EAGE Geomodel-2017

Submission ID: 43789

Density Cube Prediction in Carbonate Layer to Detect Dolomitization Based on Deep Neural Networks

P.F. Popova* (Lukoil VolgogradNIPIMorNeft), I.I. Priezzhev (IPLAB LLC), S.V. Egorov (MIMGO)

SUMMARY

In presentation shows example density cube prediction in carbonates in Caspian sea area to detect dolomitization zones using deep neural network. The prediction is based on full stack seismic cube and several well logs. To train deep neural networks we used hybrid training technique based on a combination: deep neural network input generalization for first layers, genetic algorithms together with a gradient methods and Tikhonov regularization. Using deep neural network allow to build prediction operator with high level of the power of freedom and as result good quality of the prediction.

Инверсионные построения на основе глубоких нейронных сетей для прогноза зон разуплотнения как признаков доломитизации в карбонатном массиве

П.Ф. Попова*, ООО “Лукойл-ВолгоградНИПИморнефть”, И.И. Приезжев, ООО “Лаборатория Приезжева”, С.В. Егоров, ЗАО “МИМГО"

Введение

Актуальность задачи глубокого использования сейсмических данных для модельных построений и для последующего управления бурением при разведке и эксплуатации месторождений возрастает с течением времени. Такая задача становится особенно актуальной в связи с необходимость выполнения разведочных и эксплуатационных работ в сложных геолого-геофизических условиях как, например, для карбонатных резервуаров или палеоконтинентальных отложений. В докладе показан пример использования инверсионных построений для прогноза кубов свойств по совместному анализу 3D сейсмических данных и измерениями в скважинах. Такой прогноз выполняется на основе нелинейного прогнозного оператора с высокой степенью свободы с использованием технологии глубоких нейронных сетей. Использование глубоких нейронных сетей с новыми приемами гибридного обучения (Kobrunov and Priezzhev, 2016) является дальнейшим развитием предложенной ранее нами технологии “Генетическая инверсия” (Priezzhev и др., 2008). Как пример эффективности мы выполняли прогноз плотностного каротажа для выделения зон разуплотнения как признаков доломитизации в карбонатном массиве юрских отложений по участку в акватории Каспийского моря.

Метод

В настоящее время возникла новая волна интереса к нейронным сетям (первая волна имела место в 60 годах в связи с изобретением нейронных сетей, вторая волна - в 90 - 00 годах в связи с изобретением метода обратного распространения ошибки для обучения. Новая волна возникла в связи с появлением новых стабильных способов обучения многослойных глубоких нейронных сетей с высокой степенью свободы на основе приемов генерализации входных данных в первых слоях без использования выходных данных в обучающих парах (обучение без «учителя»).
Инверсионные и прогнозные построения с помощью нейронных сетей в виде технологии “Генетическая инверсия” используются нами с 2008 года (Priezzhev и др, 2008, Veeken и др., 2009). За это время накоплен достаточно большой практический и методический опыт решения прогнозных задач (Приезжев и Попова, 2010, Leginowicz and Pieniążek 2012, Veeken, 2013, Leginowicz and Pieniążek 2013, Priezzhev and Scollard, 2014, Kovalenko и др., 2014). Основа таких построений — это совместное использование данных сейсморазведки и измерений в скважинах с минимизацией “ручных манипуляций” в виде априорных низкочастотных моделей, генерализации импульсов для различных скважин и других подобных действий, которые могут вносить существенные вариации в результативную модель. Суть методики — это двухэтапная технология, на первом этапе происходит обучение нейронной сети для выявления связи сейсмического поля с данными, полученными по измерениям в скважинах и на втором этапе выполняется собственно прогноз скважинных данных по сейсмическому полю на основе полученной нейронной сети с построением куба свойств (Hampson и др., 2001). Важной особенностью нашей методики на современном этапе, является использование технологии глубоких нейронных сетей и объемного распределения исходного сейсмического поля для полных или угловых и азимутальных сумм вокруг точек прогноза, включая текущую и соседние трассы, как альтернатива использованию набора сейсмических атрибутов (Priezzhev и др., 2008). Фактически, этим мы позволяем нейронной сети самой вычислить нелинейные связи по неискаженному исходному полю, а не использовать ранее вычисленные сейсмические

атрибуты, которые в основном предназначены для визуального анализа особенностей сейсмического поля и могут не иметь прямых связей с прогнозными параметрами. Как исключения в такие методики мы также можем использовать в качестве исходных данных результаты классических инверсионных построений в виде кубов акустического и/или сдвигового импеданса, плотности и их производных, так как они являются линейными трансформантами исходных сейсмических полей.
В качестве прогнозных параметров можно использовать различные каротажи или результаты их интерпретации и это является важным отличием нашей методики от традиционных инверсионных технологий. В данном докладе мы выполняли прогноз плотностного каротажа (RHOZ) для выявления зон доломитизации в карбонатном массиве.
Для обучения последних слоев нейронной сети, нами предложен новый способ обучения нейронных сетей на основе гибридных обучающих алгоритмов – генерализация входных данных на основе технологий глубоких нейронных сетей и применения генетических алгоритмов совместно с градиентными методами и их стабилизации на основе методов регуляризации Тихонова (Kobrunov and Priezzhev, 2016).

