

РАЗВИТИЕ ПРЕДИКТИВНЫХ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ ВЫБРОСОВ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЕЩЕСТВ



В.А. Грачев, Д.О. Скobelев, А.Ю. Попов

Центр глобальной экологии, МГУ им. М.В. Ломоносова, Российский университет дружбы народов, г. Москва,
Научно-исследовательский институт "Центр экологической промышленной политики",
г. Мытищи

Представлен обзор мирового опыта разработки и внедрения систем контроля выбросов промышленных предприятий на основе математических моделей. Проанализированы основные проблемы применения таких систем, выявлены их преимущества и недостатки. Показано, что на российских предприятиях возможно внедрение предиктивных систем контроля выбросов на начальных этапах перехода на НДТ в рамках интеграции цифровых технологий в производственные процессы.

Ключевые слова: предиктивные системы контроля выбросов, автоматические системы контроля выбросов, наилучшие доступные технологии, НДТ, математические модели

Статья поступила в редакцию 13.05.2020, доработана 15.05.2020, принята к публикации 16.07.2020

Development of Predictive Emission Monitoring Systems

V.A. Grachev, D.O. Skobelev, A.Yu. Popov

Global Ecology Center, Lomonosov Moscow State University, 119991 Moscow, Russia,
RUDN University, 119053 Moscow, Russia,
Research Institute "Environmental Industrial Policy Center", 141006 Mytishchi, Russia

An overview of world experience in the development and implementation of emission monitoring systems for industrial enterprises, based on mathematical models is presented. The main problems of such systems have been analyzed, their advantages and disadvantages have been revealed. The authors have demonstrated that at Russian enterprises, the introduction of predictive emission monitoring systems was possible at the initial stages of transition to BAT as part of the digital technologies' integration in production processes.

Keywords: predictive emission monitoring systems, automated emission monitoring systems, best available techniques, BAT, mathematical models

Received 13.05.2020, revised 25.05.2020, accepted for publication 16.07.2020

DOI: 10.18412/1816-0395-2020-10-43-49

Переход на новую систему государственного регулирования в области охраны окружающей среды, основанную на использовании наилучших доступных технологий, предполагает оснащение источников выбросов загрязняющих веществ на промышленных предприятиях системами автоматического контроля. Международный опыт показывает, что наиболее применимый подход к контролю эмиссий представлен системами, включающими непрерывный инструментальный анализ газового потока с возможностью отображения результатов в режиме реального време-

ни, архивирования и передачи данных в государственный реестр. Оснащение источников выбросов автоматическими системами контроля осложнено рядом технико-экономических проблем, связанных с обеспечением представительности проб, требований промышленной безопасности, надёжной и бесперебойной работы, а также высокими капитальными и эксплуатационными затратами (рис. 1).

В последнее время технологии математического моделирования стали мощным дополнением к аппаратному газовому анализу. На основе математических моделей строятся так называемые си-

стемы предиктивного контроля выбросов (рис. 2), позволяющие с высокой точностью прогнозировать концентрации вредных веществ на основании данных процесса (таких как расход топлива, давление, температура).

Современные производственные процессы отличаются весьма сложной технологической топологией, характеризующейся множеством входных и выходных параметров с обилием последовательных, обводных, противонаправленных и обратных технологических связей. Установление взаимосвязей между входными и выходными параметрами позволяет описать

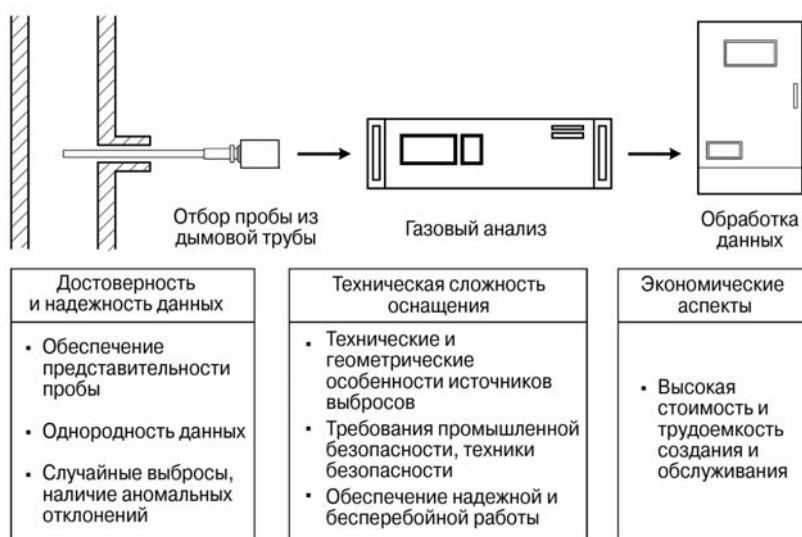


Рис. 1. Принципиальная схема автоматических систем контроля выбросов и возможные проблемы при оснащении ими источников выбросов

Fig. 1. Schematic diagram of automated emission monitoring systems and possible problems when equipping the emission sources with such systems

поведение того или иного процесса и, в частности, вычислить значения выбросов эмиссий. При этом в зависимости от характера математической модели выявленная взаимосвязь может представлять как причинно-следственную зависимость, так и корреляционное отношение. В первом случае разрабатывают теоретические модели, основанные на фундаментальных физико-химических принципах, таких как законы термодинамики, химической кинетики, сохранения массы и энергии. Другой тип моделей — эмпирические — основан на статистической закономерности между рабочими параметрами технологического процесса и свойствами выбросов. К эмпирическим моделям относят также математические

модели, построенные с помощью методов машинного обучения. Практика показывает, что за 30 лет промышленного применения предиктивные системы эволюционировали от фундаментальных до статистических математических моделей благодаря быстрому развитию вычислительных технологий, широкому внедрению распределенных систем управления технологическим процессом (рис. 3).

