

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ ЭКСПЛУАТАЦИИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

к.т.н. Ибрагимов И. М. (МГОУ)

Возрастающее энергопотребление, задержки расширения существующих сетей передачи электроэнергии в сочетании с физическим и моральным износом теплоэнергетического оборудования и сетей приводят к тому, что энергосистемы в настоящее время эксплуатируются на пределе своих возможностей. Это требует более тщательного отношения к выбору оптимального режима эксплуатации энергоблоков и эффективного управления энергосистемой, которое возможно только при более детальном, чем обычно, мониторинге системы и более обоснованном выборе управленческих и оперативных решений, особенно в переходных режимах и экстремальных (аварийных) ситуациях.

Поведение энергетических систем и блоков в рабочих условиях является сильно нелинейным, а их мониторинг и контроль включают десятки тысяч переменных. Поэтому энергопотребление и динамические нагрузки не поддаются надежному анализу и моделированию традиционными методами, что вызывает необходимость внедрения новых прогрессивных способов управления энергосистемами и блоками.

Наиболее быстро развивающимся и весьма перспективным является направление, связанное с применением технологий искусственного интеллекта, которые включают в себя нейронные сети, экспертные системы, нечеткую логику, генетические алгоритмы и др. [1, 2]. Лежащие в их основе идеи существенно отличаются от общепринятых методов вычислений, имитируя либо «человеческие» пути решения проблем, либо «природное, генетическое» развитие процессов. Например, нейронные сети обладают способностью к обучению, системы с нечеткой логикой оперируют такими понятиями, как неопределенность и частичная (приблизительная) истина. Все эти системы могут дополнять друг друга, существенно расширяя возможности оптимального решения задач.

Технологии искусственного интеллекта получили достаточно широкое распространение в промышленно развитых странах и показали свою высокую эффективность. Сейчас ни одна крупная финансовая или промышленная фирма не обходится без использования технологий и систем искусственного интеллекта в своей работе.

Система искусственного интеллекта автоматизирует процедуры формирования образов, моделей и описаний изменяющейся внешней среды и создает условия для уточнения и окончательного принятия решения человеком, не предъявляя при этом

к нему повышенных требований, а лишь усиливая его частные интеллектуальные функции до функций обобщающей системы с учетом изменения внешней среды. В качестве примера такой обобщающей системы может быть рассмотрена схема интеллектуальной системы управления (ИСУ) в виде интеллектуального регулятора (рис. 1).

Задачей регулятора является согласование объек-

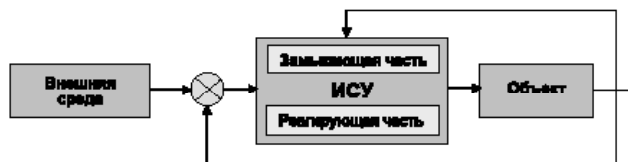


Рис.1. Интеллектуальный регулятор.

1 – первичная обратная связь, 2 – вторичная обратная связь, 3 - сумматор

та управления и внешней среды. В состав внешней среды входят объекты (или субъекты), оказывающие возмущающие воздействия на объект управления. При синтезе реагирующей части регулятора учитываются свойства объекта управления и требования к качеству переходных процессов, возникающих при внешних воздействиях. В замыкающей части отражается созданный проектировщиком мыслительный образ набора алгоритмов, реализуемых при различных условиях реагирующей частью системы.

Интеллектуальная система (ИС) может состоять из многих компонентов, обладающих элементами искусственного интеллекта. В пределе каждое техническое решение или программный алгоритм ИС могут рассматриваться как интеллектуальные средства, имеющие свои реагирующую и замыкающую части. Назначение последней — обеспечить устойчивое развитие не только данного средства в отдельности, но и всей системы в целом по отношению к изменениям внешней и внутренней среды.

