

УДК 691 54001 4:006.354

Н.В. Замятин, С.А. Голованов

Нейросетевая система прогноза свойств тампонажных растворов

Описываются нейросетевая система прогноза свойств тампонажных цементов и учета процессов цементирования скважин, а также процедуры синтеза нейронной сети и результаты прогноза свойств тампонажных растворов.

Ключевые слова: тампонажный цемент, цементирование скважин, программный комплекс, нейронные сети, обучение нейронных сетей.

Введение

Для повышения эффективности крепления нефтяных и газовых скважин применяются специальные облегченные тампонажные цементы. Использование облегчающих добавок требует повышенного водосодержания, что приводит к ухудшению физико-механических свойств получаемого цементного камня, причем большинство из добавок при формировании структуры являются инертными. В связи с этим очевидна необходимость разработки специальных тампонажных композиций для качественного цементирования скважин.

Требования к тампонажным материалам для цементирования скважин в основном определяются геолого-техническими условиями в скважинах. Тампонажный раствор должен оставаться подвижным во время транспортирования в заколонное пространство и сразу же после прекращения процесса затвердеть в безусадочный камень с определёнными физико-механическими свойствами. Зачастую указанные процессы происходят в стволе скважины сложной конфигурации, где температуры и давления изменяются с глубиной. При таких изменяющихся условиях один тип цемента или одна и та же рецептура тампонажного раствора не могут быть одинаково приемлемы. Вместе с тем один тип цемента не может отвечать всем требованиям, связанным с разнообразием условий.

В настоящее время на месторождениях сооружаются скважины различной конструкции, включающей от двух до четырех обсадных колонн. В соответствии с действующими стандартами цементирование всех колонн производится прямым одноступенчатым способом. В качестве тампонажного материала используется тампонажный портландцемент в соответствии с ГОСТ 1581-96 различных заводов-изготовителей. Иногда применяются опытно-промышленные партии портландцемента класса G фирмы «Дюкерхофф». Приготовление облегченных тампонажных растворов для цементирования верхней части эксплуатационной и промежуточных обсадных колонн осуществляется с использованием облегчающих добавок – бентонитового глинопорошка, вермикулита, алюмосиликатных микросфер. Подбор состава цементов с целью получения заданных свойств является сложной задачей, требующей квалифицированного подхода, что не всегда возможно в условиях месторождения. Поэтому целесообразно применение информационной системы, в которую заложены модели цементов, полученных в различных условиях. Поскольку процессы смешения и взаимодействия компонентов нелинейны, эффективно для моделирования цементов использовать нейросетевой подход.

В настоящее время в связи с развитием теоретических исследований и компьютерных технологий возрос интерес к нейронным сетям, которые стали широко использоваться как в сфере бизнеса (прогноз состояний рынка), так и в научных исследованиях и промышленном применении.

Нейронная сеть способна решать многие задачи, обладая уникальными достоинствами, например:

- возможность аппроксимировать любой тип функции;
- возможность моделировать;
- отсутствие необходимости знать вид моделируемой поверхности;
- способность запоминать;
- возможность обучения.

Использование нейронной сети для решения неформализуемых задач предполагает наличие обучающих примеров, способных с достаточной точностью настроить веса нейронов.

Обучаемые примеры должны удовлетворять следующим требованиям:

- должны быть учтены все параметры, оказывающие влияние на выход сети;

- необходимо собрать достаточное число примеров, должным образом описывающих анализируемую область;
- примеры не должны противоречить друг другу.

Нейронная сеть обладает также рядом недостатков, к которым относятся:

- резко возрастающее количество вычислений, особенно при больших нейронных сетях;
- сложность составления примеров;
- большое время обучения.

Поэтому целесообразно использовать нейронные сети лишь в сложных задачах, основные черты которых выражаются следующими особенностями:

- отсутствует алгоритм или не известны принципы решения задач, но накоплено достаточное число примеров;
- проблема характеризуется большими объемами входной информации;
- данные неполны или избыточны, зашумлены.

