

## Применение нейронных сетей в задаче определения метода воздействия для разрабатываемого нефтяного месторождения

*Е.А. Шумков*

*Кубанский государственный технологический университет, Краснодар*

**Аннотация:** В статье рассмотрены различные варианты определения метода воздействия на нефтяной пласт с помощью искусственных нейронных сетей. Предложена топология из каскада нейронных сетей для определения вида и способа метода воздействия. Также рассмотрена возможность применения для данной задачи гибридной нейронной сети, состоящей из сети Кохонена, слоя звезд Гроссберга и многослойного персептрона.

**Ключевые слова:** нейронные сети, коэффициент извлечения нефти, методы вытеснения, звезды Гроссберга, сеть Кохонена, гибридная нейросеть.

### Введение

В настоящее время остро встает вопрос повышения отдачи нефтяных пластов, связанный с тем, что спрос на нефть не падает, а легкодоступных запасов все меньше и необходимо извлекать труднодоступную нефть и максимально выкачивать нефть из старых месторождений.

Оценка эффективности месторождения обычно считается через КИН – коэффициент извлечения нефти (или нефтеотдачи), сначала рассчитывается проектный КИН, далее уточняемый в процессе эксплуатации.

Тесно связанной с КИН задачей является прогнозирование извлекаемых запасов нефти.

Выбор метода воздействия (далее МВ) для разрабатываемого нефтяного месторождения – сложный и ответственный этап разработки залежи [1-3]. Обоснованный выбор МВ снижает технологические и экономические риски при разработке месторождения. Технологическое описание процесса нагнетания рабочего агента в продуктивный пласт можно найти в работах [1, 3]. Выбору МВ предшествует подробное изучение геологического строения продуктивного пласта, петрографо-минерального

---

состава, геохимических условий, характеристик насыщающих пласт жидкостей и т.д. Но даже глубокий и всесторонний анализ не дает точных характеристик строения и свойств залежи.

Обычно выделяют следующие виды МВ:

- гидродинамические (ГДМВ). Способ: заводнение, нагнетание водного раствора спирта и др.;
- термические (ТМВ). Способы: нагнетание пара, нагнетание горячей воды, внутрислоевого горение (сухое (СВГ), влажное (ВВГ), сверхвлажное (СВВГ) внутрислоевого горение);
- физико – химические (ФХМВ): нагнетание водного раствора ПАВ, нагнетание водного раствора полимера и др.;
- газовые (ГМВ): нагнетание азота,  $CO_2$ , газа высокого давления, углеводородных растворителей и др.;
- микробиологические (МБМВ): Био-ПАВ, биополимеры (БПМ), мелассовое заводнение (МЗ) [3] и др.

Есть и другая классификация МВ [1]. Понятно, что каждый из способов применяется при различных, но возможно пересекающихся, характеристиках и каждый способ имеет различную стоимость и конечный результат.

При оценке применимости МВ используются следующие геолого-физические параметры (критерии применимости МВ), которые разбиты по группам [1, 3]:

- 1) горная порода: тип породы, тип коллектора, проницаемость, пористость и др.
  - 2) пласт: общая толщина, толщина нефтенасыщенной зоны, давление, температура и др.;
  - 3) пластовая нефть: плотность, вязкость, общая минерализация, водородный показатель и др.
-

4) пластовая вода: плотность, вязкость, общая минерализация, водородный показатель и др.

5) пластовый газ: плотность, вязкость, содержание: азота, кислорода, метана и др.

6) содержание пластовых веществ: парафина, асфальтенов, смол, гипса и др.;

7) минеральный состав породы: кварц, полевой шпат, цемент, ненабухающие и набухающие глины и др.

При этом для некоторых видов МВ основное значение имеют определенные параметры, например, для ТМВ: толщина, проницаемость и глубина залегания.