Одна из центральных проблем разработки сложных систем искусственного интеллекта — это проблема согласования между собой реагирующих и замыкающих частей отдельных интеллектуальных компонентов. Решение этой проблемы усложняется тем, что замыкающие части компонентов системы могут быть созданы с использованием разных технологий искусственного интеллекта. Поэтому для согласования реагирующих частей этих компонентов требуется свести решения, полученные с помощью

разных технологий, к единой основе. В качестве такой основы могут быть выбраны нейросетевые методы и средства, поскольку с их помощью можно моделировать обучение правилам нечеткой логики, а также включить в их состав генетические алгоритмы.

Системы поддержки принятия решений (СППР) были первыми разработками в области искусственного интеллекта. Они сочетают в себе строгие, формальные методы и модели поиска решений с эвристическими методами и моделями, базирующимися на знаниях специалистов-экспертов и ряда взаимодействующих между собой интеллектуальных модулей. К числу таких модулей (помимо традиционных для экспертных систем баз данных и знаний, модулей накопления и пополнения знаний и др.) относятся следующие модули: имитации (моделирования) и прогнозирования проблемной ситуации; связи с внешними объектами (датчики, контроллеры, концентраторы данных, управляющие приводы и т.д.); создания различных видов интерфейса (образного, текстового, речевого, в виде различных графиков и диаграмм) и др. К интеллектуальным функциям относятся также вывод (поиск) решения на основе моделей и методов представления и оперирования динамическими знаниями. Поиск такого решения осуществляется с использованием механизмов нечетких, псевдофизических (пространственно-временных и причинно-следственных), немонотонных логик, а также механизмов обобщения и пополнения динамических знаний.

СППР ориентированы в основном на динамические проблемные области, которые характеризуются неполнотой, неопределенностью и противоречивостью имеющейся для анализа информации, а также необ-

ходимостью ее пополнения и корректировки в процессе поиска решений. В этих условиях традиционная модель СППР не в состоянии дать адекватное описание предметной области (процесса принятия решений) и поэтому необходимо использование интеллектуальной модели, обладающей памятью и позволяющей учитывать предысторию изменения состояний. Заметим, что качество принимаемых решений можно улучшить, если учитывать также информацию о последствиях принимаемых решений, получаемую из базы знаний (если там накапливается информация о прошлом опыте) или от модуля прогнозирования СППР.

Для анализа технологических процессов, включая горение топлива и выбросы оксидов азота, на тепловых электростанциях применяются различные модели, которые могут быть классифицированы следующим образом: «белый», «черный» и «серый ящик» (см. табл. 1).

Рассмотрим в качестве примера некоторые характерные особенности таких моделей для анализа выбросов оксидов азота.

На тепловых электростанциях имеются много входных эксплуатационных параметров, которые могут быть отображены одним выходным параметром – величиной выброса NOX.

Такое отображение, зависящее от времени, описывается многими нелинейными уравнениями, которые позволяют подробно рассмотреть физический характер протекания процессов. Так как теоретическая основа для расчетных моделей является прозрачной, основанной на известных физических и химических законах и свойствах, то такая модель может быть представлена как «белый ящик». Полученные трехмерные конечноэлементные модели могут дать точные описания всего процесса горения и соответ-

Таблица 1. Сравнение свойств моделей «белый», «черный» и «серый ящик»

	«Белый ящик»	«Черный ящик»	«Серый ящик»
Источники информации	<ul style="list-style-type: none"> • Базовые физические законы • Понимание физики процессов 	<ul style="list-style-type: none"> • Эксперименты • Данные 	<ul style="list-style-type: none"> • Качественное знание процессов • Сочетание понимания физики процессов и наличия данных
Особенности	<ul style="list-style-type: none"> • Хорошая экстраполяция • Высокая надежность • Масштабируемость 	<ul style="list-style-type: none"> • Низкая стоимость разработки • Небольшая область знаний • Неясный механизм процессов 	См. примечание
Недостатки	<ul style="list-style-type: none"> • Большие затраты времени • Требование обширных знаний 	<ul style="list-style-type: none"> • Нет надежной экстраполяции • Немасштабируемость • Требование достоверности и точности данных • Слабое понимание физики процессов 	См. примечание
Области применения	<ul style="list-style-type: none"> • Планирование, разработка, конструирование • Достаточно простые и хорошо изученные процессы 	<ul style="list-style-type: none"> • Динамические и достаточно сложные процессы 	См. примечание

Примечание. В незаполненных полях для моделей «серого ящика» могут быть различные комбинации свойств моделей «белый» и «черный ящик».

