

УДК 004.89

ВЫДЕЛЕНИЕ ГЕОЛОГИЧЕСКИХ НЕОДНОРОДНОСТЕЙ НЕФТЕГАЗОНОСНЫХ ПЛАСТОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДА САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Ахтеров А.В.

Работы, направленные на поиски и разведку нефтяных и газовых месторождений, включают в себя разнообразные геологические и геофизические исследования. Основная цель этих исследований получение возможно более полной информации о наличии или отсутствии искомого геологического тела на данной территории, о его расположении, протяженности, мощности, физических характеристиках (пористость, проницаемость, нефтенасыщенность и т.д.). Одним из направлений геофизики является геофизическое исследование скважин (ГИС) или каротаж. Цель каротажа - получение геологического описания разреза скважины по его геофизическим характеристикам. К главным задачам, решаемым с помощью ГИС, относятся:

- литологическое и стратиграфическое расчленение разреза, определение глубины залегания и толщины пластов;
- сопоставление (корреляция) разрезов отдельных скважин для изучения структуры геологических объектов и их неоднородности;
- выделение коллекторов нефти и газа, изучение их коллекторских свойств, особенностей их распространения по площади региона, оценка их нефте- и газонасыщенности.

Для успешного решения этих задач требуется как использование совершенных технических средств, так и применение передовых методов и алгоритмов обработки и интерпретации получаемых данных. В частности, для нахождения корреляции между разрезами отдельных скважин, необходимы современные методы кластерного анализа, выделяющие в многомерном пространстве различных характеристик разреза, так называемые «элементы неоднородности» (кластеры), под которым «... подразумевается наибольший объем горной породы, который на данном уровне может рассматриваться как внутренне однородный в интересующем нас отношении и отличающийся в этом отношении от смежных с ним объемов». Представляется, что выделение таких «элементов неоднородности» должно быть основной целью при изучении нефтегазовых пластов. В [1] предлагается выделять их как «квазиоднородные ячейки», характеризующие часть индивидуальной залежи углеводородов, рассматриваемую как однородную при данном режиме работы залежи. Актуальность подобного подхода определяется еще и тем фактом, что при эксплуатации залежи зачастую получают неоднозначные результаты по продуктивности различных ее частей, в частности, существенная неоднородность скважин по накопленной добыче нефти при весьма близких значениях проницаемости и нефтенасыщенных толщин [2]. Таким образом, встает задача разбиения множества ситуаций или объектов при заранее заданном

формализованном описании объектов в некотором многомерном пространстве признаков на небольшое (по сравнению с общим числом объектов) число классов, причем ни число классов, ни классы заранее не заданы. Отметим также некоторый дисбаланс между разработкой современных методов кластерного анализа и применением этих методов к исследованию нефтегазоносных пластов. Так, если в теории кластерного анализа уже давно разработаны методы на основе, например, нейронных сетей и нечеткой логики, то их применение для решения вышеуказанных задач нефтегазовой отрасли носит довольно узкий характер. В частности, в [1] предлагается использовать метод, основанный в матрице расстояний между точками многомерного пространства признаков, характеризующих соответствующие разрезы. Суть этого метода заключается в следующем.

Пусть $A = (a_{ij}), i, j = \overline{1, N}$ – симметричная матрица $N \times N$ расстояний между точками многомерного пространства признаков разрезов и $R = (R_k), k = \overline{1, M}$ — некоторое разбиение множества точек на M кластеров.

Метод выделения кластеров по матрице расстояний сводится к задаче минимизации следующего критерия качества разбиения:

$$G(R, a) = \sum_{s=1}^N \sum_{i, j \in R_s} (a_{ij} - a).$$

Данный критерий выражает суммарное внутреннее расстояние в разбиении R с учетом порога существенности связей a , равного полусумме среднего внутреннего и среднего внешнего расстояния для R , где внутреннее — это расстояние внутри класса (кластера), а внешнее — между классами. Смысл порога существенности индивидуальных связей между объектами состоит в том, что при $a_{ij} < a$ объекты i и j (точки, характеризующие разрезы) целесообразно помещать в один класс (значения функционала уменьшается), а при $a_{ij} > a$ — в разные (значения функционала увеличивается) [1].

Однако, данный метод обладает рядом недостатков, основными из которых являются: 1) невозможность определения к какому кластеру принадлежит *новый* разрез, без пересчета всех классов; 2) сложность анализа влияния отдельных признаков на процесс кластеризации; 3) недостаточная визуализация как всей совокупности кластеров (без дополнительных построений), так и отдельных признаков. Эти недостатки можно устранить, применив метод самоорганизующихся нейронных сетей или карт Кохонена.

