

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФЕС ЗАЛЕЖЕЙ УВ ПО СЕЙСМИЧЕСКИМ И СКВАЖИННЫМ ДАННЫМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА DV-SEISGEO.

Жемжурова З.Н., Чекунова В.А., Трегуб С.Л. ОАО ЦГЭ.

Рассматривается применение модификации нейронных сетей Кохонена (самоорганизующиеся карты) для повышения надежности и достоверности результатов прогнозирования фильтрационно-емкостных свойств терригенных коллекторов нижнеюрских отложений Западной Сибири. Приводятся примеры построения трендовых карт и их использования при подсчете запасов природных углеводородов

PREDICTION OF FILTRATION AND CAPACITY RESERVOIR PROPERTIES OF OIL FIELDS, BY USING DV-SEISGEO SOFTWARE SYSTEM.

Moscow, CGE. Zhemzhurova Z., Chekunova V., Tregub S.

В настоящее время, в связи с внедрением в производстве программных комплексов построения трехмерных цифровых геологических и гидродинамических моделей, расширяются функциональные возможности технологий прогнозирования физических свойств коллекторов. Основные аспекты данного направления рассматриваются в приводимой работе на примере отечественного программного комплекса «DV-SeisGeo», созданного в Центральной геофизической экспедиции под руководством А.С.Кашика на базе уникальных вычислительных алгоритмов, разработанных Федоровым А.Л.

Этап прогнозирования является ключевым моментом, определяющим результаты литолого-петрофизического моделирования. В отличие от параметрических моделей, рассчитанных путем преобразования сейсмических параметров в физические характеристики пород, рассматриваемые в пакете многопараметровые связи параметров ФЕС и сейсмических атрибутов позволяют получить надежную информацию о генезисе и структурно-тектоническом строении нефтегазовых залежей.

Из применяемых на практике методов прогнозирования наиболее перспективным является метод «нейронных сетей», поскольку он обеспечивает исследование комплексного влияния на фильтрационно-емкостные характеристики геологического объекта любого количества физических параметров среды. Результаты расчета прогнозируемых параметров с помощью нейронных сетей соответствуют реальному диапазону значений входных данных, в отличие от методов регрессионного анализа. Ниже на рисунке приводится функциональная схема вычислений, реализуемых в пакете DV-SeisGeo при решении задач прогнозирования ФЕС, на базе одной из разновидностей нейронных сетей Кохонена – самоорганизующихся карт (сокращенно СОК).