ственно механизма образования оксидов азота. Однако такие модели являются сложными в разработке и предъявляют повышенные требования к вычислительным ресурсам.

Кроме того модели «белый ящик» не позволяют проводить анализ процессов и работы установок в реальном масштабе времени.

Модели «черный ящик» основаны на наличии экспериментальных или оперативных эксплуатационных данных и не требуют никакой априорной информации. Они достаточно хорошо изучены и просты для работы в реальном масштабе времени. В то же время такие модели должны регулярно обновляться с изменением эксплуатационных параметров.

На начальных стадиях исследований по моделированию выбросов вредных веществ от ТЭС использовались модели «белый ящик» и «черный ящик». В то же время модели «белый ящик» не используют эксплуатационные данные, а модели «черный ящик» не учитывают известные основные закономерности процессов. Таким образом, возникает необходимость разработки новой технологии моделирования, основанной на принципах «серого ящика», которая позволяет проводить оперативный контроль за выбросами оксидов азота. Структурная схема модели «серый ящик» показана на рис. 2 [3].

Одним из существенных понятий в моделях «серый ящик» являются так называемые «базисные элементы», включающие имеющуюся информацию о поведении системы в виде простых аналитических функций и выражений. Вид этих элементарных функций увязывается с поведением системы. Базисные элементы могут иметь в модели системы разнообразные формы и подвергаться изменениям (мутациям). Например, в функции $\sin(x, c)$ параметры вектора c могут быть различными в разных ситуациях, в то время функция $\sin(x, c)$ может также подвергаться мутации и получить вид $\cos(x, c)$. Таким образом, путем комбинирования различных базисных элементов возможно создать модель системы.

Можно считать, что технологии искусственного интеллекта, реализованные на основе модели «серый ящик», являются мощным инструментом для разработки методов управления различными технологическими процессами в энергетике. В основном такие разработки направлены на общее повышение эффективности эксплуатации энергоустановок путем: сокращения времени остановов; продления срока эксплуатации; снижения объема и стоимости обслуживания; снижения потребления топлива и количества вредных выбросов, в основном NO_x . С помощью нейросетевой системы может производиться опти-

