

ПОДХОДЫ К ПОСТРОЕНИЮ ПРЕДИКТИВНЫХ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ ВЫБРОСОВ ДЛЯ СОВРЕМЕННЫХ ПРОМЫШЛЕННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Д. О. Скобелев¹, А. Ю. Попов², В. А. Ганявин³,
В. М. Костылева⁴, А. С. Малявин⁵

^{1, 2, 3, 4, 5}Научно-исследовательский институт «Центр экологической промышленной политики», Москва, Россия

¹dskobellev@eipc.center, ²a.popov@eipc.center, ³v.ganyavin@eipc.center,
⁴v.kostyleva@eipc.center, ⁵a.malyavin@eipc.center

Аннотация. Актуальность и цели. Успех в достижении технологического суверенитета и лидерства, экологического благополучия государства неразрывно связан с реализацией экологической промышленной политики и переходом на наилучшие доступные технологии. *Материалы и методы.* Методология разработки модели предиктивной системы контроля выбросов, а также ее испытаний и поверок основывается на сравнении данных косвенных измерений выбросов (полученных через моделирование) и прямых измерений выбросов (выполненных с использованием временно устанавливаемой автоматической измерительной системы). *Результаты.* Рассмотрены принципы построения предиктивных систем контроля выбросов загрязняющих веществ производственных процессов на основе математических моделей, разрабатываемых с использованием технологических данных. Кратко рассмотрены правовые основы применения таких систем на промышленных предприятиях в России и за рубежом. Проанализированы особенности технологических процессов, уровни их автоматизации, а также характерные загрязняющие вещества, выбрасываемые в атмосферный воздух в составе отходящих газов, для ключевых отраслей российской промышленности: теплоэнергетики, черной и цветной металлургии, переработки углеводородного сырья, производства минеральных удобрений, производства цемента. Рассмотрено понятие платформы предиктивной аналитики, показана актуальность ее развития, в том числе в части создания предиктивных систем контроля выбросов, в контексте промышленной и технологической политики Российской Федерации. *Выводы.* Преимущество использования больших объемов данных о процессе может быть реализовано на практике для получения полезной информации.

Ключевые слова: предиктивные системы контроля выбросов, предиктивная аналитика, сквозные технологии, наилучшие доступные технологии, эколого-технологическая модернизация

Для цитирования: Скобелев Д. О., Попов А. Ю., Ганявин В. А., Костылева В. М., Малявин А. С. Подходы к построению предиктивных систем контроля выбросов для современных промышленных технологических процессов // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2025. № 3. С. 46–64. doi: 10.21685/2227-8486-2025-3-4

APPROACHES TO CREATING EMISSION FORECASTING SYSTEMS FOR MODERN INDUSTRIAL PROCESSES

**D.O. Skobelev¹, A.Yu. Popov², V.A. Ganyavin³,
V.M. Kostyleva⁴, A.S. Malyavin⁵**

^{1, 2, 3, 4, 5}Research Institute "Environmental Industry Policy Centre", Moscow, Russia

¹dskobelev@eipc.center, ²a.popov@eipc.center, ³v.ganyavin@eipc.center,

⁴v.kostyleva@eipc.center, ⁵a.malyavin@eipc.center

Abstract. *Background.* Success in achieving technological sovereignty, technological leadership and environmental well-being of the state is inextricably linked to the implementation of environmental industrial policy and the transition to the best available technologies. *Materials and methods.* The methodology for developing a predictive emission control system model, as well as its tests and verifications, is based on a comparison of indirect emission measurements (obtained through modeling) and direct emission measurements (performed using a temporarily installed automatic measuring system). *Results.* The principles of development of predictive emissions monitoring systems based on mathematical models using technological data are considered. The legal basis for the application of such systems at industrial facilities in Russia and abroad is briefly considered. The features of technological processes, their automation levels, as well as typical pollutants emitted into the atmospheric air as part of waste gases are analyzed for key sectors of Russian industry: power generation, ferrous and non-ferrous metallurgy, hydrocarbon processing, fertilizers production, cement production). The paper considers the concept of predictive analytics platform, shows the relevance of its development, including the creation of predictive emission monitoring systems, in the context of industrial and technological policy of the Russian Federation. *Conclusions.* The advantage of using large amounts of process data can be put into practice to obtain useful information.

Keywords: continuous emission monitoring systems, predictive analytics, end-to-end technologies, best available techniques, environmental and technological modernization

For citation: Skobelev D.O., Popov A.Yu., Ganyavin V.A., Kostyleva V.M., Malyavin A.S. Approaches to creating emission forecasting systems for modern industrial processes. *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve = Models, systems, networks in economics, technology, nature and society.* 2025;(3):46–64. (In Russ.). doi: 10.21685/2227-8486-2025-3-4

Введение

Успех в достижении технологического суверенитета и лидерства, экологического благополучия государства неразрывно связан с реализацией экологической промышленной политики и переходом на наилучшие доступные технологии. Рассмотрение различных трактовок понятия «технологический суверенитет» в современной литературе [1–5] позволяет охарактеризовать его как способность государства самостоятельно обеспечивать свое научно-техническое и промышленное развитие при наличии возможности реализовывать фундаментальные и прикладные исследования, разрабатывать и внедрять критически значимые технологии и оборудование, в том числе при взаимодействии с другими странами без односторонней зависимости. Критической основой технологического суверенитета являются результаты научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ.

Развитие реального сектора экономики в условиях снижения импортозависимости и роста ресурсной эффективности требует внимания к вопросам

обеспечения высокого уровня защиты окружающей среды и здоровья человека. Важный источник информации для оценки эффективности экологической промышленной политики – достоверные данные о выбросах загрязняющих веществ, получаемые непосредственно на источниках загрязнения атмосферного воздуха в режиме реального времени. В мировой практике такие данные получают с применением систем автоматического контроля выбросов [6, 7]. Помимо прямых измерений газоанализаторами непосредственно в газоходе (дымовой трубе) или с извлечением пробы существуют косвенные методы, в которых показатели выбросов загрязняющих веществ моделируются с установлением корреляции их значений с рабочими параметрами технологической установки. Использование этих методов, включая возможности машинного и глубокого обучения, искусственного интеллекта и предиктивной аналитики, открывает потенциал для промышленной реализации предиктивных систем контроля выбросов на предприятиях с современными автоматизированными системами управления технологическим процессом (АСУ ТП) и развитой инфраструктурой сбора производственных данных, служащих источником для выявления тенденций и закономерностей [8, 9]. Расширение сферы применения предиктивных систем становится особенно важным в условиях разработки стимулирующих мер, направленных на добровольное оснащение автоматическими средствами измерения и учета показателей выбросов загрязняющих веществ объектов, оказывающих негативное воздействие на окружающую среду, для которых такое оснащение не предусмотрено действующим законодательством¹.

