

А. Р. Мухутдинов, З. Р. Вахидова, Г. М. Мухутдинова

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА СЖИГАНИЯ ТВЕРДОГО ТОПЛИВА В ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ УСТАНОВКАХ ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ ВРЕДНЫХ ВЫБРОСОВ

Ключевые слова: оптимизация, эксплуатационные параметры, искусственная нейронная сеть.

В данной статье показана нейросетевая оптимизация процесса сжигания твердого топлива на тепловых электростанциях с целью минимизации вредных выбросов в атмосферу.

Keywords: optimization, operating parameters, artificial neural network.

This article shows a neural network optimization of combustion of solid fuels in thermal power plants in order to minimize harmful emissions.

Известно, что энергетические установки тепловых электростанций являются крупными источниками загрязнения атмосферы. При сжигании твердого топлива (ТТ) образуются токсичные продукты сгорания: оксид азота, углерода и серы. С ростом энергопотребления увеличиваются их выбросы в атмосферу. В настоящее время действующие методы оценки влияния стабильности процесса сжигания ТТ на образование вредных выбросов в атмосферу либо неэффективны, либо слишком дороги и требуют много времени. Поэтому проблему негативного воздействия энергетики на окружающую среду можно решить оптимизацией процесса горения ТТ. В связи с этим актуальным является решение задачи минимизации образования вредных выбросов за счет нейросетевой оптимизации процесса сжигания ТТ на энергетической установке. Эта задача, относится к классу, не имеющему простого аналитического решения. Кроме того, сложность необходимых вычислений экспоненциально возрастает при увеличении количества входных параметров. Одним из возможных решений является построение гибкой математической модели на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), функционирование которой определено конечным числом параметров. Поэтому использование нейросетевых алгоритмов в задачах оптимизации процесса сжигания является перспективным направлением.

Известно, что минимизация образования вредных выбросов также возможна за счет использования адаптивного управления его эксплуатационными параметрами процесса горения ТТ (температура, соотношение «окислителя-горючего» и др.). Разработан целый ряд методов для синтеза оптимальных систем регулирования: методы, основанные на классическом вариационном исчислении, динамическом программировании, принципе максимума и т.д. Попытки практического создания оптимальных регуляторов с использованием указанных методов встречают ряд принципиальных сложностей, главными из которых являются необходимость знать точную математическую модель объекта управления и иметь возможность контролировать все переменные состояния системы.

Развитие современных программных средств разработок позволяет строить компьютерные модели на основе искусственной нейронной сети, выполняющие сложные многомерные отображения входного вектора параметров $x(t)$ на выходной вектор $y(t)$ [1-4]. Данные модели дают возможность найти оптимальные значения

входного комплекса характеристик для минимизации выходных параметров, что используется в автоматизации с целью нахождения оптимального сочетания управляющих воздействий, обеспечивающих эффективность работы энергетической установки.

В данной работе основным объектом исследования является процесс горения ТТ, а его определяющим эксплуатационным параметром в энергетических установках - температура, от которой зависят образование продуктов сгорания, количество вредных выбросов в атмосферу и др. Рассматривается возможность использования ИНС [5] для оптимизации процесса сжигания ТТ в тангенциальной топочной камеры котла БКЗ-210-140Ф. Оптимизация процесса горения осуществляется на основе данных из справочной и научной литературы [6-10] для ТТ (майкубенского угля) Шоптыкольского месторождения при следующих допущениях: температура и давление перегретого пара, температура вторичного воздуха (568 К) и аэросмеси (494 К) на выходе из горелок, давление разряжения, расход выпускных газов и подача воды (нагрузка котла $0,72D_{ном}$) – постоянны; компоновка горелок – тангенциальная (работают или 3, или 4 горелки).

Первоначально создавалась база знаний (см. табл. 1), которая делилась на обучающую (15 примеров) и тестирующую (6 примеров) выборку. Затем обучающая выборка помещалась в программную среду разработки Neural Planner, где разрабатывалась компьютерная модель на основе ИНС, т.е. определялись входные и выходные данные, ее структура.

Входными данными являлись: состав ТТ [органическая сера (S_o , %), колчеданная сера (S_k , %), углерод (C, %), водород (H, %), азот (N, %), кислород (O, %), влага (W, %), зола (A, %)]; количество горелок (n , штук); плотность ТТ (p , *1000 кг/м³) и дисперсность (R90, %) его частиц, соотношение окислителя и горючего (?), температура продуктов сгорания (T, К). Выходными данными являлись: значение концентрации NO_x (C_{NOx} , мг/м³) и SO_2 (C_{SO2} , мг/м³). Нейросетевая модель определяла, при каких значениях входных параметров из ряда возможных вари-

антов, значения выходных будут минимальными. Далее производилось обучение заданной ИНС по заложенному алгоритму, тестирование обученной сети. В про-

граммной среде разработки компьютерной модели на основе ИНС применялся процесс обучения с учителем.