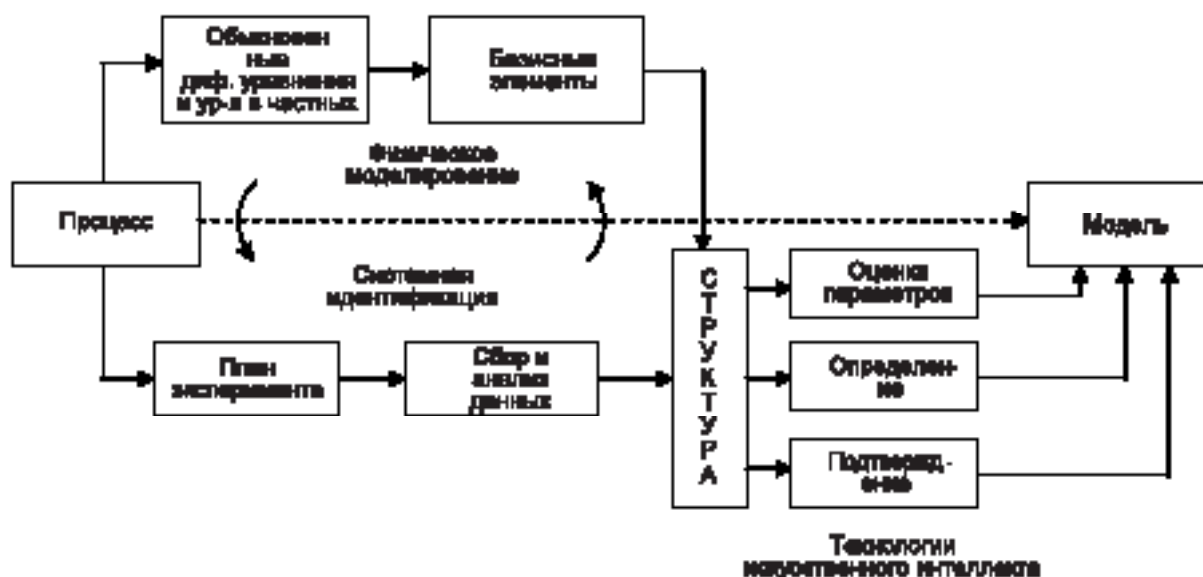


Рис. 2. Структурная схема моделирования по принципу «серый ящик»

Модель «серый ящик» в отличие от моделей «белый ящик» или «черный ящик», является сбалансированной системой, которая использует как априорное знание механизма образования оксидов азота (физическое моделирование), так и опытные данные, полученные из анализа экспериментальных и эксплуатационных данных (идентификация системы). Модели «серый ящик» по своей сути являются компромиссом между сложностью модели «белый ящик» и возможностями модели «черный ящик» по прогнозированию процессов.

мальный пуск энергоблока, связанный с уменьшением времени разогрева котла и запуска турбины.

Широко используются технологии искусственного интеллекта в контроле и регулировании частоты и стабильности напряжения в энергосистемах, а также для повышения их безопасности, которые включают решение следующих задач: анализ непредвиденных событий и оценка опасных последствий (перегрузка, падение напряжения, неуправляемое состояние энергосистемы и т.п.); динамическая оценка безопасности энергосистемы при переходных процессах

(нарушения частоты и стабильности напряжения при случайных отключениях и коротких замыканиях), когда временные ограничения по локализации последствий составляют от миллисекунд до минут и др.

Фирма Praxis Engineers, Inc (США), на основе нейронных сетей, генетических алгоритмов и нечеткой логики разработала технологию OptiMation, позволяющую снизить затраты на эксплуатацию ТЭС путем системной оптимизации, повышения степени автоматизации и эффективной обработки информации. Эта технология была использована при создании программного комплекса PECOS, состоящего из отдельных модулей: CBAS (автоматизированная система подготовки топлива), BANCS (система управления котлом и контроль за выбросами), SCYCLOPS (система оптимизации пароводяного цикла) [4].

Технологии искусственного интеллекта могут быть использованы для регулирования и оптимизации процесса горения в котельных установках. Основной целью интеллектуальной системы должна быть минимизация выбросов NO_x при одновременном поддержании эффективности работы котла. Подобная оптимизация производится путем изменения соот-

сов оксидов азота.

Компанией AI WARE Inc, (США) разработана технология управления газообразными выбросами, являющейся комбинацией нейронной сети и системы многоцелевой нелинейной оптимизации с анализом процесса горения [5]. Эта технология позволяет увеличить тепловую мощность на 0,5% и снизить на 6% выбросы NO_x .

Предложена модель искусственной нейронной сети с запаздыванием (TDNN) для прогнозирования выбросов NO_x и CO на ТЭС [6]. Было принято во внимание то обстоятельство, что существует некоторая задержка между воздействием на систему (управление горением в котле ТЭС) и реакцией системы (выбросы NO_x и CO). Отмечено, что прогнозирование выбросов после обучения нейронной сети с восстановленным набором данных становится значительно более точным.

Результаты экспериментов показали хорошее совпадение реальных и прогнозных значений по выбросам NO_x и CO и доказали возможность эффективного прогнозирования таких выбросов.

В работе [7] показана возможность создания методов расчета выбросов NO_x и CO_2 и программных датчиков на основе нейронных сетей для двух типов котлов: с пылевидным топливом и с циркулирующим псевдооживленным слоем.

Компания NeuralWare предложила прикладную систему своего системного интегратора NeuCOP II, прогнозирующую выделение NO_x и оптимизирующую работу пылеугольных котлов на электростанции в Остроленке (Польша) [8].