Хронология исследований

Одна из первых опытных систем предиктивного контроля была разработана в 1970-х гг. для определения выбросов оксидов азота от газовых турбин [1]. Предложенная модель, включающая в себя механизм Зельдovichа [2], позволяла предсказы-

вать концентрации NO_x в дымовых газах на основе значений температур, времени пребывания топливно-воздушной смеси, массового отношения топлива к воздуху и других параметров камеры сгорания газовой турбины с относительной погрешностью до 20 %. На основе этой модели в 1990-х гг. было построено 36 промышленных систем предиктивного контроля, отвечающих требованиям Агентства по охране окружающей среды США [3].

В 1995 г. была продемонстрирована работа предиктивной системы контроля выбросов оксидов азота и диоксида серы на двух цементных печах, работающих по сухому способу с использованием угля в качестве топлива и по мокрому способу на топливе из твёрдых отходов [4]. Для работы модели, предсказывающей концентрации NO_x , использовали от 13 до 16 значимых параметров работы печей из 40 возможных, для концентрации SO_2 — все 40 параметров. Значение коэффициента детерминации составило от 0,87 до 0,91 для NO_x и 0,80 для SO_2 .

Для моделирования выбросов оксидов азота промышленного котла мощностью 75 МВт был применён "химически ориентированный подход", позволяющий определить концентрации загрязняющих веществ с помощью модели, учитывающей кинетическую схему и газодинамику процесса горения [5]. Сравнение инструментально определённых концентраций выбросов на выходе из котла с вычисленными с помощью модели показало хорошее соответствие экспериментальных и расчётных данных с относительной погрешностью предсказания до 10 %.

Для газотурбинной теплоэлектростанции с комбинированным циклом мощностью 440 МВт разработана предиктивная система контроля выбросов оксидов азота на основе регрессионной модели, учитывающей значения температуры на выходе из турбины, давления в камере сгорания, расхода топлива, положения шибера [6].

С применением методов регрессионного анализа установлена корреляция ключевых параметров работы стекловаренной печи (удельного съёма стекло-

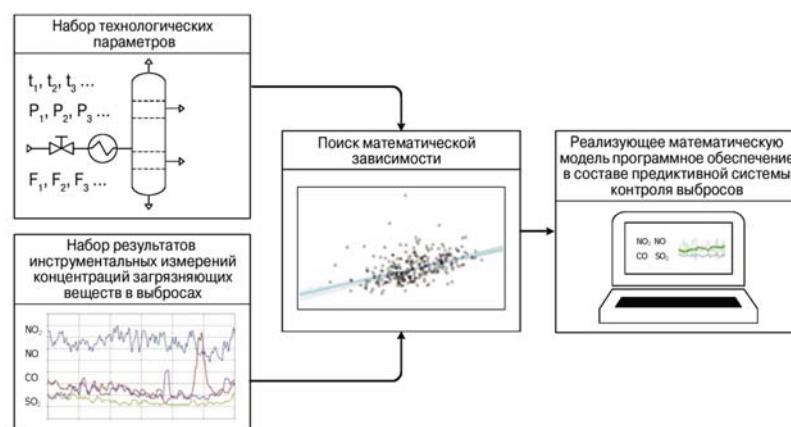


Рис. 2. Принципиальная схема разработки предиктивных систем контроля выбросов

Fig. 2. Schematic diagram of the development of predictive emission monitoring systems

массы, отношения воздуха к топливу, температуры печи) с концентрацией оксидов азота в выбросах [7].

Анализ публикаций в области предиктивных систем контроля выбросов загрязняющих веществ показывает, что последние десять лет наибольшее внимание исследователей привлекает направление машинного обучения и нейросетевого моделирования.

Искусственная нейронная сеть состоит из взаимосвязанных узлов — искусственных нейронов, представляющих собой единицу информации. Пример соединения нескольких нейронов в многослойную нейронную сеть прямого распространения показан на рис. 4.

Нейронная сеть обычно состоит из входного слоя, нескольких скрытых слоёв и выходного слоя нейронов. На вход искусственного нейрона от других нейронов поступают несколько сигналов x , каждый из которых умножается на вес w , после чего преобразованные сигналы суммируются, а результат преобразуется с помощью функции активации f , направляется на выход нейрона и передаётся нейронам следующего слоя. Процесс передачи сигнала от входа нейрона к выходу показан на рис. 5.

В математическом представлении функционирование нейрона описывается уравнениями:

$$y_i = f(a_i);$$

$$a_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j,$$

где y_i — выходной сигнал; x_j — входные сигналы; w_{ij} — их веса; $f(a)$ — функция активации.

Обучение нейронной сети происходит путём корректировки весов w таким образом, чтобы для определённого набора входных сигналов выходной слой давал отклик, близкий к желаемому значению. Для задачи прогнозирования эмиссий входными значениями являются параметры технологического процесса, а выходными значениями — величины концентраций загрязняющих веществ. Помимо корректировки весов нейронов обучение может включать изменение структуры сети, выбор функции активации.

