

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

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОПТИМАЛЬНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ

Ключевые слова: новый метод, искусственная нейронная сеть, оптимизация состава, твердое топливо.

Разработан метод нейросетевой оптимизации состава твердого топлива аммиачно-селитренного состава по прочности. Показана возможность оптимизации состава твердого топлива по ограниченному количеству экспериментов.

Keywords: new method, artificial neural network, optimization of, solid fuel.

Developed a method of neural network optimization of the solid propellant ammonium Selitrennoye of strength. The possibility of optimizing the composition of the solid fuel on a limited number of experiments.

Введение

В современной экономической ситуации в мире одним из определяющих факторов в добывающих отраслях является максимальная эффективность ресурсных затрат. В частности, в нефтедобывающем секторе большой интерес представляет повышение эффективности малодобитных скважин. При решении этих задач широкое промышленное применение получили термоимплозионные экспресс-технологии, основанные на использовании термоимплозионного устройства [1]. Следовательно, повышение надежности и эффективности работы данного устройства является актуальной задачей на сегодняшний день. Решение большинства научных задач, в настоящее время, связано с проведением сложных и дорогостоящих экспериментов. Понятно, что применение в данном случае существующих методов математического планирования [1-5] для оптимизации рецептуры состава не представляется возможным. Поэтому особенно актуальна разработка новых методов оптимального планирования эксперимента, позволяющих в ряде случаев существенно сократить затраты времени и материальных средств на выполнение исследовательских работ. Наиболее прогрессивным, в настоящее время, является нейросетевой метод. Огромное преимущество применения искусственных нейронных сетей (ИНС), в том, что даже ограниченное число экспериментов позволяет получить достаточно точную модель. Развитие современных информационных технологий позволяет успешно применять их для решения любых задач в различных отраслях народного хозяйства. Но в научной литературе отсутствуют данные о применении ИНС для оптимизации ТТ. В этой связи в данном разделе описывается исследование о возможности оптимизации состава твердого топлива по ограниченному количеству экспериментов.

Методика и оборудование эксперимента

В данной работе методом математического планирования и экспериментальными исследованиями проведена оптимизация рецептуры

аммиачно-селитренного состава термоисточника (ТИ), используемого для термоимплозионной обработки призабойной зоны пласта по характеристикам прочности. Показана возможность разработки заряда ТИ на основе аммиачной селитры и эпоксидного компаунда с высокими физико-механическими и конструктивными характеристиками, позволяющими существенно расширить пределы эксплуатации термоимплозионного устройства с ТИ.

Термоимплозионное устройство, как известно, состоит из имплозионной камеры, представляющей герметичную воздушную емкость с атмосферным давлением, и присоединенного к ней с нижнего торца термоисточника из сгораемого материала на основе смеси аммиачной селитры (АС) и эпоксидного компаунда (ЭК). Термоисточник, кроме основной функции энергетического источника, одновременно имеет функцию конструкционного материала в виде диафрагмы-заглушки. В этой роли термоисточник должен, в частности, обеспечивать герметичность имплозионной камеры и обладать достаточными прочностными характеристиками, выдерживающими перепад между атмосферным давлением в имплозионной камере и забойным давлением в скважине (15...25 МПа).

Одним из перспективных путей повышения прочности является регулирование процесса отверждения состава на основе эпоксидной смолы за счет использования наиболее современных отвердителей и пластификаторов как для ЭК, используемого в качестве разрушаемой диафрагмы ТИ, так и в системе с наполнителем, выступающей в качестве основного энергетического источника. Возможность повышения физико-механических характеристик образца состава на основе АС и ЭК при применении вышеуказанных отвердителей и пластификатора изучалась для рецептуры, используемой в качестве сгораемого материала в ТИ, % (мас.): аммиачная селитра - 72; бихромат калия (БК) - 3; эпоксидный компаунд на основе ЭД-20 с отвердителем и пластификатором - 25.