Большой интерес представляет использование технологий нейронных сетей для создания так называемых «виртуальных» датчиков, применяемых для определения величин, которые трудно или вообще не поддаются непосредственным измерениям [9]. Это достигается с помощью динамических моделей, которые «запоминают» корреляции в реальном масштабе времени между «неизмеряемыми» величинами и величинами, доступными для измерения. Одной из областей применения виртуальных датчиков является измерение NO_x при работе ТЭС.

В Великобритании была разработана новая технология управления угольной ТЭС с использованием гибридного контроллера на основе нейронных сетей [10]. Гибридный контроллер может выполнять работу квалифицированного оператора котельной установки путем использования технологий хранения опыта и знаний оператора-человека в виде модулей нейронной сети. Эти модули были интегрированы в систему знаний, в которой была установлена структура правил, позволяющих гибриднему контроллеру имитировать действия «учителя». Внедрение гибридного контроллера на котельной установке Garth в Лондоне позволило уменьшить выбросы CO на 60% и NO_x на 10%. На основе дальнейшего развития гибридных нейронных контроллеров была внедрена новая технология управления угольной ТЭС с использованием нейронных сетей

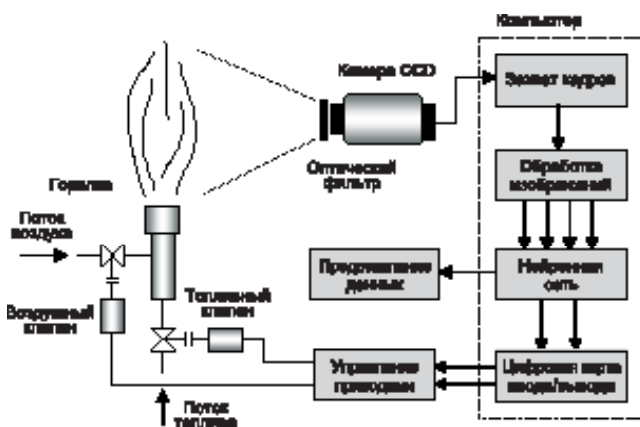


Рис. 3. Схема мониторинга пламени и системы управления горения

ношения воздух/топливо на горелках всех уровней котла (см. рис. 3).

Геометрические и световые параметры пламени отображаются определенным образом в динамическом режиме. Нейронная сеть на основе этих параметров дает возможность идентификации пламени по всему диапазону расходов воздуха и топлива. В применяемых алгоритмах управления используются выходные сигналы нейронной сети, эффективно осуществляющие замкнутый контроль (с обратной связью) состояния пламени и регулирование воздушных клапанов.

Такой контролируемый процесс горения путем интеллектуального мониторинга пламени позволяет надежно эксплуатировать котлы с пониженными избытками воздуха, что приводит к повышению эффективности энергетической установки, уменьшению расхода топлива и снижению выбро-

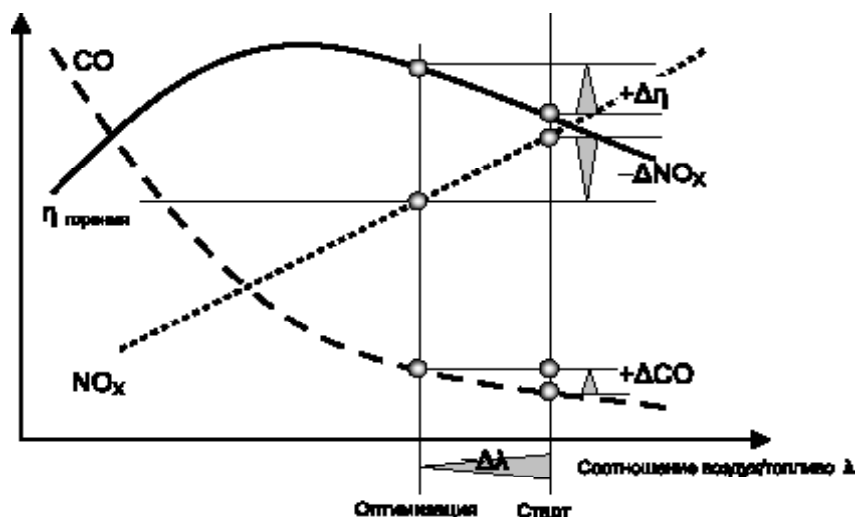


Рис. 4. Схема процедуры оптимизации горения

(Neuromon). Целью этой технологии была разработка нейронного контроллера, который может автоматически работать в условиях разнообразных сортов углей и вызванной этим изменением мощности установки.

