

Современные информационные технологии в проектировании строительства скважин

Линд Ю.Б.

кандидат физико-математических наук,
ученый секретарь¹

lindub@bashneft.ru

Кабилова А.Р.

аспирант²

Елкибаева Г.Г.

студент³

Мурзагалин А.Р.

студент³

Мулюков Р.А.

кандидат технических наук, главный специалист¹

¹ООО «БашНИПИнефть», Уфа, Россия

²Институт нефтехимии и катализа РАН, Уфа, Россия

³Башкирский государственный университет,
Уфа, Россия

В работе рассматривается применение современных информационных технологий, таких как искусственные нейронные сети и параллельные вычисления, к решению задач прогнозирования осложнений при бурении нефтяных скважин и оптимизации состава буровых растворов.

Материалы и методы

Искусственные нейронные сети, параллельные вычисления.

Ключевые слова

прогнозирование осложнений, оптимизация состава буровых растворов, искусственные нейронные сети, параллельные вычисления

Развитие вычислительной техники на современном этапе позволило экспериментаторам обратиться к таким классам задач, решение которых традиционными методами крайне затруднено или вообще невозможно, и вывести компьютерное моделирование на уровень одного из важнейших методов решения прикладных задач. Многие физико-химические задачи, возникающие при проектировании строительства скважин, характеризуются разнотипностью и неполнотой обрабатываемой информации, многокритериальностью этих задач и отсутствием формальных подходов к их решению, а также предполагают значительный объем вычислений, обеспечивающих, тем не менее, достаточно низкую точность [1]. Повысить эффективность решения этих задач позволяет использование современных вычислительных технологий, таких как параллельные вычисления и искусственные нейронные сети. В данной работе рассматривается применение указанных информационных технологий к решению задач прогнозирования осложнений при бурении нефтяных скважин и оптимизации состава буровых растворов.

Прогнозирование осложнений, возникающих при строительстве скважин (поглощений бурового раствора, флюидопроявлений, осыпей, обвалов и т.п.), является важной и актуальной задачей при проектировании бурения, поскольку они сопровождаются значительными затратами времени и средств на ликвидацию их последствий и могут привести к серьезным авариям. Одним из способов эффективного предупреждения осложнений является обоснованный подбор буровых растворов для бурения опасных интервалов на основе анализа данных по ранее пробуренным скважинам.

Формально рассматриваемая задача сводится к задаче классификации: для каждого объекта осложнения требуется разбить все множество точек месторождения на несколько классов на основе множества маркированных примеров (в качестве которых выступают уже пробуренные скважины месторождения). Спецификой данной задачи

является минимум исходной информации по скважинам — их пространственное расположение и характеристики зафиксированных в них осложнений (глубина по стволу, наличие и интенсивность осложнения), поэтому для ее решения авторами предложено использовать искусственные нейронные сети.

Нейронные сети обладают способностью предсказания ситуаций с неизвестным видом связей между входными и выходными параметрами, благодаря чему позволяют найти наилучшие значения свойств модели, минимизирующие погрешность вычислений внутри заданной области (в рассматриваемом случае это границы месторождения). Проведен вычислительный эксперимент по выбору наиболее эффективной нейронной сети, который показал, что наилучшее соотношение точности и скорости вычислений для решения поставленной задачи дает радиально-базисная сеть (РБС), обучающаяся на основе алгоритма k-средних (таб. 1).

Стандартные радиально-базисные сети состоят только из одного скрытого слоя и не требуют специализированных нейрокомпьютеров для реализации (рис. 1), они обучаются на порядок быстрее, чем при использовании наиболее популярного алгоритма обратного распространения ошибки, и не испытывают трудностей с локальными минимумами, но при этом могут работать медленно при большом количестве элементов (количество нейронов скрытого слоя обычно соответствует числу элементов обучающей последовательности) [2].

Алгоритм k-средних позволяет скорректировать число нейронов радиально-базисной сети и повысить ее производительность. Предложенный алгоритм обучения нейросети показан на рис. 2.

