

Дифференциация скважин в зонах с остаточными запасами нефти с использованием нейросетевого моделирования

Д.Ю. Чудинова
преподаватель кафедры^{1,2}
miracle77@mai.ru

М.Р. Дулкарнаев
к.т.н., заместитель генерального директора по
разработке месторождений – главный геолог³

Ю.А. Котенев
д.т.н., заведующий кафедрой^{1,2}
geokot@inbox.ru

Ш.Х. Султанов
д.т.н., профессор кафедры^{1,2}
ssultanov@mail.ru

¹ФГБОУ ВО «Уфимский государственный
нефтяной технический университет», Уфа,
Россия

²Институт стратегических исследований
Республики Башкортостан, Центр
нефтегазовых технологий и новых
материалов, Уфа, Россия

³ООО «ЛУКОЙЛ-Западная Сибирь» ТПП
«Повхнефтегаз», Когалым, Россия

Проведено группирование по множеству признаков фонда скважин пласта крупного месторождения нефти Западной Сибири с использованием искусственной нейронной сети. Для группирования использовалось исходное множество, включающее 555 объектов, из них 95% было выбрано как обучающее множество и 5% — как тестовое. Для обучения нейронной сети были приняты 17 признаков, характеризующие как геолого-физические, так и технологические параметры пласта. По результатам настройки и последующего обучения нейронной сети, было выделено 4 группы скважин, наиболее близких по своим геологическим и технологическим параметрам. Для каждой группы скважин в работе описаны параметры, характеризующие уникальность выбранной группы. Дана привязка к локализации в пространственном отношении пласта и к остаточным запасам нефти. Для каждой группы предложены рекомендации по вовлечению остаточных запасов нефти в активную разработку.

Многие крупные месторождения России находятся на поздней стадии разработки, характеризующейся низкими дебитами нефти и высокой степенью обводненности.

Остаточные запасы, имеющиеся в обводненных пропластках — это важный ресурс для компаний-разработчиков. В сложившейся ситуации необходимо понимать структуру остаточных извлекаемых запасов с целью эффективного подбора геолого-технических мероприятий и внедрения новых или совершенствования существующих технологий [3, 6].

Объектами дифференциации могут выступать скважины как носители информации о геологическом строении и особенностях продуктивных пластов, о технологических параметрах разработки этих пластов.

Ранжирование скважин и объединение их в группы по ряду как геолого-физических, так и технологических признаков позволяет понять состояние степени выработки запасов из пластов-коллекторов и выступает аппаратом для дальнейшего регулирования и мониторинга состояния разработки продуктивных пластов.

Объектом исследования является наиболее продуктивный пласт одного из крупных месторождений Западной Сибири, территориально принадлежащий к северу Сургутского свода. Пласт содержит более 50% начальных извлекаемых запасов. На текущую дату объект исследования находится на поздней стадии разработки (эксплуатируется с 1987 г.). Отбор от НИЗ превышает 65%, средняя обводненность по действующему эксплуатационному фонду составляет порядка 78%. Большинство скважин работают с низкими дебитами по нефти и жидкости (менее 8 т/сут) [1, 2].

Значение пористости для пласта достигает 0,234 д.ед (в среднем 0,19 д.ед.), проницаемости — 900 мД (в среднем 57 мД), расчлененности — 25 (в среднем — 7), коэффициент песчаности в среднем составляет 0,36 д.ед.

Количество остаточных извлекаемых запасов для исследуемого пласта находится на уровне, который требует дополнительного изучения с целью оптимального вовлечения их в активную разработку.

Методика исследования

С целью классификации скважин изучаемого пласта по множеству признаков было проведено группирование фонда скважин с использованием искусственных нейронных сетей.

В ходе изучения компонентов векторов и построения искусственной нейронной сети было выявлено, что сеть в исследовании является сетью с прямой связью. Такая сеть — универсальное средство аппроксимации функций, что

позволяет их использовать в решении задач классификации.