В ходе создания предиктивных систем контроля выбросов



Рис. 3. Тенденции развития автоматизации технологических процессов и предиктивных систем контроля выбросов

Fig. 3. Process automation and predictive emission monitoring systems' development trends

многими исследователями применялись как стандартные, так специально разработанные архитектуры нейронных сетей, алгоритмы обучения и оптимизации.

При помощи нейросетевых методов смоделирована взаимосвязь между выбросами оксидов азота и набора из 31 технологического параметра угольного котла мощностью 700 МВт, включая температуру первичного воздуха, расход угольной пыли, расход общего воздуха, расход угля, положение шибера вторичного воздуха, положение шибера острого дутья [8]. Математическая модель, построенная на основе нейронной сети с прямой связью с одним скрытым слоем, позволяла прогнозировать значения эмиссий NO_x со средней относительной погрешностью 1,4 % и коэффициентом корреляции 0,98.

Для моделирования выбросов угольного энергоблока мощностью 300 МВт применены такие подходы, как метод опорных векторов, нейронная сеть с обучением по алгоритму обратного

распространения ошибки, обобщённо-регрессионная нейронная сеть [9]. Широко используемая нейронная сеть с обучением по алгоритму обратного распространения ошибки представляет собой многослойную сеть, во время обучения которой выполняется прямой и обратный проход входного вектора по всем слоям сети с использованием выходной ошибки для коррекции весов нейронов. Обобщённо-регрессионные нейронные сети также часто применяют для решения задач регрессии, прогнозирования, классификации, в том числе в режиме реального времени. При использовании метода опорных векторов находят функцию многомерной регрессии, основанную на заданном наборе данных, для прогнозирования желаемой выходной характеристики (например, выбросов NO_x). При построении модели набор данных включал 670 измерений 21 показателя, включая нагрузку котлоагрегата, скорости подачи первичного и

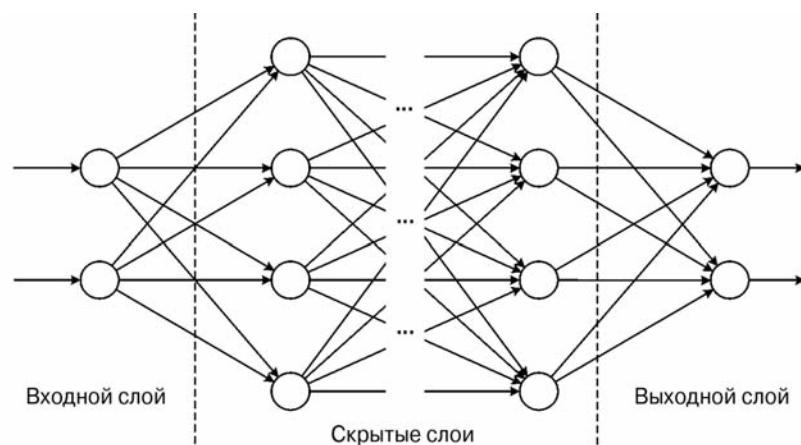


Рис. 4. Структура искусственной многослойной нейронной сети прямого распространения

Fig. 4. The structure of an artificial multilayer feedforward neural network

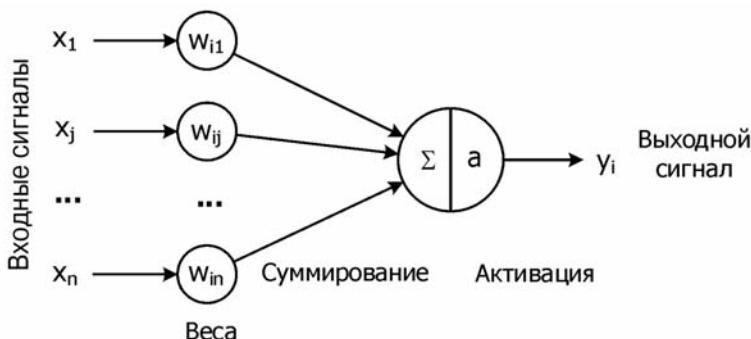


Рис. 5. Модель искусственного нейрона

Fig. 5. Artificial neuron model

вторичного воздуха, скорости вращения мельниц, концентрацию кислорода в дымовых газах, параметры качества угля. Сравнение различных подходов показало, что модель, построенная методом опорных векторов, имеет меньшую погрешность прогноза, лучшую производительность и сильную устойчивость к помехам по сравнению с моделями на основе нейронных сетей с обучением по алгоритму обратного распространения ошибки и обобщённо-регрессионных нейронных сетей. В сочетании с рядом методов оптимизации, таких как генетический и муравьиный алгоритмы, разработанная модель показала относительную погрешность менее 5 % в 92 % случаев.