Сама нейронная сеть представляет собой совокупность большого числа сравнительно простых элементов – нейронов, топология соединений которых зависит от типа сети. При синтезе нейронной сети для решения какой-либо конкретной задачи, необходимо выбрать, каким образом следует соединять нейроны друг с другом, и соответствующим образом подобрать значения весовых параметров (синаптических коэффициентов) на этих связях. Возможность влияния одного элемента на другой, зависит от установленных соединений. Вес соединения определяет силу влияния.

При разработке автоматизированной информационной системы для прогнозирования свойств тампонажных растворов весьма важными представляются следующие задачи:

- исследование компонентов и свойств тампонажных цементов;
- исследование способов создания и обучения искусственных нейронных сетей;
- описание системы прогноза свойств тампонажных цементов;
- формализация процедур, методов, алгоритмов прогнозирования свойств тампонажных растворов;
- предложение рекомендаций по использованию программного продукта.

Объектом исследования является тампонажный цемент.

Автоматизированная информационная система «Управление свойствами тампонажных цементов» (АИС «УСТЦ») предназначена для автоматизации процесса прогнозирования свойств растворов на основе обученной нейронной сети, а также для учёта параметров цементирования скважин. Под тампонажным цементом понимается продукт, состоящий из смеси тонкокомолотых вяжущих веществ (портландцемент, шлак, известь), минеральных и органических добавок, после затворения которого водой получают раствор, а затем цементный камень.

В качестве среды для реализации АИС «УСТЦ» была выбрана операционная система Windows как наиболее распространённая и технически доступная, обеспечивающая требуемый уровень программного обеспечения. Среда программирования Borland Delphi представляет собой платформу, поддерживающую визуальное проектирование приложений для Windows.

Информационная система состоит из ряда программных комплексов, объединённых общей программной оболочкой. Каждый модуль выполняет четко определённые ему функции и задачи (рис. 1).

Основные функции АИС «УСТЦ» заключаются в следующем:

- Подготовка данных.
- Обучение нейронной сети.
- Прогноз свойств тампонажных растворов.

Подготовка данных. Данные, на основании которых производится обучение и функционирование сети необходимо соответствующим образом подготовить. Данные импортируются в программу в виде txt-файлов, которые имеют вид, как на рис. 2.

Как следует из примера, данные очень сильно отличаются друг от друга. Кроме того, они имеют различные единицы измерения. Необходимо привести данные к «общему знаменателю», т.е. подготовить их для обработки. Для этого применяется процедура нормализации данных.

Для нейронных сетей необходимо, чтобы входные данные лежали в диапазоне [0...1], в то время как данные проблемной области могут находиться в любом диапазоне. Предположим, что данные по одному из параметров лежат в диапазоне [Min...Max]. Тогда наиболее простым способом нормирования будет:

$$\tilde{x} = \frac{x - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}}, \quad (1)$$

где x – исходное значение параметра; \tilde{x} – значение, подаваемое на вход нейронной сети.

