

В образце № 3 (НТФ введена в жидкость затворения) происходит газовыделение с образованием цементного камня с высокой пористостью (рис. 2).

Таким образом, проведенными исследованиями показана возможность регулирования времени газовыделения и структуры цементного камня при создании искусственного коллектора в ПЗП путем обоснованного подхода к технологии приготовления газоцементного тампонажного раствора. Влияние НТФ на структурообразование цементного камня с повышенной пористостью может быть улучшено совместным её применением с другими фосфоновыми комплексонами, имеющими тенденцию к взаимодействию с поливалентными катионами с получением устойчивых комплексонатов металлов.

Литература

- 1. Перейма А. А., Кукулинская Е. Ю. Анализ причин разрушения призабойной зоны пласта в нефтегазовых скважинах и методы его предотвращения // Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и на море. 2014. № 5. С. 33–37.
- 2. Патент 2059058 РФ, МПК6 Е 21В 33/138. Газоцементный состав / Перейма А. А., Тагиров К. М., Ильяев В. И. Бюл. № 12. 1996.
- 3. Патент 2059059 РФ, МПК6 Е 21В 33/138. Газоцементный состав / Перейма А. А., Тагиров К. М., Ильяев В.И. Бюл. № 12, 1996.
- 4. Перейма А. А. Газоцементные тампонажные растворы для укрепления рыхлых пород призабойной зоны пласта // Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и на море. 2009. № 6. С. 37–41.
- 5. Дятлова Н. М., Темкина В. Я., Попов К. И. Комплексоны и комплексонаты металлов. М.: Химия, 1988. 544 с.

УДК 681.533.34

Сидоренко Сергей Александрович, Герасимов Роман Валерьевич, Мелихова Маргарита Сергеевна

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ НЕЛИНЕЙНЫМИ СИСТЕМАМИ

В статье обоснована актуальность использования искусственных нейронных сетей для управления системами с нелинейными характеристи-ками. Проведен сравнительный анализ технологической системы с нелинейными характеристиками и поведения ее модели, реализуемой прогнозируемой нейронной сетью. Ключевые слова: управление, нейронные сети, нелинейные характери-стики.

Sidorenko Sergey A., Gerasimov Roman V., Melikhova Margarita S. POTENTIAL USE OF NEURAL NETWORKS FOR MANAGING NON-LINEAR SYSTEMS

The item reveals the relevance of employing artificial neural networks for managing systems with non-linear features. There is a comparative analysis of a technological system with non-linear features and its model behavior, which is implemented through a predictable neural network.

Key words: management, neural networks, non-linear features.

Постоянное повышение качества машин и агрегатов в различных областях промышленности все более остро ставит задачу о необходимости применения интеллектуальных систем управления, позволяющих управлять нелинейными системами, не прибегая к аппарату линейного анализа [1].



Одним из направлений управления нелинейными системами, без использования аппарата линейного анализа, можно выделить применение искусственных нейронных сетей, так как за счет своей структуры они позволяют смоделировать любую нелинейную зависимость, а их специализацией является прогнозирование. При этом важно отметить, что наибольшей эффективности можно достичь при интеграции искусственных нейронных сетей и классических программ, так как те, в свою очередь, специализируются на вычислениях [2].

В данной работе в качестве примера технологического процесса с нелинейными характеристиками взят процесс регулирования истечением жидкости. Для данного процесса разработана математическая модель, в которой расход жидкости определяется по формуле 1 [1].

$$Q_{T} = vS_{np} = \sqrt{2gH} \cdot \left(\frac{D_{np}^{2}}{8} \cdot \frac{\pi \cdot 2 \cdot \arccos\left(1.1tg\frac{\alpha}{2}\right)}{180} - \sin\left(2 \cdot \arccos\left(1.1tg\frac{\alpha}{2}\right)\right)\right) + \left(\frac{D_{np}}{2}\right)^{2} - \left(\frac{D_{np}}{2}\right)^{2} - \left(\frac{0.55D_{np}}{\cos\frac{\alpha}{2}}\right)^{2} - \left(0.55D_{np}\right)^{2}\right) \cdot \left(\left(D_{np} - 1.1D_{np}tg\frac{\alpha}{2}\right) \cdot \cos\alpha\right) + \frac{\pi}{4}$$

$$(1)$$

где g — ускорение свободного падения;

H – напор жидкости над сливным отверстием;

 D_{np} — диаметр проходного отверстия шарового крана;

 α — угол поворота регулирующего элемента.

