

НАУЧНЫЙ ОБЗОР

УДК 681.51:676.082.4
DOI 10.17513/snt.40400

**ТЕНДЕНЦИИ РАЗВИТИЯ СИСТЕМ ДИАГНОСТИКИ
И УПРАВЛЕНИЯ ПАРАМЕТРАМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО
ПРОЦЕССА СЖИГАНИЯ ЧЕРНОГО ЩЕЛОКА
В СОДОРЕГЕНЕРАЦИОННЫХ КОТЛОАГРЕГАТАХ**

¹Русинов Л.А., ¹Прылипко Е.С., ²Ковалев Д.А.

¹ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный технологический институт
(технический университет)», Санкт-Петербург, e-mail: naukaegorp@gmail.com;

²ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий
и дизайна», Высшая школа технологии и энергетики, Санкт-Петербург

Процесс сжигания черного щелока в содорегенерационных котлоагрегатах играет ключевую роль в обеспечении замкнутого цикла химической регенерации щелоков на предприятиях целлюлозно-бумажной промышленности. Цель исследования – разработка архитектуры интеллектуальной системы диагностики нарушений процесса сжигания черного щелока с учетом современных тенденций развития автоматизации и цифровизации в рамках концепции «умного производства». Анализ выполнен в соответствии с принципами подготовки обзоров по протоколу PRISMA. Поиск источников проводился в международных и российских базах данных (Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Google Scholar) за период с 2010 по 2024 г. Были проанализированы 127 публикаций, из которых 37 отобраны для включения в список литературы. В ходе обзора классифицированы методы диагностики (моделирование, экспертные системы, машинное обучение, техническое зрение), обобщены их преимущества и ограничения, выделены параметры с высокой диагностической значимостью. Проведено сопоставление подходов по степени адаптивности, чувствительности и применимости в условиях ограниченной наблюдаемости. Предложена модульная архитектура интеллектуальной системы диагностики, объединяющая цифровые и визуальные признаки, с возможностью переобучения и адаптации к реальным условиям эксплуатации. Интеграция методов машинного обучения и технического зрения в SCADA-контур позволяет повысить чувствительность диагностики, своевременно выявлять нарушения и поддерживать устойчивость режима сжигания. Разработанная архитектура может быть использована на предприятиях отрасли для повышения эффективности и надежности работы содорегенерационных котлов.

Ключевые слова: содорегенерационный котлоагрегат, черный щелок, система диагностики, машинное обучение, техническое зрение, предиктивный контроль

**TRENDS IN THE DEVELOPMENT OF DIAGNOSTIC
AND CONTROL SYSTEMS FOR THE BLACK LIQUOR
COMBUSTION PROCESS IN RECOVERY BOILERS**

¹Rusinov L.A., ¹Prylipko E.S., ²Kovalev D.A.

¹Saint Petersburg State Institute of Technology, Saint Petersburg,
e-mail: naukaegorp@gmail.com;

²Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design,
Higher School of Technology and Energy, Saint Petersburg

The combustion of black liquor in recovery boilers plays a crucial role in maintaining the closed-loop chemical regeneration cycle of alkali streams in the pulp and paper industry. The aim of this study is to develop an architecture for an intelligent diagnostic system to detect disturbances in the black liquor combustion process, taking into account current trends in automation and digitalization within the framework of smart manufacturing. The analysis was conducted in accordance with the PRISMA review protocol. Literature was retrieved from both international and Russian databases (Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Google Scholar) for the period 2010–2024. A total of 127 publications were reviewed, with 37 selected for inclusion in the final reference list. The review classified diagnostic methods (mathematical modeling, expert systems, machine learning, and computer vision), summarized their strengths and limitations, and identified parameters with high diagnostic significance. The approaches were compared in terms of adaptability, sensitivity, and applicability under conditions of limited observability. A modular architecture is proposed for an intelligent diagnostic system that integrates both digital and visual features, with capabilities for model retraining and adaptation to real operational conditions. The integration of machine learning and computer vision methods into the SCADA environment improves diagnostic sensitivity, enables timely detection of anomalies, and supports combustion stability. The proposed architecture can be implemented at pulp and paper industry facilities to enhance the efficiency and reliability of recovery boiler operations.

Keywords: recovery boiler, black liquor, automated diagnostics, machine learning, computer vision, predictive control

Введение

Цикл регенерации щелоков сульфат-целлюлозного производства (рис. 1) включает в себя: варку щепы и промывку целлюлозы с получением слабого черного щелока, который подается на выпарку; после выпарки концентрированный черный щелок подается на сжигание в содорегенерационный котлоагрегат (СРК). После сжигания черного щелока в СРК полученный плав растворяют слабым белым щелоком, в результате получают зеленый щелок. Осветленный зеленый щелок после процесса каустизации, промывки известкового шлама и его сжигания в известерегенерационной печи преобразуется в белый щелок, который снова подается на варку щепы.

Ключевым узлом цикла регенерации щелоков является СРК, предназначенный для термической утилизации черного щелока, регенерации неорганических соединений и одновременного производства пара.

Системный анализ структуры СРК позволяет выделить ряд функциональных подсистем, таких как подготовка черного щелока к сжиганию, организация подачи воздуха, процессы сжигания в топке, парообразование, очистка дымовых газов и восстановление зеленого и белого щелока. Каждая из подсистем представляет собой отдельный объект управления со специфическими управляющими и возмущающими воздействиями [1–3].