Результаты и обсуждение

Правовое регулирование, стандартизация и метрологическое обеспечение контроля выбросов с применением предиктивных систем

Природоохранными требованиями ряда стран предусмотрено использование предиктивных систем контроля выбросов [8]. Для того чтобы такие системы получили одобрение национальных надзорных органов, их создание и эксплуатация должны опираться на четко регламентированную нормативную основу. В этих целях в США действуют требования стандарта PS-16², Раздела 40 Свода федеральных нормативных актов³; в странах Европейского союза – стандарта CEN/TS 17198⁴; в КНР – Технического руководства к системам мониторинга эмиссий дымовых газов тепловых электростанций⁵. В России в 2025 г. вводятся в действие ряд стандартов, определяющих общие понятия, классификацию и требования к системам автоматического контроля выбросов,

¹ Перечень поручений по итогам заседания Совета по стратегическому развитию и нацпроектам и комиссий Госсовета по направлениям социально-экономического развития (утв. Президентом РФ 04.08.2024 № Пр-1533).

² U.S. Performance specification 16 – specifications and test procedures for predictive emission monitoring systems in stationary sources.

³ U.S. Code of Federal Regulations. Title 40. Protection of Environment.

⁴ CEN/TS 17198:2018 CEN/TS 17198–2018 Stationary source emissions. Predictive Emission Monitoring Systems (PEMS). Applicability, execution and quality assurance.

⁵ Т/САЕП 13–2018. Technical guide of process (operating status) monitoring system for flue gas emission from thermal power plant.

в том числе к предиктивным¹. Таким образом, понятие предиктивной системы контроля выбросов постепенно закрепляется в российской нормативно-технической документации.

*Возможность применения предиктивных систем контроля выбросов
в различных производственных процессах*

Создание и внедрение предиктивной системы контроля выбросов для того или иного технологического процесса включает следующие основные этапы:

- сбор и анализ данных о выбросах и параметрах процесса с определением взаимосвязей между ними;
- определение ключевых технологических параметров и допустимых диапазонов их изменения, влияющих на уровень выбросов загрязняющих веществ;
- разработка и тестирование модели (выбор типа модели, ее построение и экспериментальная проверка);
- проведение испытаний системы для утверждения ее типа;
- запуск системы в промышленную эксплуатацию.

Методология разработки модели предиктивной системы контроля выбросов, а также ее испытаний и поверок основывается на сравнении данных косвенных измерений выбросов (полученных через моделирование) и прямых измерений выбросов (выполненных с использованием временно устанавливаемой автоматической измерительной системы). Для обеспечения достоверности данных предиктивная система контроля выбросов должна создаваться с учетом различных режимов работы оборудования, включая минимальную, нормальную и пиковую нагрузки.

Подходы к моделированию показателей выбросов могут включать как построение моделей, описывающих происходящие при образовании загрязняющих веществ физико-химические процессы [10–14], так и создание эмпирических моделей на основе анализа данных с использованием методов многомерного статистического анализа, статистической регрессии, машинного и глубокого обучения, нейронных сетей, искусственного интеллекта [15–27]. Возможно построение гибридных моделей, сочетающих оба подхода [28].

Несмотря на то, что типичная схема построения предиктивной системы контроля выбросов для различных производств включает схожие элементы (рис. 1), для каждой отрасли требуется учет особенностей ведения технологического процесса и подходов к автоматизации.

¹ ГОСТ Р 71505–2024. Национальный стандарт Российской Федерации. Системы автоматического контроля выбросов и сбросов. Системы автоматического контроля выбросов. Общие положения ; ГОСТ Р 71507–2024. Национальный стандарт Российской Федерации. Системы автоматического контроля выбросов и сбросов. Системы автоматического контроля выбросов. Термины и определения ; ГОСТ Р 71508–2024. Национальный стандарт Российской Федерации. Системы автоматического контроля выбросов и сбросов. Системы автоматического контроля выбросов. Классификация ; ГОСТ Р 71509–2024. Национальный стандарт Российской Федерации. Системы автоматического контроля выбросов и сбросов. Системы автоматического контроля выбросов. Технические условия.

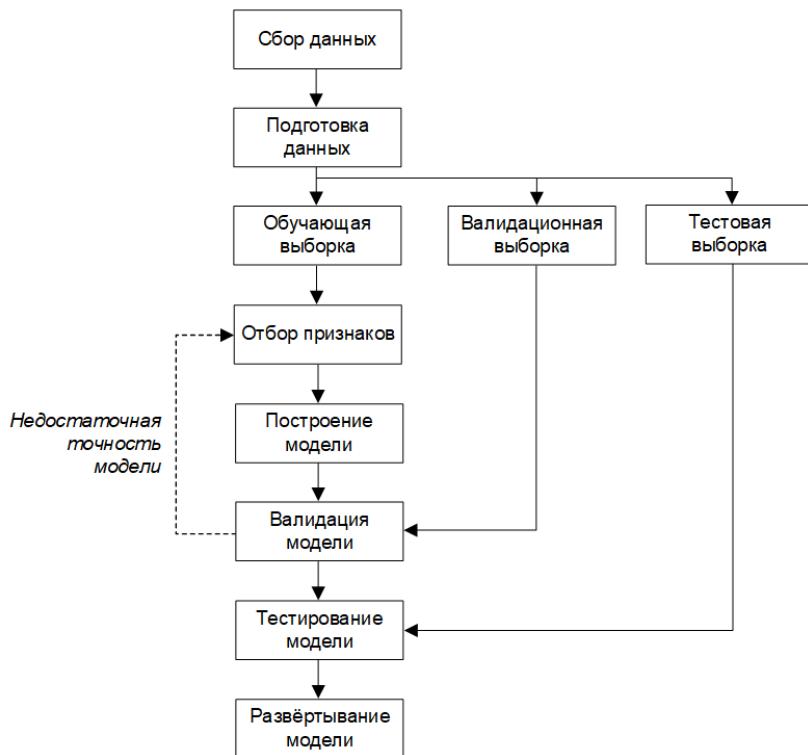


Рис. 1. Процесс построения предиктивной системы контроля выбросов

Тепловые электростанции

На российских предприятиях по производству электрической и тепловой энергии с использованием топливосжигающих энергетических установок обязательному оснащению источников выбросов загрязняющих веществ системами автоматического контроля подлежат паровые котлы, работающие на жидком и твердом топливе¹. На паротурбинных тепловых электростанциях реализуются две технологии сжигания твердого топлива: в потоке горячего воздуха (факельное сжигание) и в циркулирующем кипящем слое.

Режимы работы энергосистемы и электростанций определяются характеристиками графиков электрических и тепловых нагрузок потребителей, составом работающего в энергосистеме оборудования и его маневренными характеристиками, наличием пиковых и резервных мощностей. Особенностями энергетического производства являются непрерывность, соответствие выработки электроэнергии ее потреблению, работа электростанций по графику потребления, имеющему пики и провалы нагрузки.

¹ Об утверждении видов технических устройств, оборудования или их совокупности (установок) на объектах I категории, стационарные источники выбросов загрязняющих веществ, сбросов загрязняющих веществ которых подлежат оснащению автоматическими средствами измерения и учета показателей выбросов загрязняющих веществ и (или) сбросов загрязняющих веществ, а также техническими средствами фиксации и передачи информации о показателях выбросов загрязняющих веществ и (или) сбросов загрязняющих веществ в государственный реестр объектов, оказывающих негативное воздействие на окружающую среду : распоряжение Правительства РФ № 428-р от 13.03.2019.