Группирование или классификация с помощью искусственных нейронных сетей включало в себя несколько этапов.

Первый этап — формирование матрицы фонда скважин. Представительность полученной выборки — 555 скважин. Следует отметить, что в выборке присутствует и добывающий, и нагнетательный фонд.

В общей сложности рассмотрены 18 признаков, выбранных параметров в количественном отношении было достаточно для обучения нейронной сети.

На втором этапе входные параметры были нормированы. Нормировка данных необходима, поскольку нейронные сети работают с данными, представленными числами в диапазоне 0..1, а исходные данные могут иметь произвольный диапазон или быть нечисловыми данными.

На третьем этапе работы по анализируемым параметрам по скважинам проведен корреляционный анализ, в результате которого ряд входных параметров был исключен вследствие наличия парной корреляции между параметрами (выше порогового значения 0,5). Далее процедура повторялась для оставшихся анализируемых параметров. Результаты корреляционного анализа приведены в таб. 1.

На третьем этапе полученная выборка с оставшимися 17 параметрами подвергалась процедуре обучения нейронной сети. По мнению авторов, несмотря на взаимную корреляцию некоторых параметров, для входного множества были использованы практически все признаки. Данный факт обусловлен необходимостью увеличения размерности пространства признаков (количество компонент входного вектора, соответствующего образцу). Данное увеличение размерности пространства не повлияло на степень обучения сети.

Оценивались следующие геологические, технологические и расчетные параметры: коэффициент пористости, проницаемость, нефтенасыщенность, коэффициент песчаности, коэффициент расчлененности, эффективная нефтенасыщенная толщина, обводненность текущая, обводненность накопленная, пластовое давление текущее, остаточные запасы, текущий дебит нефти, текущий дебит жидкости, время работы в часах, накопленный отбор нефти, накопленный отбор жидкости, начальный дебит нефти, начальный дебит жидкости.

После этого оставшееся входное множество было подвергнуто процедуре обучения нейронной сети.

Исходное множество включало 555 данных, из них 95% было выбрано как обучающее множество (527 единиц данных множества) и 5% как тестовое (28 единиц данных множества).

Материалы и методы

Геолого-промысловые данные, прокси-модель, искусственная нейронная сеть, геолого-статистические модели, геологическое и гидродинамическое моделирование.

Ключевые слова

нейронная сеть, остаточные запасы нефти, параметры нейронной сети

До обучения нейронной сети была выбрана топология сети: количество слоев, которое авторами было определено как 1, а число нейронов в слое было принято равным 2. Функция активации нейронов была задана как «гипертангес» со значением крутизны 1,0. Использован алгоритм обучения сети «Resilient Propagation» (PRORP). Указанный алгоритм использует так называемое «обучение по эпохам», когда коррекция весов происходит после

предъявления сети всех примеров из обучающей выборки. Количество эпох было равным 10000. Время обучения нейронной сети составило 11578 мс (рис. 1).

После настройки параметров нейронной сети и проведения процедуры обучения архитектура нейронной сети была оптимизирована до уровня, который обеспечил наилучшую способность к обобщению и оценке качества работы по тестовому множеству.

