

Информатика, вычислительная техника и управление

УДК 665.622.43.066.6: 004.942

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА РАЗДЕЛЕНИЯ ВОДОНЕФТЯНОЙ ЭМУЛЬСИИ НА ОСНОВЕ НЕПОЛНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

И.В. Артюшкин

АО Институт по проектированию и исследовательским работам
в нефтяной промышленности «Гипровостокнефть»
Россия, 443041, г. Самара, ул. Красноармейская, 93

Аннотация. Рассмотрен практический опыт синтеза модели технологического процесса разделения водонефтяной эмульсии. В современной литературе процесс не имеет точного аналитического описания, а его параметры нелинейно зависят друг от друга. Источником данных для модели послужила серия лабораторных экспериментов, проведенных с использованием аттестованных методик исследования нефти. Получившиеся таблицы имеют пропуски из-за нерегулярного шага значений параметров. Для моделирования нелинейного процесса использовался метод Левенберга – Марквардта для обучения нейронной сети. Проведен анализ, определивший критерии качества модели. Для автоматизации процесса моделирования использовался программный комплекс MATLAB, а также модуль Neural Network Toolbox. Обучение нейронной сети на исходном массиве данных показало, что вследствие наличия пропусков значений параметров и малого размера обучающей выборки не представляется возможным получение адекватной нейросетевой модели без предварительной подготовки данных. Для заполнения пропусков значений данных был использован метод интерполяции сплайнами Эрмита в условиях ограничений минимальными и максимальными значениями параметров из набора данных. Благодаря этому удалось расширить обучающий набор данных для нейронной сети в 40 раз. Дальнейшее обучение нейронной сети показало, что воспроизведение обучающей выборки производится с высокой точностью, а критерии качества модели показывают приемлемые значения. На основе полученной четырехмерной модели можно проводить различные виды анализа – как экспертного, так и автоматизированного. Результаты анализа могут быть основой для выдачи рекомендаций по организации и проведению технологического процесса подготовки нефти, а также синтеза адаптивной системы управления с эталонной моделью.

Ключевые слова: нейронная сеть, моделирование, эмульсия, обезвоживание нефти.

Введение

При добыче нефти важной задачей является отделение воды с растворенными в ней солями с целью предотвращения коррозии технологического оборудования и снижения расхода энергии на транспортировку балластной жидкости.

Для обезвоживания водонефтяной эмульсии к ней подмешивают и равно-

мерно распределяют по всему объему химический реагент – деэмульгатор, который представляет собой поверхностно-активное вещество. Процесс протекает за счет уменьшения силы поверхностного натяжения капель воды, находящихся в нефти, благодаря чему капли воды объединяются и оседают на дно, образуя сплошной слой. За время процесса не происходит химических реакций, то есть не происходит изменения молекулярной структуры веществ.

Химический состав нефти и пластовой воды, а также наличие в них механических примесей обусловлены геологическими факторами различных географических регионов. Реологические свойства (вязкость, текучесть) и эмульгирующие способности различаются в зависимости от места добычи.

Современные системы управления процессом обезвоживания не учитывают весь комплекс факторов, влияющих на скорость отделения воды от нефти [1–3]. Создание автоматизированной системы, предсказывающей состояние процесса на основании эталонной модели, могло бы повысить качество управления таким многопараметрическим процессом, как разделение водонефтяной эмульсии [4, 5].

1. Постановка задачи

Необходимо построить модель процесса разделения водонефтяной эмульсии, идентифицировать управляющие параметры и определить управляемую величину. Модель должна быть пригодна для работы в широком диапазоне параметров с достаточной для выполнения анализа и прогнозирования точностью [6, 7]. Также необходимо определить критерии, по которым будет оцениваться качество модели.