В связи с тем, что действительный расход жидкости следует определять с учетом сжатия струи и прохождением жидкости через сечение, необходимо ввести коэффициент расхода жидкости, который представляет собой отношение действительного и теоретического расхода.

С учетом коэффициента расхода формула 1 примет вид:

$$Q_{\partial} = \mu \cdot \sqrt{2gH} \cdot \left(\frac{D_{np}^{2}}{8} \cdot \left(\frac{\pi \cdot 2 \cdot \arccos\left(1.1tg\frac{\alpha}{2}\right)}{180} - \sin\left(2 \cdot \arccos\left(1.1tg\frac{\alpha}{2}\right)\right) \right) + \left(\frac{\sqrt{\left(\frac{D_{np}}{2}\right)^{2} - \left(\left(\frac{0.55D_{np}}{\cos\frac{\alpha}{2}}\right)^{2} - \left(0.55D_{np}\right)^{2}\right) \cdot \left(\left(D_{np} - 1.1D_{np}tg\frac{\alpha}{2}\right) \cdot \cos\alpha\right)}{4} \right), \quad (2)$$



где \propto – коэффициент расхода, учитывающий истечение реальной жидкости, а также прохождение жидкости через сечение.

Так как в некоторых литературных источниках значение коэффициента расхода приводится только для полностью открытого состояния и составляет 1,00 [3], то необходимо провести экспериментальное исследование с целью уточнения коэффициента расхода жидкости в зависимости от угла поворота исполнительного элемента.

С этой целью необходимо установить зависимость между коэффициентом расхода и углом поворота исполнительного элемента.

На рис. представлена принципиальная схема экспериментального стенда. В емкость 1 поступает жидкость из трубы 3, изменение расхода жидкости происходит с помощью регулирующего устройства 2. Постоянный напор поддерживается в установке благодаря избыточному поступлению жидкости по трубе 3 и отводу лишней жидкости с помощью сливной трубки 4.

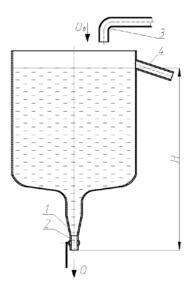


Рис. 1. Принципиальная схема экспериментального стенда

Эксперимент произведен путем измерения времени, необходимого для истечения 1 литра жидкости при определенном угле поворота сферического диска шарового крана.

По результатам измерений определен коэффициент расхода жидкости и построен график его зависимости от угла поворота регулирующего элемента, который представлен на рис. 2.

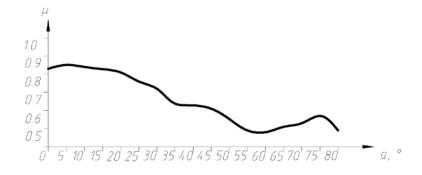


Рис. 2. График зависимости коэффициента расхода от угла поворота исполнительно элемента



Из графика, представленного на рис. 2, видно, что коэффициент расхода ведет себя неоднозначно при различных углах поворота. Также из графика видно, что в полностью открытом состоянии регулирующего устройства коэффициент расхода равен 0,84, что меньше показанного в литературных источниках [3]. Данная разница вызвана отклонением геометрической формы и размеров регулирующего элемента.

Так же построен график действительного расхода жидкости, представленный на рис. 3, с нанесенными на него границами доверительного интервала с вероятностью 95%.

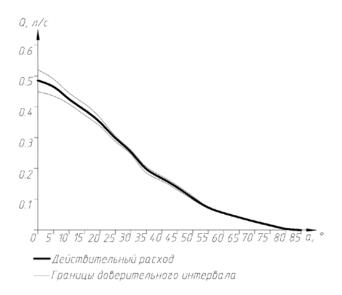


Рис. 3 .График действительного расхода жидкости в зависимости от угла поворота регулирующего элемента

График действительного расхода жидкости, показанный на рис. 3, имеет явную нелинейную зависимость между расходом жидкости и углом поворота регулирующего элемента шарового крана.