Подобный подход применён при моделировании выбросов NO_x промышленного угольного котла мощностью 330 МВт [10]. Для разработки модели методом опорных векторов были использованы 13 значимых из более чем 300 показателей работы установки в нормальном режиме в течение календарного месяца, в том числе температура потока воздуха, температура воды, концентрация кислорода в дымовых газах, расход вторичного воздуха, расход угля, расход воды. После оптимизации и повышения точности модели с применением алгоритма роя частиц значение коэффициента детерминации составило более 0,878. Тот же метод послужил основой для разработки модели эмиссий NO_x угольного котла мощностью 500 МВт с тангенциальной компоновкой горелок [11]. Были выбраны 14 значимых показателей и собраны данные за два часа работы установки. При оптимизации модели применялся специально разработанный алгоритм

самообучения, показавший ряд преимуществ по сравнению с алгоритмом роя частиц и муравьиным алгоритмом. Спрогнозированные моделью значения концентраций оксидов азота хорошо согласовывались с инструментально измеренными величинами.

Для предсказания выбросов оксидов азота угольного котла мощностью 600 МВт предложены три типа моделей на основе глубоких нейронных сетей доверия [12]. Результаты работы моделей показали высокую устойчивость к помехам и точность прогнозирования с коэффициентами детерминации 0,93, 0,90 и 0,89.

В целях прогнозирования выбросов NO_x угольного котла с циркулирующим кипящим слоем мощностью 300 МВт разработана модель на основе глубокой двусторонней самообучающейся нейронной сети с использованием набора данных из 28801 значения 28 переменных процесса [13]. Испытания модели показали высокую точность предсказания значений эмиссий NO_x с коэффициентом детерминации 0,9825.

Для моделирования выбросов оксидов азота угольного энергоблока мощностью 660 МВт со встречным положением горелок и ультрасверхкритическими параметрами пара предложен метод на основе нейронной сети с долгой краткосрочной памятью, который при работе с большим объёмом данных показал лучшие результаты прогнозирования по сравнению с методом опорных векторов и рекуррентными нейронными сетями [14]. При разработке модели были использованы более 10000 значений 35 входных переменных за 2,5 ч работы установки, включая расход

угля, расход первичного и вторичного воздуха, температуры в различных точках печи, температуры первичного и вторичного воздуха, концентрацию кислорода на выходе из печи, нагрузку котлоагрегата. После оптимизации модели методами стохастического градиентного спуска, среднеквадратичного градиентного спада распространения и адаптивной оценки моментов значение среднеквадратичной ошибки прогноза модели составило 2,271–3,257 %.

Модель оценки выбросов оксидов азота для двух котлов мощностью 43 МВт, работающих на природном газе, на основе линейной регрессии с двумя переменными (расходом топлива и содержанием кислорода в дымовых газах) сравнивалась с работой моделей, разработанных с применением метода опорных векторов, нейронных сетей с архитектурой многослойного персептрона и на основе системы нечёткого вывода [15]. В ходе исследований модель на основе линейной регрессии обеспечивала достаточно точные оценки выбросов со среднеквадратичной ошибкой не более 3 %, что позволило сделать вывод о предпочтительности более простых по структуре моделей для рассматриваемых типов котлов при необходимости разработки моделей для каждого котла отдельно.

Из приведённых литературных данных видно, что основой современной предиктивной системы контроля выбросов является математическая модель, построенная чаще всего на базе нейронных сетей различной архитектуры.

Основные этапы разработки

Как правило процесс внедрения предиктивных систем контроля выбросов включает следующие стадии:

- сбор данных;
- обработка данных, построение модели и её валидация;
- окончательные испытания и ввод в эксплуатацию.

Если предиктивная система разрабатывается в дополнение к имеющейся инструментальной системе контроля эмиссий, то на этапе сбора данных извлекают архивные данные о выбросах и технологических режимах. В слу-

чае разработки предиктивной системы, работающей самостоятельно, для сбора данных о выбросах устанавливают временные анализаторы, параллельно собирая значения параметров технологического процесса в режиме реального времени. Этап сбора данных планируют таким образом, чтобы охватить все нормальные режимы эксплуатации технологической установки для обеспечения корректной работы модели.

Построение модели и её валидация — ключевые этапы разработки предиктивных систем. Этап предварительной обработки данных предусматривает удаление аномальных значений, определение подходящего времени выборки, выбор значимых переменных для дальнейшего моделирования. При построении модели в зависимости от целей и ограничений используют такие средства, как методы искусственных нейронных сетей, частично наименьших квадратов, генетических алгоритмов. Очевидно, что набор данных, используемых при обучении или калибровке модели, должен быть презентативным. Завершающий этап разработки предиктивных систем включает установку реализующего предиктивную модель программного обеспечения, подключение к нижнему уровню АСУ ТП.

Законодательные аспекты

Первые законодательные акты, регулирующие применение предиктивных систем контроля выбросов, были разработаны Агентством по охране окружающей среды США. Основным нормативно-правовым актом, признающим такие системы в качестве инструмента контроля эмиссий, является Раздел 40 Свода федеральных нормативных актов [16]:

- Часть 60. Стандарты эффективности для новых стационарных источников;
- Часть 61. Национальные нормы выбросов загрязняющих веществ;
- Часть 63. Национальные нормы выбросов загрязняющих веществ для категорий источников.

Характеристики предиктивных систем контроля выбросов

должны соответствовать техническим требованиям, опубликованным в стандарте PS-16 [17]. Под предиктивной системой понимается всё оборудование и программное обеспечение, необходимое для прогнозирования концентрации или расхода выбросов, включая датчики и их интерфейсы, модели, алгоритмы, уравнения, устройства регистрации данных. При сертификации предиктивная система должна пройти проверку относительной погрешности при трёх различных рабочих режимах технологической установки, а также статистические испытания с проведением корреляционного анализа, определением систематической погрешности и критерия Фишера. Относительная погрешность не должна превышать 10 % для измеряемых значений концентраций загрязняющих веществ выше 100 ppm, а для диапазона концентраций 10–100 ppm — 20 %. Для концентраций ниже 10 ppm абсолютная погрешность не должна превышать 2 ppm. Значение критерия Фишера не должно превышать значение для доверительной вероятности 0,95, а коэффициент корреляции быть не менее 0,8.