Пример

На рисунке 1 показан разрез по кубу плотностей полученный в результате прогнозных построений в карбонатах юрских отложений по участку в акватории Каспийского моря.

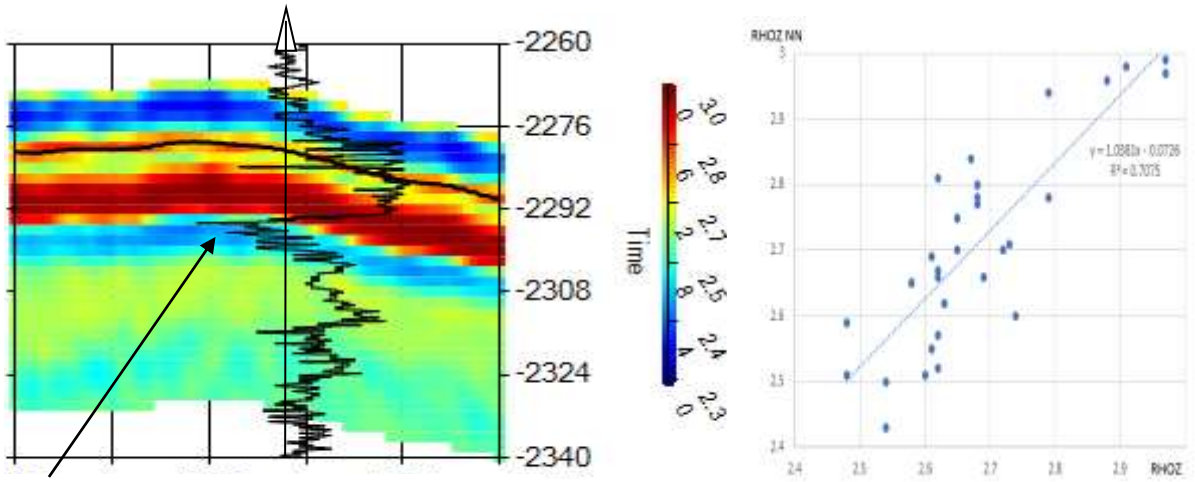


Рисунок 1 *Разрез прогнозного куба плотностей в районе продуктивной скважины №1 (левая панель). Цветом показано распределение плотностей и кривая показывает измеренный каротаж плотностей. Стрелка показывает низко плотностную продуктивную зону, связанной с доломитизацией. Кросс плот (плавая панель) соотношения измеренных и прогнозных значений плотностей.*

Прогноз выполнялся с помощью нейронной сети с пятью скрытыми слоями (количество нейронов в слоях - 15, 11, 7, 5, 3) на основе одного исходного куба (полная сумма). Входное окно для нейронной сети включало 9 трасс X 21 значений поля - всего на входе нейронной сети

было 189 значений сейсмического поля. Для обучения использовались 5 скважин по данным плотностного каротажа RHOZ. Все вычисления были ограничены в сейсмическом окне 60 миллисекунд с базой от контрастного горизонта. Размер прогнозного коэффициента R2 равен 0.7. На рисунке 2 показан временной слайс в районе продуктивной зоны развития доломитизации. Распределение областей с низкими плотностями соответствуют высокой продуктивности скважин (W1, W2, W3), соответственно зоны повышенных значений плотности коррелируются с низко продуктивными скважинами (W1C, W2C). Расположение скважины, находящейся в бурении (W4), в области пониженных значений плотностей говорит о её потенциальной перспективности.