С использованием интеллектуальной системы можно достигнуть оптимального режима горения (оптимальное соотношение воздух-топливо) из любого исходного стартового состояния.

На рис. 4 схематично показана процедура оптимизации процесса горения, основанная на изменении соотношения между подаваемым воздухом и количеством топлива. При этом минимизируется концентрация NO_x в дымовых газах ($-\Delta NO_x$), концентрация CO не переходит установленный допустимый предел ($+\Delta CO$), минимизируется также общее количество подаваемого воздуха ($-\Delta\alpha$). В оптимальном режиме горения при минимизации уровня выбросов NO_x происходит также повышение эффективности (КПД) горения ($+\Delta\eta$). Особое значение приобретает поддержание в котельных установках оптимального соотношения воздух/топливо при использовании низкосортного угля с изменяющимся во время эксплуатации качеством (составом).

Анализ результатов опытно-промышленных испытаний на зарубежных ТЭС интеллектуальных систем первого поколения с простой архитектурой нейронных сетей показал, что только за счет оптимизации процесса горения происходит повышение эффективности (КПД) котла на 1–2%, снижение выбросов оксидов азота на 20–30% и уменьшение потребления топлива до 5% [8, 11].

Возможно дальнейшее усовершенствование интеллектуальных систем управления процессом горения на основе более мощных нейронных аппроксимирующих систем и применения других технологий искусственного интеллекта (генетических алгоритмов и нечеткой логики) для более эффективного под-

держания оптимальных режимов горения.

Литература

1. Паули В. К., Магид С. И., Ибрагимов И. М. Применение технологий искусственного интеллекта в энергетике (аналитический обзор). РАО «ЕЭС России». – М., 2000.
2. Камнев В. И., Ибрагимов И. М. Преимущества и возможности применения технологий искусственного интеллекта для оптимизации работы энергетических систем и оборудования // Известия Академии промышленной экологии. – 2003. – №1. – С. 10–21.
3. Li K., Thompson S., Wieringa P. A., Peng J., Duan G. R. Neural networks and genetic algorithms can support human supervisory control to reduce fossil fuel power plant emissions // Cogn. Tech. Work. – 2003. – Vol. 5. – P. 107–126.
4. Sehgal R., Marolda P. J. Intelligent Optimization of Coal Burning to Meet Demanding Power Loads, Emission Requirements, and Cost Objectives. GE Power Systems GER-4198. – 2000.
5. Cass R., Radl B. A neural network modeling and optimization system for online heat rate improvement and NO_x reduction of coal fired furnaces // Proc. World Congress on Neural Networks, 2. Washington, DC, July 1993. – P. 656–659.
6. Adali T., Bakal B., S nmez M. K., Fakory R. NO_x and CO prediction with variable tapped delay line neural networks // Journal of Integrated Computer-Aided Engineering, Special Issue on Neural Techniques for Industrial Applications. – 1999. – V. 6. – N. 1. – P. 27–39.
7. Jankowska A. Neural models of air pollutants emission in power units combustion processes // Symp. On Methods of Artificial Intelligence, Gliwice, Poland, Nov. 5–7 2003. – P. 141–144.
8. Williams J. Optimisation software for NO_x reductions // World Coal. – 2002. – N. 1.
9. Molloy B. Virtual sensors // Readout. – 1998. – N. 98.01.
10. Monitoring and Control of Stoker-fired Boiler Plant using Neural Networks / UK Department of Trade and Industry, DTI PS-156, July 1999.
11. 500-MW Demonstration of Advanced Wall-Fired Combustion Techniques for the Reduction of Nitrogen Oxide Emissions from Coal-Fired Boilers. DOE/NETL-