

Нейросетевое моделирование процесса поддержания температуры после нагрева битуминозного пласта

А. Р. Мухутдинов¹, М. Г. Ефимов¹, З. Р. Вахидова²

¹ Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Казанский национальный исследовательский технологический университет», Казань, Россия

² Учреждение высшего образования «Университет управления «ТИСБИ», Казань, Россия

Аннотация. В данной работе изучена и показана возможность нейросетевого моделирования процесса поддержания температуры после нагрева битуминозного пласта. Целью работы является апробация разработанного экспресс-метода создания ИНС, особенностью которого является малое количество тренировочных примеров в базе знаний и разработка нейросетевой модели процесса поддержания максимальной температуры битуминозного пласта и прикладного программного модуля на ее основе для проведения вычислительного эксперимента. Представлены результаты исследования влияния различных факторов на процесс поддержания температуры после нагрева.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, моделирование, битуминозный пласт, программный модуль, нагрев, энергонасыщенный материал, расстояние, масса.

DOI 10.14357/20718632220209

Введение

Строительство автомобильных дорог, фундаментов зданий и сооружений, изготовление кровельных материалов, прокладка трубопроводов осуществляется на основе битумов. Поэтому проведение комплексных исследований для повышения добычи битуминозной нефти с помощью информационных технологий, в настоящее время повышает актуальность.

В настоящее время широко используются термические способы обработки продуктивных пластов для интенсификации добычи нефти в действующих скважинах. Известно, что одной из главных стадий добычи нефти при освоении битуминозных пластов является термическое воздействие, осуществляемое за счет использования термитного состава сгораемого материала. Преодоление низкой подвижности битуминоз-

ной нефти и повышение эффективности скважинного метода обработки пласта возможно за счет использования современных информационных технологий, имеющих широчайшие возможности моделирования таких систем. Они позволяют, исходя из одного только эмпирического опыта, строить нейросетевые модели, которые способствуют извлечению знаний из данных, выявлять особенности и активно использовать их для решения конкретных практических задач.

Большие запасы высоковязкой нефти и природных битумов выявлены в пермских отложениях (450 месторождений) Республики Татарстан, из которых в основном исследован уфимский и казанский ярус [1-4].

Нерентабельность применения традиционных методов извлечения битуминозной нефти (большая длительность и высокая сложность)

приводит к необходимости дальнейшего изучения перспективных технологий, связанных с прогревом пласта за счет горения энергонасыщенного материала (ЭМ) на основе термита до температуры самовоспламенения нефти в «нагнетательной» скважине [5]. За счет процесса горения ЭМ поддерживается высокотемпературный слой и осуществляется продвижение и последующее извлечение нефти через эксплуатационную скважину. Поддержание температуры битуминозного пласта зависит от различных факторов. Изучение их влияния на эффективность поддержания температуры и выявление самого значимого фактора является актуальной задачей.

Применение интеллектуального моделирования [6-9] и вычислительного эксперимента раскрывает особенности сложных процессов [1-5, 10]. Подход к моделированию ресурсов на основе онтологии предложен в работе [6]. Понятия и принципы точной эпистемологии, которые являются основанием исследовательской и прикладной области «Искусственный интеллект» показаны в работе [7]. Применение интеллектуального моделирования для выбора направления развития и стратегии в различных областях приводит к повышению эффективности полученных результатов [8, 9].

Поэтому перспективным способом решения таких задач является использование универсальных вычислительных возможностей современных программных средств для разработки искусственных нейронных сетей (ИНС), обладающих широчайшими возможностями моделирования таких систем. Они позволяют, исходя из одного только эмпирического опыта, строить нейросетевые модели, которые способ-

ствуют извлечению знаний из данных и позволяют выявлять ранее неизвестные и прежде не исследованные зависимости, закономерности, активно использовать их для решения конкретных практических задач [5, 10-12].

Таким образом, преодоление низкой подвижности битуминозной нефти и повышение эффективности скважинного метода обработки пласта возможно за счет нейросетевого моделирования процесса его нагрева и изучения влияния различных факторов на поддержание температуры, что является актуальным, имеет практическую значимость и научную новизну.

Методика и объект исследования

Максимальный нагрев битуминозного пласта можно обеспечить за счет применения разработанного в работе [5] ЭМ. Поэтому в данной работе проводится вычислительный эксперимент с помощью нейросетевой модели процесса нагрева битуминозного пласта. Изучается влияние различных факторов на значения выходного параметра, которые определяют эффективность процесса нагрева битуминозного пласта.