Вообще говоря, определение МВ, в общем случае, четырехэтапная задача [1]:

а) оценка применимости МВ в призабойной зоне для каждого из рассматриваемых пластов;

б) оценка применимости МВ по площади и запасам на нефтяном пласте;

в) определение наиболее пригодных для промышленного применения МВ в целом на эксплуатационном объекте;

г) выделение 2-3 наиболее пригодных МВ в целом на эксплуатационном объекте.

Для увеличения КИН также применяют двух и более ступенчатые процессы с различными способами вытеснения, например, «заводнение – химическое заводнение – последующее заводнение» [4].

Тесно связанной задачей является организация сетки скважин для обеспечения полноценного охвата при добыче нефти.

Для предварительной оценки метода вытеснения можно использовать искусственные нейронные сети. Моделирование нефтеотдачи с помощью

---

нейронных сетей представлено в работах [5, 6]. Предварительная оценка нефтеотдачи обычно строится с помощью регрессионных моделей, а также многомерной фильтрационной модели [5].

Использование нейронной сети в подобных задачах имеет серьезное преимущество – она может перенастраиваться и дообучаться по мере поступления новых данных. Другим преимуществом нейронной сети является поиск скрытых закономерностей [7]. Также в саму задачу определения МВ заложена неопределенность и неточность информации – строение, свойство залежи и ее неоднородность. И для «снятия» неопределенности в данной работе предлагается использование искусственных нейронных сетей.

### **Определение метода вытеснения с помощью каскада нейронных сетей**

Прежде чем использовать нейронную сеть, необходимо собрать исторические данные по разработанным месторождениям с учетом примененных на них МВ и результатом – приростом нефтеотдачи и конечной нефтеотдачей. Объекты можно рассматривать в терминах прецедентов с результатом «успешное применение» или «неуспешное применение».

Приведем разработанную топологию с каскадом нейронных сетей (другое название - конгломерат) для определения МВ (см. Рис. 1). В топологии используется несколько нейронных сетей (т.н. «каскад нейросетей»):  $НС_1, НС_2, \dots, НС_m$ , где  $m$  – количество рассматриваемых видов МВ + 1. При этом  $НС_1$  является нейронной сетью, определяющей вид МВ для характеристик предъявляемого объекта, а нейронные сети  $НС_2 - НС_m$ , определяют конкретный способ МВ для полученного  $НС_1$  вида. По сути, второй блок нейронных сетей является уточняющим. В качестве входов всех нейронных сетей используются геолого – физические характеристики,

---

приведенные выше, в качестве выхода можно использовать нефтеотдачу, но тогда необходимо учитывать объемы средств вытеснения и их подвижность, при этом для каждого вида МВ характеристики различаются. Учитывая, что имеется обучающая выборка по другим месторождениям с результатами применения на них МВ, можно использовать в качестве выхода нейросетевой модели прирост нефтеотдачи в процентах и, соответственно конечную нефтеотдачу залежи при применении конкретного МВ. В работе [1] также рассматриваются такие выходные показатели, как средняя удельная технологическая эффективность и показатели успешности / неуспешности.

Отметим следующий момент – на выходе НС<sub>1</sub> мы должны получить вид МВ, который на исторических данных давал наибольший прирост нефтеотдачи. Лучший вариант, если один из выходов будет выставляться нейронной сетью в единицу, а остальные в нули, но, используя нелинейные функции активации (а учитывая большое количество входов и объектов необходимо использовать именно их, чтобы применить алгоритм обратного распространения ошибки для обучения), этого добиться сложно. Поэтому «выигравшим» будет считаться тот выход, который больше. При этом очевидно, что в обучающих примерах на выходе используются комбинации вида {0, 1, 0, 0, 0}, {0,0,0,0,1}, (-1, 0, 0, 0, 0) и т.д., где «1» означает успешность применения вида МВ, «-1» - не успешность применения, а «0» - не применялся для данного объекта. Выходы вместо набора {-1, 0, 1} можно сделать в терминах нечеткой логики «хорошо применимый = 0.75», «плохо применимый = 0.5» и т.д.

