

Е. В. Прохоров, А. Р. Мухутдинов, З. Р. Вахидова

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ОСОБЕННОСТЕЙ ПРОЦЕССА ГОРЕНИЯ ТВЕРДОГО ТОПЛИВА

Ключевые слова: нейросетевая модель, искусственная нейронная сеть, особенности, процесс, горение, твердое топливо.

На основе исследований с использованием современных компьютерных технологий разработана нейросетевая модель, позволяющая извлекать новые знания из экспериментальных данных. Установлены некоторые особенности и закономерности процесса горения твердого топлива в условиях жидкой среды и высокого давления.

Keywords: neural network model, artificial neural network, features, process, combustion, solid fuel.

Based on studies using modern computer technology developed neural network model which allows to extract new knowledge from experimental data. Installed some features and laws of combustion of solid fuels in the liquid medium and high pressure.

Введение

Применение твердого топлива (ТТ) аммиачно-селитренного состава (АСС) в автономном теплогенерирующем оборудовании (АТГО) для интенсификации нефтедобычи выявило недостаточную информированность об оптимальных параметрах топлива и процесса его горения, обеспечивающих необходимые стабильные эксплуатационные характеристики в экстремальных условиях (жидкая среда и высокое давление) и исключающих отказ оборудования или возникновения аварийного режима. Перспективным путем решения данной проблемы является применение технологий основанных на искусственных нейронных сетях (ИНС), позволяющих моделировать процесс горения ТТ в АТГО для прогнозирования его эксплуатационных параметров. Следует отметить, что ИНС позволяют исходя только из эмпирического опыта, строить модели, которые способствуют выявлению ранее неизвестных и не исследованных зависимостей. В связи с этим, повышение эффективности и надежности работы АТГО за счет создания новых подходов к моделированию процесса горения ТТ является актуальной задачей, имеющей научный и практический интерес.

Методика и оборудование эксперимента

В данной работе разработана методика использования нейросетевой модели для выявления взаимозависимости переменных, характера их изменения, новых закономерностей. При исследовании нейросетевой модели становится более понятной структура исследуемого объекта, вскрываются важные причинно-следственные связи. В процессе изучения постепенно происходит разделение свойств исходного объекта на существенные и второстепенные.

В данном разделе работы показана возможность использования методики [1-6], полученной по экспериментальным данным (табл.1), для создания нейросетевой модели в программной среде разработки с целью прогнозирования

эксплуатационных параметров ТТ в АТГО (в частности, скорость горения), зависящих от следующих параметров: окружающей среды, давления, соотношения окислителя и горючего, дисперсности окислителя, направления распространения фронта горения, материала оболочки, диаметра и плотности ТТ, добавки. Для создания модели приняты допущения (как и в работе [1]): окружающая среда (жидкая среда – "0", газовая среда – "1"); материал оболочки (полимер ПВХ – "0", металл – "1"); направление распространения фронта горения (горение сверху вниз – "0", снизу вверх – "1").

Первоначально, по экспериментальным данным, (169 опытов) была создана база данных в среде *MS Excel*. Необходимо отметить, что значения экспериментальных данных вводились без предварительного отсева экспериментов, где по скорости горения получен большой разброс. Затем эта база данных помещалась в программную среду, где создавалась ИНС, т.е. определялись входные и выходные данные, ее структура. Входными данными для обучения являются: содержание окислителя – аммиачная селитра (АС); содержание горючего – эпоксидный компаунд (ЭК); содержание каталитической добавки бихромат калия (БК); плотность; давление; диаметр ТТ; фракционный состав окислителя; среда; направление распространения фронта горения; материал оболочки. Выходным параметром является скорость горения (этот параметр зависит от входных данных).

Используя способность обучения на множестве примеров, ИНС способна решать задачи, в которых неизвестны закономерности развития ситуации и зависимости между входными и выходными данными. ИНС могут работать при наличии большого числа неинформативных, шумовых входных сигналов. Нет необходимости делать их предварительный отсев, нейронная сеть сама определит их непригодность для решения задачи и отбросит их. Так, любой набор данных, если он не проходил предварительный отсев, содержит некоторое количество противоречивых

данных. Эти противоречия могут серьезно затруднить обучение ИНС, поэтому следует исключить их из обучающего множества. Чтобы выявить эти противоречия, было проведено предварительное обучение на всем множестве

примеров (рис. 1). Программная среда разработки определяет показатели значимости перечисленных выше входных параметров, позволяет выявить особенности и построить зависимости между ними.