Таблица 1

Результаты теплехимического обезвоживания нефти
(обводненность 19,8 % об., $t = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$)

Наименование реагента	Расход реагента (Q)		Содержание воды в нефти (W_2), % об., после отстаивания за время (T), мин					Отделилось воды (E), %, за время отстаивания (T), мин				
	г/м ³ жидк.	г/т нефти	15	30	60	90	120	15	30	60	90	120
Без реагента	0	0	0	0	0	0	0	19,8	19,8	19,8	19,8	19,8
ДЭ-1	15	21	0	2,5	5,0	7,6	10,1	19,8	19,4	19,0	18,5	18,1
	30	42	0	5,2	10,4	15,6	20,8	19,8	19,0	18,1	17,4	16,3
	60	84	2,5	12,6	27,8	35,4	40,4	19,4	17,7	15,1	13,8	12,8
ДЭ-2	15	21	10,4	23,4	39,1	44,3	49,5	18,1	15,9	13,1	12,1	11,1
	30	42	36,8	52,6	65,8	71,7	73,7	13,5	10,5	7,8	6,7	6,1
	60	84	67,7	88,5	88,5	9,1	91,1	7,4	4,0	2,8	2,3	2,3

Для построения модели процесса термохимического обезвоживания взяты отчеты лабораторных исследований нефтей различных месторождений [8]. Источником данных послужил отчет об исследовании качества разделения водонефтяной эмульсии при воздействии деэмульгаторов ДЭ-1 и ДЭ-2. Эксперимент

проводился с нерегулярным шагом по входным параметрам. Данные представлены в табличном виде с группировкой относительно различных значений действующих параметров. Данные для температуры нагрева 40 °С представлены в табл. 1.

Значение параметра E рассчитывается по формуле

$$E = \frac{W_1 - W_2}{W_1}, \quad (1)$$

где W_1 – исходная обводненность;

W_2 – обводненность после эксперимента.

Полнота таблицы экспериментальных данных является определяющим фактором при проведении анализа. Пропуск или недостоверность значений параметров могут привести к искажению результата процесса моделирования [9].

Наибольшую эффективность обезвоживания в представленной серии экспериментов показал деэмульгатор под обозначением ДЭ-2. Его показатели качества обезвоживания и рассмотрены в качестве источника данных.

2. Управляющие параметры

Действующие параметры – температура подогрева эмульсии, количество введенного деэмульгатора в пересчете на массовый эквивалент смеси (расход в граммах на тонну), а также время отстаивания.

Моделирование производится при условии, что эмульсия имеет вид «вода в нефти» (эмульсия второго рода) и процесс разделения водонефтяной эмульсии происходит однообразно с одинаковой скоростью при любом процентном содержании воды – от 0 % до точки инверсии фаз (50–60 % об.), когда эмульсия меняет вид на «нефть в воде» (эмульсия первого рода).

Для построения модели введен относительный параметр – эффективность разделения эмульсии E , который рассчитывается по формуле (1) и принимает значения от 0 до 1. Параметр описывается нелинейной функцией вида

$$E = f(Q, t, T), \quad (2)$$

где Q – расход реагента;

t – температура нагрева;

T – время отстаивания.

Исходная таблица экспериментальных данных для моделирования имеет размерность 110×4, то есть 110 сочетаний значений параметров Q , t , T , E .

При анализе экспериментальных данных прослеживается прямая корреляция между расходом деэмульгатора и долей отделившейся воды, а также между температурой нагрева и долей отделившейся воды. Таким образом, модель процесса должна быть монотонно возрастающей в пределах рабочих значений параметров. Следовательно, качество модели определяется следующими параметрами:

1) минимальное значение дисперсии непрерывной функции;

2) неотрицательные значения частных производных на всем диапазоне моделирования $\frac{\partial E}{\partial Q} \geq 0; \frac{\partial E}{\partial t} \geq 0; \frac{\partial E}{\partial T} \geq 0$;

3) дополнительные критерии определения качества модели.

3. Построение модели экспериментальных данных

В качестве инструмента создания модели экспериментальных данных технологического процесса предложено использовать искусственную нейронную сеть (ИНС). В отличие от других методов моделирования, данный способ позволяет найти зависимости в больших массивах данных, предоставляя возможности для дальнейшего подробного анализа полученной модели.