Второй блок каскада нейронных сетей является уточняющим по способу МВ для полученного вида МВ. В качестве входов используются только те характеристики, которые являются определяющими для данного вида МВ. На выходе нейронная сеть должна получить способ, который на исторической выборке давал лучший результат. При этом, так как нет двух

---

одинаковых месторождений, то нейронные сети должны обобщить данные по объектам. Соответственно нейронные сети обучаются только на тех объектах, на которых применялся данный вид МВ, что несколько сокращает время обучения.

Общий алгоритм работы каждой из нейронных сетей на Рис. 1 - стандартный многослойный персептрон, как и алгоритм обучения - методом обратного распространения ошибки. Естественно, учитывая разные единицы измерения и «рабочую зону» функции активации нейронной сети, необходимо шкалировать входные переменные. Некоторые переменные имеют нечисловой характер и это тоже необходимо учитывать [7]. Также желательно определить важность  $i$  – го параметра в комплексной оценке применимости  $j$  – го МВ (это можно сделать с помощью экспертных оценок) [8].

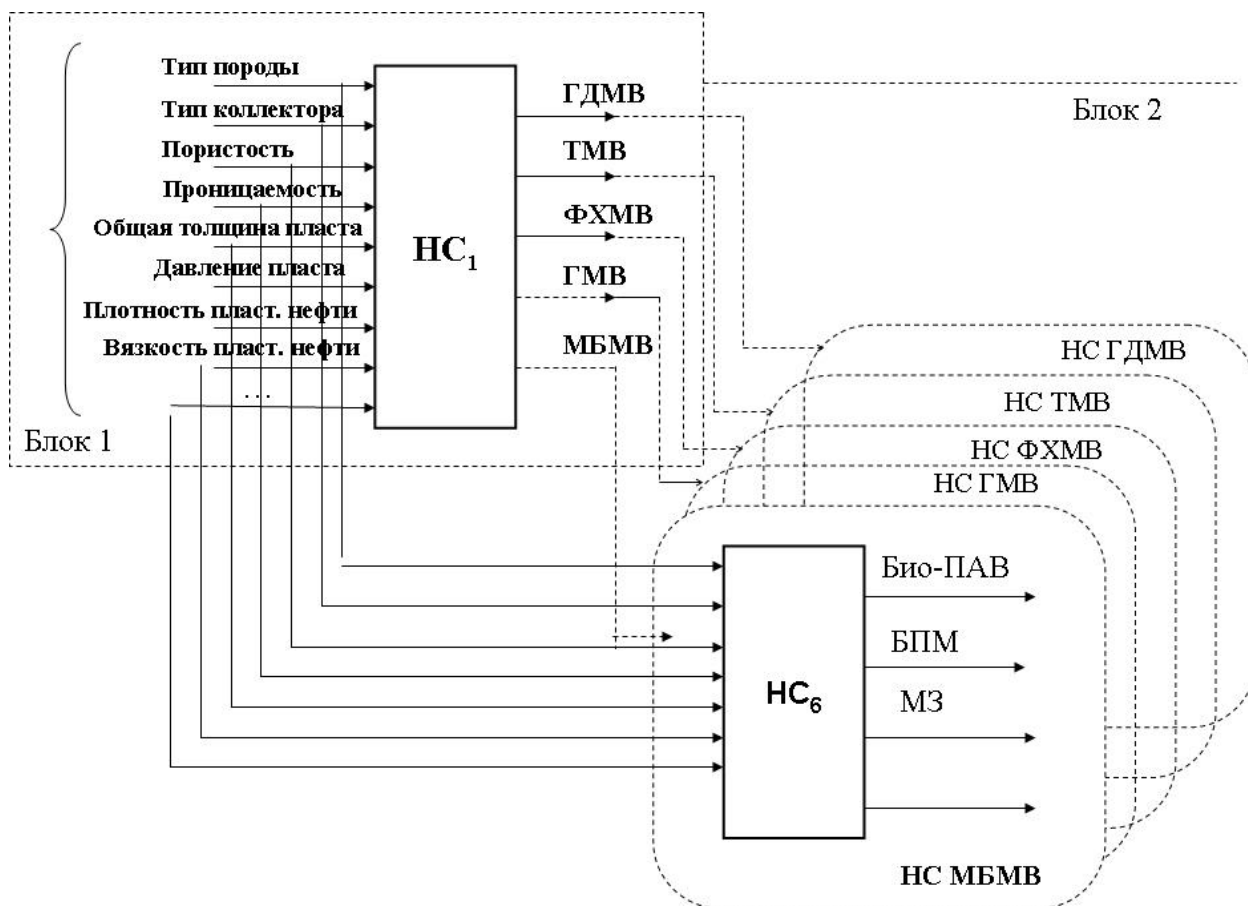


Рис. 1: Каскад нейронных сетей для определения МВ

При выборе МВ необходимо учитывать суммарную стоимость применения МВ в каждом конкретном случае. Понятно, что самый дешевый и доступный способ – это нагнетание воды. Обычно экономическую эффективность применения МВ выражают в стоимости добычи 1 т нефти, в которую в том числе входят затраты на закачку реагента.