Минимальная нагрузка котла определяется устойчивостью процесса горения, гидравлическим режимом испарительных поверхностей котла, режимом работы пароперегревателей и низкотемпературной коррозией хвостовых поверхностей котла. Максимальная нагрузка котла лимитируется механизмами собственных нужд, шлакованием поверхностей нагрева, износом хвостовых поверхностей котла, высокотемпературной коррозией поверхностей нагрева.

Основные загрязняющие вещества в составе дымовых газов тепловых электростанций приведены в табл. 1.

Таблица 1

Выбрасываемые в атмосферный воздух загрязняющие вещества, характерные для крупных топливосжигающих энергогенерирующих установок¹

Виды топлива	Основные загрязняющие вещества в дымовых газах				
	NO ₂	NO	CO	SO ₂	Зола твердого топлива
Твердые	+	+	+	+	+
Жидкие нефтяные	+	+	+	+	—
Газообразные	+	+	+	—	—

Автоматизированное управление технологическим процессом на тепловых электростанциях направлено прежде всего на поддержание соответствия между количествами вырабатываемой и потребляемой энергии, а также на повышение технико-экономической эффективности производства. Как объект управления энергетический блок котла и турбогенератора представляет собой сложную динамическую систему с набором взаимосвязанных входных и выходных величин. К основным регулирующим воздействиям относятся расход топлива и питательной воды, к регулируемым параметрам – активная электрическая мощность генератора и частота вращения ротора турбины. Вспомогательные процессы на тепловых электростанциях, такие как загрузка бункеров сырого угля, транспортировка по тракту топливоподачи, пылеприготовление, подготовка мазута, химическая очистка и подготовка воды, редукционно-охладительные установки, также автоматизированы.

Тепловые электростанции, в том числе угольные, в последнее время становятся востребованным объектом для моделирования выбросов NO_x и SO₂ с применением методов машинного и глубокого обучения [29–35].

Производство минеральных удобрений

В охват химико-технологических процессов отрасли минеральных удобрений входят синтез аммиака, получение неорганических кислот (серной, азотной, фосфорной), производство полного ассортимента минеральных удобрений. Технологические процессы отрасли минеральных удобрений характеризуются высоким энергопотреблением. В химико-технологических процессах основной

¹ Сжигание топлива на крупных установках в целях производства энергии : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 38-2024.

расход топливно-энергетических ресурсов приходится на нагрев и охлаждение технологических потоков (сырья, полупродуктов, продуктов), подвод тепла в эндотермических процессах. Наибольшим расходом энергетических ресурсов характеризуется производство азотных удобрений. При этом производству аммиака, азотной кислоты, серной кислоты, аммиачной селитры сопутствует выработка вторичных энергетических ресурсов (пар, электроэнергия).

Эксплуатация технологических установок и агрегатов сопровождается выбросами загрязняющих веществ в атмосферу, связанными со сжиганием природного газа в турбинах, котлах, компрессорах и других системах для выработки энергии и тепла, а также образующихся в результате конверсии сырья. В табл. 2 приведены основные загрязняющие вещества в составе отходящих газов основных технологических процессов, действующих в отрасли минеральных удобрений¹.

Таблица 2

Выбрасываемые в атмосферный воздух загрязняющие вещества, характерные для технологических процессов отрасли минеральных удобрений

Технологический процесс	Основные загрязняющие вещества в отходящих газах									
	NO ₂	NO	CO	SO ₂	SO ₃	Туман H ₂ SO ₄	NH ₃	HF	SiF ₄	NH ₄ NO ₃
Синтез аммиака, включая отделение конверсии природного газа	+	+	+	—	—	—	—	—	—	—
Производство серной кислоты	—	—	—	+	+	+	—	—	—	—
Производство азотной кислоты	+	+	—	—	—	—	+	—	—	—
Производство экстракционной фосфорной кислоты	—	—	—	—	—	—	—	+	+	—
Производство комплексных удобрений	—	—	—	—	—	—	+	+	+	—
Производство аммиачной селитры	—	—	—	—	—	—	+	—	—	+
Синтез карбамида	—	—	—	—	—	—	+	—	—	—

Современное производство минеральных удобрений отличается высокой степенью автоматизации, обусловленной высокой скоростью и сложностью протекания технологических процессов, структурной сложностью их аппаратурного оформления, присутствием агрессивных и токсичных сред в технологических потоках, чувствительностью к отклонениям от заданного

¹ Производство аммиака, минеральных удобрений и неорганических кислот : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 2-2022.

режима, строгими требованиями к обеспечению взрыво- и пожарной безопасности, охраны окружающей среды. Для многих крупнотоннажных химико-технологических процессов характерны запаздывание реакции контролируемых параметров на управляющие воздействия и отсутствие возможности прямых непрерывных измерений показателей процесса. Ретроспектива развития отрасли минеральных удобрений показывает, что тенденция перехода к агрегатам большой единичной мощности в 60–70-х гг. прошлого века привела к значительному росту объема собираемой и обрабатываемой информации о ходе процесса и введению в эксплуатацию АСУ ТП в химической промышленности.

К примерам моделирования редко измеряемых показателей по технологическим данным в аммиачном производстве можно отнести создание моделей прогнозирования содержания серы в сырье на стадии очистки природного газа от сернистых соединений [36].

Переработка углеводородов

К переработке углеводородного сырья (нефти, природного газа, попутного нефтяного газа, газового конденсата) относится большое разнообразие технологических процессов, применяемых на нефтеперерабатывающих, газоперерабатывающих и нефтехимических предприятиях.

Для нефтеперерабатывающих заводов характерны технологии первичного разделения нефти на фракции, процессы облагораживания выделенных фракций (изомеризация, каталитический риформинг, гидроочистка), процессы глубокой переработки (кatalитический крекинг, гидрокрекинг, висбрекинг, замедленное коксование), технологии производства масел. К основным организованным источникам выбросов загрязняющих веществ относятся дымовые трубы печей, факельные установки, регенераторы установок каталитического крекинга, выхлопные трубы хвостовых газов получения серной кислоты и элементарной серы, газомоторные компрессоры.

К технологиям газопереработки относят процессы очистки, осушки, низкотемпературной сепарации, низкотемпературной абсорбции, низкотемпературной адсорбции, газофракционирования, стабилизации, извлечения гелия, получения газовой серы методом Клауса. Основные источники выбросов загрязняющих веществ – дымовые трубы технологических печей, подогревателей, а также установок производства газовой серы.

Производства нефтехимической промышленности представлены различными цепочками из десятков технологических процессов, наиболее крупнотоннажными из которых являются такие процессы, как получение этилена и других низших олефинов пиролизом углеводородного сырья, дегидрирование изобутана, синтез метанола. В табл. 3 приведены основные загрязняющие вещества, присутствующие в отходящих газах установок, работающих на предприятиях по переработке углеводородного сырья.