Обучение нейронной сети [10–14] производилось с помощью модуля Neural Network Toolbox программного комплекса MATLAB. Как дополнительный критерий качества при обучении рассчитывался параметр Performance, представляющий собой интегральный показатель среднеквадратичной ошибки (функция MSE) по следующей формуле:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x_i^*)^2 \rightarrow \min, \quad (3)$$

где x_i – значение обучающего параметра;

x_i^* – значение параметра на выходе нейросети;

N – количество обучающих примеров.

Для расчета стандартного отклонения $std(E)$ функции двух переменных используется расчет отдельно по каждой из них по формуле

$$std(A) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left| A_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \right|^2}, \quad (4)$$

где A – массив данных;

N – количество обучающих примеров.

В табл. 2 представлены значения критериев качества для нейросетевых моделей с различным количеством нейронов в скрытом слое.

Таблица 2

Показатели качества модели

Кол-во нейронов	Performance	Дисперсия по Q	Дисперсия по t	Знак первой производной
1	0.0177	9.2437	16.1609	Положительный
2–5	~0.0001	9.1857	23.2762	Неотрицательный
10–20	~10 ⁻¹²	10.041	20.1697	Неотрицательный
21–100	~10 ⁻¹³	11.491	27.3278	Переменный

При нейросетевом моделировании возникают следующие проблемы:

1) при 1 нейроне в скрытом слое моделирование производится неудовлетворительно (рис. 1, а), так как показатель $MSE = 0.0177$, что сравнимо с порядком величины E ;

2) при небольшом количестве нейронов в скрытом слое (2–5) моделирование также производится неудовлетворительно (рис. 1, б). Показатель $MSE \approx 0.0001$. В то же время показатель отклонения по t увеличивает свое значение;

3) при среднем количестве нейронов в скрытом слое (10–20) моделирование в точках известных значений производится удовлетворительно, $MSE \approx 10^{-12}$. В то же время значения отклонений высокие. На графике в местах отсутствия

обучающей выборки наблюдаются провалы и пики (рис. 1, в);

4) при большом количестве нейронов (21–100) показатель Performance (2) принимает наименьшее значение ~10–13. Функция перестает быть монотонно возрастающей, так как меняется знак первой производной. На графике в областях отсутствия обучающей выборки пики и провалы еще больше (рис. 1, г).