Требования к сертификации предиктивных систем контроля выбросов в Европейском Союзе регламентированы стандартом CEN/TS 17198:2018 [18], при этом Директива N 2010/75/EC [19] разрешает их применение только совместно с инструментальными автоматическими системами контроля выбросов, кроме газовых турбин мощностью менее 100 МВт и работающих менее 1500 ч в год, а также топливосжигающих установок на морских платформах, для которых разрешено самостоятельное оснащение системами предиктивного контроля выбросов [20]. К числу стран, в которых допускается применение предиктивных систем контроля выбросов, относятся КНР [6], Австралия [21], Саудовская Аравия [22].

Области промышленного применения

Предиктивные системы контроля выбросов применяются в основном на газотурбинных и угольных электростанциях [8, 9–14, 23], реже — на установках каталитического крекинга [24],

синтеза метанола [22], установках производства серы [25], печах пиролиза [26], стекловаренных печах [7].

Как правило предиктивные системы используют для определения выбросов NO_x , CO , CO_2 , углеводородов, SO_2 , пыли.

Преимущества и недостатки

Поскольку основу предиктивных систем контроля выбросов составляет реализующее математическую модель программное обеспечение, использующее полученные с помощью уже установленных приборов и датчиков данные измерений, для их работы не требуется какого-либо дорогостоящего аналитического или пробоотборного оборудования, за исключением ПЭВМ. Эксплуатация предиктивных систем контроля выбросов не требует поверочных газовых смесей, установки регуляторов расхода газа и импульсных линий, а также запасных частей, инструментов и принадлежностей. В связи с этим капитальные и эксплуатационные затраты на предиктивные системы контроля выбросов составляют как правило менее 0,5 и 0,1 от соответствующих видов затрат на инструментальные автоматические системы контроля выбросов. При этом точность значений, предсказанных моделью, сравнима с точностью средств измерения, входящих в автоматическую систему контроля выбросов.

К недостаткам предиктивных систем контроля выбросов можно отнести необходимость переобучения модели после реконструкции установки или каких-либо изменений в производстве, ограниченность применения на гибких технологических процессах, на установках с устаревшими или проприетарными системами управления без стандартных интерфейсов.

Заключение

Переход на наилучшие доступные технологии побуждает интерес к исследованиям и разработкам в области математического моделирования показателей эмиссий загрязняющих веществ. Вопросы создания предиктивных систем находятся на стыке различных дисциплин, включая информационные тех-

нологии, автоматизацию и моделирование технологических процессов. Современный уровень исследований демонстрирует широкие возможности моделирования сложных нелинейных соотношений между выбросами загрязняющих веществ и эксплуатационными параметрами производства. Предиктивные системы контроля выбросов имеют высокий потенциал и могут рассматриваться как эффективное дополнение к инструментальному экологическому контролю.

В странах ЕС и США процесс перехода на НДТ начался с 70–80-х гг. прошлого века и продолжался десятилетия при одновременном развитии возможностей вычислительной техники, распределенных систем управления технологическими процессами, систем сбора и архиви-

рования информации на промышленных предприятиях. Развитие методов автоматического контроля эмиссий и нормативного правового регулирования в области охраны окружающей среды со временем привело к признанию регулирующими органами и достаточно широкому распространению предиктивных систем контроля выбросов в странах с большим опытом внедрения НДТ.

Российские промышленные предприятия находятся на начальной стадии перехода на НДТ, которая совпала с началом цифровизации экономики. При этом на многих промышленных объектах в течение последних десятилетий проводились мероприятия по модернизации АСУ ТП и цифровизации производства, которые можно рассматривать

в качестве технологического задела для внедрения технологий моделирования выбросов загрязняющих веществ с использованием рабочих параметров технологических процессов. В сложившихся условиях перед российскими предприятиями становится открытой перспектива миновать длительную стадию постепенного внедрения предиктивных систем контроля выбросов и приступить к одновременному вводу в эксплуатацию таких систем с инструментальными автоматическими системами контроля выбросов. Это указывает на необходимость совершенствования нормативных правовых актов, касающихся автоматического контроля эмиссий на объектах, относящихся к областям применения наилучших доступных технологий.