	Столбец 1	Столбец 2	Столбец 3	Столбец 4	Столбец 5	Столбец 6	Столбец 7	Столбец 8	Столбец 9	Столбец 10	Столбец 11	Столбец 12	Столбец 13	Столбец 14	Столбец 15	Столбец 16	Столбец 17	Столбец 18
Столбец 1	1,00																	
Столбец 2	0,58	1,00																
Столбец 3	-0,50	-0,21	1,00															
Столбец 4	0,58	0,42	-0,68	1,00														
Столбец 5	-0,31	-0,38	0,39	-0,56	1,00													
Столбец 6	0,11	-0,13	-0,13	0,02	0,65	1,00												
Столбец 7	0,13	0,06	0,03	0,12	0,00	0,10	1,00											
Столбец 8	0,10	0,07	0,09	0,11	-0,01	0,02	0,83	1,00										
Столбец 9	0,02	0,07	0,11	0,01	-0,01	-0,02	0,55	0,39	1,00									
Столбец 10	-0,38	-0,17	0,76	-0,54	0,77	0,34	0,02	0,06	0,06	1,00								
Столбец 11	0,12	0,04	-0,25	0,11	-0,04	0,15	-0,44	-0,38	-0,24	-0,16	1,00							
Столбец 12	0,38	0,23	-0,32	0,28	-0,03	0,29	0,40	0,40	0,10	-0,18	0,22	1,00						
Столбец 13	0,08	0,08	-0,04	0,10	0,00	0,16	0,63	0,48	0,33	-0,03	-0,14	0,58	1,00					
Столбец 14	0,29	0,21	-0,23	0,20	-0,03	0,24	0,33	0,12	0,08	-0,13	0,14	0,67	0,60	1,00				
Столбец 15	0,33	0,23	-0,26	0,23	-0,02	0,28	0,42	0,35	0,11	-0,14	0,08	0,83	0,67	0,89	1,00			
Столбец 16	0,27	0,14	-0,14	0,06	0,11	0,33	0,17	0,11	0,09	-0,03	0,37	0,35	0,16	0,32	0,35	1,00		
Столбец 17	0,16	0,10	-0,19	0,14	-0,04	0,15	0,04	0,03	0,00	-0,12	0,22	0,15	-0,04	0,11	0,13	0,49	1,00	
Столбец 18	0,02	0,11	0,04	-0,03	0,00	0,00	0,09	0,07	0,11	0,05	-0,06	0,03	0,15	0,05	0,07	-0,06	-0,01	1,00

Таб. 1 — Результаты оценки парной корреляции входных параметров
Tab. 1 — Results of evaluation of the pair correlation of input parameters

Результатом обучения нейронной сети стала классификация скважин с различными геолого-технологическими параметрами.

В общей сложности, по результатам нейронной сети выделено 4 группы скважин (рис. 2), наиболее близких по своим геологическим и технологическим параметрам.

В двумерном представлении распределение групп скважин по площади участка исследования представлено на рис. 3.

Каждая из выделенных групп обладает своими характерными признаками (таб. 2).

Наибольшее количество скважин приходится на группу 4 (около 40% от всего анализируемого фонда) (рис. 4). Однако, основное

количество остаточных извлекаемых запасов приходится на 1 группу (рис. 5). Первая группа представлена 146 скважинами, что составляет 30% от анализируемого фонда скважин. На 01.01.2017 г. средний дебит по жидкости составил 60,26 м³/сут (начальный 18,57 м³/сут), по нефти — 8,67 т/сут (начальный дебит 13,34 т/сут), текущая обводненность добываемой продукции — 81,73%. Среднее значение пластового давления 17 МПа. Сопоставление текущих пластовых давлений и текущих дебитов по скважинам первой группы не позволяет установить четкой взаимосвязи между параметрами.

Данная группа имеет повсеместное распространение и характеризуется повышенными запасами, высокой расчлененностью (от 1 до 10 пропластков). Коэффициент пористости — 0,18, проницаемость — на уровне 23,2 мД, с высоким значением начальной нефтенасыщенности — 74%.

На рассматриваемую дату 21 скважина первой группы находится в бездействии, из них 3 — ликвидированы.

Первая группа, в отличие от других, является наиболее продуктивной.