Современные процессы нефтепереработки имеют высокую степень автоматизации. К основным контролируемым и регулируемым параметрам относятся температура, давление, расход газа или жидкости, уровень жидкости в сосудах, углеводородный или фракционный состав сырья или продуктов. Объектами автоматизации являются реакторы, ректификационные колонны, теплообменники, трубчатые печи, емкости, компрессоры, насосы. Большинство крупнотоннажных установок нефтепереработки работает в непрерывном

или полунепрерывном режиме, при котором одна из стадий может быть периодической. При управлении процессами нефтепереработки может проявляться инерционность, при которой возникает запаздывание эффекта возмущающего воздействия.

Таблица 3

Выбрасываемые в атмосферный воздух загрязняющие вещества, характерные для крупнотоннажных технологических процессов нефтеперерабатывающей, газоперерабатывающей и нефтехимической отраслей¹

Технологический процесс	Основные загрязняющие вещества в отходящих газах							
	NO ₂	NO	CO	SO ₂	CH ₄	H ₂ S	C ₂ H ₄ + C ₃ H ₆	CH ₃ OH
Атмосферно-вакуумная перегонка нефтяного сырья, изомеризация, каталитический риформинг, гидроочистка, каталитический крекинг, гидрокрекинг, получение водорода, стабилизация газового конденсата	+	+	+	+	+	-	-	-
Производство серы методом Клауса	+	+	+	+	+	+	-	-
Пиролиз углеводородного сырья	+	+	+	-	-	-	+	-
Каталитическое дегидрирование изобутана	+	+	+	-	-	-	-	-
Синтез метанола	+	+	+	-	-	-	-	+

В мировой практике предиктивные системы контроля выбросов применяются при моделировании показателей хвостовых газов производства серы, газов регенераторов каталитического крекинга, дымовых газов печей пиролиза [37–39].

Черная и цветная металлургия

В структуру интегрированных предприятий черной металлургии входят агломерационное, коксохимическое, доменное, сталеплавильное и прокатное производство. В выбросах в атмосферный воздух всех перечисленных переделов присутствуют диоксид азота,monoоксид азота, monoоксид углерода и диоксид серы. В технологических процессах отрасли цветной металлургии состав выбросов загрязняющих веществ характерен для различных видов

¹ Переработка нефти : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 30-2021 ; Переработка природного и попутного газа : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 50-2022 ; Производство основных органических химических веществ : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 18-2023.

продукции и того или иного передела. Так, например, для электролизного производства первичного алюминия характерными выбросами являются газообразные и твердые фториды, диоксид серы и взвешенные вещества (табл. 4).

Таблица 4

Выбрасываемые в атмосферный воздух загрязняющие вещества, характерные для некоторых технологических процессов черной и цветной металлургии¹

Технологический процесс	Основные загрязняющие вещества в отходящих газах					
	NO ₂	NO	CO	SO ₂	взвешенные вещества	газообразные и твердые фториды
Производство агломерата, производство кокса, производство чугуна, производство стали в конвертерах, производство стали в электродуговых печах	+	+	+	+	+	–
Производство алюминия, стадия электролиза глинозема	–	–	–	+	+	+

Разнообразие технологических процессов и режимов работы оборудования, большой объем и ассортимент продукции обусловливают необходимость комплексной автоматизации металлургического производства. В частности, для автоматизированного управления процессом доменной плавки применяют системы управления шихтоподачей, загрузкой доменной печи, нагревом воздухонагревателей, для максимально полезного использования газов применяют системы автоматического контроля и управления газораспределением; при автоматизированном управлении конвертерным процессом учитываются такие показатели, как расход кислорода, положение продувочной формы, временное распределение присадок сыпучих материалов, содержание углерода, температура металла, содержание оксидов углерода с целью обеспечения технико-экономических показателей плавки; в прокатном производстве в АСУ ТП входят подсистемы управления процессами загрузки слябов в печи, их нагрева, выгрузки из печей, прокатки металла, охлаждения полос, свертывания готовых полос в рулоны, их маркировки. В электросталеплавильном производстве управление плавкой осуществляется путем автоматического контроля мощности дуги, регулирования положения электродов, температуры в печи. В электролизном производстве первичного алюминия управление режимом электролизеров выполняется путем регулирования межполюсного расстояния, контроля силы тока, температуры в электролизных ваннах. Особенностью алюминиевого производства с точки зрения автоматизированного управления является наличие большого количества отдельных однотипных объектов управления – алюминиевых электролизеров, включенных последовательно в одну цепь.

¹ Производство чугуна, стали и ферросплавов : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 26-2022 ; Производство алюминия : информационно-технический справочник по наилучшим доступным технологиям ИТС 11-2024.

Для металлургической отрасли имеется опыт моделирования выбросовmonoоксида углерода коксовых батарей [40], выбросов оксидов азота электродуговых печей [41].

Производство цемента

Выбрасываемые через организованные источники загрязняющие вещества в производстве цемента образуются на стадии обжига клинкера, в их число входят monoоксид азота, диоксид азота, диоксид серы, monoоксид углерода, неорганическая пыль (табл. 5). При применении альтернативных видов топлива возможны выбросы хлористого водорода, фтористого водорода, тяжелых металлов.

Таблица 5

Выбрасываемые в атмосферный воздух загрязняющие вещества, характерные для цементного производства

Вид топлива	Основные загрязняющие вещества в отходящих газах							
	взвешенные вещества	NO ₂	NO	SO ₂	CO	HF	HCl	тяжелые металлы
Традиционные ископаемые	+	+	+	+	+	—	—	—
Альтернативные	+	+	+	+	+	+	+	+

Система управления вращающейся печью обеспечивает оптимальные тепловые режимы по сечению, регулирование угла наклона печи, скорости вращения на всех стадиях. К регулируемым параметрам относятся также мощность горелок, подача воздуха. Исследования в области моделирования выбросов в процессе обжига клинкера направлены как на установление влияния альтернативного топлива на концентрации NOx [42], так и на прогнозирование показателей выбросов с использованием данных параметров режима работы вращающейся печи [43–47], в том числе на производствах, оснащенных системами селективного некатализитического восстановления оксидов азота [48].

Предиктивная система контроля выбросов в составе платформы предиктивной аналитики и цифрового двойника технологического процесса

Платформа предиктивной аналитики представляет собой комплекс технических и программных средств, направленных на оценку будущего состояния технологического процесса (системы) на основе анализа его текущего состояния. Для успешной реализации построения платформы необходимо наличие имитационной системы, которая включает систему внутреннего математического обеспечения (математические модели, математические методы обработки и анализа данных, аппроксимационные алгоритмы и др.) и внешнего математического обеспечения (наличие специализированных языков программирования, программных процедур, устройств, позволяющих реализовывать модель на ЭВМ) [49]. Прогнозирование показателей выбросов загрязняющих веществ – одно из актуальных направлений предиктивной аналитики, к которым также относятся раннее обнаружение отклонений в работе оборудования, определение редко измеряемых или неизмеряемых параметров процесса, формирование эталонных профилей ресурсо- и энергозатрат [50].

В свою очередь, инструменты предиктивной аналитики относятся к элементам цифрового двойника производства, представляющего собой интегрированную виртуальную репрезентацию реальных производственных объектов и процессов, управляемую на основе данных, с синхронизированным взаимодействием с заданной частотой и точностью¹.