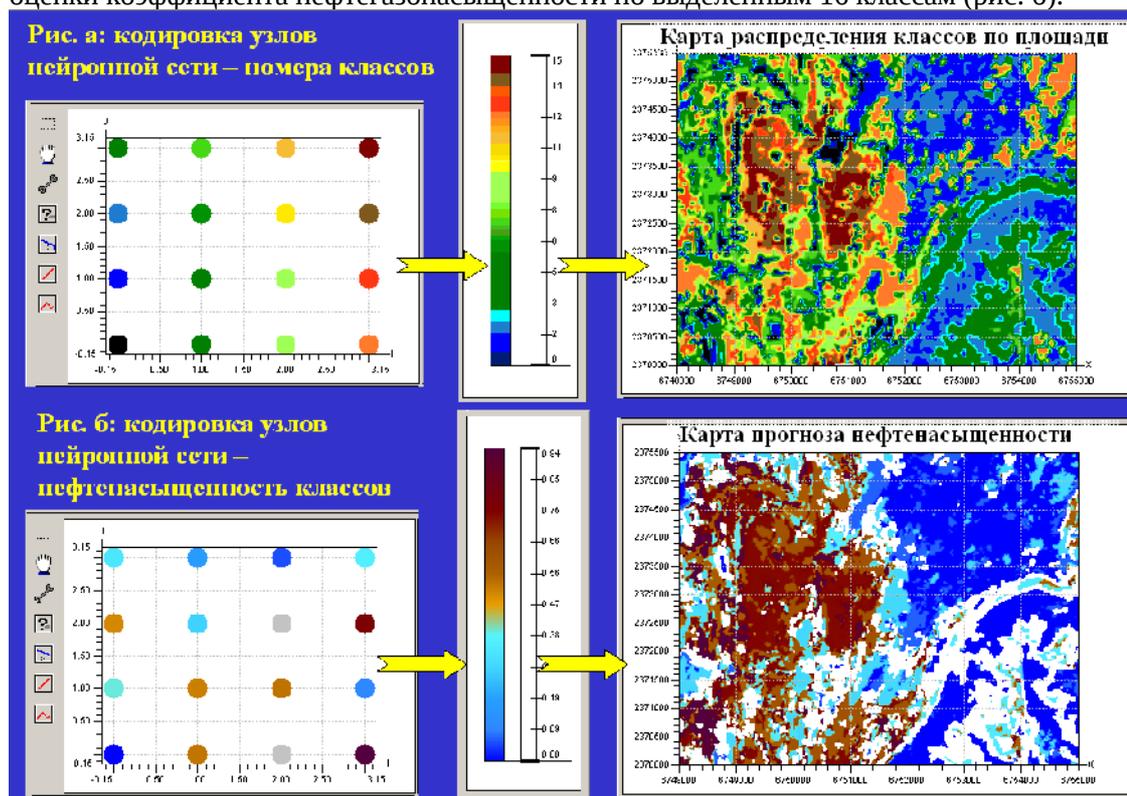


Данная алгоритмическая схема была реализована на одном из месторождений Западной Сибири, на базе геолого-геофизических и промысловых данных по продуктивному терригенному комплексу даниловской и тюменской свит нижнеюрских отложений. По исходному сейсмическому кубу были вычислены основные атрибуты: кубы псевдоакустики, кубы мгновенных амплитуд, частот и фаз, поскольку общеизвестна их

зависимость от разницы акустической жесткости пластов, определяющей конфигурацию отражающих границ. По кубам атрибутов рассчитывались соответствующие карты атрибутов в интервале продуктивных пластов P2 и T. В качестве атрибута, наиболее тесно связанного с нефтегазонасыщенностью, был выбран параметр, характеризующий диапазон вариаций мгновенных амплитуд. В рассматриваемом примере по выбранным 5 сейсмическим атрибутам исследуемый объект на первом этапе работы с нейронными сетями был разбит на ряд самостоятельных классов (создание аналога лито-фациальной карты). Кластеризация выполнялась в условном пятимерном пространстве, где координатные оси представляют собой векторы изменения каждого из пяти сейсмических атрибутов. В процессе кластеризации определялось оптимальное положение каждого из нейронов в облаке входных данных, при этом статистически оценивалось тяготение к нему ближайших входных точек, в зависимости от задаваемого радиуса. Каждый из выделенных классов имеет собственную конфигурацию в пространстве атрибутов и характеризуется определенным диапазоном входных данных.