В работах [2-5] экспериментально определено оптимальное соотношение компонентов ТТ на основе аммиачной селитры (АС) и эпоксидного компаунда (ЭК) (горючесвязующего), при котором будет достигнута максимальная

прочность состава. Где оптимизация пятикомпонентной смеси осуществлялась симплексным методом (СМ), варьируя содержанием компонентов эпоксидного компаунда: эпоксидная смола (марки ЭД-20) - 0,72...0,88; пластификатор (марки ЭДОС) - 0...0,12; отвердитель (марки АФ-2М) - 0,12...0,20 при фиксированном содержании наполнителя в условиях влажности 50 – 55 % и при температуре окружающей среды 293-298 К. Эти данные (таблица 1, рис. 1)) использовались для оптимизации состава ТТ с помощью разработанного в работе нейросетевого метода (НМ). Нейросетевая оптимизация проводилась в треугольной подобласти диаграммы «состав-свойство» с вершинами: X_1 (0,8; 0,2; 0), X_2 (0,72; 0,16; 0,12), X_3 (0,88; 0,12; 0).

Таблица 1 - Матрица планирования

N п/п	Относительное содержание компонентов			Прочность на сжатие, (МПа)		δ , %
	X_1	X_2	X_3	СМ	НМ	
1	0,8	0,2	0	24,05	24,1	0,2
2	0,72	0,16	0,12	21,25	21,3	0,2
3	0,88	0,12	0	15,75	15,8	0,3
-	-	-	-	-	-	-
9	0,84	0,16	0	26,05	26,1	0,2
10	0,78	0,155	0,065	26,3	26,3	0

Первоначально создавалась ИНС в среде разработки *NeuroPro* по методике, приведенной в [6, 7]. Сеть содержит один скрытый слой, разделенный на два блока, по 12 нейронов в каждом. В блоках используется своя передаточная функция, логистическая и линейная. Обучение проводилось с применением калибровки, что позволило через 10999 циклов получить минимальную погрешность (не более 3%) на тестовом наборе примеров.

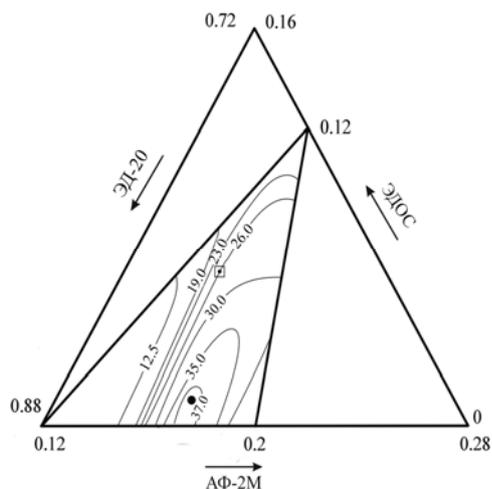


Рис. 1 - Контурные кривые для поверхности отклика (плоское поле изолиний):

- - точка максимального значения прочности
- - проверочная точка

С помощью разработанной ИНС проводился прогноз прочности ТТ при разном соотношении компонентов ЭК. Результаты работы

ИНС показали, что максимальная прогнозируемая прочность будет достигнута при соотношении компонентов состава 0,8:0,17:0,03 (АС:ЭД:БК). Разработанная ИНС адекватно описывает экспериментальные результаты. Адекватность также проверялась в точке плана №10. Опыты воспроизводимы во всем эксперименте. Построенные по нейросетевой модели контурные кривые в реальных компонентах приведены на рис. 2 в виде плоского поля поверхности изолиний.

Далее в работе проводилось исследование возможности оптимизации состава твердого топлива по ограниченному количеству экспериментов. Для этого изучалось влияние количества обучающих примеров, которые участвовали в создании нейросетевой модели, на точность прогноза. Первоначально сеть обучалась на трех примерах, выбранных случайным образом. Каждый раз к обучающему набору данных добавлялось еще одно (выбираемое также случайным образом), затем сеть тестировалась. Результаты исследования представлены в таблице (табл. 2).