На основе спроектированной нейронной сети разработан алгоритм программного построения кластеризованной карты месторождения по наличию/интенсивности осложнений, которая позволяет отследить тенденцию их распространения для каждого стратиграфического объекта в любой точке в пределах месторождения. При вводе координат новой скважины с использованием

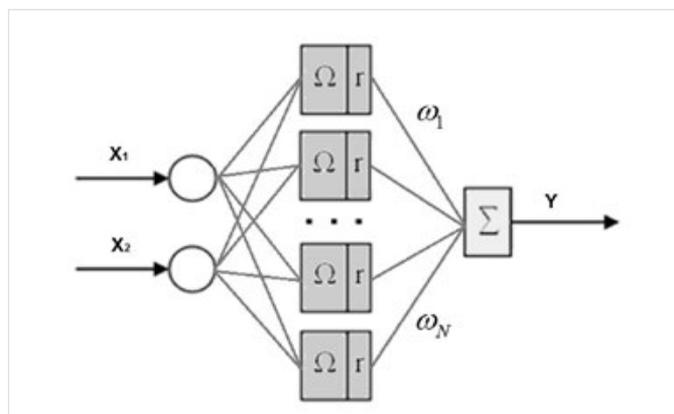


Рис. 1 — Структура стандартной радиально-базисной сети

№	Тип нейронной сети	Параметры сети	Время счета
1	Многослойный перцептрон	1 скрытый слой, 4 нейрона	11 мин
2	Многослойный перцептрон	2 скрытых слоя, 4 и 6 нейронов	8 мин
3	Радиально-базисная сеть	30 нейронов	7 сек
4	Радиально-базисная сеть с алгоритмом k-средних	8 нейронов	0,5 сек
5	Карта Кохонена	300 нейронов	16 сек

Таб. 1 — Выбор нейронной сети

кластеризованной карты месторождения программно строится прогноз по наличию/интенсивности осложнений для всех объектов, разбиваемых данной скважиной (рис. 3).

Тестирование разработанной программы проводилось для нескольких месторождений РБ [3]. С целью сравнения прогнозных значений с фактическими данными расчет был проведен для уже пробуренных скважин, результаты совпадают в 79% случаев. На основе построенного прогноза проводится корректировка технологических параметров используемого бурового раствора.

Для того чтобы по требуемым значениям технологических параметров бурового раствора определить его состав, необходимо построить математическую модель зависимости свойств раствора от его состава и решить обратную задачу оптимизации состава бурового раствора. Решение этой задачи состоит в подборе такого компонентного состава раствора, при котором достигаются требуемые ограничения на его технологические параметры при одновременной минимизации выбранного технологического критерия.

Прямая задача состоит в структурной и параметрической идентификации математической модели технологических параметров бурового раствора, т.е. выборе вида и расчете коэффициентов модели (рис. 4) [4].

Обратная задача в математической постановке представляет собой задачу условной минимизации на основе построенной математической модели. Для ее решения реализован автоматизированный выбор математического метода в зависимости от вида математической модели технологических параметров раствора: методы линейного программирования (в частности, симплекс-метод) для линейной модели, численные методы перебора и покоординатного спуска в случае нелинейной модели.

Как видно из таб. 2, решение поставленной задачи даже для одной рецептуры предполагает значительный объем вычислений для достижения требуемой точности. Между тем, при проектировании строительства скважин иногда необходимо одновременно рассчитать оптимальный состав для нескольких рецептур, что вызывает целесообразность использования технологии высокопроизводительных параллельных вычислений. Для эффективной организации вычислительного процесса при решении поставленной задачи разработана трехуровневая модель распараллеливания:

- распараллеливание по экспериментальной базе (проведение однотипных вычислений для разных наборов начальных данных, т.е. типов и рецептур буровых растворов);
- использование внутреннего параллелизма задачи (построение математической модели разных технологических параметров производится независимо от других, т.к. на основании корреляционного анализа из рассмотрения предварительно исключена взаимозависимые параметры);
- распараллеливание численных методов решения обратной задачи (декомпозиция расчетной области по числу вычислителей с поиском оптимального значения выбранного критерия).

В настоящее время проводится реализация данной модели с использованием

платформы параллельных вычислений NVIDIA CUDA, позволяющей существенно увеличить вычислительную производительность благодаря использованию GPU (графических процессоров). CUDA предоставляет возможность использования

оптимизированных библиотек, в частности, CUBLAS, основными функциями которой являются создание матриц и векторов объектов в пространстве памяти GPU, заполнение их данными, вызов последовательных функций CUBLAS, и загрузка результатов