Настоящее исследование сосредоточено на анализе подсистемы сжигания черного щелока в топке, являющейся центральным

звеном термохимического преобразования щелока. В пределах данной подсистемы последовательно реализуются процессы испарения влаги, пиролиза, горения и восстановления, от эффективности которых зависят такие показатели, как степень восстановления сульфатов, формирование огарка, температурно-пылевой режим в топке и устойчивость теплового процесса в целом.

Подсистема отличается высокой динамичностью, нелинейностью процессов, ограниченной наблюдаемостью и существенной зависимостью от входных параметров смежных технологических цепочек. Стандартные средства автоматического управления и мониторинга обеспечивают контроль лишь ограниченного числа измеряемых параметров (давление, температура, плотность, состояние запорно-регулирующей арматуры), не позволяя получать полную информацию о текущем состоянии зоны горения.

В связи с этим актуальной становится задача применения существующих методов для разработки системы автоматизированной диагностики нештатных ситуаций на основе анализа большого количества взаимосвязанных технологических параметров. Наибольший интерес в этом контексте представляют подходы, основанные на методах машинного обучения, включая как классические алгоритмы, так и нейросетевые модели, обладающие способностью к обобщению закономерностей и выявлению аномальных режимов при частичной наблюдаемости объекта [4–6].

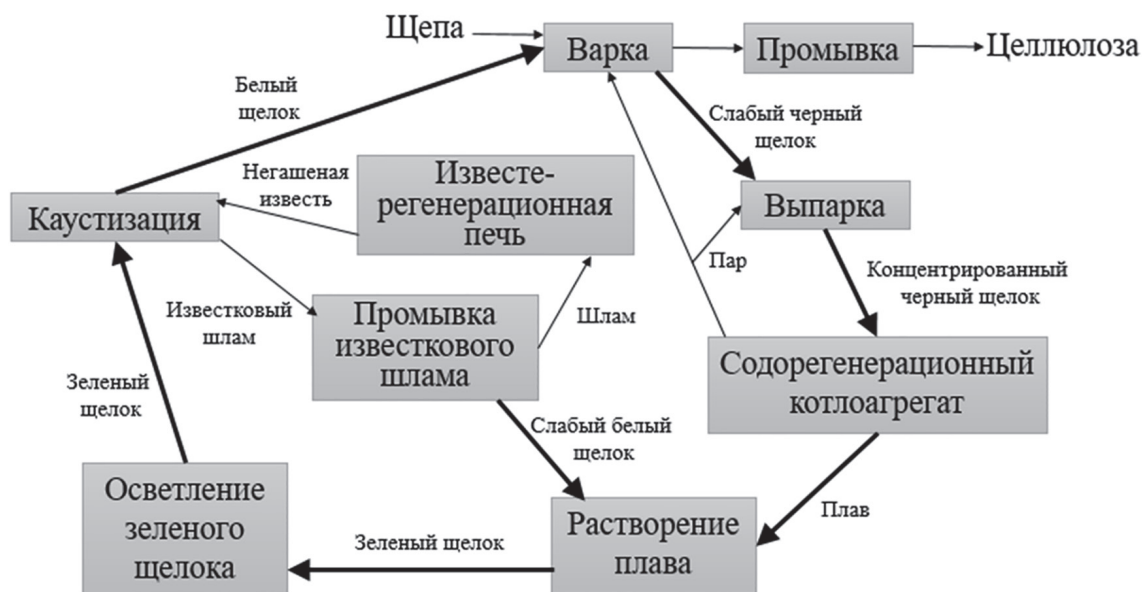


Рис. 1. Общая схема регенерации щелоков сульфат-целлюлозного производства
Источник: составлено авторами

Подсистема сжигания черного щелока представляет собой функционально обособленный компонент СРК, в пределах которого реализуются ключевые термохимические процессы, обеспечивающие термическое разложение органической фазы и восстановление неорганической составляющей черного щелока. Структурно подсистема включает: систему подачи и распыления щелока (форсунки, сопла, кольца распыления), камеру сгорания (топку), зону формирования подушки огарка, систему подачи воздуха (первичного, вторичного и третичного) и каналы отвода газообразных продуктов горения. Эффективность ее функционирования определяет энергетические, технологические и экологические показатели работы СРК в целом.

Процесс сжигания включает следующие стадии:

- диспергирование черного щелока с формированием факела сгорания;
- испарение влаги и термолит органических веществ;
- сгорание летучих и пиролизных газов;
- образование подушки огарка на поверхности пода;
- восстановление неорганических соединений (в первую очередь сульфатов до сульфидов) в зоне ограниченного доступа кислорода.

Внутри топочной камеры протекают многофазные и многокомпонентные процессы, характеризующиеся интенсивными тепло- и массообменными взаимодействиями, высокими температурами (до 1200 °С),

турбулентными режимами и сильной пространственной неравномерностью параметров. Это обуславливает высокие требования к системам контроля и диагностики, особенно в условиях ограниченного физического доступа к основным зонам камеры и агрессивной среды эксплуатации.

Подсистема сжигания относится к классу трудно наблюдаемых объектов с распределенными параметрами, поскольку не все критически важные характеристики доступны для прямого измерения в режиме реального времени.

На практике осуществляется контроль ограниченного набора диагностически значимых параметров, получаемых из SCADA-систем и контуров управления. Примеры контролируемых параметров для реальных объектов управления – СРК приведены в табл. 1.

