
21. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.

22. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
23. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. – М.: Горячая линия-Телеком, 2017. – 496 с.
24. Tagliarini G.A., Page E.W. Solving constraint satisfaction problems with neural networks // Proceedings of IEEE 1<sup>st</sup> Int. Conf. Neural Networks. – San Diego, California, June 21–24, 1987. – V. 3. – P. 741–747.

*Поступила 09.05.2018.*

#### **Информация об авторах**

**Августинovich В.Г.**, доктор технических наук, профессор кафедры авиационных двигателей Аэрокосмического факультета Пермского национального исследовательского политехнического университета.

**Кузнецова Т.А.**, кандидат технических наук, доцент кафедры конструирования и технологий в электротехнике Электротехнического факультета Пермского национального исследовательского политехнического университета.

**Нугуманов А.Д.**, аспирант кафедры авиационных двигателей Аэрокосмического факультета Пермского национального исследовательского политехнического университета.

UDC 621.4:681.5

## DEVELOPMENT OF NEURAL SYSTEMS FOR MONITORING AND CONTROLLING EMISSION OF GAS-TRANSMISSION AND POWER GAS TURBINE UNITS

Valeriy G. Avgustinovich<sup>1</sup>,

august@avid.ru

Tatiana A. Kuznetsova<sup>1</sup>,

tatianaakuznetsova@gmail.com

Alexey D. Nugumanov<sup>1</sup>,

nugumanov@avid.ru

<sup>1</sup> Perm National Research Polytechnic University,  
29, Komsomolskiy Avenue, Perm, 614990, Russia.

**The relevance** of the research is caused by the need to solve the problem of real-time monitoring and automatic control of nitrogen and carbon oxides emissions during operation of gas turbine units in gas compressor units and next-generation power plants characterized by a low level of harmful substances generation.

**The main aim** of the research is compliance with emission standards while ensuring the stability of combustion under the influence of external and internal factors based on the creation of robust control algorithms for low-emission combustion chambers of gas turbine gas-compressor units of compressor stations of main gas pipelines and power plants, including prediction of their environmental effects, based on artificial intelligence technologies.

**Object** of the research is low-emission combustion chamber of gas turbine gas-compressor units of compressor stations of main gas pipelines and power plants.

**Methods:** design procedure for multilayered artificial neural networks based on the Arnold–Kolmogorov–Hecht–Nielsen theorem; back propagation algorithm; methods of full-scale experiment for low-emission combustion chambers; simulation methods and model experiment in the MATLAB environment.

**Results.** The main features of low-emission combustion chamber of gasturbine units are considered. Low-emission combustion chamber tendency to unstable operation on the one hand is caused by the proximity of the operating mode to the boundary of the «poor» blowout and on the other hand – by the proximity of the combustion vibration mode, noted as the main automatic control problem. The problem of emission automatic control as a minimization of the share of fuel consumption through the diffusion contour is formulated, taking into account the limitations on the stability of combustion when the external and internal factors are changed in a wide range. The solution of automatic control problem based on artificial intelligence technologies including a built-in mathematical model for harmful substances emission is substantiated. The authors have developed the algorithm for low-emission combustion chamber mathematical model design based on artificial neural networks, taking into account the significance of the influence factors. As an example of solving the problem, the neural network developed and the process of its learning based on the experimental data of the real low-emission combustion chamber are presented. The data array of a full-scale experiment was obtained for studying the characteristics of emissions of the nitrogen and carbon oxides (NO<sub>x</sub> and CO) during operation of the low-emission combustion chamber of industrial power plant (16 MW). The neural circuit simulating NO<sub>x</sub> emission and CO emission at the low-emission combustion chamber output was designed and trained on the basis of the obtained data. The simulation results in the MATLAB environment showed high accuracy of the developed model. The importance for the model accuracy of different factors is studied. It turned out that temperature and pressure parameters are the most important. The obtained results can be used in the fault-tolerant system design for automatic control of gas turbine units to improve their reliability and environmental attractiveness.

### Key words:

Gas-turbine unit, low-emission combustion, automatic control and monitoring system, artificial intelligence, neural network.

### REFERENCES

1. *Nauchno-tehnicheskaya politika PAO «Gazprom» v oblasti gazoperekachivayushchey tekhniki* [The scientific and technical policy of Public corporation «Gazprom» in the field of gas pumping technology]. Available at: <http://www.turbinist.ru/12878-nauchno-tehnicheskaya-politika-oao-gazprom-v-oblasti-gazoperekachivayushchey-tehniki.html> (accessed 20 April 2018).
2. Zabelin N.A., Lykov A.V., Rassokhin V.A. Emission of contaminant from GAZPROM'S gas-transport system. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal*, 2013, no. 3 (178), pp. 294–305. In Rus.
3. *STO Gazprom 2-3.5-138-2007. Tipovye tekhnicheskie trebovaniya k gazoturbinnym GPA i ikh sistemam* [Standard of organization Gazprom 2-3.5-138-2007. Typical technical requirements for gas turbine gas-pumping unit (GPU) and their systems]. Available at: <http://elima.ru/docs/index.php?id=6267> (accessed 20 April 2018).
4. Kibarin A.A., Khodanova T.V. Povyshenie ekologicheskoy bezopasnosti gazoperekachivayushchikh kompressornykh stantsiy za schet modernizatsii GPA [Increase of ecological safety of gas pumping compressor stations due to modernization of GPU]. *Modern high technology*, 2009, no. 11, pp. 35–37. In Rus.
5. Reddy D.R., Lee C.M. An Overview of Low-Emission Combustion Research at NASA Glenn. *Proceedings of ASME Conference Turbo-Expo*. Seoul, South Korea, June 13–17, 2016. pp. V04AT04A003. DOI: 10.1115/GT2016-56100.
6. Lauer M., Färber J., Reiß F., Masalme J.E. Model Based Prediction of off-Design Operation Condition NO<sub>x</sub> Emission from DLE Gas Turbine Combustors. *Proceedings of ASME Turbo Expo 2017: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. Vol. 4A: Combustion, Fuels and Emissions*. Charlotte, North Carolina, June 26–30, 2017. Vol. 4A, pp. V04AT04A003. DOI: 10.1115/GT2017-63063.
7. Avgustinovich V.G., Kutsenko Y.G. Creation and Application of Combined Calculation Methodology for Low Emission Combu-

