

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 малодебитных 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 конструкционными 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: X1 (0,8; 0,2; 0), X2 (0,72; 0,16; 0,12), X3 (0,88; 0,12; 0). Таблица 1 - Матрица планирования N п/п Относительное содержание компонентов Прочность на сжатие, (МПа) d, % СМ НМ X1 X2 X3 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 (d, %) N п/п N о/п

N п/п	N о/п	d, %
5	3	26,05
6	3	31,6
7	3	21
2	5	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

Полученная в ходе исследования зависимость точности прогноза от количества обучающих примеров представлена на рис. 2. Зависимость $d=f(N)$, 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 $d=f(N)$ ослабевает, т.е. дальнейшее увеличение обучающих примеров незначительно примерно на 1 % изменяет точность прогноза (выход на плато). Рис. 2 - Зависимость точности прогноза (d) от количества обучающих примеров для ИНС

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