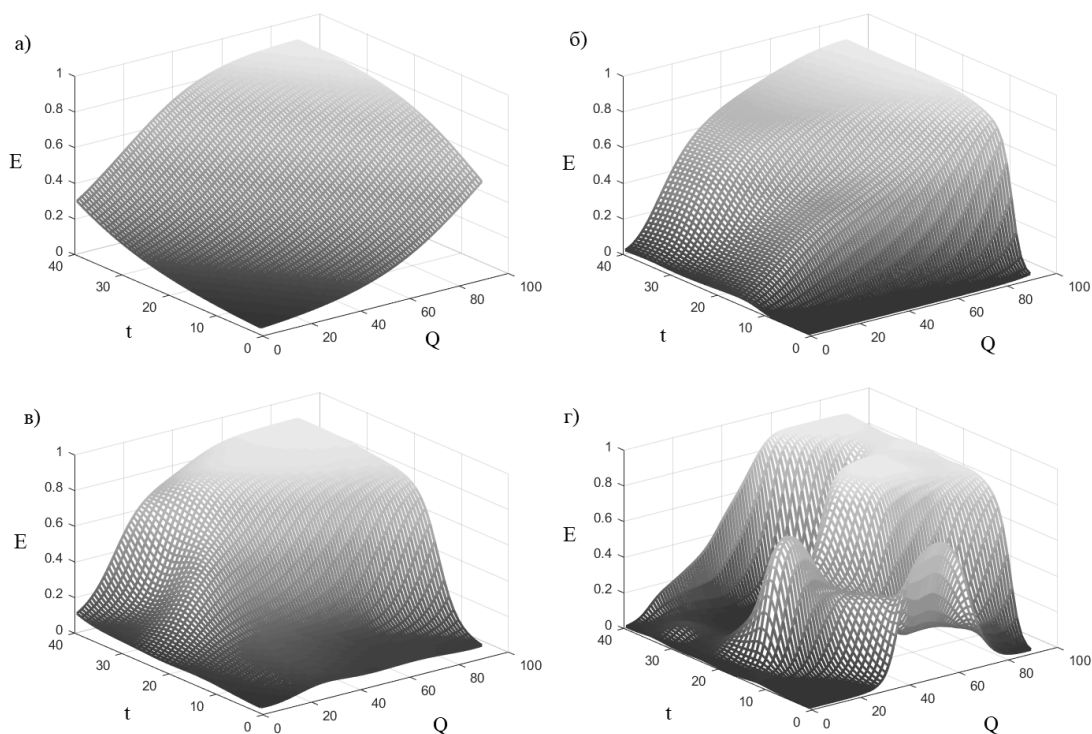


Рис. 1. Графики с выходов нейросетей с различным количеством нейронов в скрытом слое:

- а) нейросеть с 1 нейроном; б) нейросеть с 5 нейронами;
в) нейросеть с 20 нейронами; г) нейросеть со 100 нейронами

Таким образом, с прямой задачей заполнения значений между известными наборами данных нейросеть не справляется. Необходимо либо использовать нейросеть с малым количеством нейронов, либо изменить архитектуру нейросети, либо увеличить обучающую выборку.

Для заполнения отсутствующих данных в таблице существуют различные методы [15]:

- 1) заполнение пропущенных значений усредненными данными;
- 2) метод ближайших соседей;
- 3) регрессионный метод;
- 4) интерполяционный метод.

Для расширения обучающего набора данных был применен метод поэлементной интерполяции функции $E = f(Q, t, T)$ кубическими полиномами Эрмита. Отличие данного метода заключается в том, что интерполируемая функция задается не только набором данных, но и их первыми производными, что усложняет вычисления, но дает преимущество в точности.

Функция имеет следующий вид:

$$p(u) = (2u^3 - 3u^2 + 1)p_k + (u^3 - 2u^2 + u)(x_{k+1} - x_k)m_k + (-2u^3 + 3u^2)p_{k+1} + \dots + (u^3 - u^2)(x_{k+1} - x_k)m_{k+1}, \quad (5)$$

где переменная u представляет собой замену параметра из набора данных x по формуле

$$u = \frac{(x - x_k)}{(x_{k+1} - x_k)}, \quad (6)$$

переменная m является центральной разностной производной:

$$m_k = \frac{p_{k+1} - p_k}{2(u_{k+1} - u_k)} + \frac{p_k - p_{k-1}}{2(u_k - u_{k-1})}. \quad (7)$$

При фиксировании двух параметров – температуры и времени отстаивания – получается функция одного параметра – зависимость эффективности обезвоживания от дозировки реагента-дезэмульгатора. В программном комплексе MATLAB для интерполяции сплайнами Эрмита используется функция `rchinterp` из пакета Curve Fitting Toolbox, которая лучше всего справляется с интерполяцией данных в границе экспериментальных значений. При необходимости на небольшом доверительном интервале с помощью `rchinterp` можно проводить и экстраполяцию.

