

Оптимизация нейронными сетями расчетов прогнозирования состояния пласта методом гидродинамического моделирования.

Волочанинова Татьяна Сергеевна

Студент (магистр)

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Геологический факультет, Кафедра геологии и геохимии горючих ископаемых, Москва, Россия

E-mail: tsvolochaninova@mail.ru

Геологическое моделирование имеет высокую значимость при разработке и проектировании новых нефтяных месторождений. Для решения связанных с этим задач существует широкий выбор проприетарного ПО. Однако в моделировании существует ряд проблем, связанных со скоростью вычислений. Расчеты занимают несколько суток, что мешает оптимизации параметров процесса разработки месторождения (газонасыщенности, водонасыщенности, нефтенасыщенности и пластового давления).

На данный момент известно несколько симуляторов гидродинамических моделей, включая наиболее популярные Schlumberger Eclipse и tNavigator. Пласт представляется в виде многомерной сетки, неоднородной по размерам ячеек [3]. Каждая ячейка содержит в себе одну из трех фаз: вода, нефть, газ. Расчет пласта делится на прогнозный и исторический (History Matching). В историческом расчете пользователю известно фактическое состояние пласта на конкретную дату. Геологическая модель обучается повторять историческое поведение данных. В прогнозном расчете идет предсказание состояния пласта на будущий период времени. Нюансами работы симуляторов являются высокие требования к вычислительному ресурсу и медленная скорость работы.

Было найдено решение, позволяющее значительно ускорить вычисления с помощью применения графических ускорителей (GPU) [2] в аппроксимации модели пласта сверточной нейронной сетью [4], представляющей собой автоэнкодер [1] с GRU (gate recurrent unit) для учета временной динамики. Сеть состоит из энкодера, представляющего пласт в виде вектора (эмбединга), временной компоненты, рассчитывающей будущее состояние эмбединга, и декодера, выполняющего обратное преобразование вектора в пластовые данные (рис. 1).

Несмотря на выдающееся ускорение времени расчета (в 20 раз), есть потеря точности прогноза, встречаются погрешности на валидационной выборке, однако имеющееся отклонение в пределах 5% считается допустимым и незначительно влияет на прогнозные результаты, что подтверждает эффективность применимой нейронной сети.

Источники и литература

- 1) Baldi P. Autoencoders, unsupervised learning, and deep architectures // Proceedings of ICML workshop on unsupervised and transfer learning. JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2012. С. 37-49.
- 2) Beisembetov I. K. et al. Application of GPU in the development of 3D hydrodynamics simulators for oil recovery prediction // AGH Drilling, Oil, Gas. 2012. Т. 29. №. 1. С. 75-88.
- 3) Schlumberger A. Eclipse technical description. 2007.
- 4) Zeiler M. D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks // Computer Vision—ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part I 13. – Springer International Publishing, 2014. – С. 818-833.

Иллюстрации

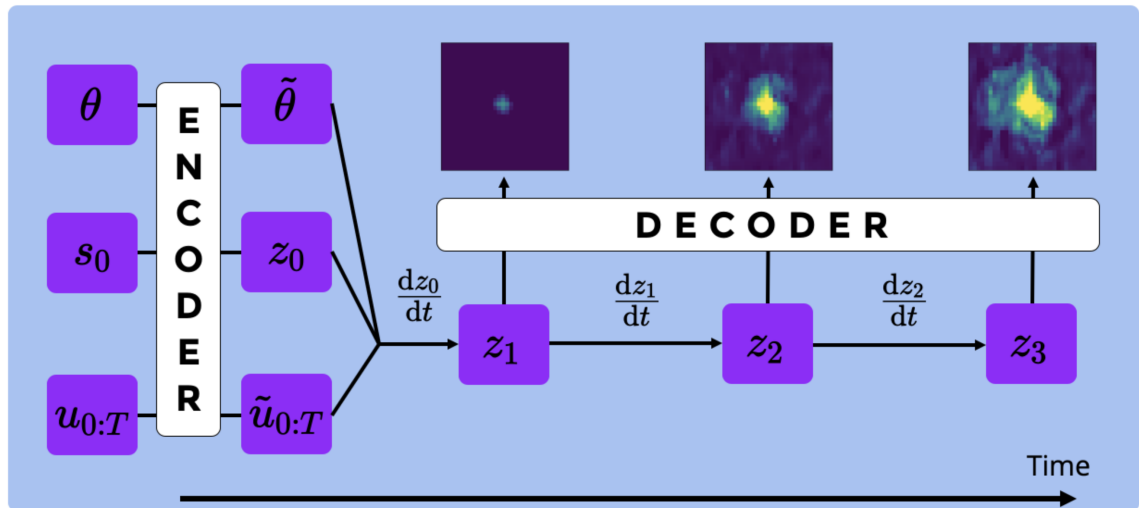


Рис. : 1. Схема нейронной сети (автоэнкодера)