В процессе исследования было необходимо выполнить:

- разработку базы знаний для создания нейросетевой модели;
- разработку нейросетевой модели и определение воспроизводимости прогнозируемых ею результатов в программной среде разработки;
- разработку прикладного программного модуля на основе нейросетевой модели;
- проведение вычислительного эксперимента.

Первоначально по экспериментальным данным (6 опытов) [4] в среде *MS Excel* была сформирована база знаний (Табл. 1).

Табл. 1. База знаний для создания нейросетевой модели

№ опыта	Показатель времени, мин	Масса ЭМ, кг	Расстояние породы от ЭМ, мм	Температура битуминозного пласта, °С
	Входные данные			Выходные данные
	X1	X2	X3	Y
1	31,5	0,6	20	170
2	104	1,7	60	300
3	31,5	0,6	55	88
4	97	1,7	60	290
5	62,58	0,6	20	116
6	97	1,7	110	200

Далее, в программной среде разработки на ее основе была создана нейросетевая модель и с ее помощью проводились вычислительные эксперименты. В качестве входных параметров выбраны: показатель времени (x_1), масса ЭМ (x_2), расстояние породы от ЭМ (x_3). Выходным параметром является температура битуминозного пласта (y). Этот параметр зависит от входных данных ($x_1 \dots x_3$). База знаний импортировалась в программную среду разработки *NeuroShell*, где определены входные и выходные данные, разработана компьютерная модель на основе ИНС с оптимизированной структурой. После этого выполнялось обучение и тестирование нейронной сети. В программной среде разработки ИНС применялся процесс обучения «с учителем».

Результаты экспериментов и их обсуждение

В ходе работы по разработанному экспресс-методу была определена структура ИНС (Рис. 1): нейронная сеть с общей регрессией, определено общее количество блоков (слоев) – 3 и количество нейронов в блоках (соответственно: 3; 6; 1), функция активации (Гауссова функция). В соответствии с количеством входных и выходных данных, количество нейронов в первом слое – 3, в последнем – 1.

После тестирования ИНС показала максимальную относительную ошибку 9 %, что подтверждает возможность данной нейросетевой модели с наименьшей погрешностью прогнозировать теплоту нагрева битуминозного пласта.

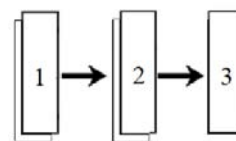


Рис. 1. Схема искусственной нейронной сети, включающая следующие блоки: 1 – входной; 2 – скрытый; 3 – выходной

Коэффициент детерминации (R^2) архитектуры нейронной сети с общей регрессией составил 0,9941. Разработанная нейросетевая модель учитывает влияние различных параметров: показатель времени (x_1), масса ЭМ (x_2), расстояние породы от ЭМ (x_3).

Достоинством данной среды разработки *NeuroShell*, как отмечалось выше, является возможность вычисления показателей значимости входных данных, которая отображается в виде гистограммы (в относительных единицах), где наиболее значимому входному параметру соответствует наиболее высокий столбец гистограммы (Рис. 2). Большой интерес представляет изучение влияния показателей значимости входных параметров, полученных с помощью нейросетевой модели, на выходные характеристики для различных выборок и дальнейшее их сравнение.

Рассмотрим гистограмму показателей значимости входных параметров для выходной характеристики, а именно температуры битуминозного пласта (Рис. 2). Как видно из гистограммы, наибольшее влияние на поддержание максимальной температуры битуминозного пласта оказывает масса ЭМ (x_2), а далее по убыванию: расстояние породы от ЭМ (x_3), показатель времени (x_1).