Вторая группа имеет схожие параметры с первой группой. Скважины второй группы, как и первой, в своем большинстве расположены

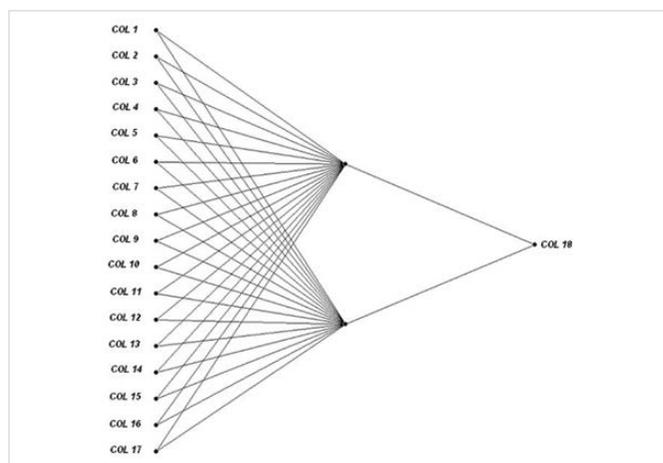


Рис. 1 — Граф нейросети — 1 слой с 2 нейронами

Fig. 1 — Graph of neural work — 1 layer with 2 neural processing elements

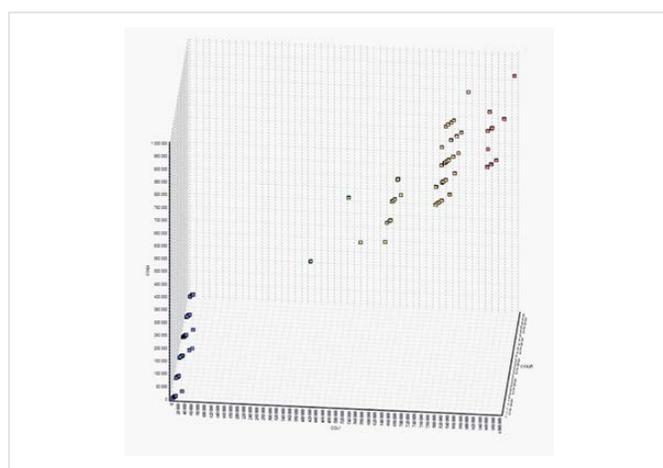


Рис. 2 — Распределение классов в геометрическом гиперпространстве

Fig. 2 — Disposal of classes in geometrical hyperspace

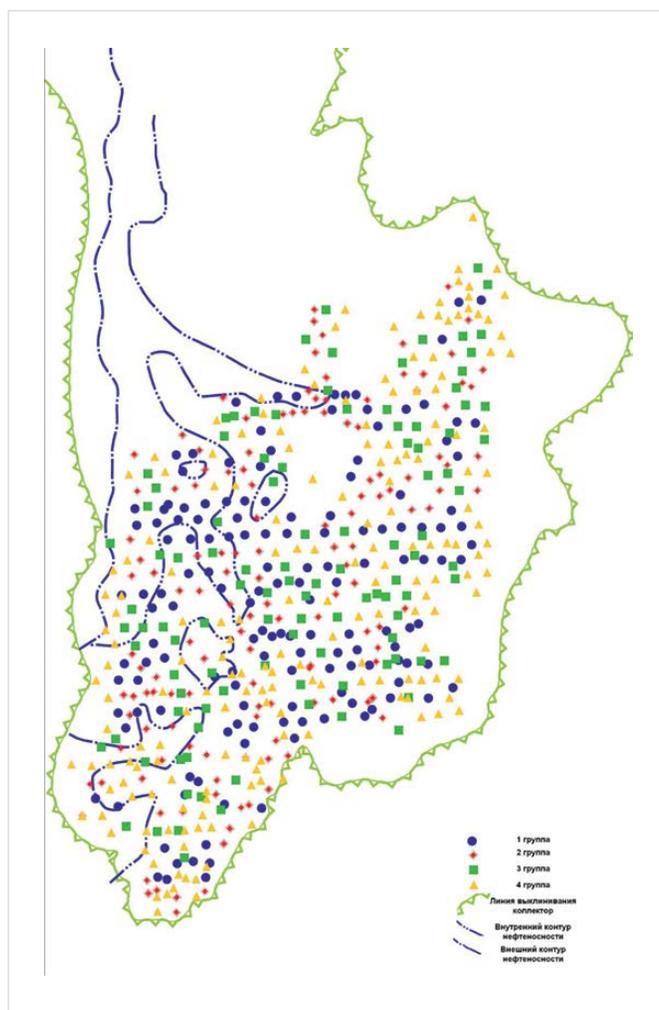


Рис. 3 — Распределение групп скважин, выделенных по нейронным сетям по площади изучаемого пласта