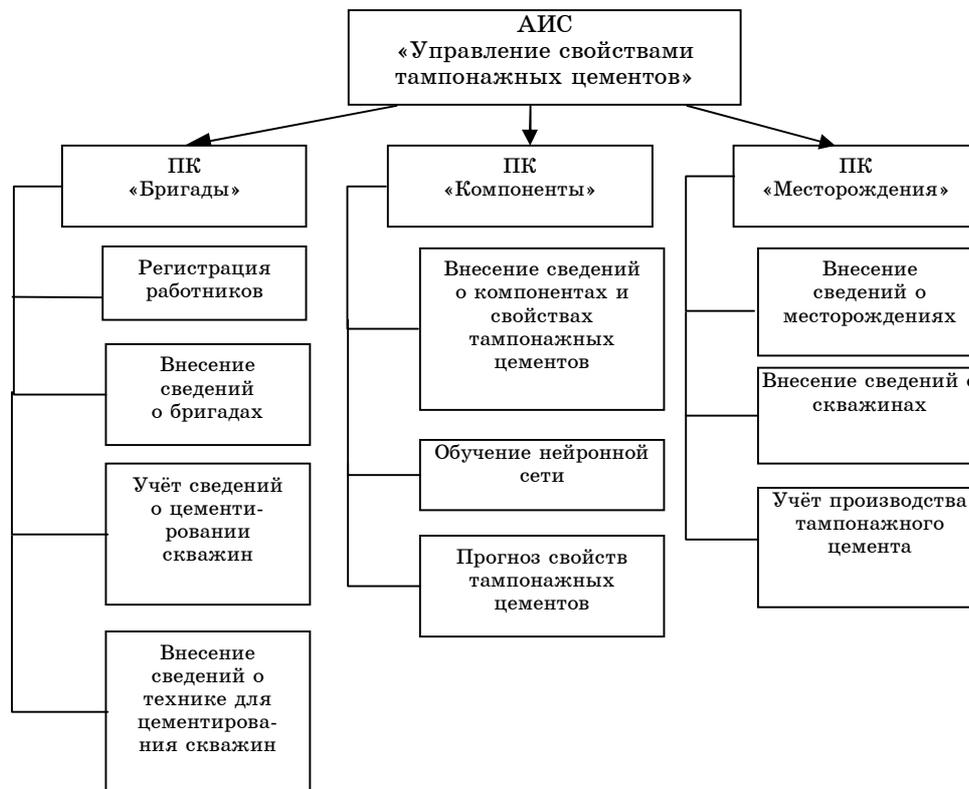


Рис. 1. Структура АИС «УСТЦ»

Ts	OETS	CaCL2	LSTP	Rast	Plotn	Proch	Time
100	0	0	0	190	1810	3.5	220
100	0.9	2	0	130	1840	4.38	380
100	1	3	0	150	1840	3.9	400
100	1	3	0	180	1860	3.5	290
100	1	3	0	170	1850	3.7	290
100	0.8	2	0	210	1840	3.4	525
100	1	2	0	170	1840	2.3	960
100	0.7	2	0.1	215	1800	4.5	150
100	0.4	2	0.1	150	1860	4.98	75
100	0.5	2	0.1	160	1810	4.75	90
100	0.4	2	0.1	160	1830	3.34	80
100	0.5	3	0	180	1840	2.9	150
100	0.3	3	0	220	1850	4.8	210
100	0.3	2	0	180	1830	3.9	300
100	0.3	2	0	190	1840	2.9	290
100	0.7	2	0	200	1830	2.6	520

Рис. 2. Входные данные

К сожалению, этот способ нормирования не лишен недостатков. Так в случае если $\text{Max} \gg \tilde{x}$, то распределение данных на входе может принять вид, как на рис. 3.

То есть распределение входных параметров будет крайне неравномерным, что приведет к ухудшению качества обучения. Поэтому в подобных ситуациях, а также в случае, когда значение входа лежит в диапазоне $[0, \infty)$, можно использовать нормировку с помощью функции вида

$$\tilde{x} = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (2)$$

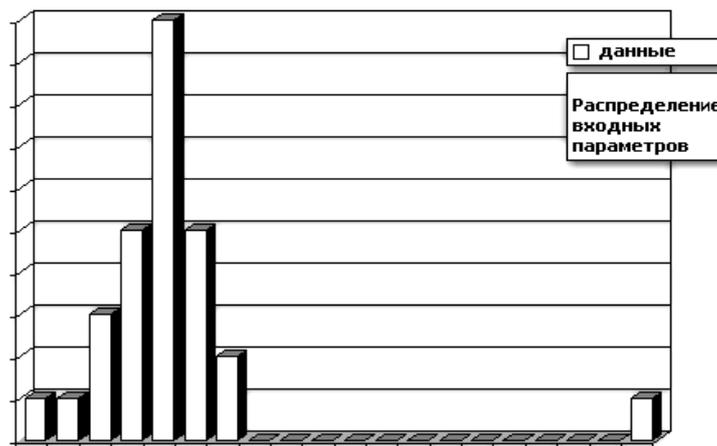


Рис. 3. Распределение входных параметров

Используя формулу (2), получаем нормированные данные, представленные в таблице.