Для определения возможности управления данной зависимостью при помощи искусственной нейронной сети проведен анализ прикладных про-граммных продуктов [4], позволяющих создавать модели нейронных сетей, в результате чего определено, что оптимальным средством создания модели является программа STATISTIKA Neural Networks. Одним из преимуществ программы является возможность создания приложения с кодом модели нейронной сети на языке программирования С++, что в свою очередь дает возможность создания собственных приложений для управления внешними устройствами при помощи протокола передачи данных RS-232 [5].

Для создания нейронной сети необходимо выбрать зависимые и независимые переменные. В ходе построения математической модели рассматривалась зависимость расхода жидкости Q от угла поворота α регулирующего элемента. При моделировании нейронной сети возникает необходимость решения обратной задачи. При заданном расходе жидкости, определенном оператором, должен быть определен угол поворота исполнительного элемента, следовательно, независимой переменной считается расход жидкости, а зависимой — угол поворота.

После определения зависимых и независимых переменных возникает необходимость выбора способа обучения нейронной сети, которых на сегодняшний день существует 3:

- 1) управляемое обучение;
- 2) неуправляемое обучение;
- 3) смешанное обучение.



Каждый из способов обучения имеет свои преимущества и недостатки, но в данном конкретном случае оптимальным будет использование управляемого обучения, так как данный способ позволяет минимизировать время, необходимое для обучения, а так же свети к минимуму ошибку обобщения.

Использование данного способа подразумевает наличие входных переменных (исходных данных) и соответствующих им выходных значений (конечный результат), поэтому для обучения нейронной сети используется выборка значений расхода жидкости и соответствующих данному расходу значений угла поворота сферического диска, представленная в табл. 1.

Обучающая выборка

Таблица 1

α , 0	<i>Q</i> ,л/с	α , 0	<i>Q</i> ,л/c
0	0,4854	48	0,1177
6	0,4584	54	0,07805
12	0,4102	60	0,055
18	0,3676	66	0,0382
24	0,3083	72	0,02265
30	0,2535	78	0,00795
36	0,1905	84	0,00043
42	0,15695		

По данным, представленным в табл. 1, с помощью инструментария пакета программ STATISTIKA Neural Networks смоделированы несколько нейронных сетей с различными архитектурами и количеством элементов, а следовательно, с различными производительностью и ошибкой обобщения. Оптимальной с позиции указанных критериев принята сеть с радиально-базисной функцией, архитектура которой представлена на рис. 4.

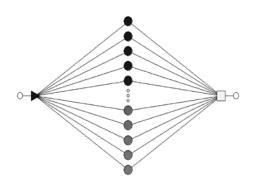


Рис. 4. Архитектура модели нейронной сети

Искусственные нейронные сети с радиально-базисной функцией активации, как показано на рис. 4, имеют всего один скрытый слой, который позволяет моделировать любую произвольную нелинейную функцию. Наличие всего одного скрытого слоя позволяет намного ускорить процесс обучения сети в сравнении с сетями, имеющими другую архитектуру и количество скрытых слоев, что в свою очередь является основной особенностью сетей с радиально-базисной функцией активации [6].

Следует отметить, что при обучении нейронной сети может возникать серьезная проблема, названная «переобучением» – потеря способности к обобщению результатов. При возникновении «переобучения» нейронная сеть максимально точно прогнозирует результаты выходных параметров при работе с обучающей выборкой, а при работе со значениями параметров, не входящих в обучаю-



щую выборку, прогнозирует совершенно непредсказуемые результаты. Поэтому для проверки адекватности прогнозирования зависимости на всем промежутке значений составлена тестовая выборка со значениями угла поворота регулирующего элемента, не входящими в обучающую выборку. Значения угла поворота регулирующего элемента, входящие в тестовую выборку, а также значения расхода жидкости, спрогнозированные нейронной сетью, показаны в табл. 2.