Литература

1. Hung W.S.Y. An experimentally verified NO_x emission model for gas turbine combustors. In: Proceedings of the International Gas Turbine Conference & Products Show, 2-6 March 1975, Houston, Texas. ASME, USA, 1975. P. 1–11.
2. Зельдович Я.Б., Садовников П.Я., Франк-Каменецкий Д.А. Окисление азота при горении. Издательство АН СССР, Москва-Ленинград, 1947. 150 с.
3. Hung W.S.Y., Langenbacher F. PEMS: Monitoring NO_x emissions from gas turbines. In: International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, 5-8 June 1995, Houston, Texas. ASME, USA, 1995. P. 1–9.
4. Kamas J., Keeler J. Predictive emissions monitoring systems: A low-cost alternative for emissions monitoring. In: IEEE Cement Industry Technical Conference, 37th Conference Record, 4-9 June 1995, San Juan, Puerto Rico. Institute of Electrical and Electronics Engineers, USA, 1995. P. 497–510.
5. Faravelli T., Bua L., Frassoldati A., Antifora A., Tognotti L., Ranzi E. A new procedure for predicting NOx emissions from furnaces. Computers and Chemical Engineering. 2001. Vol. 25. Iss. 4–6. P. 613–618. doi.org/10.1016/S0098-1354(01)00641-X.
6. Chien T.W., Chu H., Hsu W.C., Tseng T.K., Hsu C.H., Chen K.Y. A feasibility study on the predictive emission monitoring system applied to the Hsinta power plant of Taiwan Power Company. Journal of the Air & Waste Management Association. 2003. Vol. 53. No. 8. P. 1022–1028. doi.org/10.1080/10473289.2003.10466241.
7. Ross C.P., Russell D., Mino J. An Effective PEMS Alternative to CEMS for Quantifying Glass Furnace NOx Emissions. A Collection of Papers Presented at the 60th Conference on Glass Problems: Ceramic Engineering and Science Proceedings. 2000. Vol. 21. P.153–167. doi.org/10.1002/9780470294598.ch11.
8. Tan P., Xia J., Zhang C., Fang Q., Chen G. Modeling and reduction of NOx emissions for a 700 MW coal-fired boiler with the advanced machine learning method. Energy. 2016. Vol. 94. P. 672–679. doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.020.
9. Zhou H., Zhao J.P., Zheng L.G., Wang C.L., Cen K.F. Modeling NO_x emissions from coal-fired utility boilers using support vector regression with ant colony optimization. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2012. Vol. 25. No.1. P. 147–158. doi.org/10.1016/j.engappai.2011.08.005
10. Tang Z., Wu X., Cao S., Yang M. Modeling of the Boiler NO_x Emission with a Data Driven Algorithm. Journal. of Chemical Engineering of Japan. 2018. Vol. 51. No. 8. P. 695–703. doi.org/10.1252/jcej.17we335.
1. Hung W.S.Y. An experimentally verified NO_x emission model for gas turbine combustors. In: Proceedings of the International Gas Turbine Conference & Products Show, 2-6 March 1975, Houston, Texas. ASME, USA, 1975. P. 1–11.
2. Zel'dovich Ya.B., Sadovnikov P.Ya., Frank-Kamenetskii D.A. Okislenie azota pri gorenii. Izdatel'stvo AN SSSR, Moscow-Leningrad, 1947. 150 s.
3. Hung W.S.Y., Langenbacher F. PEMS: Monitoring NO_x emissions from gas turbines. In: International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, 5-8 June 1995, Houston, Texas. ASME, USA, 1995. P. 1–9.
4. Kamas J., Keeler J. Predictive emissions monitoring systems: A low-cost alternative for emissions monitoring. In: IEEE Cement Industry Technical Conference, 37th Conference Record, 4-9 June 1995, San Juan, Puerto Rico. Institute of Electrical and Electronics Engineers, USA, 1995. P. 497–510.
5. Faravelli T., Bua L., Frassoldati A., Antifora A., Tognotti L., Ranzi E. A new procedure for predicting NOx emissions from furnaces. Computers and Chemical Engineering. 2001. Vol. 25. Iss. 4–6. P. 613–618. doi.org/10.1016/S0098-1354(01)00641-X.
6. Chien T.W., Chu H., Hsu W.C., Tseng T.K., Hsu C.H., Chen K.Y. A feasibility study on the predictive emission monitoring system applied to the Hsinta power plant of Taiwan Power Company. Journal of the Air & Waste Management Association. 2003. Vol. 53. No. 8. P. 1022–1028. doi.org/10.1080/10473289.2003.10466241.
7. Ross C.P., Russell D., Mino J. An Effective PEMS Alternative to CEMS for Quantifying Glass Furnace NOx Emissions. A Collection of Papers Presented at the 60th Conference on Glass Problems: Ceramic Engineering and Science Proceedings. 2000. Vol. 21. P.153–167. doi.org/10.1002/9780470294598.ch11.
8. Tan P., Xia J., Zhang C., Fang Q., Chen G. Modeling and reduction of NOx emissions for a 700 MW coal-fired boiler with the advanced machine learning method. Energy. 2016. Vol. 94. P. 672–679. doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.020.
9. Zhou H., Zhao J.P., Zheng L.G., Wang C.L., Cen K.F. Modeling NO_x emissions from coal-fired utility boilers using support vector regression with ant colony optimization. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2012. Vol. 25. No.1. P. 147–158. doi.org/10.1016/j.engappai.2011.08.005
10. Tang Z., Wu X., Cao S., Yang M. Modeling of the Boiler NO_x Emission with a Data Driven Algorithm. Journal. of Chemical Engineering of Japan. 2018. Vol. 51. No. 8. P. 695–703. doi.org/10.1252/jcej.17we335.

