

Применение алгоритмов машинного обучения к задаче автоматического определения продуктивных интервалов пласта.

Р.Г. Максютов

Московский физико-технический институт (государственный университет)

Одной из важнейших задач геофизических исследований скважин (ГИС) является определение литологии пласта. Это довольно долгий и трудоемкий процесс, при котором, в виду человеческого фактора, случаются ошибки интерпретации. При этом процесс проверки работы сопоставим по времени с выполнением самой работы. Однако можно автоматизировать проверку на ошибки интерпретации, применив методов машинного обучения к анализу ГИС. Нельзя не заметить пользу данной проверки, ибо таким образом можно находить пропущенные продуктивные интервалы и эксплуатировать их, что выгодно, так как для этого не требуется бурить новую скважину, а достаточно лишь сделать дополнительные перфорации.

Этот подход уже давно используется для автоматизации анализа ГИС, на эту тематику написано много литературы, в основном, отличаясь лишь выделением признаков из каротажных данных, по которым будет проводиться классификация. Так, в [1] используется алгоритм fPCA, в котором используют коэффициенты разложения в ряд Фурье. В [2] используется метод выделения закономерностей в последовательностях - n-граммы. В данной работе используется алгоритм Change Point Detection [3] для выделения участков кривой, где она ведет себя одинаково. На них выделяются признаки: среднеквадратичное, математическое ожидание и пр.

В качестве данных использовалось 3 каротажа: потенциал собственной поляризации (ПС), гамма каротаж (ГК), нейтронный каротаж (НК). Классификация проводилась с помощью метода опорных векторов [4] (строит оптимальные гиперплоскости для разделения классов) с оптимальным поиском параметров модели.

В качестве проверки работы алгоритма для обучения использовались данные 20 скважин, а литология предсказывалась на других 5. Ответы алгоритма не совпали с ответами интерпретатора в 12% случаев. Самое важное, что в 9% от всех исходов классификатор дал ответ «коллектор» на определенной глубине, в то время, как интерпретатор решил, что это не так, и это говорит о возможности алгоритмом находить потенциальные пропущенные продуктивные пласты. Результат предсказания для одной из таких скважин представлен Рис. 1.

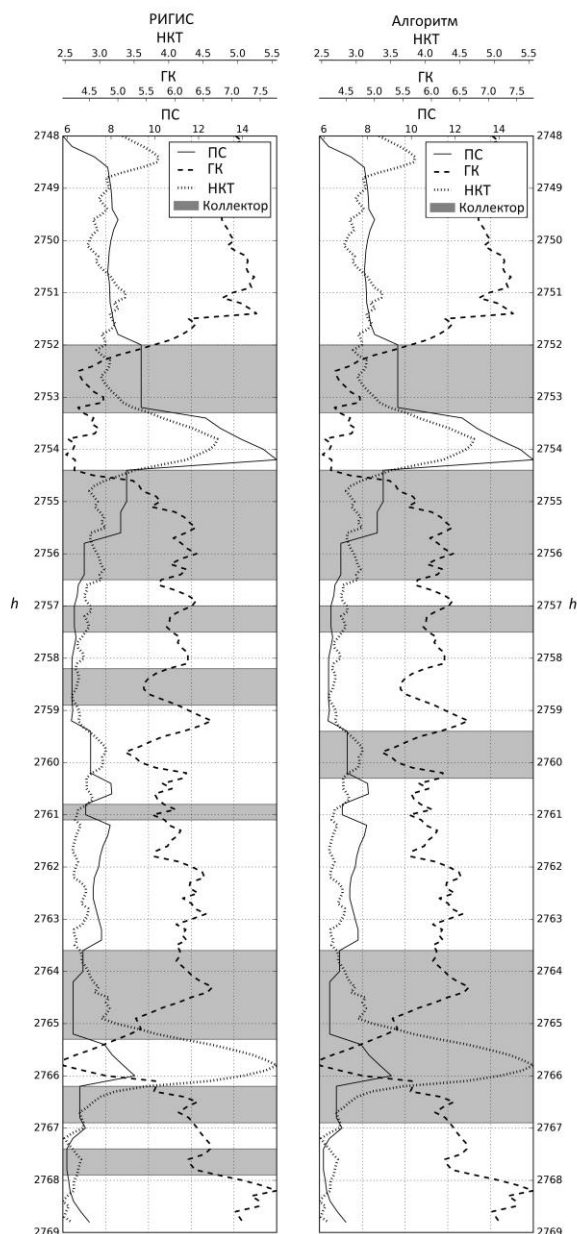


Рис. 1 Каротажи (НКТ[у.е.], ГК[мкР/ч], ПС[мВ]) и интервалы коллекторов (заштрихованные) в зависимости от глубины h [м]. Слева – результат интерпретации геофизиком, справа – результат работы алгоритма. Решения не совпадают, что говорит о возможных пропущенных интервалах коллекторов.

Литература

1. *Kormaksson M., Vieira M., Zadrozny B.* A data driven method for sweet spot identification in shale plays using well log data // SPE Digital Energy Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers. - 2015.
2. *Weixi Li.* Automatic Log Analysis using Machine Learning: Awesome Automatic Log Analysis version 2.0 // Independent thesis Advanced level (degree of Master (Two Years)). - November 2013.
3. *Adams R. P., MacKay D. J. C.* Bayesian online changepoint detection. // Technical report, University of Cambridge, Cambridge. - UK. - 2007.
4. *Cortes Corinna, Vapnik Vladimir.* Support-Vector Networks // Machine Learning. - v.20 n.3. - p.273-297. - Sept. 1995