Значения, прогнозируемые сетью

Таблица 2

0	<i>Q</i> ,л/с	α , 0	<i>Q</i> ,л/с
3	0,4747	45	0,1385
9	0,43335	51	0,09655
15	0,39	57	0,06465
21	0,34	63	0,0465
27	0,28085	69	0,03005
33	0,2181	75	0,0155
39	0,1732	81	0,0026

При помощи данных тестовой выборки построен совмещенный график, показанный на рис. 5, с нанесенными на него действительным расходом жидкости и расходом жидкости, прогнозируемым моделью нейронной сети.

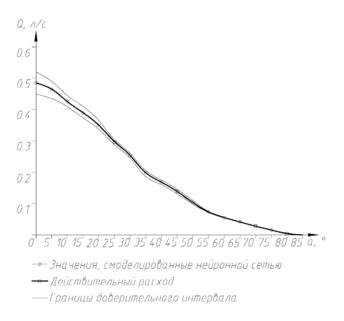


Рис. 5. Совмещенный график расхода жидкости

Из графика расхода жидкости, прогнозируемого нейронной сетью, видно, что кривая значений расхода жидкости не выходит за пределы доверительных границ, полученных при обработке экспериментальных данных, следовательно, можно сделать вывод об адекватном прогнозировании нейронной сетью зависимости расхода жидкости в зависимости от угла поворота сферического диска шарового крана. Помимо того, из графика видно, что модель искусственной нейронной сети не проявляет признаков «переобучения» и с большой точностью позволит управлять процессом в области существенной нестабильности при малых перемещениях.



В связи с вышеизложенным можно сделать вывод о возможности управления технологическими процессами с нелинейными характеристиками при помощи искусственных нейронных сетей, которые позволяют описывать зависимости, не прибегая к использованию аппарата линейного анализа, повысить точность управления и повысить эффективность управления технологическими процессами с нелинейными характеристиками.

Литература

- 1. Сидоренко С. А., Герасимов Р. В. Разработка математической модели системы дозирования жидкости с нелинейными характеристиками // Вестник СКФУ: научный журнал. Изд-во СКФУ. 2013 г. № 1 (34).
- 2. Бравкова М. Б. Системы искусственного интеллекта в машиностроении. Саратов: Изд-во Сарат. гос. техн. ун-та, 2004. 119 с.
- 3. Благов Э. Е.. Предельный максимальный коэффициент расхода сужающих устройств гидросистем // Журнал «Арматуростроение». № 2 (47). 2007.
- 4. Комашинский В. И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. М.:Горячая линия Телеком, 2002. 94 с.
- 5. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: методология и технологии современного анализа данных / под ред. В. П. Боровикова. М.: Горячая линия-Телеком, 2008. 392 с.
 - 6. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks. М.: Горячая линия Телеком, 2001. 182 с.

УДК 004.9

Стреблянская Наталья Васильевна

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОБЛЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ В СИСТЕМАХ ЭКСТРЕННОГО ОПОВЕЩЕНИЯ НАСЕЛЕНИЯ

Статья посвящена проблеме отсутствия четко определенного факта обнаружения предпосылки возникновения чрезвычайной ситуации по результатам приема данных от датчиков мониторинга окружающей среды. Сделан вывод о разнородности поступающей информации, что вызывает затруднение при её обработке и ведет к несвоевременной передаче сигнала об опасности предстоящей чрезвычайной ситуации.

Ключевые слова: системы экстренного оповещения населения, подси-стема мониторинга и лабораторного контроля окружающей среды, чрез-вычайная ситуация, наводнение, прогнозирование.

Streblyanskaya Natalia V. EMERGENCY FORECAST IN EMERGENCY ALERT SYSTEMS

The article reveals an issue related to the fact that there is no clearly defined fact of detecting a potential emergency based on the data obtained from the environment monitoring sensors. The conclusion drawn by the author is that the diversity of the information gathered impedes its processing and results in an untimely notification of an emergency forthcoming.

Key words: emergency alert systems, subsystem for monitoring and lab control of environment, emergency, flood, forecasting.

В настоящее время существующие региональные, местные и локальные (объектовые) системы экстренного оповещения населения все чаще показывают свою низкую эффективность. Серьезной проблемой является прогнозирование наступления чрезвычайной ситуации для возможности разработки комплекса предупреждающих мер и мероприятий [1].