Fig. 3 — Allocation of wells' groups separated, according to neural works in examined formation area

Группа	Пористость, д.ед.	Проницаемость, мД	Нефтенасыщенность, д.ед.	Козф. песчанности, д.ед.	Козф. расчлененности	Эфф. Нн.толщина, м	Обводненность текущая, %	Обводненность накопленная, %	Остаточные запасы, т.тонн/га/скв	Текущий дебит нефти, м ³ /сут	Текущий дебит жидкости, м ³ /сут	Время работы, час	Накопленный отбор нефти, тыс.т	Накопленный жидкости, тыс.м ³	Нач.дебит нефти, т/сут	Нач.дебит жидкости, м ³ /сут
1	0,18	23,12	0,74	0,51	4,39	4,08	81,73	39,48	10,46	8,67	60,26	7308,33	92,75	258,90	13,34	18,57
2	0,16	9,93	0,49	0,42	5,96	5,98	83,57	61,86	10,17	5,60	43,88	2894,92	27,24	77,44	16,44	40,21
3	0,18	18,87	0,50	0,47	4,89	5,26	65,39	54,75	10,12	6,87	27,35	2115,70	21,00	51,69	17,16	40,46
4	0,20	126,68	0,57	0,58	4,74	5,89	63,16	53,31	8,74	10,92	38,65	2348,27	31,88	78,62	24,20	47,13

Таб. 2 — Средние значения геолого-геофизических и технологических параметров по группам скважин
Tab. 2 — The average values of geological, geophysical and technical parameters by wells' groups

в зонах повышенных эффективных нефтенасыщенных толщин (большая часть по площади локализована в чистонефтяной зоне). Во второй группе скважины расположены также в зонах высокорасчлененных, с максимальной расчлененностью до 20. Однако средняя проницаемость по второй группе скважин в несколько раз ниже, чем в первой.

Как и по первой группе скважин, во второй отмечается высокая концентрация запасов по разрезу, высокая зональная и слоистая неоднородность.

На долю второй группы приходится около 19% остаточных извлекаемых запасов нефти.

Третья группа, представлена 107 скважинами (10% от общего фонда). Третья группа скважин имеет повсеместное распространение по всему анализируемому пласту. Большая часть их расположена в чисто-нефтяной зоне (ЧНЗ) и часть по периферии водо-нефтяной (ВНЗ).

Отмечено отличие группы скважин от первых двух по начальным и текущим технологическим показателям, а также геологическим параметрам. Средние значения текущих показателей работы скважин следующие: дебит по жидкости — 27,35 м³/сут (нач. — 40,64 м³/сут), дебит по нефти — 6,87 т/сут (нач. 17,16 т/сут), обводненность — 65,39%. Текущее пластовое давление — 19,3 МПа.

Третья группа от первых двух групп имеет значительные отличия по технологическим параметрам. Так, для скважин этой группы характерно высокое текущее пластовое давление по выделенным группам скважин и относительно низкое значение текущей обводненности. Скважины этой группы имеют самые низкие показатели как времени работы, так и, соответственно, накопленных отборов нефти и жидкости. Скважины третьей группы можно охарактеризовать как низкопродуктивные.

Четвертая группа — самая многочисленная, в нее вошли 187 скважин (40% от общей выборки). Скважины 4 группы в пространственном отношении приурочены как и к ЧНЗ, так и ВНЗ. Отличительной особенностью группы являются

высокие значения проницаемости, пористости, песчаности по скважинам, а также низкие значения расчлененности.