Таблица 1 – База знаний для нейросетевой оптимизации процесса горения ТТ

[LABELS]	[n]	[p]	[?]	[R90]	[Sk]	[So]	[C]	[H]	[N]	[O]	[W]	[A]	[T]	[Cno]	[Cso2]
[TRAINING]	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	<	<
1	4	1.4	1.2	47	0.19	0.19	41.6	2.9	0.6	11.62	20	22.9	1122	319	784
2	3	1.38	1.4	40	0.19	0.19	44.3	3.3	0.6	13.52	15	22.9	1298	478	1190
3	4	1.36	1.2	56	0.19	0.19	43	3.1	0.5	13.02	17	23	1125	324	801
4	3	1.32	1.4	46	0.19	0.19	43.7	3.1	0.6	13.22	16	23	1271	441	1128
5	4	1.3	1.2	53	0.19	0.19	41.4	3	0.6	12.52	19	23.1	1115	310	770
6	4	1.33	1.3	54	0.2	0.2	42.5	3.1	0.5	12.4	18	23.1	1223	372	953
7	3	1.35	1.4	55	0.21	0.21	43.3	3.1	0.5	12.58	17	23.1	1261	425	1056
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
21	4	1.37	1.2	56	0.2	0.2	44.4	3.2	0.5	11.8	16	23.7	1169	335	823
[END]															
[LIMITS]	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>	>		<	<
[highs]	4	1.4	1.4	56	0.21	0.21	45.1	3.3	0.6	13.52	20	23.7	1298	478	1190
[lows]	3	1.3	1.2	40	0.18	0.18	41.3	2.9	0.5	11.34	15	22.9	1115	310	770

В процессе работы производился выбор оптимальной структуры ИНС (рис.1), т.е. определялось оптимальное количество скрытых слоев - 1 и количество нейронов в слоях соответственно: 13; 13; 2. Общее число шагов обучения для данной выборки из 21 эксперимента составил – 11203 циклов. Результаты тестирования сети представляют собой выходные данные по параметру (концентрация NO_x и SO₂), значения их прогноза. Средняя ошибка соответственно составляет: 0,3%.

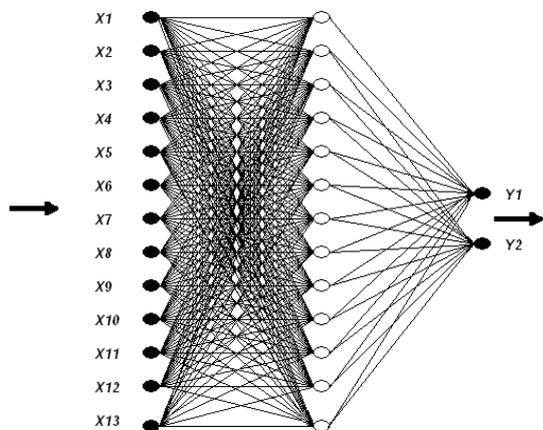


Рис. 1 – Вид нейронной сети

В работе установлено влияние входных параметров на выходные (концентрацию NO_x и SO₂). Так, соотношение «окислитель-горючее» оказывает большее влияние на выходные параметры, чем химические компоненты состава ТТ. Температура и количество горелок также оказывают значительное влияние на выходные параметры. Результаты опытно-промышленного сжигания майкубенского угля на котле П-57 ст. №3 ТОО «АЭСЭкибастуз» показали, что колебание температуры газов в диапазоне 1200...1400 °С ведет к образованию на поверхности нагрева прочных первичных отложений. Установлено, что до температуры 1200 °С отложения на поверхностях нагрева верхней части топки и фестона непрочные и саморазрушающиеся. Влияние дисперсности частиц горючего на выходные параметры незначительно выше, чем влияние их плотности, что естествен-

но связано с удельной поверхностью частицы. Полученные результаты закономерны, хорошо согласуются с литературными данными. В результате циклического поиска наименьшего значения выходных параметров, в программной среде разработки, с использованием компьютерной модели на основе ИНС определено оптимальное сочетание управляющих входных параметров, обеспечивающих минимальные концентрации NO_x и SO₂. Значения параметров оптимального решения отображаются в окне среды разработки на рис. 2.