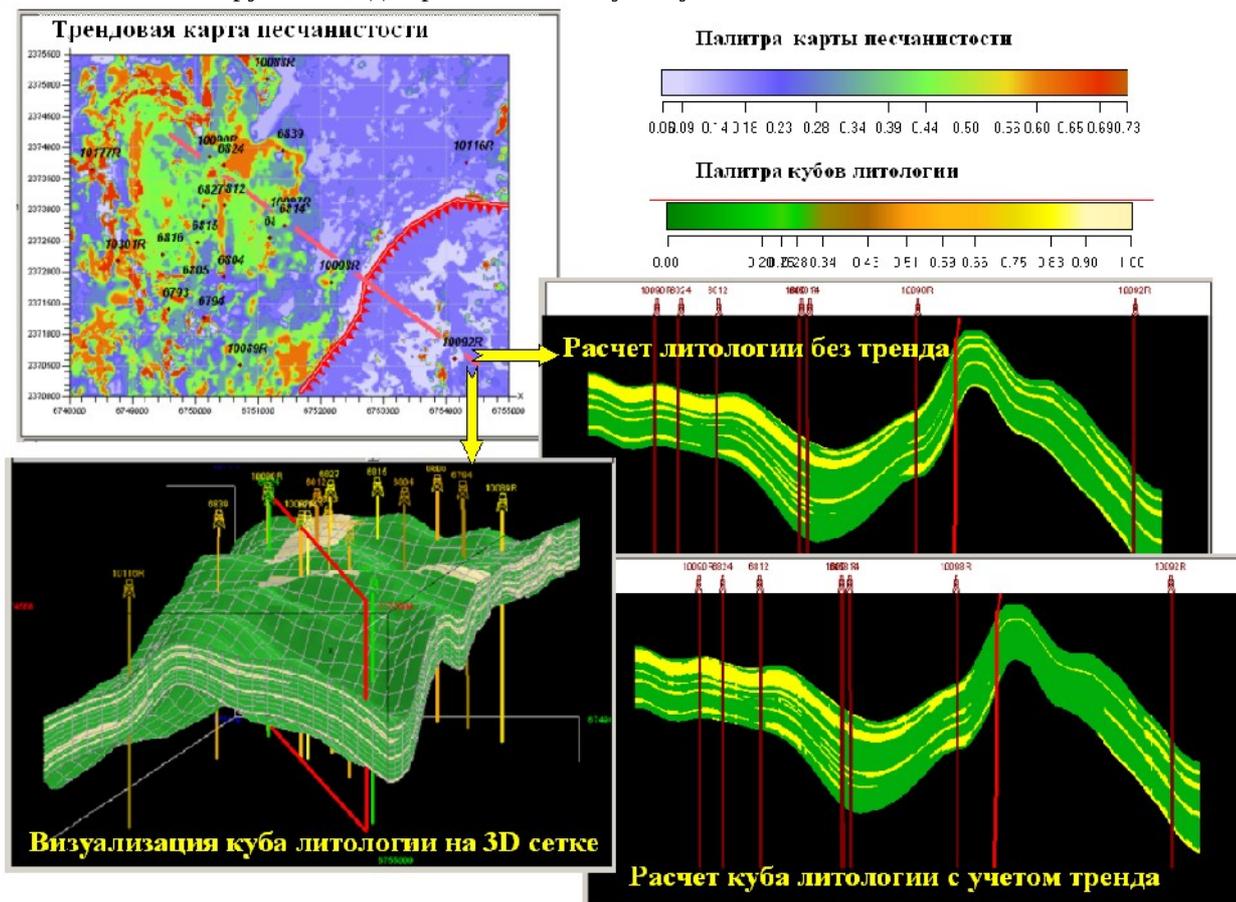
Следующий этап работы с картами СОК заключался в обработке скважинных данных по каждому из выделенных классов. Поскольку прогнозируемые физические свойства в реальной геологической среде изменяются одновременно, и регрессионные связи являются фактически многомерными, коэффициенты корреляции для парных сопоставлений обычно ниже допустимых. Коэффициент корреляции, близкий к значению 0.6, был отмечен только для атрибутов, рассчитанных по исходному сейсмическому кубу, кубу мгновенных амплитуд и кубу ПАК. Низкий вклад выбранных параметров ФЕС в итоговое изменение атрибута сказывается на характере остальных регрессионных связей. Недопустимо из-за низких значений коэффициента корреляции не включать в кластерный анализ атрибуты, рассчитанные по кубам когерентности и по кубам мгновенных фаз, поскольку они несут информацию о наличии тектонических нарушений и непрерывности физических свойств пород по площади.

Выполняемая нейронными сетями кластеризация констатирует разбиение объекта по группе свойств, обеспечивая создание карты распределения классов по площади. Возможны различные варианты распознавания этих классов по результатам статистической обработки имеющихся скважинных данных. В качестве примера ниже приведена карта результатов кластеризации (рис. а), совместно с результатами оценки коэффициента нефтегазонасыщенности по выделенным 16 классам (рис. б).