- stion Chamber. *Russian Aeronautics*, 2011, vol. 54, no. 2, pp. 170–178.
8. Campa G., Juniper M.P. Obtaining Bifurcation Diagrams with a Thermoacoustic Network Model. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2012*. GT2012–62241. Copenhagen, 2012. 11 p.
  9. Berger F., Hummel T., Hertwech M., Kaufmann J., Schuermans B., Sattelmayer T. High Frequency Thermoacoustic Modulation Mechanisms in Swirl-Stabilized Gas Turbine Combustors. Part One: Experimental Investigation of Local Flame Response. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016*. GT2016–57583. Seoul, 2016. 13 p.
  10. Blumner R., Pascheret C.O., Oberleithner K., Cosic B. Experimental Analysis of High-Amplitude Temporal Equivalence Ratio Oscillations in the Mixing Section of a Swirl-Stabilized Burner. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2016*. GT2016–56585. Seoul, 2016. 10 p.
  11. Hong Z., Herbon J.T., Haynes J.M., McManus K.R. Dynamic Suppression in Liquid-Fuelled Combustors Using Fuel Modulation. *Proceedings of ASME Conference Turbo Expo 2012*. GT2012–69703. Copenhagen, 2012. 10 p.
  12. *Katalog: Gazoturbinnye ustanovki i promyshlennoe oborudovanie na ikh osnove* [Catalog: Gas-turbine units and industrial equipment based on them]. Moscow, VEYA Investments Ltd., 2018, 52 p. Available at: <http://docplayer.ru/28095044-Katalog-gazoturbinnye-ustanovki-i-promyshlennoe-oborudovanie-na-ih-osnove.html> (accessed 2 April 2018).
  13. *Katalog gazoturbinnogo oborudovaniya 2017* [Gas Turbine Equipment Catalog 2017]. Rybinsk, Gas Turbine Technologies Publ. House, 2017. 384 p.
  14. Vasiliev V.I. *Neyrokomp'yutery v aviatsii (samolety)* [Neurocomputers in Aviation (Airplanes)]. Moscow, Radiotekhnika Publ., 2003. 496 p.
  15. Kuznetsova T.A., Avgustinovich V.G. The application of artificial intelligence technologies for adaptive control of low-emission combustion chamber of aircraft engine. *Information-measuring and Control Systems*, 2017, vo. 15, no. 9, pp. 18–28. In Rus.
  16. Shalamov A.V., Mazine P.G. Neural networks as a new approach to the management of technological equipment. *News of Chelyabinsk Scientific Center. Problems of mechanical engineering*, 2003, no. 1 (18), pp. 60–64. In Rus.
  17. Kutsenko Yu.G. *Metodologiya proektirovaniya maloemissionnykh kamer sgoraniya GTD na osnove matematicheskikh modeley fiziko-khimicheskikh protsessov*. Dis. Dokt. nauk [Methodology for design of low-emission GTE combustion chambers based on mathematical models of physical and chemical processes. Dr. Diss.]. Perm, 2010, 193 p.
  18. 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. *Proceedings of ASME Conf. Turbo Expo (Dusseldorf)*, 2014. GT2014–25030. 10 p.
  19. Vanderhaegen E., Deneve M. Predictive Emissions Monitoring Using a Continuously Updating Neural Network. *Proceedings of ASME Conf. Turbo Expo (Glasgow)*, 2010. GT2010–22899.
  20. Galushkin A.I. *Neyromatematika: metody resheniya zadach na neyrokomp'yuterakh* [Neuromathematics: methods of solving problems on neurocomputers]. Moscow, NII KVANT Publ., 1991. 44 p.
  21. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika* [Artificial neural networks. Theory and Practice]. Moscow, Goryachaya Liniya-Telekom Publ., 2002. 382 p.
  22. Yasnitsky L.N. *Intellektualnye sistemy* [Intellectual systems]. Moscow, Laboratoriya znaniy Publ., 2016. 221 p. In Rus.
  23. Galushkin A.I. *Neyronnye seti. Osnovy teorii* [Neural networks. Fundamentals of the theory]. Moscow, Goryachaya Liniya-Telekom Publ., 2017. 496 p.
  24. Tagliarini G.A., Page E.W. Solving constraint satisfaction problems with neural networks. *Proceedings of IEEE 1<sup>st</sup> Invol. Conf. Neural Networks*. San Diego, California, June 21–24, 1987. Vol. 3, pp. 741–747.

Received: 9 May 2018.

#### Information about the authors

**Valeriy G. Avgustinovich**, Dr. Sc., professor, Perm National Research Polytechnic University.

**Tatiana A. Kuznetsova**, Cand. Sc., associate professor, Perm National Research Polytechnic University.

**Alexey D. Nugumanov**, postgraduate student, Perm National Research Polytechnic University.