Таблица 1 – База знаний для нейросетевого моделирования

п/п	Окислитель АС, %	Горючее ЭК, %	Добавка (K ₂ Cr ₂ O ₇), %	Плотность ТТ, г/см ³	Давление, МПа	Диаметр ТТ, мм	Фракция состава, мк	Среда	Направление горения	Материал оболочки	Скорость горения, мм/с
1	65,0	35,0	0	1,36	15,6	36	315	0	1	0	0,77
2	70,0	30,0	0	1,46	13,6	25	315	0	1	0	1,24
3	70,0	30,0	0	1,46	13,2	25	315	0	1	0	1,06
4	70,0	30,0	0	1,47	2,5	25	315	0	1	0	0,51
5	70,0	30,0	0	1,47	2,9	25	315	0	1	1	0,42
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
22	72,0	25,0	3	1,36	0,1	36	315	0	1	0	0,039
23	72,0	25,0	3	1,36	1,9	36	315	0	1	1	0,714
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
169	72,0	25,0	3	1,36	4,0	36	315	1	1	0	1,5

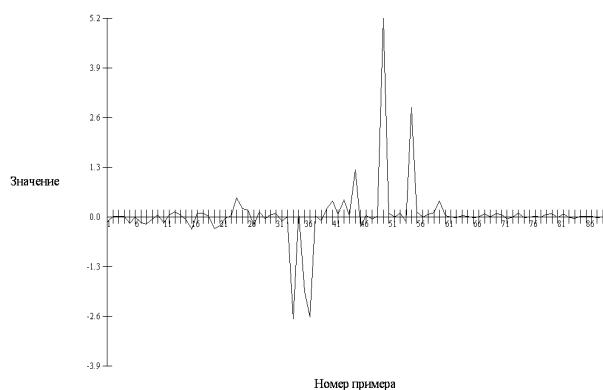


Рис. 1 – Зависимость значения ошибки сети от номера примера

На рис.1, вершины пиков указывают на номера примеров, в которых обученная сеть сделала наибольшие ошибки. Избавившись от этих сомнительных примеров ИНС сможет построить более адекватную нейросетевую модель.

Результаты экспериментов и их обсуждение

В программной среде на основе предложенной методики и базе знаний [1], разработана оптимальная ИНС с двумя скрытыми слоями по 56 нейронов в каждом, была использована функция активации Гаусса. После чего производилось обучение заданной ИНС по заложенному алгоритму и тестирование обученной сети (по 19 наборам экспериментальных данных, которые не участвовали в обучении, а использовались сетью для объективной проверки ее точности). После тестирования сеть показала ошибку 4%, что подтверждает возможность данной нейросетевой модели точно прогнозировать скорость горения ТТ.

Для обеспечения надежной работоспособности устройств на основе ТТ, для комплексной обработки призабойной зоны пласта (ПЗП) необходимо проведение дополнительных исследований с использованием современных информационных технологий. Поэтому, в работе была разработана нейросетевая модель для выявления и изучения новых зависимостей скорости горения ТТ от давления $u=f(P)$ в жидкой среде при изменении направления распространения фронта горения. Целью данной работы является создание компьютерной модели на основе ИНС по известной экспериментальной базе знаний и применение ее для выявления особенностей процесса горения ТТ в жидкой среде при высоком давлении и изучения влияния направления фронта горения на скорость горения ТТ в этих условиях [2].

В данной работе осуществляется исследование особенности процесса горения ТТ в жидкой среде при высоком давлении (3...27 МПа) при различном направлении распространения фронта горения, полученных на основании нейросетевого моделирования из экспериментальных данных, проводимых на образцах в металлической оболочке при плотности ТТ аммиачно-селитренного состава 1400 кг/м³ и диаметре 0,062 м, воспламеняемых как сверху так и снизу.

Результаты моделирования процесса с помощью ИНС выявили интересные зависимости. Так, при распространении фронта горения сверху вниз нейросетевая кривая (1¹), представленная на рис.2, проходит через точки значительно удаленные от экспериментальной кривой.

Те же зависимости присутствуют и при распространении фронта горения снизу вверх, однако в данном случае они не так ярко выражены (нейросетевая кривая (1¹), представленная на рис.3).