Разработка и интеграция инструментов предиктивной аналитики в технологические процессы может рассматриваться как одно из передовых направлений сквозных технологий при технологической модернизации производственных систем экономики, направленной на обеспечение ее ресурсной эффективности и глобальной конкурентоспособности, в том числе в рамках действия нового Федерального закона № 523-ФЗ от 28.12.2024 «О технологической политике в Российской Федерации»².

Заключение

Разработка систем контроля выбросов на основе предиктивных моделей становится все более актуальной в условиях цифровой трансформации реального сектора экономики и роста внимания к сквозным технологиям на государственном уровне. Преимущество использования больших объемов данных о процессе может быть реализовано на практике для получения полезной информации, в том числе для прогнозирования показателей выбросов загрязняющих веществ, во всех ключевых отраслях производства, включая черную и цветную металлургию, переработку углеводородного сырья, производство минеральных удобрений, производство электрической и тепловой энергии с использованием топливосжигающих энергетических установок. Вместе с тем ввиду специфики того или иного производственного процесса для перечисленных отраслей, уровня его автоматизации и порядка обращения с собранными данными для конкретной технологической установки необходима разработка индивидуальной предиктивной системы контроля выбросов, адаптированной к особенностям ее функционирования.

Список литературы

1. Шкодинский С. В., Продченко И. А., Матюхин В. Н. Контуры современной промышленной политики России в обеспечении технологического суверенитета страны // Вестник евразийской науки. 2024. Т. 16, № 1. С. 111–121.
2. Сухарев О. С. Технологический суверенитет России: формирование на базе развития сектора «экономика знаний» // Вестник Института экономики Российской академии наук. 2024. № 1. С. 47–64. doi: 10.52180/2073-6487_2024_1_47_64
3. Потапцева Е. В., Акбердина В. В., Пономарева А. О. Концепция технологического суверенитета в современной государственной политике России // AlterEconomics. 2024. Т. 21, № 4. С. 818–842. doi: 10.31063/AlterEconomics/2024.21-4.9
4. Crespi F., Caravella S., Menghini M., Salvatori C. European Technological Sovereignty: An Emerging Framework for Policy Strategy // Intereconomics. 2001. Vol. 56. P. 348–354. doi: 10.1007/s10272-021-1013-6

¹ A glossary of digital twins and digital twin technology from the Digital Twin Consortium // Digital Twin Consortium. URL: <https://www.digitaltwinconsortium.org/glossary/glossary.html> (дата обращения: 25.03.2025)

² О технологической политике в Российской Федерации и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации : федер. закон № 523-ФЗ от 28.12.2024.

5. Edler J., Blind K., Kroll H., Schubert T. Technology sovereignty as an emerging frame for innovation policy. *Defining rationales, ends and means* // *Research Policy*. 2023. Vol. 52, is. 6. P. 104765. doi: 10.1016/j.respol.2023.104765
6. Конопелько Л. А., Попов О. Г., Кустиков Ю. А. [и др.]. Контроль промышленных выбросов автоматическими измерительными системами. М : ТРИУМФ, 2021. 288 с.
7. Стороженко П. А., Скобелев Д. О., Малявин А. С. [и др.]. Международный и российский опыт нормативно-правового регулирования применения систем автоматического контроля выбросов загрязняющих веществ промышленных предприятий // Экология и промышленность России. 2022. Т. 26, № 4. С. 37–43. doi: 10.18412/1816-0395-2022-4-37-43
8. Мешалкин В. П., Скобелев Д. О., Попов А. Ю. Автоматический контроль выбросов: опыт применения предсказывающих систем // Компетентность. 2020. № 9-10. С. 15–21. doi: 10.24411/1993-8780-2020-10902
9. Грачев В. А., Скобелев Д. О., Попов А. Ю. Развитие предиктивных систем контроля выбросов загрязняющих веществ // Экология и промышленность России. 2020. Т. 24, № 10. С. 43–49. doi: 10.18412/1816-0395-2020-10-43-49
10. Zhang H. [et al.]. Dynamic prediction of in-situ SO₂ emission and operation optimization of combined desulfurization system of 300 MW CFB boiler // *Fuel*. 2022. Vol. 324. P. 124421. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124421
11. Eslick J. C. [et al.]. Predictive modeling of a subcritical pulverized-coal power plant for optimization: Parameter estimation, validation, and application // *Applied Energy*. 2022. Vol. 319. P. 119226. doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119226
12. Hu Z., Jiang E., Ma X. Numerical simulation on NO_x emissions in a municipal solid waste incinerator // *Journal of Cleaner Production*. 2019. Vol. 233. P. 650–664. doi: 10.1016/j.jclepro.2019.06.127
13. Belošević S. [et al.]. Numerical prediction of processes for clean and efficient combustion of pulverized coal in power plants // *Applied Thermal Engineering*. 2015. Vol. 74. P. 102–110. doi: 10.1016/j.applthermaleng.2013.11.019
14. Lisandy K. Y. [et al.]. Prediction of unburned carbon and NO formation from low-rank coal during pulverized coal combustion: Experiments and numerical simulation // *Fuel*. 2016. Vol. 185. P. 478–490. doi: 10.1016/j.fuel.2016.08.026
15. Li R. [et al.]. Real-time prediction of SO₂ emission concentration under wide range of variable loads by convolution-LSTM VE-transformer // *Energy*. 2023. Vol. 269. P. 126781. doi: 10.1016/j.energy.2023.126781
16. Tan P. [et al.]. Dynamic modeling of NO_x emission in a 660 MW coal-fired boiler with long short-term memory // *Energy*. 2019. Vol. 176. P. 429–436. doi: 10.1016/j.energy.2019.04.020
17. Yang G., Wang Y., Li X. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network // *Energy*. 2020. Vol. 192. P. 116597. doi: 10.1016/j.energy.2019.116597
18. Thieu V. In-depth numerical analysis of combustion and NO_x emission characteristics in a 125 MWe biomass boiler // *Fuel*. 2023. Vol. 332. P. 125961. doi: 10.1016/j.fuel.2022.125961
19. Wang Z. [et al.]. A dynamic modeling method using channel-selection convolutional neural network: A case study of NO_x emission // *Energy*. 2024. Vol. 290. P. 130270. doi: 10.1016/j.energy.2024.130270
20. Wu Y. A novel data-driven approach for coal-fired boiler under deep peak shaving to predict and optimize NO_x emission and heat exchange performance // *Energy*. 2024. Vol. 304. P. 132106. doi: 10.1016/j.energy.2024.132106
21. Dirik M. Prediction of NO_x emissions from gas turbines of a combined cycle power plant using an ANFIS model optimized by GA // *Fuel*. 2022. Vol. 321. P. 124037. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124037