На 01.01.2017 г. средний дебит по жидкости составил 38,65 м³/сут (нач. — 47,13 м³/сут), по нефти — 10,92 т/сут (нач. — 24,20 т/сут). Среднее значение обводненности — 53,31%. Среднее значение пластового давления — 15,7 МПа.

Таким образом, скважины 4 группы обладают лучшими показателями макронеоднородности и фильтрационно-емкостными свойствами, а также лучшими технологическими показателями.

Зоны расположения четвертой группы скважин можно охарактеризовать как высокопродуктивные.

Итоги

Проведенное группирование и идентификация действующего фонда скважин по геолого-технологическим признакам позволило оценить структуру действующего фонда скважин, определить малодобитный фонд скважин в группах, выделенных по совокупности признаков, а также выявить возможные причины предельно низких дебитов скважин.

Установлено, что состояние остаточных запасов на данной стадии разработки определяется как геологическими факторами (высокая неоднородность ФЕС по площади и разрезу), так и технологическими.

В связи с этим, рекомендации будут направлены на вовлечение в активную разработку скважин с высокими удельными остаточными запасами с учетом их геологического и, по возможности, технологического фактора. Наиболее перспективной представляется работа с существующим фондом действующих скважин.

Выводы

Проведение геолого-технологических мероприятий в зонах расположения малодобитных скважин выделенных групп позволит повысить или восстановить энергетическое состояние пласта, увеличить продуктивность

скважин, снизить обводненность добываемой продукции, и в целом вовлечь в разработку запасы низкопроницаемых пластов.

Список литературы

1. Чудинова Д.Ю., Сиднев А.В. Геолого-технические мероприятия по контролю и регулированию разработки месторождений Когалымской группы на завершающей стадии // Нефтегазовое дело. 2016. №1. С. 119–137.
2. Андреев В.Е., Чижов А.П., Чибисов А.В., Чудинова Д.Ю. и др. Решение задачи классификации эксплуатационного фонда скважин и дифференциации остаточных запасов в карбонатных пластах на примере турнейских залежей Ново-Елховского месторождения // Проблемы сбора, подготовки и транспорта нефти и нефтепродуктов. 2016. №4 (106). С. 54–66.
3. Валеев А.С., Дулкарнаев М.Р., Котенев Ю.А., Султанов Ш.Х. и др. Методические основы планирования и организации интенсивных систем заводнения (на примере пластов Ватьеганского и Тевлинско-Русскинского месторождений) // Экспозиция Нефть Газ. 2016. №3 (49). С. 38–44.
4. Нугайбеков Р.А., Султанов Ш.Х., Варламов Д.И., Чибисов А.В. Сравнительный анализ применения искусственных нейросетей и метода главных компонент при классификации эксплуатационных объектов и прогнозе добычи нефти // Нефтяное хозяйство. 2007. №10. С. 70–72.
5. Малец О.Н., Турдыматов А.Н., Султанов Ш.Х., Андреев В.Е. и др. Использование статистических методов обработки геологической информации для объективной и качественной классификации продуктивных пластов // Нефтепромысловое дело. 2008. №2. С. 4–6.
6. Султанов Ш.Х. Методика классификации залежей нефти с использованием статистических методов // Нефтегазовое дело. 2008. Т. 6. №1. С. 17–21.