Рассмотрим конкретный пример использования самоорганизующихся карт для кластеризации скважин, пробуренных в пласт АЧ1 Конитлорского месторождения. В качестве признаков разреза будем использовать:

- суммарную толщину горизонта в текущем разрезе;
- суммарную эффективную толщины в текущем разрезе;
- максимальную толщину одиночного прослоя коллектора;
- максимальную толщину одиночного прослоя неколлектора;
- число прослоев коллектора.

Различные характеристики толщин продуктивного горизонта выбраны в качестве признаков разреза исходя из того, что, во-первых, по толщинам имеется достаточное количество информации, а во-вторых, эффективные толщины несут информацию не только сами по себе, но и дают косвенное представление о проницаемости прослоя (чем больше эффективная толщина, тем выше проницаемость) [1].

Выборка состояла из разрезов по 150 скважинам. Исследование проводилось на тестовых данных, построенных по граничным значениям соответствующих признаков [3]. Карта Кохонена состояла из 63 нейронов, представленных в виде *шестиугольных* ячеек. Моделирование проводилось в среде MatLab с пакетом SOMToolbox 2.0. Результирующая карта, построенная по унифицированной матрице расстояний между векторами весовых коэффициентов нейронов с указанием номеров скважин (разрезов), попадающий в тот или иной кластер, представлена на рисунке 1.

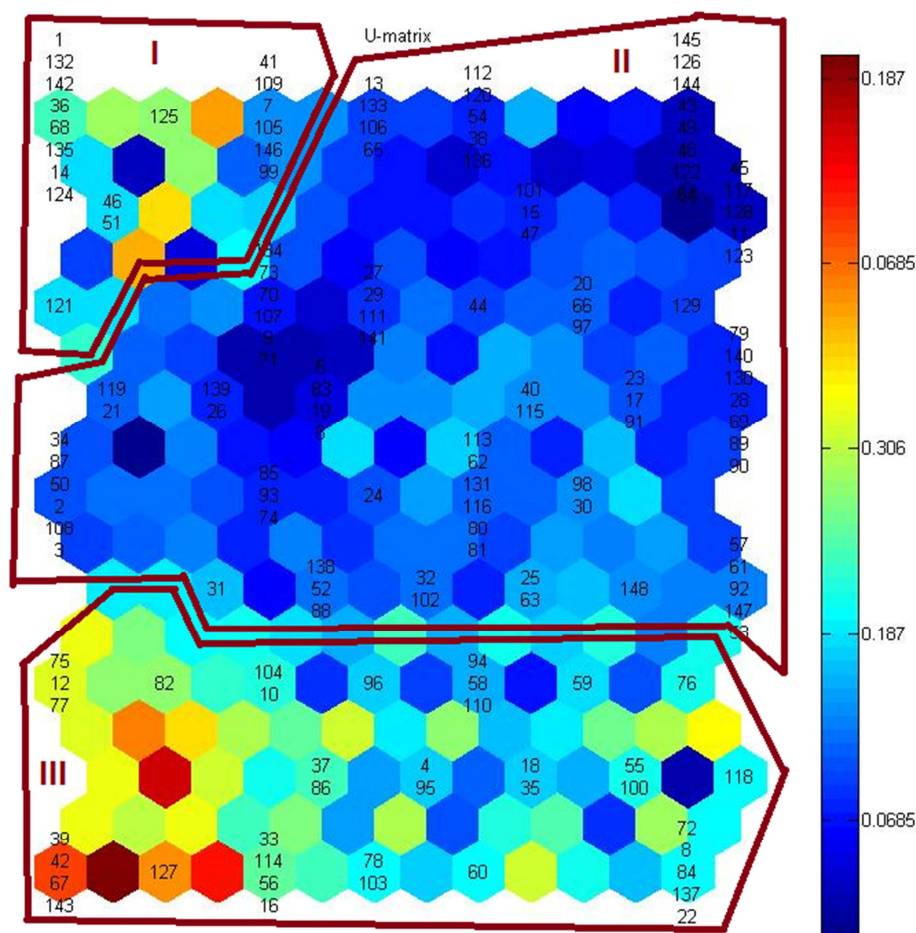
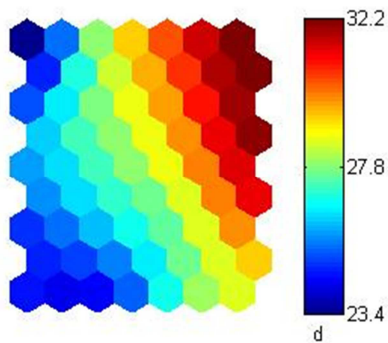