22. Liou J.-L., Liao K.-C., Wen H.-T., Wu H.-Yu. A study on nitrogen oxide emission prediction in Taichung thermal power plant using artificial intelligence (AI) model // International Journal of Hydrogen Energy. 2024. Vol. 63. P. 1–9. doi: 10.1016/j.ijhydene.2024.03.120
23. Yu H., Gao M., Zhang H., Chen Y. Dynamic modeling for SO₂-NO_x emission concentration of circulating fluidized bed units based on quantum genetic algorithm – Extreme learning machine // Journal of Cleaner Production. 2021. Vol. 324. P. 129170. doi: 10.1016/j.jclepro.2021.129170
24. Tang Z. [et al.]. Auto-encoder-extreme learning machine model for boiler NO_x emission concentration prediction // Energy. 2022. Vol. 256. P. 124552. doi: 10.1016/j.energy.2022.124552
25. Wang X., Liu W., Wang Y., Yang G. A hybrid NO_x emission prediction model based on CEEMDAN and AM-LSTM // Fuel. 2022. Vol. 310. P. 122486. doi: 10.1016/j.fuel.2021.122486
26. Han Z., Xie Y., Moinul Hossain Md., Xu C. A hybrid deep neural network model for NO_x emission prediction of heavy oil-fired boiler flames // Fuel. 2023. Vol. 333. P. 126419. doi: 10.1016/j.fuel.2022.126419
27. Si M., Du K. Development of a predictive emissions model using a gradient boosting machine learning method // Environmental Technology & Innovation. 2020. Vol. 20. P. 101028. doi: 10.1016/j.eti.2020.101028
28. Chen J. [et al.]. Dynamic prediction of SO₂ emission based on hybrid modeling method for coal-fired circulating fluidized bed // Fuel. 2023. Vol. 346. P. 128284. doi: 10.1016/j.fuel.2023.128284
29. An B. [et al.]. Dynamic NO_x Prediction Model for SCR Denitration Outlet of Coal-Fired Power Plants Based on Hybrid Data-Driven and Model Ensemble // Industrial & Engineering Chemistry Research. 2023. Vol. 62, is. 36. P. 14286–14299. doi: 10.1021/acs.iecr.3c01559
30. Wang Y. An Ensemble Deep Belief Network Model Based on Random Subspace for NO_x Concentration Prediction // ACS Omega. 2021. Vol. 6, is. 11. P. 7655–7668. doi: 10.1021/acsomega.0c06317
31. Li Q. [et al.]. Dynamic NO_x Emission Modeling in a Utility Circulating Fluidized Bed Boiler Considering Denoising and Multi-Frequency Domain Information // Energies. 2025. Vol. 18. P. 790. doi: 10.3390/en18040790
32. Wang Z. [et al.]. A predictive model with time-varying delays employing channel equalization convolutional neural network for NO_x emissions in flexible power generation // Energy. 2024. Vol. 306. P. 132495. doi: 10.1016/j.energy.2024.132495
33. Yuan Z. [et al.]. Prediction of NO_x emissions for coal-fired power plants with stacked-generalization ensemble method // Fuel. 2021. Vol. 289. P. 119748. doi: 10.1016/j.fuel.2020.119748
34. Xie P. [et al.]. Dynamic modeling for NO_x emission sequence prediction of SCR system outlet based on sequence to sequence long short-term memory network // Energy. 2020. Vol. 190. P. 116482. doi: 10.1016/j.energy.2019.116482
35. Wang Y., Chen X., Zhao C. A data-driven soft sensor model for coal-fired boiler SO₂ concentration prediction with non-stationary characteristic // Energy. 2024. Vol. 300. P. 131522. doi: 10.1016/j.energy.2024.131522
36. Heryuano B. T., Nazaruddin Y. Y., HadiSupadmo S. Predicting Sulfur Content of Desulfurizer using Data-Driven based Inferential Measurement: An Ammonia Plant Case // 2020 IEEE 8th Conference on Systems, Process and Control (ICSPC): Melaka. Malaysia, 2020. P. 178–183. doi: 10.1109/ICSPC50992.2020.9305785
37. Bonavita N., Ciarlo G. Inferential sensors for emission monitoring: An industrial perspective // Frontiers in Environmental Engineering. 2014. Vol. 3. P. 21–28.
38. 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. Lisbon, 2016.

39. Cheng A. M., Hagen G. F. An accurate predictive emissions monitoring system (PEMS) for an ethylene furnace // Environmental Progress. 1996. Vol. 15, is. 1. P. 19–27. doi: 10.1002/ep.670150115
40. Saiepour M. [et al.]. Development and Assessment of Predictive Emission Monitoring Systems (PEMS) Models in the Steel Industry // AISTech 2006: Proceedings of the Iron & Steel Technology Conference. Cleveland, Ohio, 2006.
41. Seol Y. [et al.]. An Interpretable Time Series Forecasting Model for Predicting NOx Emission Concentration in Ferroalloy Electric Arc Furnace Plants // Mathematics. 2024. Vol. 12 (6). P. 878. doi: 10.3390/math12060878
42. Öztürk B., Öztürk O., Karademir A. NOx emission modeling at cement plants with co-processing alternative fuels using ANN // Environmental Engineering Research. 2022. Vol. 27 (5). P. 210277. doi: 10.4491/eer.2021.277
43. Okoji A. I. [et al.]. Evaluation of adaptive neuro-fuzzy inference system-genetic algorithm in the prediction and optimization of NOx emission in cement precalcining kiln // Environmental Science and Pollution Research. 2023. Vol. 30. P. 54835–54845. doi: 10.1007/s11356-023-26282-0
44. Zhang Y. [et al.]. ANN-GA approach for predictive modelling and optimization of NOx emissions in a cement precalcining kiln // International Journal of Environmental Studies. 2017. Vol. 74 (2). P. 253–261. doi: 10.1080/00207233.2017.1280322
45. Zheng J., Du W., Lang Z., Qian F. Modeling and Optimization of the Cement Calcination Process for Reducing NOx Emission Using an Improved Just-In-Time Gaussian Mixture Regression // Industrial & Engineering Chemistry Research. 2020. Vol. 59, is. 1. P. 4987–4999. doi: 10.1021/acs.iecr.9b05207
46. Usman M., Ahmad I., Ahsan M., Caliskan H. Prediction and optimization of emissions in cement manufacturing plant under uncertainty by using artificial intelligence-based surrogate modeling // Environment, Development and Sustainability. 2024. doi: 10.1007/s10668-024-05068-5
47. Guo Y., Mao Z. A long sequence NOx emission prediction model for rotary kilns based on transformer // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2024. Vol. 251. P. 105151. doi: 10.1016/j.chemolab.2024.105151
48. Hao X. [et al.]. Multi-objective prediction for denitration systems in cement: an approach combining process analysis and bi-directional long short-term memory network // Environmental Science and Pollution Research. 2023. Vol. 30. P. 30408–30429. doi: 10.1007/s11356-022-24021-5
49. Моисеев Н. Н. Математические задачи системного анализа. М. : Наука, 1981. 488 с.
50. Скобелев Д. О., Ганявин В. А., Кузевич Н. А. Предиктивная аналитика как инструмент повышения эффективности промышленного предприятия // Автоматизация и IT в нефтегазовой отрасли. 2023. № 3 (53).