Диагностика процесса сжигания усложняется рядом факторов:

- высокой неоднородностью распределения температуры и состава газов по объему топки;
- постоянным изменением характеристик черного щелока, поступающего на сжигание (влажность, вязкость, состав);
- инерционностью и взаимосвязанностью управляющих воздействий (например, изменение подачи воздуха влияет на горение, восстановление и унос пыли);
- отсутствием прямых онлайн-измерений ряда ключевых параметров (толщина и форма подушки огарка, температура внутри слоя, равномерность факела) [7, с. 110–125].

Таблица 1

Ключевые параметры процесса сжигания и особенности их диагностики

Параметр	Физическое значение	Методы измерения/оценки	Диагностическая значимость
Температура в зонах топки	Температурное поле, наличие перегревов и ям	Термопары, пирометры, тепловизоры	Идентификация зон неполного сгорания, перегрева, восстановления
Плотность черного щелока	Физико-химическое состояние топлива	DCS-данные, корреляционные методы	Признак стабильности свойств поступающего топлива
Расход щелока и мазута	Массовый/объемный расход по направлениям	Расходомеры, архивные данные	Диагностика нарушений подачи и несоответствия режимов
Давление и температура в кольце	Параметры распыла в зоне подачи	Манометры, термопары	Признак равномерности подачи и качества распыления
Уровень и температура в баках	Гидравлический режим подпитки	Датчики уровня и температуры	Идентификация сбоя питания, признаков завоздушивания
Состав отходящих газов	Концентрации O ₂ , CO, SO ₂ , H ₂ S	Газоанализаторы, хроматография	Признак полноты сжигания и эффективности восстановления
Геометрия подушки огарка	Толщина, равномерность, форма	ТВ-наблюдение, экспертная оценка	Оценка устойчивости восстановительной зоны

Источник: составлено авторами.

Таблица 2

Характеристика подсистемы сжигания
как объекта автоматизированной диагностики

Характеристика	Описание
Тип объекта	Многофазный, распределенный по объему, с внутренними обратными связями
Динамические свойства	Высокая инерционность, сильные перекрестные влияния между входами и выходами
Степень измеряемости параметров	Частично наблюдаемый, часть параметров – только косвенно или визуально
Основные возмущающие воздействия	Изменение состава щелока, нестабильность распыла, колебания температуры
Трудности диагностики	Недоступность прямых измерений, шумность данных, агрессивная среда

Источник: составлено авторами.

Эти особенности позволяют отнести подсистему сжигания к классу сложных слабо наблюдаемых объектов с распределенными параметрами. Характеристика объекта с диагностической точки зрения обобщена в табл. 2.

Таким образом, подсистема сжигания черного щелока характеризуется высокой чувствительностью к режимным параметрам и ограниченными возможностями традиционного контроля. Это определяет необходимость применения комплексных диагностических систем, способных к анализу многомерных и динамически изменяющихся данных, а также к работе в условиях неполной или искаженной информации [8–10].

Цель исследования – разработка архитектуры автоматизированной системы диагностики технологических нарушений в процессе сжигания черного щелока на базе интеграции трех взаимодополняющих подходов: физико-математического моделирования, технического зрения и методов машинного обучения.

В качестве ключевой задачи рассматривается создание модульной структуры, способной обрабатывать гетерогенные данные, поступающие из SCADA-систем, контуров измерений и видеонаблюдения, а также формировать диагностические выводы при неполной или искаженной информации. Предполагается, что использование адаптивных моделей, основанных на архивных и текущих данных, обеспечит устойчивую работу системы в условиях переменных режимов, шумных измерений и отсутствия прямого доступа к критически важным параметрам.

Отдельное внимание уделяется разработке диагностических признаков, чувствительных к ранним отклонениям процесса и пригодных для интерпретации в реальном времени. Предлагаемая система ориенти-

рована на информационно-советующий режим эксплуатации и направлена на повышение надежности, адаптивности и прозрачности мониторинга подсистемы сжигания.

Материалы и методы исследования

Обзорная часть исследования подготовлена в соответствии с принципами систематических обзоров, изложенными в протоколе PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) [11, 12].

Поиск научной литературы проводился в ряде авторитетных международных и российских баз данных, включая Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore, Google Scholar, а также российские индексируемые журналы, входящие в перечень ВАК. Временной интервал для поиска источников составил 2010–2024 гг., с акцентом на публикации последних пяти лет (2020–2024).

В процессе подготовки обзора было проанализировано 127 источников, из которых 37 наименований были отобраны для включения в список литературы на основании их научной значимости, актуальности, репутации изданий и доступности первоисточников. Отбор публикаций проводился с учетом следующих ключевых слов (на русском и английском языках): сжигание черного щелока, содорегенерационный котлоагрегат, машинное обучение, техническое зрение, диагностика процессов, SCADA, predictive diagnostics, black liquor combustion, recovery boiler, computer vision, machine learning in pulp industry.

Дополнительно применялись критерии исключения: из рассмотрения исключались публикации, не содержащие технических или диагностических решений для химико-технологических процессов, а также источники без возможности провер-

ки или без наличия постоянного DOI/URL-идентификатора. Предпочтение отдавалось статьям, опубликованным в рецензируемых журналах, индексируемых в Scopus и WoS, а также в изданиях с академической репутацией в области целлюлозно-бумажной промышленности и автоматизации.