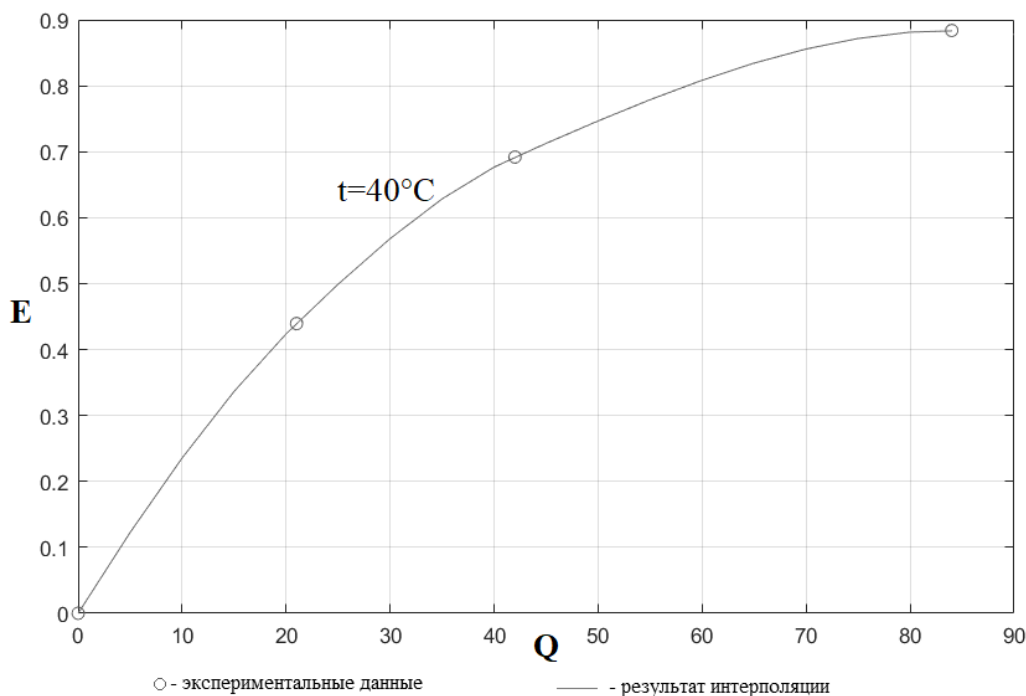


Рис. 2. График после расширения данных по оси расхода дезэмульгатора: температура 40°C , время отстаивания 120 мин

Набор данных после расширения по оси Q представлен на рис. 2, 3.

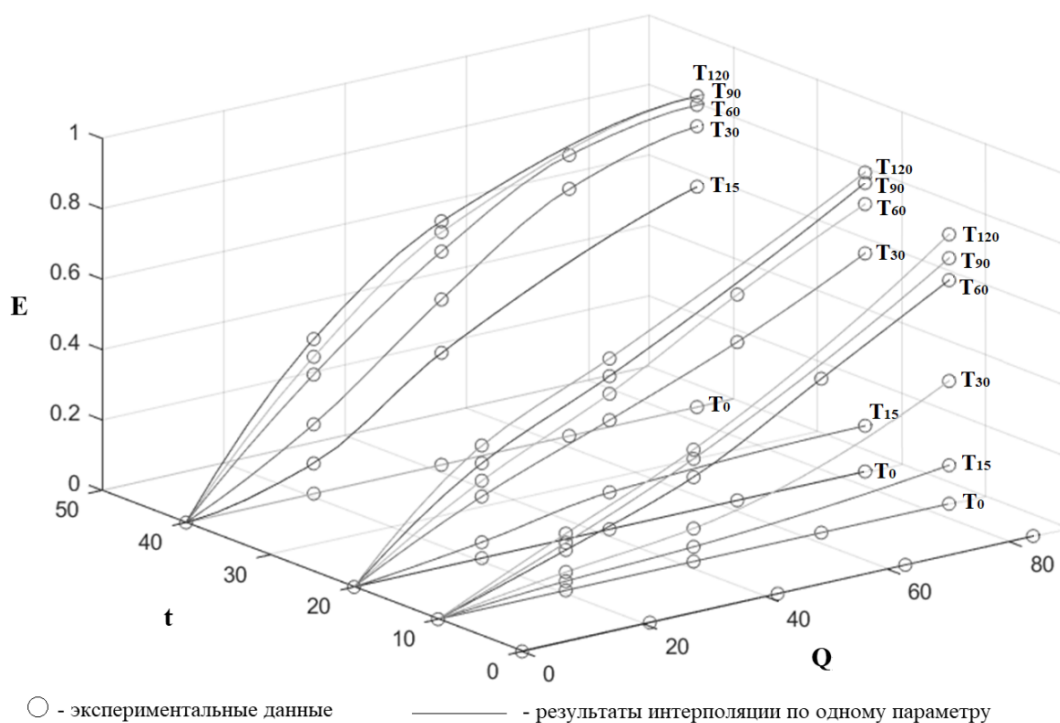


Рис. 3. Экспериментальные данные после расширения по расходу деэмульгатора при различном времени отстаивания (0, 15, 30, 60, 90, 120 мин)

Аналогичным образом проведено расширение для значений второго параметра – температуры нагрева эмульсии. При этом фиксируются значения времени и расхода реагента-деэмульгатора.