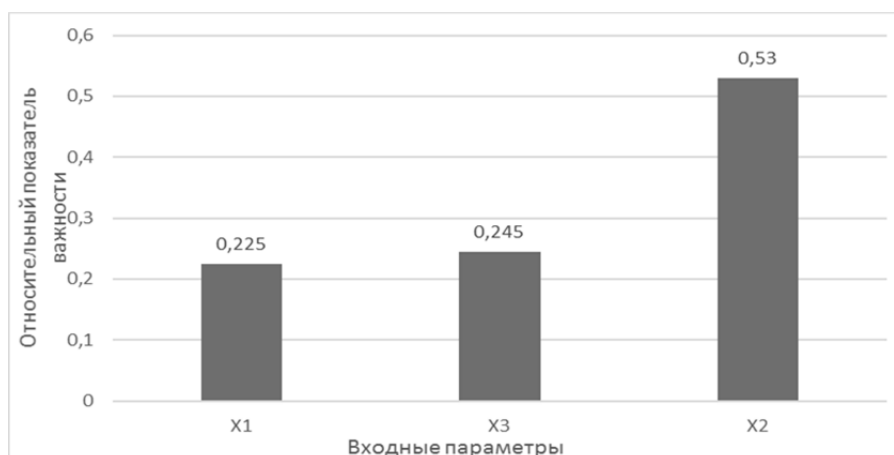


Рис. 2. Гистограмма значимости входных данных

Таким образом, по результатам определения значимости, установлено, что температура битуминозного пласта больше всего зависит от массы ЭМ.

В данной работе с использованием современных компьютерных технологий (в среде *Visual Studio* на языке программирования высокого уровня «C#») на основе разработанного алгоритма (Рис. 3) и нейросетевой модели создан прикладной программный модуль (Рис. 4), позволяющий осуществлять прогнозирование значения температуры нагрева битума при различных входных параметрах.

Интерфейс программы (Рис. 4) представляет собой главное окно, в котором находятся поля для ввода значений входных параметров (3 поля) и для вывода результата прогнозирования – значения выходного параметра (температура битума). Нажатием кнопки «ПРОГНОЗ» реализуется алгоритм блок-схемы. Тестирование программного модуля на основе нейросетевой модели показало, что отклонение от экспери-

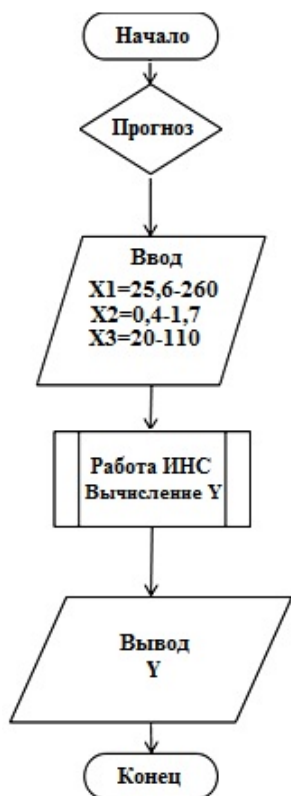


Рис. 3. Блок-схема алгоритма программы

Рис. 4. Интерфейс программы на основе нейросетевой модели

ментальных данных на выходе программы не превышает 9%.

Далее, на основе разработанного программного модуля и по результатам определения показателя значимости проводился вычислительный эксперимент, т.е. изучалось влияние зависимости температуры битуминозного пласта от массы ЭМ (Рис. 5).

Из графика, полученного на основе нейросетевой модели (Рис. 5), видно, что при увеличении массы ЭМ увеличивается температура битуминозного пласта. Оптимальной массой ЭМ, при которой поддерживается высокая температура битуминозного пласта, является 1,2 кг.

Таким образом, на основании вычислительного эксперимента с разработанной моделью установлены особенности влияния массы ЭМ на характер изменения температуры битуминозного пласта.

Заключение

В данном исследовании:

- изучена и показана возможность нейросетевого моделирования процесса поддержания температуры нагрева при горении ЭМ. Также наглядно продемонстрирован прогноз выходного параметра, в данном случае температуры нагрева битуминозного пласта на заранее обученной сети с относительной погрешностью 10 %;

- проведен вычислительный эксперимент, в результате которого с помощью нейросетевой модели определены значения входных параметров для энергонасыщенного материала, которые обеспечивают поддержание максимального значения температуры нагретого битуминозного пласта;

- на основании вычислительного эксперимента с разработанной моделью установлены особенности влияния различных факторов на эффективность нагрева и поддержание температуры битуминозного пласта.