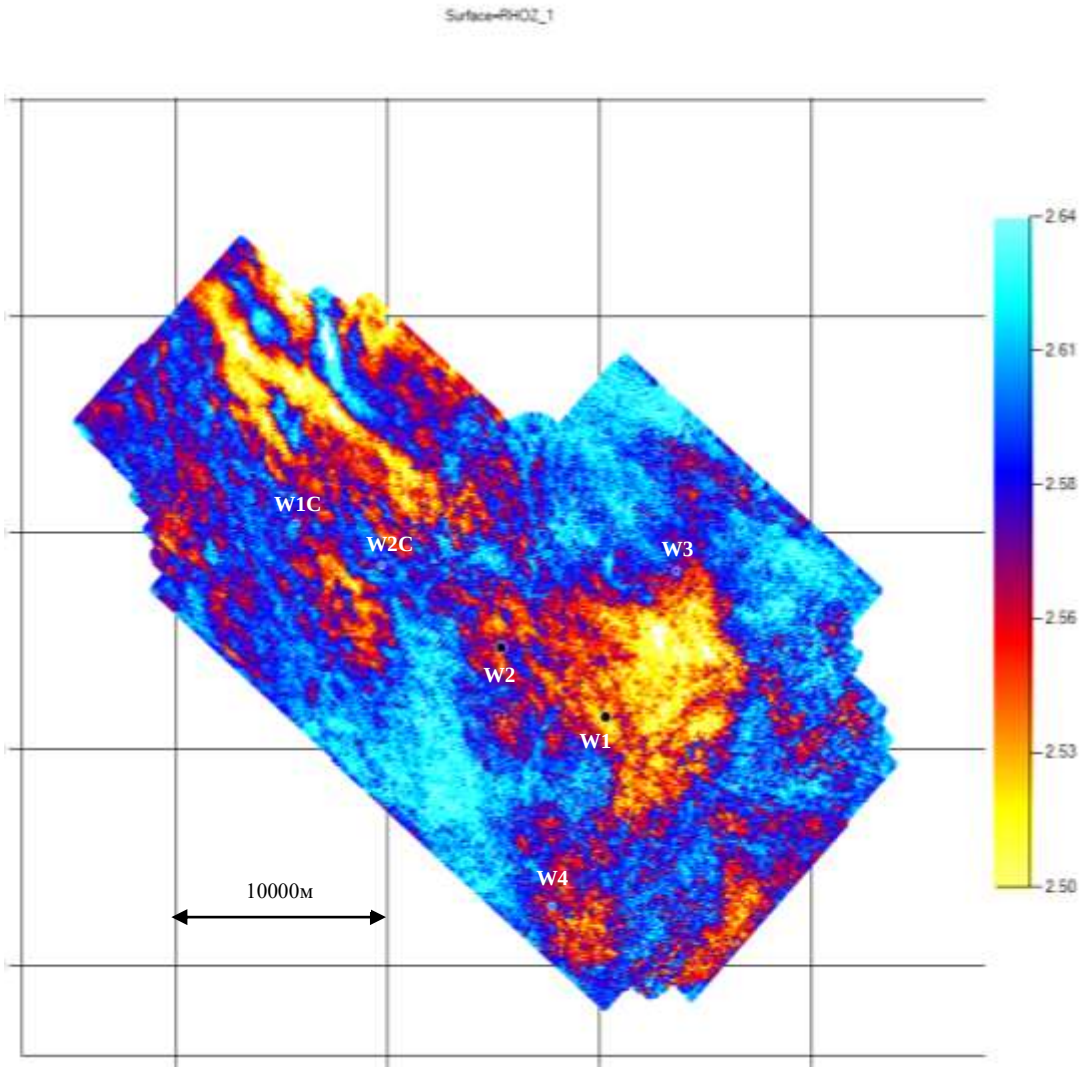


Рисунок 2 *Стратиграфический срез по кубу плотностей в районе продуктивной зоны.*

Выводы

Показана эффективность построения прогнозных кубов в карбонатах на основе совместного анализа пространственного распределения сейсмических данных вокруг прогнозируемых точек с обучением по скважинным измерениям и с использованием технологии глубоких (многослойных) нейронных сетей с гибридным обучением.
Полученный прогнозный куб плотностей позволяет снизить риски заложения новых скважин в изучаемом районе и может быть использован для построения 3D модели в качестве тренда.

Библиография

Hampson, B., J. Schuelke, and J. Quirein, 2001, Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data: Geophysics, 66, no. 1, 3–46.

Kobrunov A., I. Priezzhev, 2016, Hybrid combination genetic algorithm and controlled gradient method to train a neural network, Geophysics, 81, no 4, 1–9.

Kovalenko, K.V., Nooraiepour, M. and Masoud, A., 2014, August. Predicting Effective Porosity by Genetic Inversion of Seismic Data in Zechstein Carbonates, North Sea. In 3rd EAGE International GeoBaikal conference 2014-Exploration and Field Development in East Siberia.

Leginowicz, A. and Pirowska, K., 2013. Estymacja parametrów charakteryzujących ośrodek geologiczny przy pomocy procedury inwersji genetycznej (The estimation of rock properties characterizing reservoir using procedure of genetic inversion). Nafta-Gaz, 69.

Leginowicz, A. and Pieniążek, K., 2012. Estymacja parametrów charakteryzujących ośrodek geologiczny za pomocą procedury inwersji genetycznej (Estimation of parameters characterizing the geological layers by genetic inversion procedure), (182), pp.283-288.

Priezzhev I.I., L.E. Shmaryan, G. Bejarano, 2008, Nonlinear multitrace seismic inversion using neural network and genetic algorithm, - 3rd EAGE St. Petersburg International Conference.

Priezzhev, I., A. Scollard, and Z. Lu, 2014, Regional production prediction technology based on gravity and magnetic data from the Eagle Ford formation, Texas, USA, Denver SEG.

Priezzhev, I. and P.F. Popova, 2010, Seismic inversion and petrophysical geomodelling. Geomodel 2010-12th EAGE science and applied research conference on oil and gas geological exploration and development.

Veeken, P.C.H., I.I. Priezzhev, L.E. Shmaryan, Y.I. Shteyn, A.Y. Barkov, and Y.P. Ampilov, 2009, Non-linear multi-trace genetic inversion applied on seismic data across the Shtokman field (offshore northern Russia): Geophysics, 74, no. 6, 49–59.

Veeken, P.C., 2013. Seismic Stratigraphy and depositional facies models. Academic Press.