Финальный этап расширения обучающего набора данных – это фиксирование значений расхода реагента-деэмульгатора и температуры нагрева эмульсии для интерполяции по времени отстаивания.

4. Обучение нейросети на расширенных данных

Изначальный массив экспериментальных данных имел размер 110×4 . После расширения данных полученный массив имеет в своем составе 4275×4 , то есть 17100 элементов, среди которых 4275 целевых выходных значений, на основе которых производится обучение нейронной сети. Для этого используется модуль Neural Network Toolbox из состава программного комплекса Matlab.

Подбор оптимальной структуры нейронной сети произведен экспериментально. Обучение проведено методом Левенберга – Марквардта. Параметр Performance = $3.18 \cdot 10^{-6}$.

Поверхность, которую генерирует обученная нейронная сеть, представлена на рис. 4.

Показатели качества обученной нейросети, обученной на расширенном массиве данных, представлены в табл. 3.

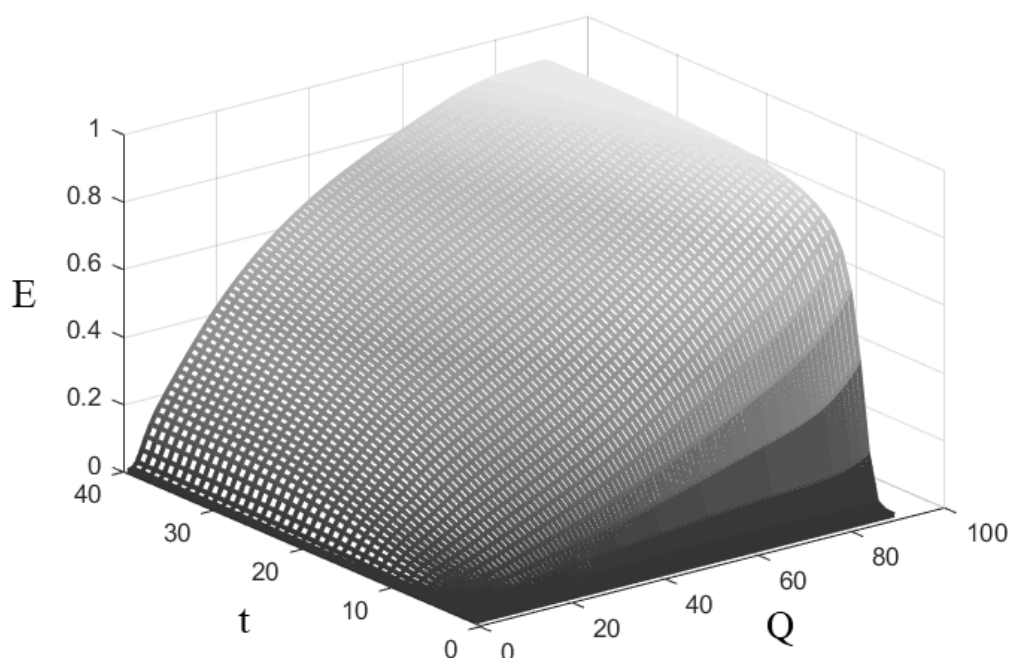


Рис. 4. Выходные данные обученной на расширенном наборе данных нейросети

Таблица 3

Показатели качества итоговой нейросети

Кол-во нейронов	Performance	Дисперсия по Q	Дисперсия по t	Знак первой производной
100	$5.23 \cdot 10^{-7}$	8.9224	15.3233	Неотрицательный

В результате расширения данных обученная нейросеть корректно воспроизводит экспериментальные данные в рабочем диапазоне параметров. Показатели качества имеют удовлетворительные значения, функция E монотонно возрастает, показатели отклонений имеют наименьшее значение по сравнению с исходным набором данных.