Результаты исследования и их обсуждение

Диагностика процесса сжигания черного щелока основывается на оценке совокупности технологических параметров, отражающих стабильность, полноту и эффективность протекания термохимических реакций в камере сгорания СРК. Подсистема сжигания представляет собой сложный объект с множеством взаимосвязанных элементов: резервуары и насосы подачи черного щелока, теплообменники, узлы распыления, система воздухоподачи, заслонки, фор-

сунки, камера сгорания и контуры отвода продуктов сгорания. Надежность и устойчивость работы этой подсистемы во многом определяются качеством контроля ее динамических характеристик и своевременностью реагирования на отклонения.

Типовая схема автоматизации полностью поддерживает сбор данных по всем основным группам параметров, необходимым для технической диагностики, и визуализирует их в реальном времени [13–15].

К основным группам диагностических признаков можно отнести параметры, характеризующие качество подготовки и подачи черного щелока на сжигание, эффективность распыления, устойчивость горения, состояние восстановительных зон и полноту сгорания. Контроль этих параметров позволяет своевременно обнаруживать отклонения, предшествующие нарушениям технологического режима (табл. 3).

Таблица 3

Нарушения и диагностические параметры процесса сжигания черного щелока в СРК

Нарушение	Диагностические параметры	Возможное следствие
Переохлаждение черного щелока	Температура щелока в кольце $\downarrow < 125\text{ }^{\circ}\text{C}$; давление мазута $\uparrow$; расход щелока колеблется	Снижение полноты сгорания, увеличение расхода мазута
Избыточная плотность щелока	Плотность щелока $> 75\%$; разница между плотномерами $\uparrow$; давление на кольце $\uparrow$	Нарушение распыла, отложения на стенках
Плохой распыл (недостаток пара)	Давление пара НД $\downarrow < 6\text{ бар}$; температура щелока в кольце $\uparrow$; нестабильный расход щелока	Формирование крупных капель, ухудшение восстановления
Засорение или нестабильность форсунок	Колебания давления щелока; разница плотномеров $\uparrow$; проводимость стоков $\uparrow$	Нестабильность факела, ухудшение горения
Избыточная подача мазута	Расход мазута $\uparrow$ при наличии щелока; температура мазута $\uparrow > 100\text{ }^{\circ}\text{C}$	Переобогащение топлива, неэффективный режим
Отключение подачи щелока	Расход щелока $\rightarrow 0$; давление щелока падает; температура в баке смесителе $\downarrow$	Потеря основного топлива, аварийный переход на мазут
Утечка в дренаж	Проводимость стоков $\uparrow$; стабильный уровень в дренажном баке при отсутствии подачи щелока	Потеря материала, нарушение герметичности
Нестабильность воздуха на распыл	Давление воздуха КИП колеблется; снижение ниже 5 бар	Нестабильность пламени, снижение степени восстановления
Нестабильность мазута	Давление мазута колеблется; расход нестабилен	Колебания тепловой мощности, нестабильный режим розжига
Неэффективное испарение щелока	Температура в баке смесителе $\downarrow$; плотность щелока $\downarrow$; расход щелока $\uparrow$	Рост нагрузки на зону испарения, снижение тепловой эффективности
Разбалансировка подачи пара и щелока	Давление пара $\downarrow$; расход щелока $\uparrow$; плотность щелока $\uparrow$	Ухудшение дисперсии, рост размеров капель, снижение полноты сгорания
Нарушение паротеплового баланса	Давление пара $\uparrow$; температура в кольце $\uparrow$; расход мазута $\uparrow$	Риск перегрева форсунок, неэффективный режим
Скрытая утечка щелока в слив	Расход щелока стабильный; проводимость стоков $\uparrow$; температура в баке смесителе $\downarrow$	Потеря материала, снижение давления, ухудшение контроля подачи
Чрезмерный расход мазута при наличии щелока	Расход щелока стабильный; расход мазута $\uparrow$; температура мазута $\uparrow$	Перерасход топлива, неэффективное сжигание щелока

Источник: составлено авторами.

Представленный набор диагностических параметров охватывает ключевые аспекты функционирования подсистемы сжигания черного щелока: подготовку и подачу топлива, устойчивость распыла, работу форсунок и воздухоподачи, а также наличие отклонений, связанных с паротепловым балансом и герметичностью контуров. Эти признаки позволяют не только фиксировать факт нарушения режима, но и выявлять его первопричины до наступления критических состояний [16–18].

Для повышения чувствительности системы диагностики и надежности прогнозных моделей целесообразно расширить базу входных данных за счет включения параметров теплового поля, состава отходящих газов (CO , CO_2 , O_2), а также геометрии подушки огарка. Такие признаки отражают пространственные и химические характеристики процесса и позволяют дополнительно верифицировать выводы интеллектуальных моделей.

Современные системы автоматизированной диагностики, предназначенные для контроля процесса сжигания черного щелока, применяют как классические, так и интеллектуальные методы анализа данных. Выбор подхода зависит от доступных параметров, характера технологических отклонений и требуемой оперативности реагирования [19–21].

Одним из первых подходов, получивших широкое применение в инженерной практике, являются физико-математические модели, описывающие процессы горения органической фракции и восстановления неорганических соединений в зоне сжигания черного щелока. Такие модели основаны на решении уравнений тепломассопереноса, кинетики восстановления сульфатов до сульфидов и расчете температурных полей в топке. В работах [22, 23] представлены численные схемы расчета восстановительной зоны, включающие оценку поведения Na_2SO_4 в зависимости от температуры, стехиометрии воздуха и состава топлива. Подобные модели позволяют прогнозировать степень восстановления, риск образования сероводорода и выход за пределы температурных допусков. Несмотря на высокую точность при стабильных режимах, их внедрение в эксплуатационные системы затруднено из-за чувствительности к изменению входных параметров и необходимости точной настройки теплофизических характеристик щелока.