Выходы предложенной топологии можно для ряда МВ, если позволяет историческая выборка, делать также в процентном содержании компонент нагнетаемых растворов и других параметров (индивидуально по семействам МВ).

### **Определение метода вытеснения с помощью модернизированной гибридной нейронной сети**

У приведенной выше, стандартной схемы каскада нейронных сетей есть серьезный недостаток – необходимо обучать несколько нейронных сетей. Обойти данный недостаток можно с помощью следующей нейросетевой топологии – модернизированной гибридной нейронной сети [9], которая состоит из сети Кохонена [10], слоя выходных звезд Гроссберга и многослойного персептрона (Рис. 2). При этом последовательность «сеть Кохонена и слой звезд Гроссберга» называется сетью встречного распространения [0].

Принцип работы данной топологии следующий:

- сеть Кохонена обучается классифицировать данные о залежи по способу МВ. Обучение сети Кохонена выполняется без учителя на основе самоорганизации;
  - интерпретатор (или «функция конкуренции») выполняет вспомогательную функцию по определению максимального выхода [10];
-

- веса выходных звезд Гроссберга выставляются в единицу те выходы, которые соответствуют параметрам, характерным для конкретного способа МВ (нехарактерные устанавливаются в ноль);

- многослойный перцептрон обучается прогнозировать КИН на всех доступных примерах, учитывая только выходы, инициированные сработавшей звездой Гроссберга. Метод обучения – с учителем, например, с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