Заключение

С помощью методов интерполяции и возможностей нейронных сетей по моделированию графиков удалось создать модель процесса в виде MISO-системы на основе экспериментальных данных, количество которых изначально не позволяло сразу приступить к обучению нейронной сети и получить представительную модель. Итоговая точность модели процесса в рамках предполагаемых способов использования считается приемлемой.

Полученная нами нейросетевая модель процесса обезвоживания нефти может использоваться в качестве эталонной модели в адаптивной системе управления на реальном производственном объекте.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Позднышев Г.Н. Стабилизация и разрушение нефтяных эмульсий. – М: Недра, 1982.
2. Тронов В.П. Промысловая подготовка нефти. – Казань, 2000.
3. Путохин В.С. Математическое моделирование технологического процесса обезвоживания

- нефти на промыслах // Нефть и газ. – М.: МИНХ и ГП, 1977. – С. 37–42.
4. Вережкин А.П., Ельцов И.Д., Зозуля Ю.И., Кирюшин О.В. Оперативное управление технологическими процессами подготовки нефти по технико-экономическим показателям // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2006. – № 3. – ОАО «ВНИИОЭНГ». – С. 48–53.
 5. Андреев Е.Б., Ключников А.И., Кротов А.В., Попадько В.Е., Шарова И.Я. Автоматизация технологических процессов добычи и подготовки нефти и газа: Учеб. пособие для вузов. – М.: ООО «Недра-Бизнесцентр», 2008. – 399 с: ил.
 6. Артюшкин И.В. Возможность создания комплексной экспертной автоматизированной системы управления процессом промысловой подготовки нефти // Нефтяное хозяйство. – 2016. – Вып. 6. – С. 29–31.
 7. Артюшкин И.В., Максимов А.Е. Разработка автоматической системы управления процессом термохимического обезвоживания нефтяных эмульсий на основе искусственной нейронной сети // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2017. – Вып. 1 (53). – С. 7–15.
 8. Бортников А.Е., Кордик К.Е., Савиных А.В., Ницин А.С. Некоторые результаты лабораторных экспериментов по разрушению водонефтяной эмульсии под воздействием равномерного электрического поля // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. – 2013. – Вып. 9. – С. 48–56.
 9. Jerzy W. Grzymala-Busse, Teresa Mroczek. Definability in Mining Incomplete Data // Procedia Computer Science, Volume 96, 2016. – pp. 179–186.
 10. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). – Томск, 2006.
 11. Каплан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М., 2001.
 12. Neural Network Software, About NeuroSolutions. URL: <http://www.neuroproject.ru/aboutproduct.php> (дата обращения 02.09.2018).
 13. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс = Neural Networks: A Comprehensive Foundation: 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006.
 14. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М., 2006.
 15. Сташкова О.В., Шестопал О.В. Использование искусственных нейронных сетей для восстановления пропусков в массиве исходных данных // Известия вузов. Северо-Кавказский регион. Сер. Технические науки. – Ростов-н/Д, 2017. – Вып. 1. – С. 37–42.

Статья поступила в редакцию 5 июня 2018 г.

NEURAL NETWORK MODELING FOR PROCESS OF OIL DEHYDRATION ON THE BASIS OF INCOMPLETE EXPERIMENTAL DATA

I.V. Artyushkin

Joint Stock Company Institute for Design and Research in Oil Industry «Giprovestokneft»
93, Krasnoarmeyskaya st., Samara, 443041, Russian Federation

Abstract. *The practical experience of synthesis of the model for the water-oil emulsion separation process is considered. In modern literature, the process does not have an accurate analytical description, and its parameters are nonlinearly depend on each other. The source of the data for the model is a series of laboratory experiments conducted using certified oil test methods. The resulting tables have gaps due to an irregular step in the values of the parameters. To simulate a nonlinear process, the Levenberg-Marquardt method was used to train the neural network. An analysis was made that determined the quality criteria for the model. To automate the modeling process, the MATLAB software complex was used, as well as the Neural Network Toolbox. The training of the neural network on the original data set showed that, due to missing parameter values and a small training sample size, it is not possible to obtain an adequate neural network model without preliminary*

Iliya V. Artyushkin, Postgraduate Student.

data preparation. To fill in the missing data values, the method of interpolation with Hermite splines was used in the conditions of constraints by the minimum and maximum values of the parameters from the data set. With the help of this method, it was possible to expand the training data set for the neural network by 40 times. Further training of the neural network showed that the reproduction of the training sample is performed with high accuracy, and the quality criteria of the model show acceptable values. Based on the obtained four-dimensional model, it is possible to conduct various types of analysis, both expert and automated. The results of the analysis can be the basis for issuing recommendations on the organization and conducting of the technological process of oil treatment, as well as the synthesis of an adaptive control system with a reference model.