Экспертные системы нашли применение на целлюлозно-бумажных комбинатах Финляндии, где в рамках SCADA были реализованы алгоритмы на базе логических

правил. Например, при снижении давления пара и одновременном росте температуры щелока система автоматически формирует предупреждение о риске ухудшения распыла. Такой подход позволяет формализовать практический опыт операторов и обеспечить быстрое реагирование на повторяющиеся технологические события. Однако при появлении новых комбинаций отклонений без предварительной настройки такие системы не срабатывают [24, 25].

Методы машинного обучения демонстрируют высокую чувствительность и устойчивость к нестабильным режимам. В исследовании, опубликованном в 2023 г., была разработана модель виртуального датчика на основе алгоритма XGBoost для прогнозирования выбросов NO_x в дизельных двигателях. Модель показала высокую точность при стационарных условиях (до 98 %) и удовлетворительную точность в динамических условиях (около 85 %). Несмотря на то, что работа была ориентирована на газообразные выбросы, метод легко адаптируется к задаче прогнозирования других параметров – например, степени восстановления, выходов угарного газа или эффективности распыла – при наличии размеченной исторической выборки [26].

Также в 2023 г. было проведено исследование, направленное на прогнозирование теплотворной способности черного щелока (BPR) с использованием моделей машинного обучения. В частности, в исследовании, опубликованном в 2023 г., были применены различные модели машинного обучения, включая нейронные сети и градиентный бустинг, для прогнозирования параметров черного щелока на основе данных, полученных с целлюлозно-бумажных комбинатов. Результаты показали, что модели машинного обучения обеспечивают высокую точность прогнозирования, что позволяет оперативно корректировать параметры сжигания и повышать эффективность работы котлов. Это исследование подчеркивает потенциал применения машинного обучения для улучшения диагностики и управления процессом сжигания черного щелока [27].

Методы технического зрения применяются при наличии визуального доступа к камере сгорания и используются для контроля симметрии факела, наличия засоров, состояния футеровки и смещения зоны горения. На практике широкое распространение получили инфракрасные камеры, обеспечивающие наблюдение за температурными аномалиями и визуально определяемыми нарушениями, которые не фиксируются

традиционными датчиками. Например, инфракрасные камеры серии CFIR, разработанные компанией Bass Electronics, успешно применяются на содорегенерационных котлах для анализа распределения пламени, выявления засоров в форсунках и контроля равномерности горения. Такие камеры интегрируются в систему управле-

ния и позволяют оператору отслеживать развитие отклонений в режиме реального времени, значительно повышая диагностическую чувствительность системы и снижая вероятность скрытых нарушений [28].

Краткая сравнительная характеристика используемых в диагностике состояния СРК методов представлена в табл. 4.

Таблица 4

Сравнительная характеристика методов диагностики

Метод	Основные достоинства	Основные ограничения
Физико-математические модели	Высокая точность; интерпретируемость; применимы при стабильных режимах	Требуют точных данных; чувствительны к изменению состава; сложны в калибровке
Экспертные системы	Простота внедрения; формализованный опыт; высокая воспроизводимость	Не адаптируются к новым ситуациям; ограничены заранее заданными сценариями
Машинное обучение	Высокая чувствительность; способность к адаптации; прогнозирование	Требуют исторических данных; требуют интерпретации и контроля качества выборки
Техническое зрение (ИК)	Прямая оценка визуальных нарушений; дополняет недоступные измерения	Высокая стоимость; необходимость в обслуживании; сложность алгоритмов обработки видео

Источник: составлено авторами.