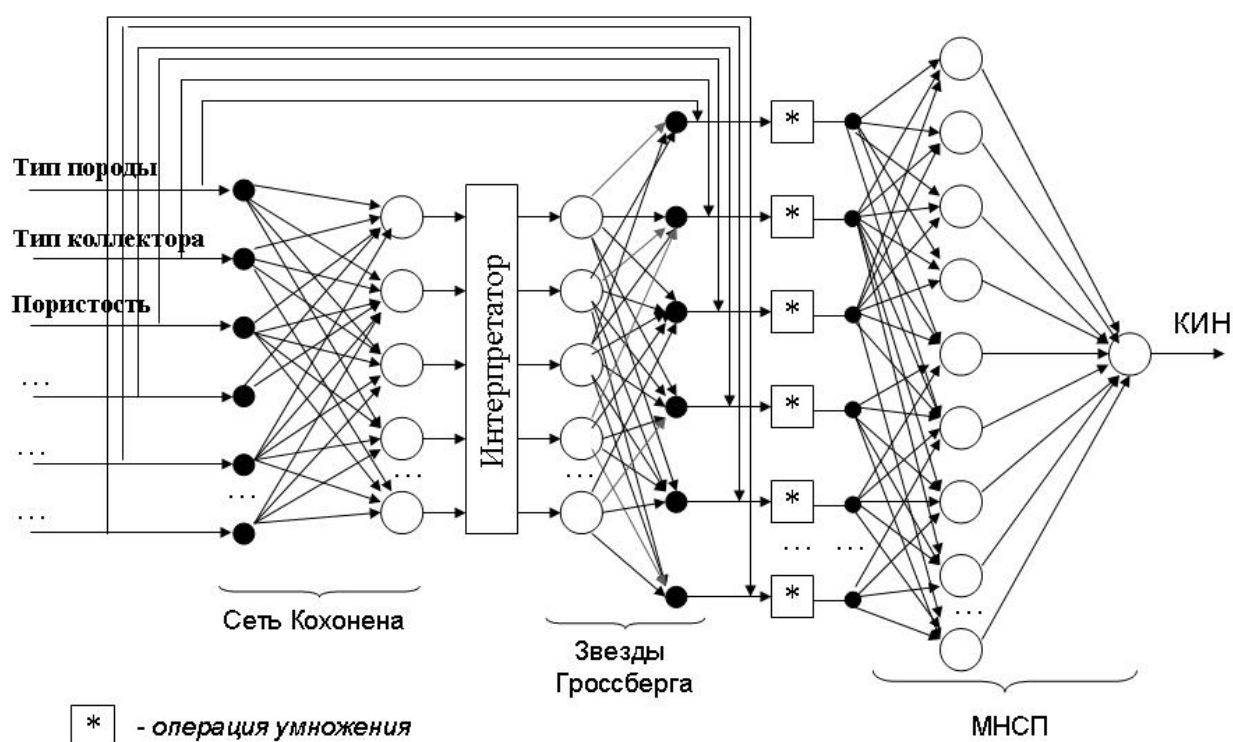


Рис. 2: Гибридная нейронная сеть для определения МВ и прогнозирования КИН

Обучение сети Кохонена и многослойного перцептрона производится отдельно стандартными для них алгоритмами обучения.

Здесь следует отметить, что промышленное распространение получили около 12 методов МВ, остальные либо опытно – промышленное, либо теоретическое [1].



## Заключение

Задача определения МВ занимает важное место в процессе эксплуатации нефтяных скважин. Для решения данной задачи необходимо использовать большое количество данных различных типов. В данной работе предлагается использовать нейронные сети для определения МВ. Предложены два варианта: 1) с использованием каскада нейронных сетей, в котором нейронная сеть на первом уровне определяет вид МВ, а соответствующая нейронная сеть из второго каскада определяет способ МВ; 2) другой предложенный вариант – использование модернизированной гибридной нейронной сети на базе сети встречного распространения и многослойного персептрона.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РГНФ в рамках научно-исследовательского проекта РФФИ 20-010-00131 А "Повышение экономической эффективности управления на базе цифровой модели предприятия за счёт идентификации термобарометрических процессов взаимодействия с окружающей средой на примере нефтегазовых объектов").*

## Литература

1. Еремин Н. А. Моделирование месторождений углеводородов методами нечеткой логики. М.: Наука. 1994. 462 с.
2. Андреев В.Е., Котенев Ю.А., Чижов А.П., Чибисов А.В., Федоров К.М., Галимов Ш.С. Обоснование комплексирования физико – химических и гидродинамических методов увеличения нефтеотдачи на Вать-Еганском месторождении // 2010, № 3(81). С. 5 – 14.
3. Сургучев М.В. Вторичные и третичные методы увеличения нефтеотдачи пластов. М.: Недра. 1985. 308 с.
4. Нажису, Ерофеев В.И., Сянго Лу, Чжунъюань Тянь, Лидонг Чжан Оптимизация параметров неорганического агента управления профилем на

основе силиката натрия для эффективного вытеснения нефти из коллекторов с высокой минерализацией // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2019. Т. 330. С. 59 – 68.