Keywords: neural network, modeling, emulsion, oil dehydration.

REFERENCES

1. Pozdnyshev G. Stabilizatsiya i razrushenie neftyanikh emulsiy [Stabilization and destruction of oil emulsions]. – M: Nedra, 1982.
2. Tronov V. Promyslovaya podgotovka nefti [Oil treatment]. – Kazan, 2000.
3. Putohin V. Matematicheskoe modelirovanie tekhnologicheskogo processa obezvozhivaniya nefti na promyslah [Mathematical modeling of the technological process of oil dehydration]. – V.Sb.: Oil and gas, M.: MINH and GP, 1977, p. 37–42.
4. Verevkin A.P. Operative management of technological processes of oil preparation on technical and economic indicators / Verevkin A.P., Eltsov I.D., Zozulya Yu.I., Kiryushin O.V. // *Avtomatizatsiya, telemekhanizatsiya i svyaz' v neftyanoy promyshlennosti*, No. 3, 2006. – JSC VNIOENG. – P. 48–53.
5. Andreev E. Avtomatizatsiya tekhnologicheskikh processov dobychi i podgotovki nefti i gaza [Automation of technological processes of oil and gas extraction and treatment] / Andreev E., Klyuchnikov A., Krotov A., Popad'ko V., Sharova I.: Textbook for high schools. – M : OOO Nedra-Business Center, 2008. – 399 s: ill.
6. Artiushkin I. The possibility of creating an integrated expert automated system for managing the process of oil production processing // *V nauch.-tekhn. Journal: Oil Industry*. Vol. 1113. – Moscow. – P. 29–31.
7. Artiushkin I. Automated process control system design for thermochemical dehydration based on neural network / Artiushkin I.V., Maksimov A.E. // *Vestn. Samar. Gos. Tekhn. Un-ta. Ser. Tekhn. Nauki*. – Num. 53. – pages 7–15.
8. Bortnikov A.E. Some results of laboratory experiments on the destruction of water-oil emulsion under the influence of a uniform electric field / Bortnikov A.E., Kordik K.E., Savinykh A.V., Nitsin A.S. // *V nauch.-tekhn. zhurnal: Geologiya, geofizika i razrabotka neftyanykh i gazovykh mestorozhdenij*. – Issue. 9. 2013, pp. 48–56.
9. Jerzy W. Grzymala-Busse. Definability in Mining Incomplete Data / Jerzy W. Grzymala-Busse, Teresa Mroczek // *Procedia Computer Science*, Volume 96, 2016. – pp. 179–186.
10. Aksenov S.V. Organizatsiya i ispol'zovanie nejronnykh setej (metody i tekhnologii) [Organization and use of neural networks (methods and technologies)] / Aksenov S.V., Novoseltsev V.B. – Tomsk, 2006.
11. Kaplan Robert. Basic concepts of neural networks. – Moscow, 2001.
12. Neural Network Software, About NeuroSolutions. URL: <http://www.neuroproject.ru/aboutproduct.php> (accessed 02.09.2018).
13. Simon Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2-nd ed. Moscow.: Williams, 2006.
14. Rutkovskaya D. Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems] / Rutkovskaya D., Pilinsky M., Rutkowski L. – Moscow, 2006.
15. Stashkova O. Use of artificial neural networks to restore the gaps in the array of raw data / Stashkova O., Shestopal O. // *Izvestiya vuzov. Severo-Kavkazskij region. Tekhnicheskie nauki*, No. 1, 2017. – Rostov-on-Don. – pp. 37–42.