Литература

1. Муслимов Р.Х. Стратегия развития нефтебитумного комплекса Татарстана в направлении воспроизводства ресурсной базы углеводородов / Р.Х. Муслимов, Г. В. Романов, Г. П. Каюкова, Т. Н. Юсупова, Н. И. Искрицкая, С. М. Петров // Нефть. Газ. Новации. – 2012, № 2. С. 21-29.
2. Кулинов В.И. Новые технологии повышения нефтеотдачи на месторождениях с высоковязкими нефтями // Нефтяное хозяйство. – 2002, Вып. 5. С. 92-95.
3. Гупта П. Результаты внутрипластового горения / Гупта П., Дориях А., Рэй С. // Нефтегазовые технологии. – 2008. – Март. – Вып. 3. – С. 12-15.
4. Поисковые исследования по созданию изделий для прогрева битуминозного пласта: отчет о НИР / В.М. Бочков, И.Ф. Садыков; Г.И. Шешуков, Г.П. Фролов; И.М. Сабитов, И.А. Гайнутдинов. – Казань: Каз. Хим.-технол. инст. 1997. – С. 6-24.
5. Мухутдинов А.Р., Ефимов М.Г., Вахидова З.Р. Повышение эффективности энергонасыщенных материалов для разработки месторождений битуминозной нефти за счет использования современных информационных технологий // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. 2021. № 6. С. 19-22.
6. Smirnov A., Levashova T., Shilov N., Krizhanovsky A. Knowledge Fusion in Context-aware Decision Support: Ontology-based Modeling and Patterns // In: Recent Developments and New Directions in Soft Computing, eds. by L.A. Zadeh et al. - Studies in Fuzziness and Soft Computing, vol. 317. Springer International Publishing Switzerland, 2014. pp. 35–52.
7. Финн В.К. Интеллект, информационное общество, гуманитарное знание и образование. – М.: URSS, 2021. — 504 с.
8. Yue Wang, Intelligent Simulation of Children's Psychological Path Selection Based on Chaotic Neural Network Algorithm", Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, pp. 1-9.
9. Lijuan Luo, Shaozhi Hong, Shanshan Shang, Xiaoli Zhou, Junyu Yang, Yu Pan, Intelligent Boarding Modelling and Evaluation: A Simulation-Based Approach, Journal of Advanced Transportation, 2021, pp. 1-12.
10. Мухутдинов А.Р. Нейросетевое моделирование и оптимизация сложных процессов и наукоемкого теплоэнергетического оборудования / А.Р. Мухутдинов, Г.Н. Марченко, З.Р. Вахидова. – Казань: Казан. гос. энерг. ун-т, 2011. – 296 с.
11. Мухутдинов А.Р., Ефимов М.Г. Нейросетевой подход для оптимизации состава твердого топлива по скорости горения // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. 2019. №4. С. 25-29.
12. Мухутдинов А.Р., Садыков М.И., Ефимов М.Г. Оптимизация рецептуры твердого топлива с использованием компьютерных технологий // Стратегическая стабильность. 2018. № 4. С. 64-66.

Мухутдинов Аглям Рашидович. Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Казанский национальный исследовательский технологический университет», доктор технических наук, профессор кафедры «Технологии твердых химических веществ». Количество печатных работ: более 200. Область научных интересов: интеллектуальное компьютерное моделирование сложных процессов и наукоемких техносистем; разработка интеллектуального математического и программного обеспечения автоматизированных систем управления и проектирования объектов энергетики; исследование особенностей и закономерностей процесса горения твердого топлива, изучение механизма процесса горения и управление его эксплуатационными параметрами. E-mail: muhutdinov@rambler.ru.

Ефимов Максим Геннадьевич. Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Казанский научно-исследовательский технологический университет», ассистент кафедры «Технологии твердых химических веществ». Количество печатных работ: более 40. Область научных интересов: компьютерное моделирование сложных процессов, исследования их особенностей и закономерностей. E-mail: jero07@bk.ru

Вахидова Зулфия Рашидовна. Учреждение высшего образования "Университет управления "ТИСБИ" доцент кафедры «Математика». Количество печатных работ: более 100. Область научных интересов: математическое и программное обеспечение автоматизированных систем управления; в развитии теоретических основ и методов моделирования горения твердого топлива для повышения эффективности промышленных теплоэнергетических процессов. E-mail: MRZulphiya@rambler.ru.

Neural Network Modeling of the Process of Maintaining Temperature after Heating the Bituminous Reservoir

A. R. Mukhutdinov¹, M. G. Efimov¹, Z. R. Vakhidova¹¹

¹Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Kazan National Research Technological University", Kazan, Russia

¹¹Institution of higher education "University of Management" TISBI", Kazan, Russia

Abstract. Currently, thermal methods of treating productive formations are widely used to intensify oil production in existing wells. It is known that one of the main stages of oil production in the development of bituminous formations is thermal treatment, which is carried out by using the thermite composition of the combustible material. Overcoming the low mobility of bituminous oil and increasing the efficiency of the downhole method of reservoir treatment is possible through the use of modern information technologies that have the widest possibilities for modeling such systems. They allow, based on empirical experience alone, to build neural network models that help extract knowledge from data, identify features and actively use them to solve specific practical problems. In this paper, the possibility of neural network modeling of the process of maintaining temperature after heating a bituminous reservoir has been studied and shown. The results of a study of the influence of various factors on the process of maintaining the temperature after heating are presented.