5. Мандрик И.Э. Научно – методические основы оптимизации технологического процесса повышения нефтеотдачи пластов // Дисс. на соиск. уч. ст. д.т.н. М.: ЦГГМ. 2008. – 301 с.

6. Мандрик И.Э., Шахвердиев А.Х., Сулейманов И.В. Оценка и прогноз нефтеотдачи на основе моделирования нейронными сетями // Нефтяное хозяйство. 2005, №10. С. 36 – 39.

7. Шумков Е.А. Система поддержки принятия решений предприятия на основе нейросетевых технологий. Краснодар: КубГТУ. 2004. 158 с.

8. Александров И.А. Принципы автоматизации технологической подготовки производства путем нейросетевого моделирования // Инженерный вестник Дона. 2019, №5. URL: [ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD\\_55\\_6\\_Alexandrov.pdf\\_5d290476b1.pdf](http://ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_55_6_Alexandrov.pdf_5d290476b1.pdf)

9. Тарасов Я.В. Метод обнаружения низкоинтенсивных DDOS – атак на основе гибридной нейронной сети // Известия ЮФУ. Технические науки. С. 47 – 57.

10. Kohonen T. Self – organizing maps. Germany, Springer. 2001. 501 с.

11. Haykin S. Neural networks and learning machines. – 3<sup>rd</sup> ed. Pearson Prentice Hall. 2009. 938 p.

### References

1. Eremin N. A. Modelirovanie mestorozhdenij uglevodorodov metodami nechetkoj logiki. [Fuzzy logic modeling of hydrocarbon deposits]. М.: Nauka. 1994. 462 p.

2. Andreev V.E., Kotenev YU.A., CHizhov A.P., CHibisov A.V., Fedorov K.M., Galimov SH.S. Obosnovanie kompleksirovaniya fiziko – himicheskikh i

gidrodinamicheskikh metodov uvelicheniya nefteotdachi na Vat'-Eganskom mestorozhdenii. 2010, № 3(81). pp. 5 – 14.

3. Surguchev M.V. Vtorichnye i tretichnye metody uvelicheniya nefteotdachi plastov [Secondary and tertiary methods of enhanced oil recovery]. M.: Nedra. 1985. 308 p.

4. Nazhisu, Erofeev V.I., Syango Lu, CHzhun"yuan' Tyan', Lidong CHzhan. Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov. 2019. T. 330. pp. 59 – 68.

5. Mandrik I.E. Nauchno – metodicheskie osnovy optimizacii tekhnologicheskogo processa povysheniya nefteotdachi plastov. [Scientific and methodological bases of optimization of the technological process of enhanced oil recovery]. Diss. na soisk. uch. st. d.t.n. M.: CGGM. 2008. 301 p.

6. Mandrik I.E., Shahverdiev A.H., Sulejmanov I.V. Neftyanoe hozyajstvo. 2005, №10. pp. 36 – 39.

7. Shumkov E.A. Sistema podderzhki prinyatiya reshenij predpriyatiya na osnove nejrosetevyh tekhnologij [Enterprise decision support system based on neural network technologies]. Krasnodar: KubGTU. 2004. 158 p.

8. Aleksandrov I.A. Inzhenernyj vestnik Dona. 2019, №5. URL: [ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD\\_55\\_6\\_Alexandrov.pdf\\_5d290476b1.pdf](http://ivdon.ru/uploads/article/pdf/IVD_55_6_Alexandrov.pdf_5d290476b1.pdf)

9. Tarasov YA.V. Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki. pp. 47 – 57.

10. Kohonen T. Self – organizing maps. Germany, Springer. 2001. 501 p.

11. Haykin S. Neural networks and learning machines. – 3<sup>rd</sup> ed. Pearson Prentice Hall. 2009. 938 p.