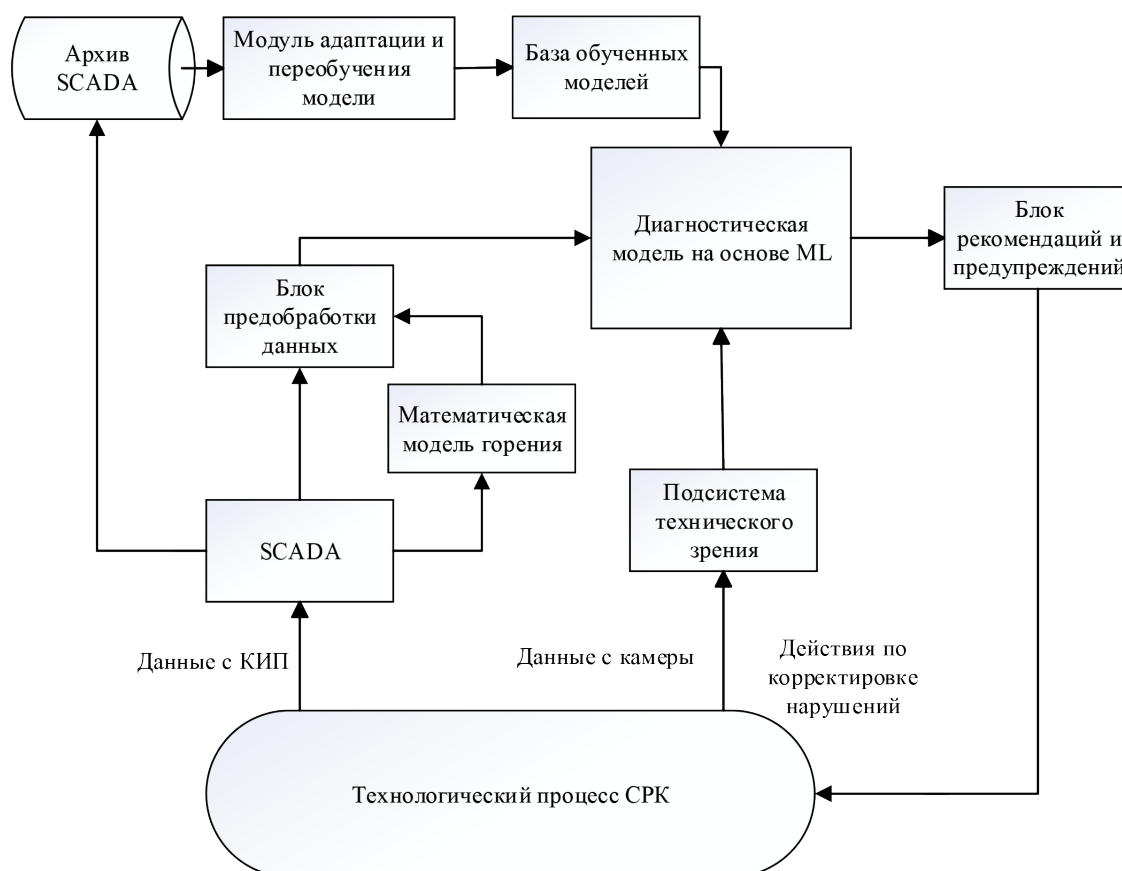


Рис. 2. Архитектура автоматизированной системы диагностики процесса сжигания черного щелока в топке СРК

Источник: составлено авторами

Применение моделей машинного обучения для диагностики процесса сжигания черного щелока требует четко организованной архитектуры, способной обрабатывать как цифровые сигналы от КИП, так и визуальные признаки, поступающие с видеокамер. Предлагаемая архитектура реализована в виде модульной системы, интегрированной в SCADA-контроль и обеспечивающей полный цикл: от сбора данных и предобработки до диагностики, генерации рекомендаций и автоматической коррекции (рис. 2).

Данные от КИП, включая температуру щелока и камеры сгорания, давление пара и воздуха, плотность щелока, параметры распыла и состав дымовых газов, передаются в SCADA-систему. Далее они направляются в блок предобработки, где проходят очистку, агрегацию, нормализацию и преобразование в диагностические признаки. Параллельно с этим видеопотоки с камеры, установленной в зоне горения, поступают в подсистему технического зрения. Здесь выделяются визуально определяемые отклонения: асимметрия пламени, засоры, смещение зоны восстановления и др. Эти признаки также подаются в диагностическую модель [29–31].

Диагностическая модель, построенная на алгоритмах машинного обучения, обрабатывает оба вида входных данных и формирует вероятностный вывод о наличии отклонений, степени риска или прогнозе по ключевым параметрам – например, вероятности снижения восстановления или перегрева. Выходной сигнал направляется в блок рекомендаций и предупреждений, где формируются сообщения для оператора или автоматические команды на корректировку режима (например, снижение подачи вторичного воздуха или промывка форсунок) [32–34].

Особенностью архитектуры является наличие механизма переобучения модели: накопленные исторические данные из архива SCADA передаются в модуль адаптации, где обновляются параметры модели. Это позволяет поддерживать высокую точность прогнозов в условиях изменяющихся свойств щелока, вариативности загрузки котла и переходных режимов. База обученных моделей обновляется с учетом новых данных, что обеспечивает устойчивость системы в долгосрочной перспективе [35–37].

Математическая модель горения, встроенная в архитектуру, выполняет функцию эталонного слоя: она позволяет сравнивать расчетные и фактические параметры, выявлять скрытые отклонения и использовать эти данные как дополнительный источник информации для обучения модели [38, 39].

Заключение

Проведенное исследование посвящено решению актуальной задачи повышения надежности и эффективности функционирования подсистемы сжигания черного щелока в составе содорегенерационного котлоагрегата. Анализ существующих подходов выявил ограничения традиционных методов контроля, обусловленные сложностью процессов горения, высокой вариативностью свойств топлива и ограниченной наблюдаемостью ключевых параметров.

В результате обзора обоснована целесообразность внедрения гибридной архитектуры автоматизированной системы диагностики, сочетающей данные SCADA-систем, методы машинного обучения, математическое моделирование и техническое зрение. Предложенная структура включает модули сбора, синхронизации и анализа данных, что обеспечивает своевременное обнаружение и интерпретацию отклонений в режиме реального времени. Важным компонентом является механизм адаптации и переобучения, позволяющий поддерживать актуальность моделей при изменении технологических условий.

Предложенная архитектура может быть использована в качестве методологической основы при разработке интеллектуальных систем диагностики нарушений процесса сжигания черного щелока. Ее применение потенциально позволит повысить чувствительность к отклонениям, улучшить интерпретируемость диагностических решений и обеспечить адаптивность системы к изменяющимся условиям эксплуатации. Результаты работы могут быть востребованы при проектировании информационно-советующих подсистем в рамках цифровизации технологических переделов целлюлозно-бумажных производств.