Keywords: artificial neural network, modeling, bituminous reservoir, software module, heating, energized material, distance, mass.

DOI 10.14357/20718632220209

References

1. Muslimov R.H. Strategija razvitiya neftebitumnog kompleksa Tatarstana v napravlenii vosproizvodstva resursnoj bazy uglevodorodov / R.H. Muslimov, G. V. Romanov, G. P. Kajukova, T. N. Jusupova, N. I. Iskrickaja, S. M. Petrov // *Neft'. Gaz. Novacii.* – 2012, № 2. S. 21-29.
2. Kudinov V.I. Novye tehnologii povysheniya nefteotdachi na mestorozhdenijah s vysokovjazkimi neftjami // *Neftjanoe hozjajstvo.* – 2002, Vyp. 5. S. 92-95.
3. Gupta P. Rezul'taty vnutriplastovogo gorenija / Gupta P., Doriah A., Rjei S. // *Neftegazovye tehnologii.* – 2008. – Mart. – Vyp. 3. – S. 12-15.
4. Poiskovye issledovanija po sozdaniju izdelij dlja progrev bituminoznogo plasta: otchet o NIR / V.M. Bochkov, I.F. Sadykov, G.I. Sheshukov, G.P. Frolov, I.M. Sabitov, I.A. Gajnutdinov. – Kazan': Kaz. Khim-tehnol. inst. 1997. – S. 6-24.
5. Muhutdinov A.R., Efimov M.G., Vahidova Z.R. Povysenie jeffektivnosti jenergonasyshennyh materialov dlja razrabotki mestorozhdenij bituminoznoj nefti za schet ispol'zovanija sovremennyh informacionnyh tehnologij // *Avtomatizacija, telemekhanizacija i svjaz' v neftjanoj promyshlennosti.* 2021. № 6. S. 19-22.
6. Smirnov A., Levashova T., Shilov N., Krizhanovsky A. Knowledge Fusion in Context-aware Decision Support: Ontology-based Modeling and Patterns // In: *Recent Developments and New Directions in Soft Computing*, eds. by L.A. Zadeh et al. - *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, vol. 317. Springer International Publishing Switzerland, 2014. pp. 35–52.
7. Finn V.K. Intellekt, informacionnoe obshhestvo, gumanitarnoe znanie i obrazovanie. – M.: URSS, 2021. — 504 s.
8. Yue Wang, Intelligent Simulation of Children's Psychological Path Selection Based on Chaotic Neural Network Algorithm", *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, pp. 1-9.
9. Lijuan Luo, Shaozhi Hong, Shanshan Shang, Xiaoli Zhou, Junyu Yang, Yu Pan, Intelligent Boarding Modelling and Evaluation: A Simulation-Based Approach, *Journal of Advanced Transportation*, 2021, pp. 1-12.
10. Muhutdinov A.R. Nejrosetevoe modelirovanie i optimizacija slozhnyh processov i naukoemkogo teplojenergeticheskogo oborudovanija / A.R. Muhutdinov, G.N. Marchenko, Z.R. Vahidova. – Kazan': Kazan. gos. jenergun-t, 2011. – 296 s.
11. Muhutdinov A.R., Efimov M.G. Nejrosetevoj podhod dlja optimizacii sostava tverdogo topliva po skorosti gorenija // *Avtomatizacija, telemekhanizacija i svjaz' v neftjanoj promyshlennosti.* 2019. №4. S. 25-29.
12. Muhutdinov A.R., Sadykov M.I., Efimov M.G. Optimizacija receptury tverdogo topliva s ispol'zovaniem komp'juternyh tehnologij // *Strategicheskaja stabil'nost'.* 2018. № 4. S. 64-66.

Mukhutdinov A.R. Kazan National Research Technological University, doctor Technical Sciences, Professor of the Department "Technologies solid chemical substances". Author of more than 200 scientific papers.

Efimov M.G. Kazan National Research Technological University, assistant of the Department "Technologies solid chemical substances". Author of more than 40 scientific papers.

Vahidova Z.R. Institution of higher education "University of Management" TISBI "Associate Professor of the Department" Mathematics". Author of more than 100 scientific papers.