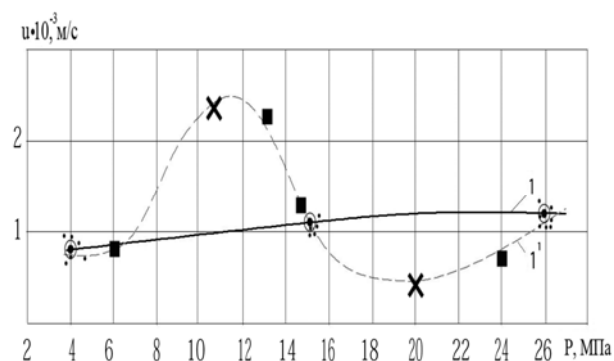


Рис. 2 - Зависимость скорости горения от давления при направлении распространения фронта горения сверху вниз:

1 – экспериментальная кривая;

1' – кривая на основе нейросетевой модели;

• – экспериментальные точки;

■ – точки проверки воспроизводимости нейросетевой модели;

× – точки, принимаемые за ошибку

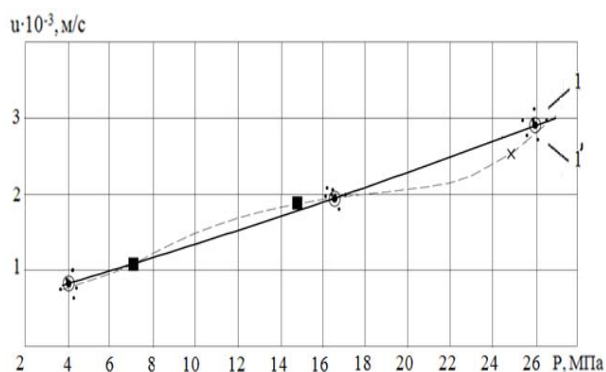


Рис. 3 - Зависимость скорости горения от давления при направлении распространения фронта горения снизу вверх:

1 – экспериментальная кривая;

1' – кривая на основе нейросетевой модели;

• – экспериментальные точки;

■ – точки проверки воспроизводимости нейросетевой модели;

× – точки, принимаемые за ошибку

На рис. 4 наглядно продемонстрировано, что скорость горения образцов снизу вверх выше скорости горения образцов сверху вниз в представленном интервале давлений (3...27 МПа). Таким образом, проведенные исследования с использованием нейросетевой модели выявили влияние направления распространения фронта горения на скорость горения в условиях жидкой среды и давления (новые зависимости). Эта особенность процесса горения ТТ связана с изменениями структуры реакционного слоя

конденсированной фазы топлива при различных направлениях горения ТТ

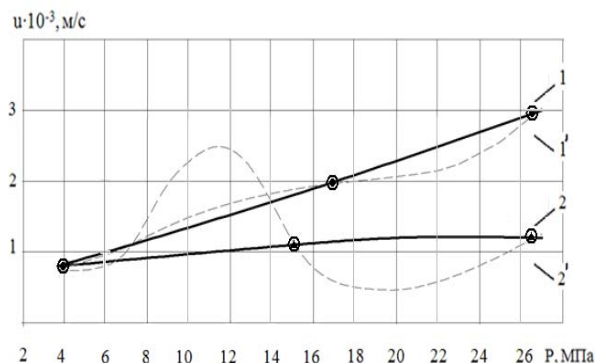


Рис. 4 - Влияние направления распространения фронта горения на зависимость скорости горения от давления:

1, 1' – экспериментальная кривая (горение снизу вверх);

2, 2' – кривая на основе нейросетевой модели (горение сверху вниз)

Выводы

1. Показана возможность разработки нейросетевой модели, построенной на основе базы знаний и применение ее для выявления особенностей процесса горения ТТ в жидкой среде при высоком давлении.

2. С использованием нейросетевой модели выявлены особенности процесса горения ТТ и получены новые зависимости.

3. Показана перспективность применения нейросетевого моделирования эксплуатационных параметров процесса горения твердого топлива в автономном теплогенерирующем оборудовании для повышения надежности и эффективности их работы, энерго- и ресурсосбережения.

Литература

1. А.Р. Мухутдинов. Казань: Изд-во Казанского ВВКУ, 288 (2008);
2. А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, Р.Г. Тахавутдинов *Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики*, 1-2, 85-90 (2006);
3. А.Р. Мухутдинов, Г.Н. Марченко, З.Р. Вахидова Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 296 (2011);
4. А.Р. Мухутдинов, С.И. Константинов, З.Р. Вахидова *Энергосбережение и водоподготовка*, 5, 49-51 (2009);
5. А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, С.И. Константинов *Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики*, 1-2, 109-115 (2010);
6. А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, П.Е. Любимов. / *Вестник Казан. технол. ун-та.*, 14, 21 91-94 (2011).