Нормированные данные

Портланд-цемент	ОЭЦ	CaCl ₂	ЛСТП	Расте-каемость	Плотность	Прочность	Время за-густевания
1	0	0	0	0,67	0,17	0,45	0,16
1	0,9	0,67	0	0	0,67	0,78	0,34
1	1	1	0	0,22	0,67	0,6	0,37
1	1	1	0	0,56	1	0,45	0,24
1	1	1	0	0,44	0,83	0,52	0,24
1	0,8	0,67	0	0,89	0,67	0,41	0,51
1	1	0,67	0	0,44	0,67	0	1
1	0,7	0,67	0,1	0,94	0	0,82	0,08
1	0,4	0,67	0,1	0,22	1	1	0
1	0,5	0,67	0,1	0,33	0,17	0,91	0,017
1	0,4	0,67	0,1	0,33	0,5	0,39	0,0056
1	0,5	1	0	0,56	0,67	0,22	0,08
1	0,3	1	0	1	0,83	0,93	0,15
1	0,3	0,67	0	0,56	0,5	0,6	0,25
1	0,3	0,67	0	0,67	0,67	0,22	0,24
1	0,7	0,67	0	0,78	0,5	0,11	0,5

Обучение нейронной сети

На рис. 4 изображена структура нейронной сети,

используемой при обучении.

Как видно из рис. 4, для обучения используется трёхслойная нейронная сеть с входным, выходным и одним скрытым слоем. Данная нейронная сеть является полносвязной, поскольку каждый нейрон следующего слоя связан со всеми аксонами нейронов предыдущего слоя.

Для этой ИНС проводились исследования для определения оптимальной структуры, параметров и необходимого уровня обучения.

На основании полученных результатов можно сделать вывод, что для данной нейросетевой модели, оптимальной вариант 4–10 нейронов в скрытом слое. Попытка увеличения числа скрытых слоев не приводит к уменьшению ошибки прогноза, в то же время увеличивает время обучения.

Исследовалось влияние коэффициента активационной функции на время обучения (число итераций). При этом использовалась ИНС со структурой входов, согласно рис. 4, одним скрытым слоем с числом нейронов равным 10, обучение останавливалось при достижении среднеквадратической ошибки обучения уровня 0,001 (рис. 5).