Список литературы

1. Анишкин С.С., Куров В.В. Рекуперация и очистка газовых выбросов целлюлозного производства // Известия вузов. Лесной журнал. 2024. № 1. С. 182–194. DOI: 10.37482/0536-1036-2024-1-182-194.
2. Van Duc Long N., Lee D.Y., Kwag C., Lee Y.M., Lee S.W., Lewis D., Rebrov E.V., Hessel V., Lee M. Removal of marine NO_x, SO_x and CO₂ from flue gas: Simulation and experiment on a pilot plant // Separation and Purification Technology. 2025. Vol. 359, Is. 2. Article 130558. DOI: 10.1016/j.seppur.2024.130558.
3. Ковалев Д.А., Русинов Л.А., Куркина В.В. Разработка диагностической модели для подсистем содорегенерационного котлоагрегата // Системный синтез и прикладная синергетика: материалы XI Всероссийской научной конференции. СПб.: СПбГТИ, 2022. С. 40–45. DOI: 10.18522/syssyn-2022-6.
4. Paoliello F. Corrosion damage and in-service inspection of retractable sootblower lances in recovery boilers // TAPPI Journal. 2021. Vol. 20, Is. 10. P. 655–662. DOI: 10.32964/tj20.10.655.
5. Dhivakar S., Sureshkumar T. Hazards identification in soda recovery boiler // International Research Journal of Engineering and Technology. 2020. Vol. 7, Is. 8. P. 3872–3874.