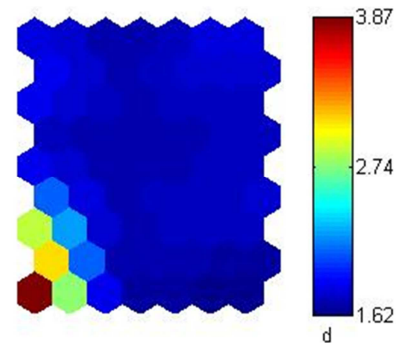
Рисунок 1 - Карта Кохонена, построенная по унифицированной матрице расстояний между векторами весовых коэффициентов нейронов с указанием номеров скважин (разрезов), попадающий в тот или иной кластер

На карте четко прослеживаются три кластера, на которые разбивается вся выборка. Это означает, что скважины из одного кластера имеют схожий набор рассматриваемых признаков, и, соответственно, подходы для разработки этих разрезов должны быть схожи независимо от их географического расположения.

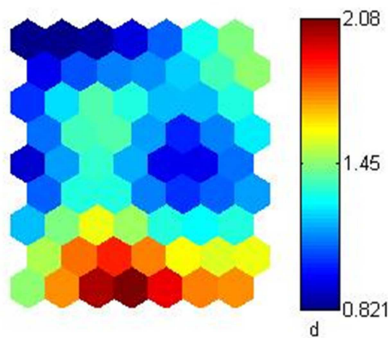
На рисунке 2 представлены карты по каждому из рассматриваемых признаков разреза.



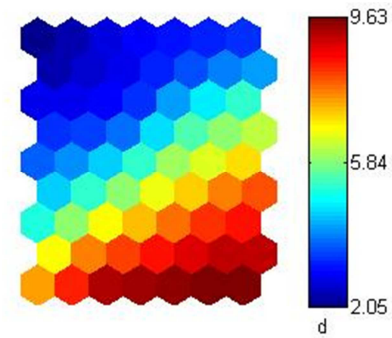
а) Карта распределения суммарных толщин горизонта



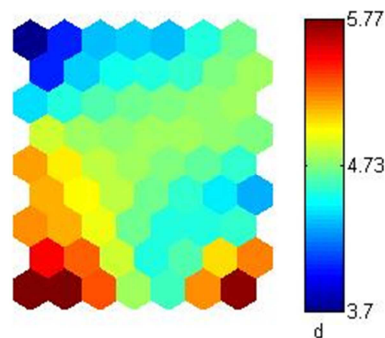
б) Карта распределения суммарных эффективных толщин



в) Карта распределения максимальных толщин одиночного прослоя коллектора



г) Карта распределения максимальных толщин одиночного прослоя неколлектора



д) Карта распределения количества прослоев коллектора

Рисунок 2 - Карты, построенные по отдельным компонентам вектора признаков разреза

Отметим некоторые их особенности. Во-первых, кластер I, расположенный в верхнем левом углу карты, соответствует минимальным значениям всех признаков. Во-вторых, в кластер III попали разрезы с наибольшими значениями максимальных толщин одиночного прослоя коллектора и неколлектора (рисунки 2в и 2г), а также разрезы с максимальным количеством прослоев коллектора (рисунок 5д). Наконец, кластер II, содержит разрезы с различными значениями суммарных толщин горизонта (в этот кластер попадают разрезы как с максимальными значениями этого параметра, так и разрезы со значением суммарной толщины горизонта меньше 27,8), а также с минимальными значениями суммарных эффективных толщин (рисунки 2а и 2б).

Таким образом, подобный анализ дает всеобъемлющую картину распределения разрезов в пространстве рассматриваемых признаков.

Отметим ещё одну особенность предлагаемого метода: данная нейронная сеть может быть использована не только для кластеризации признаков существующих разрезов, но также для определения способов разработки новых скважин. При появлении *нового* разреза, вектор рассматриваемых признаков, подается на вход полученной карты, и в зависимости от принадлежности нейрона-победителя к одному из трех классов выбирают способ разработки новой скважины.

Список информационных источников

- [1] Хургин Я. И. Проблемы неопределенности в задачах нефти и газа. Ижевск : Институт компьютерных исследований, 2004. 320 с.
- [2] Балин В.П., Малышев И.О., Рязанов А.П. Влияние проницаемостной неоднородности пласта на показатели добычи нефти (на примере пласта ЮС11 Западно-Асомкинского месторождения) // Вестник недропользователя Ханты-Мансийского автономного округа. 2009. №20.
- [3] Кычкин А.Н., Судакова В.В., Шерстнов В.А. Прогнозирование эффективных толщин пласта АЧ1 Конитлорского месторождения с использованием динамических параметров сейсмической записи // Вестник недропользователя Ханты-Мансийского автономного округа. 2007. №17.