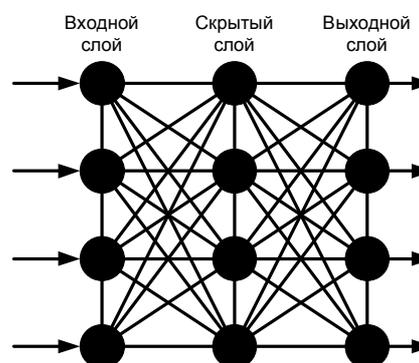


Рис. 4. Структура нейронной сети

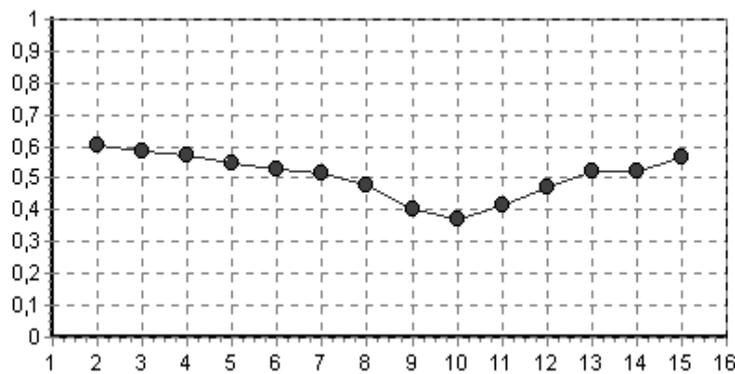


Рис. 5. Зависимость ошибки обучения (10^{-3}) от числа нейронов

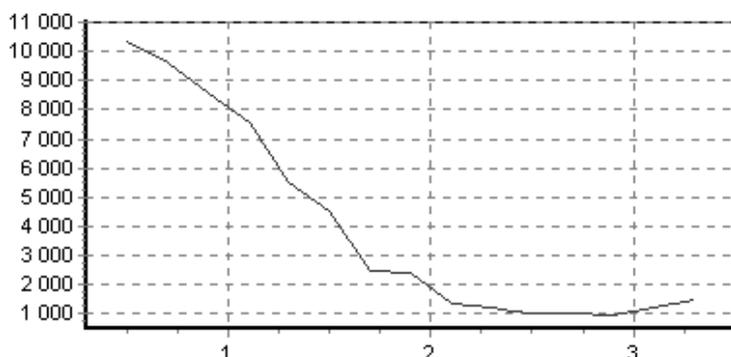


Рис. 6. Зависимость времени обучения от коэффициента функции активации

«Сеть обучена!», в поле «Весовые коэффициенты» появляются соответствующие значения (рис. 7).

Скорость обучения: 0,1	Параметр сигмоиды: 0,5	Весовые коэффициенты: 0,80401368353707 0,407605075096612 0,247930255832596 0,058943338602762 0,108937369196002
Сеть обучена!		

Рис. 7. Обучение нейронной сети

Прогноз свойств тампонажных растворов

Прогноз свойств тампонажных растворов осуществляется на основе обученной нейронной сети путём выбора одной из строк из верхней таблицы. Пример прогноза свойств тампонажных растворов приведён на рис. 8.

Скорость обучения: 0,1	Параметр сигмоиды: 0,5	Весовые коэффициенты: 0,80401368353707 0,407605075096612 0,247930255832596 0,058943338602762 0,108937369196002		
Сеть обучена!				
Исходные значения для обучения:				
№	Растекаемость	Плотность	Прочность	Время загустевания
5	170	1850	3,7	290
Спрогнозированные значения:				
№	Растекаемость	Плотность	Прочность	Время загустевания
5	172,45310272659	1898,86570771711	3,75943011881513	291,942621092354
27.05.2007		21:08:09	САР	NUM

Рис. 8. Прогноз свойств тампонажных растворов

Заключение

Разработанная нейросетевая система прогноза свойств тампонажных растворов позволяет прогнозировать свойства цементов с погрешностью 3–5% и может быть применена в других областях, где необходимо управлять свойствами и составом многокомпонентных веществ.

Литература

1. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП ПараГраф, 1990. – 160 с.
2. Булатов А.И. Тампонажные материалы и технология цементирования скважин: учеб. пособие. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Недра, 1991. – 335 с.
3. Булатов А.И. Буровые промывочные и тампонажные растворы: учеб. пособие. – М.: Недра, 1999. – 424 с.
4. Чаус К.В. Технология производства строительных материалов, изделий и конструкций. – М.: Стройиздат, 1988. – 448 с.

Голованов Сергей Александрович

Студент 5-го курса ТУСУРа
Тел.: +7-913-814-13-55
Эл. почта: Serj2710@yandex.ru

Замятин Николай Владимирович

Д-р техн. наук, проф. каф. автоматизации обработки информации ТУСУРа
Тел.: (382-2) 70-15-46
Эл. почта: zam@fet.tusur.ru

Zamyatin, N.V., Golovanov S.A.

Neural system for prediction properties of swabs grout

The article describes the network system features well swab grout and accounting processes of cementing. Program complex and procedures for its functioning are described.

Keywords: plug-back cement, cementation of mining holes, programmatic complex.