6. Kovalev D.A., Rusinov L.A. Increase in environmental safety of recovery boiler // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2022. Vol. 990, Is. 1. 012068. DOI: 10.1088/1755-1315/990/1/012068.
7. Сиваков В.П., Вураско А.В., Музыкантова В.И. Регенерация химикатов и тепла в сордерегенерационных котлоагрегатах. Устройство и диагностирование: учебное пособие. Екатеринбург: Уральский государственный лесотехнический университет, 2015. 141 с.
8. Vakkilainen E.K., Hamaguchi M. Evaluation of the energy efficiency improvement potential through back-end heat recovery in the Kraft recovery boiler // *Energies*. 2021. Vol. 14, Is. 6. Article 1550. DOI: 10.3390/en14061550.
9. Ali R.H., Abdel Same A.A., Attalla M., Maghraby H.M. Energy and exergy analysis of cogeneration system in pulp and paper industry with chemical recovery of black liquor and soda // *Case Studies in Thermal Engineering*. 2023. Vol. 42. Article 102712. DOI: 10.1016/j.csite.2023.102712.
10. Lejeune M., Lozin V., Lozina I., Ragab A., Yakut S. Recent advances in the theory and practice of logical data analysis // *European Journal of Operational Research*. 2019. Vol. 275. P. 1–15. DOI: 10.1016/j.ejor.2018.06.011.
11. Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M., Boutron I., Hoffmann T.C., Mulrow C.D., Shamseer L., Tetzlaff J.M., Akl E.A., Brennan S.E., Chou R., Glanville J., Grimshaw J.M., Hróbjartsson A., Lalu M.M., Li T., Loder E.W., Mayo-Wilson E., McDonald S., McGuinness L.A., Stewart L.A., Thomas J., Tricco A.C., Welch V.A., Whiting P., Moher D. The PRISMA 2020 explanation and elaboration: updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews // *BMJ*. 2021. Vol. 372. Article n160. DOI: 10.1136/bmj.n160.
12. Rethlefsen M.L., Kirtley S., Waffenschmidt S., Ayala A.P., Moher D., Page M.J., Koffel J.B. PRISMA-S: an extension to the PRISMA statement for reporting literature searches in systematic reviews // *Systematic Reviews*. 2021. Vol. 10. Article 39. DOI: 10.1186/s13643-020-01542-z.
13. Damasceno A., Carneiro L., Andrade N., Vasconcelos S., Brito R., Brito K. Simultaneous prediction of steam production and recovery efficiency in pulp and paper process boilers // *Journal of Cleaner Production*. 2020. Vol. 275. Article 124103. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124103.
14. Rahman M., Dahlquist E., Kyprianidis K. Modelling and diagnostics of process faults in continuous pulp digesters // *Computers & Chemical Engineering*. 2022. Vol. 157. Article 107589. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2021.107589.
15. Salmenoja K. Development of Kraft Recovery Boilers – What Have Been the Main Development Steps? // *Proceedings of the TAPPI PEERS Conference*, St. Louis (MO, USA), 27–30 Oct 2019. Atlanta: TAPPI Press, 2019. P. 1–16.
16. Sandström L., Backman R., Hupa M. Inorganic chemistry during pyrolysis, gasification, and oxyfuel conversion of black liquor // *Energy & Fuels*. 2024. Vol. 38, Is. 6. P. 4165–4177. DOI: 10.1021/acs.energyfuels.3c05031.
17. Santos M.P.S., Manovic V., Hanak D.P. Black liquor gasification with calcium looping for carbon-negative pulp and paper industry // *International Journal of Greenhouse Gas Control*. 2021. Vol. 110. Article 103436. DOI: 10.1016/j.ijggc.2021.103436.
18. Han S., Wang P., Zhang C., Wang J. Fault diagnosis of dynamic chemical processes based on improved residual network combined with a gated recurrent unit // *ACS Omega*. 2025. Vol. 10, Is. 9. P. 8859–8869. DOI: 10.1021/acsomega.4c03757.
19. Kayal B., Nasr Y., El Zakhem H., El Bachawati M. Optimizing brown stock washing in the pulp and paper industry: a system dynamics approach // *Processes*. 2025. Vol. 13, Is. 2. Article 368. DOI: 10.3390/pr13020368.
20. Saari J., Kaikko J., Sermiyagina E., Hamaguchi M., Cardoso M., Vakkilainen E., Haider M. Recovery boiler back-end heat recovery // *TAPPI Journal*. 2023. Vol. 22, Is. 3. P. 174–183. DOI: 10.32964/tj22.3.174.
21. Yu J., Zhang Y. Challenges and opportunities of deep learning-based process fault detection and diagnosis: a review // *Neural Computing & Applications*. 2023. Vol. 35. P. 211–252. DOI: 10.1007/s00521-022-08017-3.
22. Laitinen A., Laurila E., Keskinen K., Vuorinen V. Large-Eddy Simulation of two secondary air supply strategies in kraft recovery boilers // *Applied Thermal Engineering*. 2022. Vol. 216. Article 119035. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2022.119035.
23. Da Silva P.S.P., Engblom M., Brink A., Hupa L. Fuel and thermal NO formation during black liquor droplet pyrolysis with envelope flame // *Fuel*. 2020. Vol. 271. Article 117512. DOI: 10.1016/j.fuel.2020.117512.
24. Black Liquor Recovery Boiler Advisory Committee (BLRBAC). Recommended guidelines for personnel safety for black liquor recovery boilers. Atlanta: BLRBAC, 2018. 46 p. URL: <https://blrbac.net/wp-content/uploads/2020/10/personnel-safety-april-2018.pdf> (дата обращения: 30.04.2025).
25. Belisario A.B., Edberg A., Björk M., Almeida G.M., Vakkilainen E.K. On the diagnosis of a fouling condition in a kraft recovery boiler: combining process knowledge and data-based insights // *TAPPI Journal*. 2023. Vol. 22, Is. 3. P. 162–171. DOI: 10.32964/tj22.3.162.
26. Sun J., Gong Z., Zhao D., Wang H., Li Z. Data-driven model for real-time estimation of NOx in a heavy-duty diesel engine // *Energies*. 2023. Vol. 16, Is. 5. Article 2125. DOI: 10.3390/en16052125.
27. Ng J., Lawryshyn Y., DeMartini N. Comparing classic time-series models and state-of-the-art time-series neural networks for forecasting as-fired liquor properties // *Nordic Pulp & Paper Research Journal*. 2024. Vol. 40, Is. 1. P. 33–45. DOI: 10.1515/npprj-2024-0025.
28. Kienberger M., Maitz S., Pichler T., Demmelmayr P. Systematic review on isolation processes for technical lignin // *Processes*. 2021. Vol. 9, Is. 5. Article 804. DOI: 10.3390/pr9050804.
29. Rajan K., Berton P., Rogers R.D., Shamshina J.L. Is Kraft pulping the future of biorefineries? A perspective on the sustainability of lignocellulosic product development // *Polymers*. 2024. Vol. 16, Is. 23. Article 3438. DOI: 10.3390/polym16233438.
30. Di Felice F., De Bari L., Braccio G. Kraft lignin: A valuable, sustainable resource, opportunities and challenges // *ChemSusChem*. 2023. Vol. 16, Is. 13. Article e202300492. DOI: 10.1002/cssc.202300492.
31. Niemi J., Balint R., Engblom M., Lindberg D. Modeling of temperature gradient-induced melt movement within kraft recovery boiler ash deposits // *Energy & Fuels*. 2024. Vol. 39, Is. 1. P. 454–464. DOI: 10.1021/acs.energyfuels.4c04516.
32. Raju V., Engblom M., Rantala E., Enestam S., Mansikkasalo J. Kraft recovery boiler operation with splash plate and/or beer can nozzles – a case study // *TAPPI Journal*. 2021. Vol. 20, Is. 10. P. 625–636. DOI: 10.32964/TJ20.10.625.
33. Rämö J., Lappalainen J., Hiltunen Y., Järvinen M., Alopaeus V. Solids content of black liquor measured by online time-domain NMR // *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9, Is. 10. Article 2169. DOI: 10.3390/app9102169.
34. Arsalan A., Ravikumar Y., Tang X., Cao Z., Zhao M., Sun W., Qi X. Chimeric enzymes in the pulp and paper making industry: current developments // *Biotechnology Advances*. 2025. Vol. 79. Article 108530. DOI: 10.1016/j.biotechadv.2025.108530.
35. Ali R.H., Abdel Samee A.A., Maghraby H.M. Exergoeconomic assessment of a cogeneration pulp and paper plant under bi-operating modes // *Applied Energy*. 2023. Vol. 351. Article 121784. DOI: 10.1016/j.apenergy.2023.121784.
36. Goswami S., Pant H.J., Sheoran M., Chandra A., Sharma V.K., Bhunia H. Residence time distribution measurements in an industrial-scale pulp digester using technetium-99m as radio-tracer // *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*. 2020. Vol. 323, Is. 3. P. 1373–1379. DOI: 10.1007/s10967-019-06730-3.
37. Balvert M. Iterative rule extension for logic analysis of data: an MILP-based heuristic to derive interpretable binary classifiers from large data sets // *INFORMS Journal on Computing*. 2024. Vol. 36, Is. 3. P. 723–741. DOI: 10.1287/ijoc.2021.0284.
38. Niemi J., Balint R., Engblom M., Lehmusto J., Lindberg D., Hupa L. Equilibrium model approach to predict local chemical changes in recovery boiler deposits // *Energy*. 2024. Vol. 306. Article 132507. DOI: 10.1016/j.energy.2024.132507.
39. Jafarihonar F., Vainio E., Hupa L., Hupa M. Deposit sintering in modern Kraft recovery boilers – the role of NaOH? // *Fuel*. 2024. Vol. 371. Part B. Article 132138. DOI: 10.1016/j.fuel.2024.132138.