References

1. Hung W.S.Y. An experimentally verified NO_x emission model for gas turbine combustors. In: Proceedings of the International Gas Turbine Conference & Products Show, 2-6 March 1975, Houston, Texas. ASME, USA, 1975. P. 1–11.
2. Zel'dovich Ya.B., Sadovnikov P.Ya., Frank-Kamenetskii D.A. Okislenie azota pri gorenii. Izdatel'stvo AN SSSR, Moscow-Leningrad, 1947. 150 s.
3. Hung W.S.Y., Langenbacher F. PEMS: Monitoring NO_x emissions from gas turbines. In: International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, 5-8 June 1995, Houston, Texas. ASME, USA, 1995. P. 1–9.
4. Kamas J., Keeler J. Predictive emissions monitoring systems: A low-cost alternative for emissions monitoring. In: IEEE Cement Industry Technical Conference, 37th Conference Record, 4-9 June 1995, San Juan, Puerto Rico. Institute of Electrical and Electronics Engineers, USA, 1995. P. 497–510.
5. Faravelli T., Bua L., Frassoldati A., Antifora A., Tognotti L., Ranzi E. A new procedure for predicting NOx emissions from furnaces. Computers and Chemical Engineering. 2001. Vol. 25. Iss. 4–6. P. 613–618. doi.org/10.1016/S0098-1354(01)00641-X.
6. Chien T.W., Chu H., Hsu W.C., Tseng T.K., Hsu C.H., Chen K.Y. A feasibility study on the predictive emission monitoring system applied to the Hsinta power plant of Taiwan Power Company. Journal of the Air & Waste Management Association. 2003. Vol. 53. No. 8. P. 1022–1028. doi.org/10.1080/10473289.2003.10466241.
7. Ross C.P., Russell D., Mino J. An Effective PEMS Alternative to CEMS for Quantifying Glass Furnace NOx Emissions. A Collection of Papers Presented at the 60th Conference on Glass Problems: Ceramic Engineering and Science Proceedings. 2000. Vol. 21. P.153–167. doi.org/10.1002/9780470294598.ch11.
8. Tan P., Xia J., Zhang C., Fang Q., Chen G. Modeling and reduction of NOx emissions for a 700 MW coal-fired boiler with the advanced machine learning method. Energy. 2016. Vol. 94. P. 672–679. doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.020.
9. Zhou H., Zhao J.P., Zheng L.G., Wang C.L., Cen K.F. Modeling NO_x emissions from coal-fired utility boilers using support vector regression with ant colony optimization. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2012. Vol. 25. No.1. P. 147–158. doi.org/10.1016/j.engappai.2011.08.005
10. Tang Z., Wu X., Cao S., Yang M. Modeling of the Boiler NO_x Emission with a Data Driven Algorithm. Journal. of Chemical Engineering of Japan. 2018. Vol. 51. No. 8. P. 695–703. doi.org/10.1252/jcej.17we335.