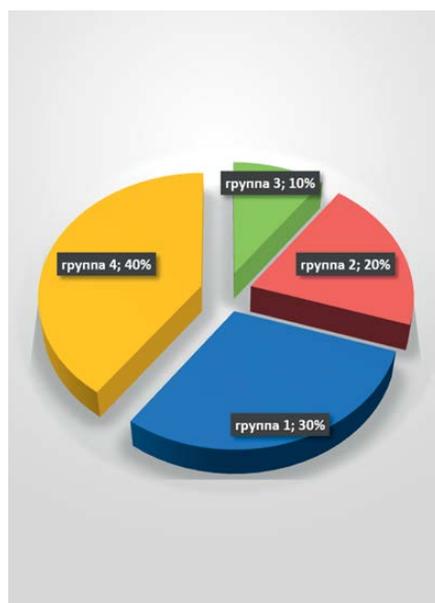


Рис. 4 — Распределение скважин пласта по группам нейронной сети

Fig. 4 — Arrangement of formation's wells in groups of neural work

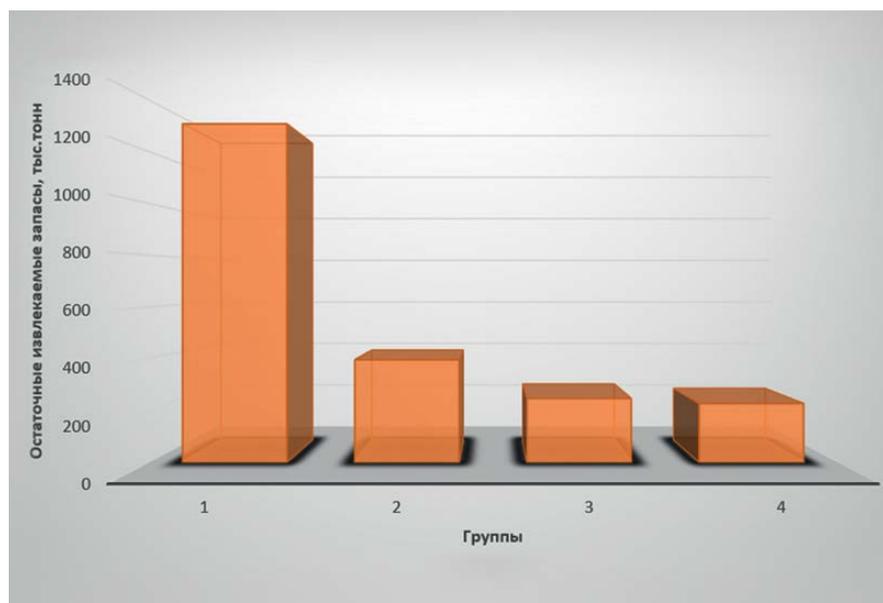


Рис. 5 — Распределение остаточных извлекаемых запасов по группам нейросети

Fig. 5 — Arrangement of remaining recoverable reserves in groups of neural work

Differentiation of wells in zones with residual reserves of oil, using neural network modelling

Authors:

Daria Yu. Chudinova — lecturer^{1,2}; miracl77@mai.ru

Marat R. Dulkarnaev — Ph.D., deputy general director of the field development – chief geologist³

Yuri A. Kotenev — Sc.D., head of the department^{1,2}; geokot@inbox.ru

Shamil Kh. Sultanov — Sc.D., professor^{1,2}; ssultanov@mail.ru

¹FGBOU VO "Ufa State Petroleum Technological University", Ufa, Russian Federation

²Institute of strategic researches of the Republic of Bashkortostan, Center of oil and gas technologies and new materials, Ufa, Russian Federation

³LUKOIL - Western Siberia" LLC TPP "Povhneftegaz", Kogalym, Russian Federation

Abstract

The grouping, based on a set of signs of a well stock of layer of the large-scale oil deposit of Western Siberia, using artificial neural network, was carried out. The initial set, including 555 objects, was used for grouping, 95% of objects were chosen from them as the training set and 5% — as test. For training of neural network 17 signs, characterizing both: geological and physical, technological parameters of layer were accepted. As a result of control and the subsequent training of neural network 4 groups of wells, the closest in geological and technological parameters were allocated. For each group of wells the parameters, characterizing uniqueness of the chosen group, are described. The binding to localization in the spatial relation of layer and to residual reserves of oil is given. Recommendations about involvement of residual reserves of oil in active development are offered for each group.