References

1. Shkodinsky S.V., Prodchenko I.A., Matyukhin V.N. Contours of Russia's modern industrial policy in ensuring the country's technological sovereignty. *Vestnik evraziskoj nauki = Bulletin of Eurasian Science*. 2024;16(1):111–121. (In Russ)
2. Sukharev O.S. Technological sovereignty of Russia: formation of the "knowledge economy" sector on the basis of development. *Vestnik Instituta ekonomiki Rossijskoj akademii nauk = Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences*. 2024;(1):47–64. (In Russ). doi: 10.52180/2073-6487_2024_1_47_64
3. Potaptseva E.V., Akberdina V.V., Ponomareva A.O. The concept of technological sovereignty in modern Russian state policy. *AlterEconomics*. 2024;21(4):818–842. (In Russ). doi: 10.31063/AlterEconomics/2024.21-4.9
4. Crespi F., Caravella S., Menghini M., Salvatori C. European Technological Sovereignty: An Emerging Framework for Policy Strategy. *Intereconomics*. 2001;56:348–354. doi: 10.1007/s10272-021-1013-6

5. Edler J., Blind K., Kroll H., Schubert T. Technology sovereignty as an emerging frame for innovation policy. Defining rationales, ends and means. *Research Policy*. 2023;52(6):104765. doi: 10.1016/j.respol.2023.104765
6. Konopelko L.A., Popov O.G., Kustikov Yu.A. et al. *Kontrol' promyshlennyyh vybrosov avtomaticheskimi izmeritel'nymi sistemami = Control of industrial emissions by automatic measuring systems*. Moscow: TRIUMF, 2021:288. (In Russ)
7. Storozhenko P.A., Skobelev D.O., Malyavin A.S. et al. International and Russian experience in regulatory regulation of the use of automatic control systems for emissions of pollutants from industrial enterprises. *Ekologiya i promyshlennost' Rossii = Ecology and industry of Russia*. 2022;26(4):37–43. (In Russ). doi: 10.18412/1816-0395-2022-4-37-43
8. Meshalkin V.P., Skobelev D.O., Popov A.Yu. Automatic emission control: experience in the application of predictive systems. *Kompetentnost' = Competence*. 2020;(9–10): 15–21. (In Russ). doi: 10.24411/1993-8780-2020-10902
9. Grachev V.A., Skobelev D.O., Popov A.Yu. Development of predictive control systems for pollutant emissions. *Ekologiya i promyshlennost' Rossii = Ecology and industry of Russia*. 2020;24(10):43–49. (In Russ). doi: 10.18412/1816-0395-2020-10-43-49
10. Zhang H. et al. Dynamic prediction of in-situ SO₂ emission and operation optimization of combined desulfurization system of 300 MW CFB boiler. *Fuel*. 2022;324:124421. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124421
11. Eslick J.C. et al. Predictive modeling of a subcritical pulverized-coal power plant for optimization: Parameter estimation, validation, and application. *Applied Energy*. 2022;319:119226. doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119226
12. Hu Z., Jiang E., Ma X. Numerical simulation on NO_x emissions in a municipal solid waste incinerator. *Journal of Cleaner Production*. 2019;233:650–664. doi: 10.1016/j.jclepro.2019.06.127
13. Belošević S. et al. Numerical prediction of processes for clean and efficient combustion of pulverized coal in power plants. *Applied Thermal Engineering*. 2015;74:102–110. doi: 10.1016/j.applthermaleng.2013.11.019
14. Lisandy K.Y. et al. Prediction of unburned carbon and NO formation from low-rank coal during pulverized coal combustion: Experiments and numerical simulation. *Fuel*. 2016;185:478–490. doi: 10.1016/j.fuel.2016.08.026
15. Li R. et al. Real-time prediction of SO₂ emission concentration under wide range of variable loads by convolution-LSTM VE-transformer. *Energy*. 2023;269:26781. doi: 10.1016/j.energy.2023.126781
16. Tan P. et al. Dynamic modeling of NO_x emission in a 660 MW coal-fired boiler with long short-term memory. *Energy*. 2019;176:429–436. doi: 10.1016/j.energy.2019.04.020
17. Yang G., Wang Y., Li X. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network. *Energy*. 2020;192:116597. doi: 10.1016/j.energy.2019.116597
18. Thieu V. In-depth numerical analysis of combustion and NO_x emission characteristics in a 125 MWe biomass boiler. *Fuel*. 2023;332:125961. doi: 10.1016/j.fuel.2022.125961
19. Wang Z. et al. A dynamic modeling method using channel-selection convolutional neural network: A case study of NO_x emission. *Energy*. 2024;290:130270. doi: 10.1016/j.energy.2024.130270
20. Wu Y. A novel data-driven approach for coal-fired boiler under deep peak shaving to predict and optimize NO_x emission and heat exchange performance. *Energy*. 2024;304:132106. doi: 10.1016/j.energy.2024.132106
21. Dirik M. Prediction of NO_x emissions from gas turbines of a combined cycle power plant using an ANFIS model optimized by GA. *Fuel*. 2022;321:124037. doi: 10.1016/j.fuel.2022.124037
22. Liou J.-L., Liao K.-C., Wen H.-T., Wu H.-Yu. A study on nitrogen oxide emission prediction in Taichung thermal power plant using artificial intelligence (AI) model. *International Journal of Hydrogen Energy*. 2024;63:1–9. doi: 10.1016/j.ijhydene.2024.03.120

23. Yu H., Gao M., Zhang H., Chen Y. Dynamic modeling for SO₂-NO_x emission concentration of circulating fluidized bed units based on quantum genetic algorithm – Extreme learning machine. *Journal of Cleaner Production*. 2021;324:129170. doi: 10.1016/j.jclepro.2021.129170
24. Tang Z. et al. Auto-encoder-extreme learning machine model for boiler NO_x emission concentration prediction. *Energy*. 2022;256:124552. doi: 10.1016/j.energy.2022.124552
25. Wang X., Liu W., Wang Y., Yang G. A hybrid NO_x emission prediction model based on CEEMDAN and AM-LSTM. *Fuel*. 2022;310:122486. doi: 10.1016/j.fuel.2021.122486
26. Han Z., Xie Y., Moinul Hossain Md., Xu C. A hybrid deep neural network model for NO_x emission prediction of heavy oil-fired boiler flames. *Fuel*. 2023;333:126419. doi: 10.1016/j.fuel.2022.126419
27. Si M., Du K. Development of a predictive emissions model using a gradient boosting machine learning method. *Environmental Technology & Innovation*. 2020;20:101028. doi: 10.1016/j.eti.2020.101028
28. Chen J. et al. Dynamic prediction of SO₂ emission based on hybrid modeling method for coal-fired circulating fluidized bed. *Fuel*. 2023;346:128284. doi: 10.1016/j.fuel.2023.128284
29. An B. et al. Dynamic NO_x Prediction Model for SCR Denitrification Outlet of Coal-Fired Power Plants Based on Hybrid Data-Driven and Model Ensemble. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2023;62(36):14286–14299. doi: 10.1021/acs.iecr.3c01559
30. Wang Y. An Ensemble Deep Belief Network Model Based on Random Subspace for NO_x Concentration Prediction. *ACS Omega*. 2021;6(11):7655–7668. doi: 10.1021/acsomega.0c06317
31. Li Q. et al. Dynamic NO_x Emission Modeling in a Utility Circulating Fluidized Bed Boiler Considering Denoising and Multi-Frequency Domain Information. *Energies*. 2025;18:790. doi: 10.3390/en18040790
32. Wang Z. et al. A predictive model with time-varying delays employing channel equalization convolutional neural network for NO_x emissions in flexible power generation. *Energy*. 2024;306:132495. doi: 10.1016/j.energy.2024.132495
33. Yuan Z. et al. Prediction of NO_x emissions for coal-fired power plants with stacked-generalization ensemble method. *Fuel*. 2021;289:119748. doi: 10.1016/j.fuel.2020.119748
34. Xie P. et al. Dynamic modeling for NO_x emission sequence prediction of SCR system outlet based on sequence to sequence long short-term memory network. *Energy*. 2020;190:16482. doi: 10.1016/j.energy.2019.116482
35. Wang Y., Chen X., Zhao C. A data-driven soft sensor model for coal-fired boiler SO₂ concentration prediction with non-stationary characteristic. *Energy*. 2024;300:131522. doi: 10.1016/j.energy.2024.131522
36. Heryuano B.T., Nazaruddin Y.Y., Hadisupadmo S. Predicting Sulfur Content of Desulfurizer using Data-Driven based Inferential Measurement: An Ammonia Plant Case 2020 IEEE 8th Conference on Systems, Process and Control (ICSPC): Melaka. Malaysia. 2020:178–183. doi: 10.1109/ICSPC50992.2020.9305785
37. Bonavita N., Ciarlo G. Inferential sensors for emission monitoring: An industrial perspective. *Frontiers in Environmental Engineering*. 2014;3:21–28.
38. 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*. Lisbon, 2016.
39. Cheng A.M., Hagen G.F. An accurate predictive emissions monitoring system (PEMS) for an ethylene furnace. *Environmental Progress*. 1996;15(1):19–27. doi: 10.1002/ep.670150115