Таблица 2 - Влияние количества обучающих примеров (N, о/п) на точность нейросетевого прогноза (δ , %)

N п/п	N о/п	Прочность на сжатие, МПа		δ , %
		Эксперимент	Прогноз	
5, 6, 7	3	26,05	31,6	21
2, 5, 6, 7	4		30,26	16
2, 4, 5, 6, 7	5		29,1	12
2, 4, 5, 6, 7, 8	6		28,15	8
2, 3, 4, 5, 6, 7, 8	7		25,16	3
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8	8		25,37	3

Полученная в ходе исследования зависимость точности прогноза от количества обучающих примеров представлена на рис. 2.

Зависимость $\delta=f(N)$, представленная на рис. 2, свидетельствует о возможности существенного сокращения количества экспериментов при выполнении сложных исследовательских работ. Так, повышение количества обучающих примеров с 3 до 8 приводит к снижению относительной погрешности с 22 до 2 %. Следует также отметить, что начиная с семи обучающих примеров зависимость $\delta=f(N)$ ослабевает, т.е. дальнейшее увеличение обучающих примеров незначительно примерно на 1 % изменяет точность прогноза (выход на плато).

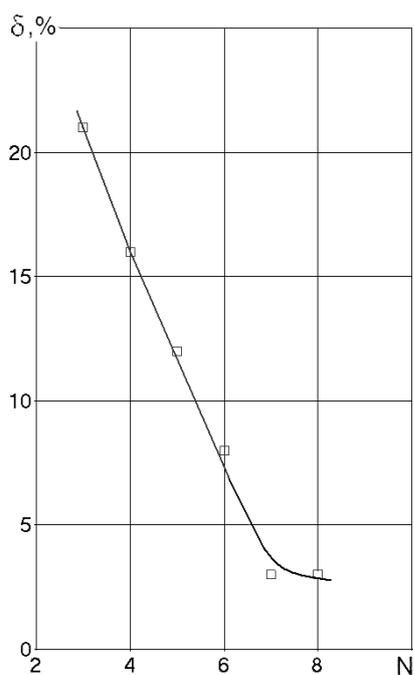


Рис. 2 - Зависимость точности прогноза (δ) от количества обучающих примеров для ИНС

Выводы

1. Разработан метод нейросетевой оптимизации.
2. Показана возможность оптимизации состава твердого топлива по ограниченному количеству экспериментов.

© **Е. В. Прохоров** – асп. каф. ТТХВ КНИТУ; **А. Р. Мухутдинов** - д-р техн. наук, проф. КНИТУ, muhutdinov@rambler.ru;
З. Р. Вахидова – к.т.н. доц. КФУ.

3. В результате проведенных исследований показано, что для создания нейросетевой модели, обеспечивающей 8%-ю точность прогноза, достаточно шести обучающих примеров.
4. Для обеспечения оптимальной точности прогноза при проведении сложных и дорогостоящих экспериментов рекомендуется использовать не менее семи обучающих примеров.

Литература

1. И.Г. Зедгинидзе М.: Наука, (1976).
2. А.Р.Мухутдинов, И.Ф. Садыков *Вестник Каз. гос. технол. ун-та*, 1,149-153 (2001).
3. А.Р. Мухутдинов Казань: *Меддок*, (2005).
4. А.Р. Мухутдинов Казань: Изд-во Казанского ВВКУ, 288 (2008).
5. Мухутдинов А.Р. Дисс. докт. тех. Наук, КГЭУ, Казань, 2007, 299 с.
6. А.Р. Мухутдинов, Г.Н. Марченко, З.Р. Вахидова Казань: Казан. гос. энерг. ун-т., 296 (2011).
7. А.Р. Мухутдинов, З.Р. Вахидова, С.И. Константинов, Г.Н. Марченко *Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики*, 1-2, 109-115 (2012).