Materials and methods

Geological fields' data, proxy model, artificial neural network, geological and statistical models, geological and hydrodynamic modeling.

Results

The carried-out grouping and identification of a producing well stock, according to geological and technological signs, allowed to estimate the structure of a producing well stock; to define a marginal well stock in the signs, allocated on set groups; to establish the possible reasons of extremely low outputs of wells.

It is established that the condition of residual stocks at this stage of development is determined as technological and geological factor (high heterogeneity reservoir properties by the area and a section).

In this regard, recommendations will be

concerned with the active development of wells with high specific residual stocks, taking into account their geological and, whenever possible, technology factors. Work with the existing fund of the operating wells is considered to be the most perspective.

Conclusions

Holding geological and technological actions in zones of the arrangement of marginal wells of the groups will allow to raise or restore the energy condition of a layer, to increase the efficiency of wells, to reduce the water content of the production, and, in general, to involve reserves of low-permeability layers in the development.

Keywords

neural network, residual reserves of oil, parameters of neural network

References

- Chudinova D.Yu., Sidnev A.V. *Geologo-tekhnicheskie meropriyatiya po kontrolyu i regulirovaniyu razrabotki mestorozhdeniy Kogalym'skoy gruppy na zavershchayushchey stadii* [Geological-technical measures for control and regulation of development of deposits of Kogalym group in concluding stage]. Oil and Gas Business, 2016, issue 1, pp. 119–137.
- Andreev V.E., Chizhov A.P., Chibisov A.V. Chudinova D.Yu. and oth. *Reshenie zadachi klassifikatsii ekspluatatsionnogo fonda skvazhin i differentsiatsii ostatochnykh zapasov v karbonatnykh plastakh na primere turneyskikh zalezhey Novo-Elkhovskogo mestorozhdeniya* [The solution of the problem of operating well stock classification and differentiation of residual reserves in carbonate reservoirs on the example of tournaisian deposits of Novo-Elkhovskoye oil field]. *Problemy sbora, podgotovki i transporta nefi i nefteproduktov*, 2016, issue 4 (106), pp. 54–66.
- Valeev A.S., Dulkarnaev M.R., Kotenev Yu.A., Sultanov Sh.Kh. and oth. *Metodicheskie osnovy planirovaniya i organizatsii intensivnykh sistem zavodneniya (na primere plastov Vat'eganskogo i Tevlinsko-Russkinskogo mestorozhdeniy)* [Methodical bases of planning and organizing intensive flooding systems (on the example Vateganskoe and Tevlinsko-Russkinskoe fields)]. Exposition Oil Gas, 2016, issue 3 (49), pp. 38–44.
- Nugaybekov R.A., Sultanov Sh.Kh., Varlamov D.I., Chibisov A.V. *Sravnitel'nyy analiz primeneniya iskusstvennykh neyrosetey i metoda glavnykh komponent pri klassifikatsii ekspluatatsionnykh ob"ektov i prognoze dobychi nefi* [Comparative analysis of application the neural network and dominant component analysis in classification of production facilities and prediction oil production]. Oil industry, 2007, issue 10, pp. 70–72.
- Malets O.N., Turdymatov A.N., Sultanov Sh.Kh., Andreev V.E. and oth. *Ispol'zovanie statisticheskikh metodov obrabotki geologicheskoy informatsii dlya ob"ektivnoy i kachestvennoy klassifikatsii produktivnykh plastov* [Using statistical methods of geological data processing for objective classification of productive formation]. *Neftepromyslovoe delo*, 2008, issue 2, pp. 4–6.
- Sultanov Sh.Kh. *Metodika klassifikatsii zalezhey nefi s ispol'zovaniem statisticheskikh metodov* [Oil's deposits classification using statistiacal methods]. Oil and Gas Business, 2008, Vol. 6, issue 1, pp. 17–21.