40. Saiepour M. et al. Development and Assessment of Predictive Emission Monitoring Systems (PEMS) Models in the Steel Industry. *AISTech 2006: Proceedings of the Iron & Steel Technology Conference. Cleveland, Ohio*, 2006.
41. Seol Y. [et al.]. An Interpretable Time Series Forecasting Model for Predicting NOx Emission Concentration in Ferroalloy Electric Arc Furnace Plants. *Mathematics*. 2024;12(6):878. doi: 10.3390/math12060878
42. Öztürk B., Öztürk O., Karademir A. NOx emission modeling at cement plants with co-processing alternative fuels using ANN. *Environmental Engineering Research*. 2022;27(5):210277. doi: 10.4491/eer.2021.277
43. Okoji A.I. et al. Evaluation of adaptive neuro-fuzzy inference system-genetic algorithm in the prediction and optimization of NOx emission in cement precalcining kiln. *Environmental Science and Pollution Research*. 2023;30:54835–54845. doi: 10.1007/s11356-023-26282-0
44. Zhang Y. et al. ANN-GA approach for predictive modelling and optimization of NOx emissions in a cement precalcining kiln. *International Journal of Environmental Studies*. 2017;74(2):253–261. doi: 10.1080/00207233.2017.1280322
45. Zheng J., Du W., Lang Z., Qian F. Modeling and Optimization of the Cement Calcination Process for Reducing NOx Emission Using an Improved Just-In-Time Gaussian Mixture Regression. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2020;59(1):4987–4999. doi: 10.1021/acs.iecr.9b05207
46. Usman M., Ahmad I., Ahsan M., Caliskan H. Prediction and optimization of emissions in cement manufacturing plant under uncertainty by using artificial intelligence-based surrogate modeling. *Environment, Development and Sustainability*. 2024. doi: 10.1007/s10668-024-05068-5
47. Guo Y., Mao Z. A long sequence NOx emission prediction model for rotary kilns based on transformer. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2024;251:105151. doi: 10.1016/j.chemolab.2024.105151
48. Hao X. et al. Multi-objective prediction for denitrification systems in cement: an approach combining process analysis and bi-directional long short-term memory network. *Environmental Science and Pollution Research*. 2023;30:30408–30429. doi: 10.1007/s11356-022-24021-5
49. Moiseev N.N. *Matematicheskie zadachi sistemnogo analiza = Mathematical problems of system analysis*. Moscow: Nauka, 1981:488. (In Russ)
50. Skobelev D.O., Ganyavin V.A., Kutsevich N.A. Predictive analytics as a tool for increasing the efficiency of an industrial enterprise. *Avtomatizatsiya i IT v neftegazovoj otrassli = Automation and IT in the oil and gas industry*. 2023;(3). (In Russ)

Информация об авторах / Information about the authors

Дмитрий Олегович Скобелев

доктор экономических наук, директор,
Научно-исследовательский институт
«Центр экологической промышленной
политики» (Россия, г. Мытищи,
Олимпийский пр-кт, 42)
E-mail: dskobelev@eipc.center

Dmitry O. Skobelev

Doctor of economical sciences, director,
Research Institute "Environmental Industry
Policy Centre"
(42 Olimpijskij avenue, Mytishchi, Russia)

Александр Юрьевич Попов

кандидат химических наук, ведущий
научный сотрудник отдела химической
и нефтехимической промышленности,
Научно-исследовательский институт
«Центр экологической промышленной
политики» (Россия, г. Мытищи,
Олимпийский пр-кт, 42)
E-mail: a.popov@eipc.center

Aleksandr Yu. Popov

Candidate of chemical sciences, lead
researcher of department of chemical
and petrochemical industry,
Research Institute "Environmental Industry
Policy Centre"
(42 Olimpijskij avenue, Mytishchi, Russia)

Василий Александрович Ганявин
кандидат технических наук, заместитель
руководителя инженерного центра,
Научно-исследовательский институт
«Центр экологической промышленной
политики»
(Россия, г. Мытищи, Олимпийский
пр-кт, 42)
E-mail: v.ganyavin@eipc.center

Vasily A. Ganyavin
Candidate of technical sciences, deputy
head of the engineering center,
Research Institute "Environmental Industry
Policy Centre"
(42 Olimpijskij avenue, Mytishchi, Russia)

Вера Михайловна Костылева
руководитель департамента химической
промышленности и автоматизации
производственных процессов,
Научно-исследовательский институт
«Центр экологической промышленной
политики»
(Россия, г. Мытищи, Олимпийский
пр-кт, 42)
E-mail: v.kostyleva@eipc.center

Vera M. Kostyleva
Head of department of chemical industry
and process automation,
Research Institute "Environmental Industry
Policy Centre"
(42 Olimpijskij avenue, Mytishchi, Russia)

Андрей Станиславович Малявин
кандидат технических наук, начальник
отдела химической и нефтехимической
промышленности,
Научно-исследовательский институт
«Центр экологической промышленной
политики»
(Россия, г. Мытищи, Олимпийский
пр-кт, 42)
E-mail: a.malyavin@eipc.center

Andrej S. Malyavin
Candidate of technical sciences,
head of the department of chemical
and petrochemical industry,
Research Institute "Environmental Industry
Policy Centre"
(42 Olimpijskij avenue, Mytishchi, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию/Received 02.04.2025
Поступила после рецензирования/Revised 15.05.2025
Принята к публикации/Accepted 01.06.2025