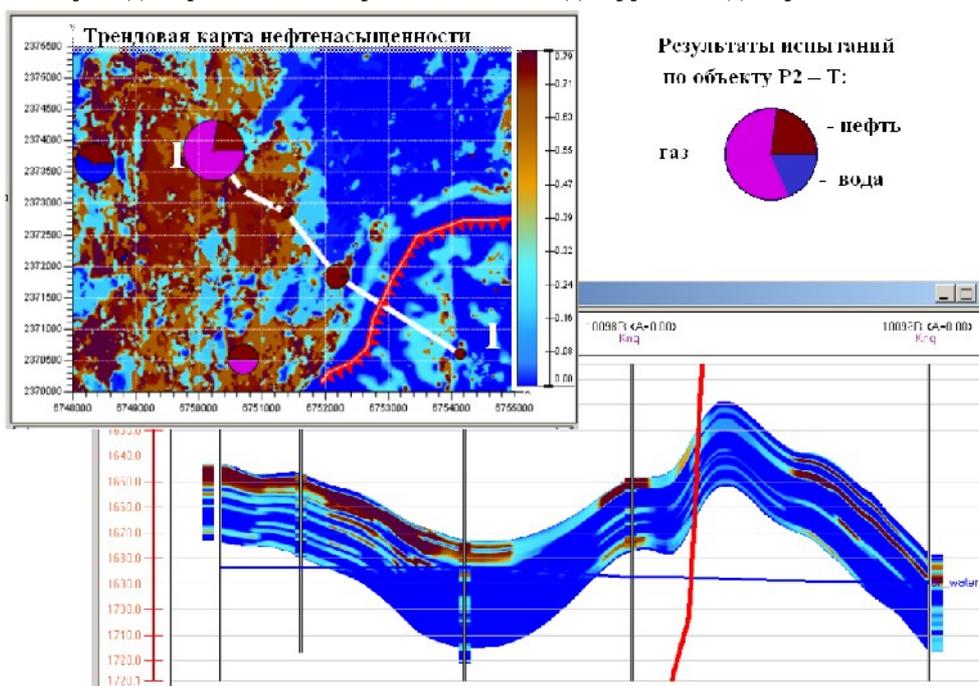


Аналогичным образом, помимо трендовой карты нефтенасыщенности, были рассчитаны карты для прогнозирования песчаности и пористости по объекту моделирования. Эти карты далее участвовали в расчете кубов литологии, пористости и нефтенасыщенности, используемых при подсчете запасов. К неколлекторам отнесены, по результатам предварительно выполненной интерпретации данных ГИС, такие литотипы, как глины, аргиллиты, плотные карбонатизированные породы, угли. Ниже на рисунке на вертикальном слайсе сравниваются результаты простой интерполяции по трехмерной сетке кривой литологии «коллектор-неколлектор» с интерполяцией, выполненной с использованием трендовой карты песчаности (желтый цвет - значение 1, коллектор; зеленый цвет - значение 0, неколлектор). Как следует из рисунка,

наиболее существенные различия в распределении коллекторов отмечаются на участке площади вдоль зоны тектонического нарушения, где практически отсутствуют скважины.



Результаты литологического моделирования далее использовались при расчете кубов пористости и нефтенасыщенности. При анализе результатов прогнозирования пористости было отмечено наличие наиболее высокопористых для погруженных участков поднятия. Такое распределение пористости по нижнеюрским континентальным отложениям Западной Сибири отмечается также и по Шаимскому своду в наиболее палеопогруженных частях пластов озерно-болотного генезиса. Результаты расчета куба нефтенасыщенности с учетом трендовой карты и поверхности водо-нефтяного контакта представлены на приводимом ниже скважинном профиле I – I, совместно с трендовой картой нефтенасыщенности и данными испытания по объекту моделирования, отображенными в виде круговых диаграмм.



Итоговый анализ результатов прогнозирования ФЕС выполнялся далее при подсчете запасов УВ по трехмерной геомодели. Зона максимальной продуктивности исследуемого объекта, выделяемая по карте линейной плотности запасов, по своей конфигурации совпадает с картируемой по площади поверхностью наиболее резкого размыва отложений пермо-триасового комплекса, принимаемого рядом исследователей за возможный источник углеводородов в данном регионе.

Таким образом, выше приведенные материалы позволяют сделать следующие выводы:

- Модификация нейронных сетей СОК в пакете DV-SeisGeo может эффективно использоваться при прогнозировании фильтрационно-емкостных свойств терригенных коллекторов и также значительно расширить возможности интерпретатора при уточнении особенностей геологического строения залежей природных УВ.
- Полученные результаты подтверждают выводы ряда исследователей о том, что нейронные сети не должны использоваться по принципу «черного ящика», и для получения наиболее достоверных результатов в процессе обучения нейронной сети должны участвовать только те геолого-геофизические параметры, которые функционально связаны с изменением прогнозируемых свойств объекта.