11. Ahmed F., Kim J.K., Khan A.U., Park H.Y., Yeo Y.K. A Fast Converging and Consistent Teaching-Learning-Self-Study Algorithm for Optimization: A Case Study of Tuning of LSSVM Parameters for the Prediction of NO_x Emissions from a Tangentially Fired Pulverized Coal Boiler. *Journal. of Chemical Engineering of Japan*. 2017. Vol. 50. No. 4. P. 273–290. doi.org/10.1252/jcej.16we002.
12. Wang F., Ma S., Wang H., Li Y., Zhang J. Prediction of NO_x emission for coal-fired boilers based on deep belief network. *Control Engineering Practice*. 2018. Vol. 80. P. 26–35. doi.org/10.1016/j.conengprac.2018.08.003.
13. Li G.-Q., Qi X.-B., Chan K.C.C., Chen B. Deep Bidirectional Learning Machine for Predicting NO_x Emissions and Boiler Efficiency from a Coal-Fired Boiler. *Energy Fuels*. 2017. Vol. 31. No. 10. P. 11471–11480. doi.org/10.1021/acs.energyfuels.7b01415.
14. Yang G., Wang Y., Li X. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network. *Energy*. February 2020. Vol. 192(C). P. 116597–116655. doi.org/10.1016/j.energy.2019.116597.
15. Korpela T., Kumpulainen P., Majanne Y., Hyyrinen A., Lautala P. Indirect NO_x emission monitoring in natural gas fired boilers. *Control Engineering Practice*. 2017. Vol. 65. P. 11–25. doi.org/10.1016/j.conengprac.2017.04.013.
16. U.S. Government Printing Office. U.S. Code of Federal Regulations. Title 40. Protection of Environment. URL: <https://www.govinfo.gov/app/collection/cfr/2019/title40>.
17. Environmental Protection Agency. U.S. Performance specification 16 - specifications and test procedures for predictive emission monitoring systems in stationary sources. US EPA, Washington, 2017. 15 p.
18. British Standards Institution. BS PD CEN/TS 17198:2018 Stationary source emissions. Predictive Emission Monitoring Systems (PEMS). Applicability, execution and quality assurance. BSI, London, 2018. 54 p.
19. European Parliament. Directive 2010/75/EU of the European Parliament and of the Council of 24 November 2010 on industrial emissions (integrated pollution prevention and control). Official Journal of the European Union. L 334. 2010. P. 17–119.
20. European Commission. Commission Implementing Decision (EU) 2017/1442 of 31 July 2017 establishing best available techniques (BAT) conclusions, under Directive 2010/75/EU of the European Parliament and of the Council, for large combustion plants. Official Journal of the European Union. L212. 2017. P. 1–82.
21. NSW Environment Protection Authority. Load Calculation Protocol for use by holders of NSW environment protection licences when calculating assessable pollutant loads. Department of Environment and Climate Change NSW. Sydney, 2008. 74 p.
22. Khaqan A. PEMS: The low-cost alternative to emissions monitoring. *Chemical Engineering*. 1 April 2011. P. 2–5.
23. Swanson B.G., Lawrence P. An alternative approach to continuous compliance monitoring and turbine plant optimization using a PEMS (Predictive Emission Monitoring System). 18th Symposium of the Industrial Application of Gas Turbines Committee. Banff, 19–21 October 2009, Alberta, Canada. P. 1–11.
24. Bonavita N., Ciarlo G. Inferential sensors for emission monitoring: an industrial perspective. *Frontiers in Environmental Engineering*. 2014. V. 3. P. 21–28.
25. Ciarlo G., Bonavita N. Fulfilling Evolving End-Users Expectations for Site-Wide Emission Monitoring: the Role of PEMS. 12th International Conference and Exhibition on Emission Monitoring, 18–20 May 2016, Lisbon, Portugal. P. 1–12.
26. Cheng A.M., Hagen G.F. An accurate predictive emissions monitoring system (PEMS) for an ethylene furnace. *Environmental Progress*. 1996. V. 15. Iss. 1. P. 19–27. doi.org/10.1002/ep.670150115.
11. Ahmed F., Kim J.K., Khan A.U., Park H.Y., Yeo Y.K. A Fast Converging and Consistent Teaching-Learning-Self-Study Algorithm for Optimization: A Case Study of Tuning of LSSVM Parameters for the Prediction of NO_x Emissions from a Tangentially Fired Pulverized Coal Boiler. *Journal. of Chemical Engineering of Japan*. 2017. Vol. 50. No. 4. P. 273–290. doi.org/10.1252/jcej.16we002.
12. Wang F., Ma S., Wang H., Li Y., Zhang J. Prediction of NO_x emission for coal-fired boilers based on deep belief network. *Control Engineering Practice*. 2018. Vol. 80. P. 26–35. doi.org/10.1016/j.conengprac.2018.08.003.
13. Li G.-Q., Qi X.-B., Chan K.C.C., Chen B. Deep Bidirectional Learning Machine for Predicting NO_x Emissions and Boiler Efficiency from a Coal-Fired Boiler. *Energy Fuels*. 2017. Vol. 31. No. 10. P. 11471–11480. doi.org/10.1021/acs.energyfuels.7b01415.
14. Yang G., Wang Y., Li X. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network. *Energy*. February 2020. Vol. 192(C). P. 116597–116655. doi.org/10.1016/j.energy.2019.116597.
15. Korpela T., Kumpulainen P., Majanne Y., Hyyrinen A., Lautala P. Indirect NO_x emission monitoring in natural gas fired boilers. *Control Engineering Practice*. 2017. Vol. 65. P. 11–25. doi.org/10.1016/j.conengprac.2017.04.013.
16. U.S. Government Printing Office. U.S. Code of Federal Regulations. Title 40. Protection of Environment. URL: <https://www.govinfo.gov/app/collection/cfr/2019/title40>.
17. Environmental Protection Agency. U.S. Performance specification 16 - specifications and test procedures for predictive emission monitoring systems in stationary sources. US EPA, Washington, 2017. 15 p.
18. British Standards Institution. BS PD CEN/TS 17198:2018 Stationary source emissions. Predictive Emission Monitoring Systems (PEMS). Applicability, execution and quality assurance. BSI, London, 2018. 54 p.
19. European Parliament. Directive 2010/75/EU of the European Parliament and of the Council of 24 November 2010 on industrial emissions (integrated pollution prevention and control). Official Journal of the European Union. L 334. 2010. P. 17–119.
20. European Commission. Commission Implementing Decision (EU) 2017/1442 of 31 July 2017 establishing best available techniques (BAT) conclusions, under Directive 2010/75/EU of the European Parliament and of the Council, for large combustion plants. Official Journal of the European Union. L212. 2017. P. 1–82.
21. NSW Environment Protection Authority. Load Calculation Protocol for use by holders of NSW environment protection licences when calculating assessable pollutant loads. Department of Environment and Climate Change NSW. Sydney, 2008. 74 p.
22. Khaqan A. PEMS: The low-cost alternative to emissions monitoring. *Chemical Engineering*. 1 April 2011. P. 2–5.
23. Swanson B.G., Lawrence P. An alternative approach to continuous compliance monitoring and turbine plant optimization using a PEMS (Predictive Emission Monitoring System). 18th Symposium of the Industrial Application of Gas Turbines Committee. Banff, 19–21 October 2009, Alberta, Canada. P. 1–11.
24. Bonavita N., Ciarlo G. Inferential sensors for emission monitoring: an industrial perspective. *Frontiers in Environmental Engineering*. 2014. V. 3. P. 21–28.
25. Ciarlo G., Bonavita N. Fulfilling Evolving End-Users Expectations for Site-Wide Emission Monitoring: the Role of PEMS. 12th International Conference and Exhibition on Emission Monitoring, 18–20 May 2016, Lisbon, Portugal. P. 1–12.
26. Cheng A.M., Hagen G.F. An accurate predictive emissions monitoring system (PEMS) for an ethylene furnace. *Environmental Progress*. 1996. V. 15. Iss. 1. P. 19–27. doi.org/10.1002/ep.670150115.