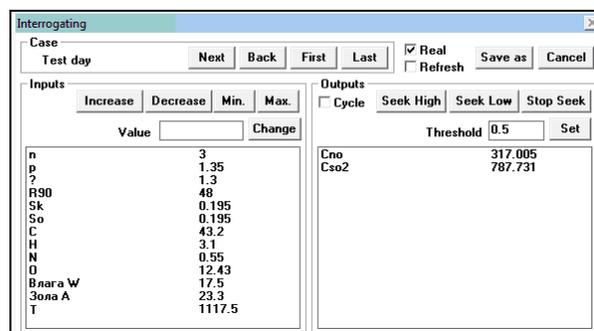


Рис. 2 – Окно программы с результатом поиска оптимального решения

Следовательно, минимальный выход вредных выбросов из различных комбинаций управляющих входных параметров обеспечивается при следующих условиях: количество горелок - 3 шт., плотность - 1350 кг/м³, количество частиц ТТ размером 90 мкм - 48%, температура 1117,5 К, состав топлива: органическая сера - 0,195%, колчеданная сера - 0,195%, углерод - 43,2%, водород - 3,1%, азот - 0,55%, кислород - 12,43%, влага – 17,5%, зола 23,3%),.

Полученная в работе компьютерная модель процесса горения ТТ на основе ИНС дает возможность нахождения оптимального сочетания управляющих входных параметров, обеспе-

чивающих минимальный выход вредных выбросов для достижения максимальной эффективности работы энергетической установки.

Выводы

1. Показана перспективность использования нейросетевых технологий для уменьшения вредных выбросов. Внедрение нейросетевых систем управления позволит повысить эффективность работы энергетических установок и использования топлива.

2. Апробирован разработанный метод оптимизации процесса сжигания твердого топлива на тепловых электростанциях для минимизации вредных выбросов в атмосферу, основывающийся на использовании ИНС. Оптимизация осуществлялась с применением нейросетевой модели созданной в программной среде разработки, позволяющей проектировать интеллектуальные программные модули, обучать их и тестировать. Показана возможность минимизации концентрации NO_x и SO_2 на основании вводимых в ИНС данных:

- о твердом топливе (состав топлива, дисперсность и плотность его частиц);

- температура процесса горения топлива;

- о конструктивных особенностях энергетической установки.

3. Показана возможность решения оптимизационных задач с использованием гибкой компьютерной модели на основе ИНС на примере нахождения минимальных значений выходных параметров (концентрации NO_x и SO_2) для эффективной работы энергетической установки.

Литература

1. *Галушкин А.И.* Теория нейронных сетей / А.И. Галушкин / Кн.1: Учеб. пособие для вузов. – М.:ИПРЖР, 2000. – 416 с.

2. *Мухутдинов А.Р.* Повышение эффективности работы котла ТП-230 за счет нейросетевых технологий / А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, П.Е. Любимов / Вестник Казан. технол. ун-та. – 2011 – Т.14, № 21. – С. 91-94.
3. *Мухутдинов А.Р.* Применение современных информационных технологий для определения и изучения упругих характеристик композиционных стержневых материалов / А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, М.В. Окулин / Вестник Казан. технол. ун-та. – 2011 – Т.14, № 21. – С. 84-91.
4. *Марченко Г.Н.* Интеллектуальные системы в повышении эффективности теплоэнергетического оборудования / Г.Н. Марченко, А.Р. Мухутдинов / Энергетика Татарстана. 2008. №3. С. 16-22.
5. *Мухутдинов А.Р.* Нейросетевое моделирование и оптимизация сложных процессов и наукоемкого теплоэнергетического оборудования / А.Р. Мухутдинов, Г.Н. Марченко, З.Р. Вахидова / Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 2011. – 296 с.
6. *Богомолов В.В.* Теплотехнические и физико-механические характеристики майкубенского угля / В.В. Богомолов, Н.В. Артемьева, А.Н. Алехнович / Электрические станции. 2007. №7. С. 10-16.
7. *Щеголев М.М.* Топливо, топки и котельные установки / М.М. Щеголев / М.: Государственное издательство литературы по строительству и архитектуре, 1953. – 544 с.
8. *Хзмалян Д. М.* Теория горения и топочные устройства / Д.М. Хзмалян, Я.А. Каган / Учеб. пособие для студентов высш. учеб. заведений. - М.: Энергия, 1976. – 488 с.
9. *Петашвили О.М.* Измерение температуры продуктов сгорания / О.М. Петашвили, О.Г. Цибиногин / М.: Энергоатомиздат, 1984. – 112 с.
10. Энергетическое топливо СССР / Справочник под ред. Т.А. Зикеева / М.: Энергия, 1968. – 112 с.

© **А. Р. Мухутдинов** – д-р техн. наук, проф. КНИТУ, muhutdinov@rambler.ru; **З. Р. Вахидова** – канд. техн. наук, доц. К(П)ФУ, MRZulphiya@rambler.ru; **Г. М. Мухутдинова** – ведущ. технолог ФКП ГНИИХП.