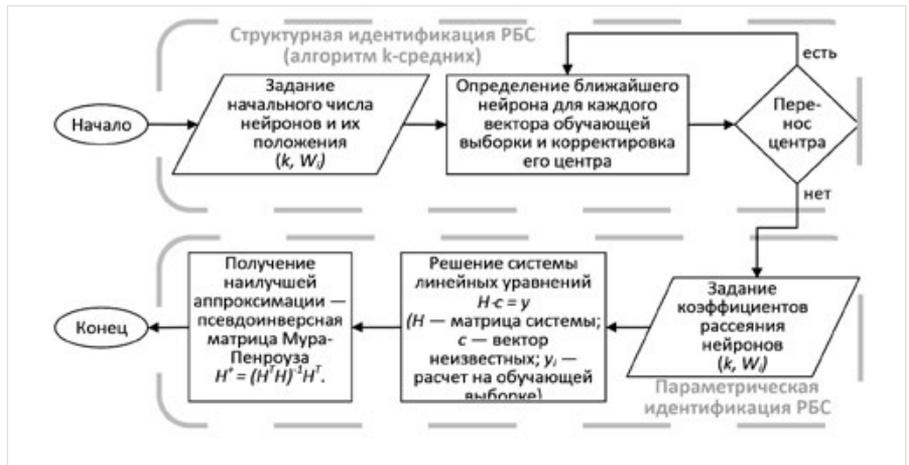


Рис. 2 — Алгоритм обучения предложенной радиально-базисной сети (РБС)

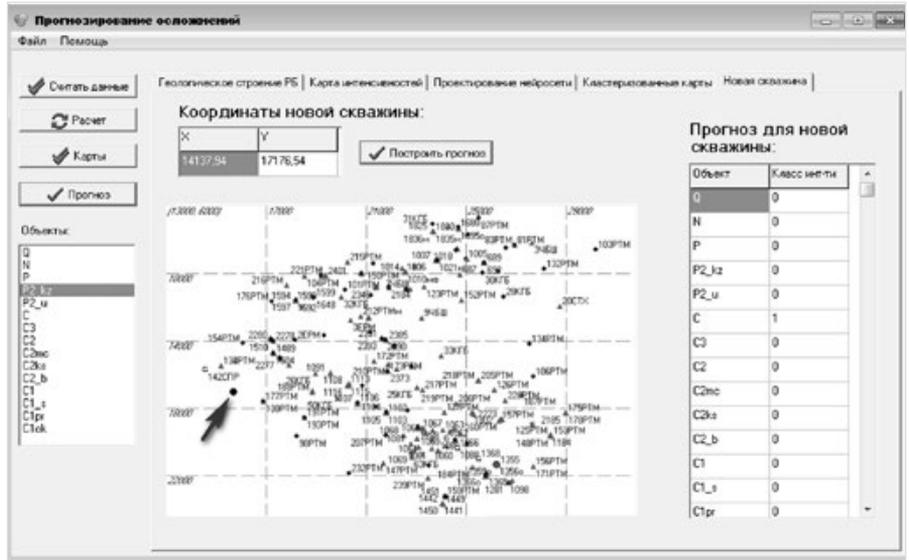


Рис. 3 — Построение прогноза для новой скважины



Рис. 4 — Параметрическая идентификация модели технологических параметров

из области памяти GPU обратно к хосту [4]. Чтобы достичь этого, CUBLAS предоставляет вспомогательные функции для создания и уничтожения объектов в памяти GPU, и для записи данных и извлечения информации из этих объектов. На центральном процессоре (CPU) выполняются только последовательные части алгоритма программы, подготовка и копирование данных на устройство, задание параметров для ядра и его запуск; само ядро, т.е., операции, которые будут исполнены над данными, выполняется на GPU. Данная технология позволяет повысить эффективность работы программы, не меняя конфигурацию аппаратной части компьютера, т.е. используя имеющиеся ресурсы.

Тестирование разработанной программы проводилось для линейки полимерных буровых растворов, разрабатываемых в ООО «БашНИПнефть» [4]. Рассчитанные значения технологических параметров для полученного оптимального состава

совпадают с измеренными в лаборатории значениями соответствующих свойств с точностью 82%, что говорит об адекватности предложенной методики. Разработанный программный продукт применяется при составлении проектной документации на строительство скважин.

Итоги

В работе разработана и реализована методика решения задач прогнозирования осложнений в бурении и оптимизации состава буровых растворов на основе использования современных информационных технологий (параллельных вычислений и искусственных нейронных сетей).

Выводы

Полученные результаты позволяют увеличить эффективность расчетов и снизить влияние человеческого фактора при проектировании строительства скважин.

№	Размерность (кол-во параметров)	Вид мат. модели	Метод решения обратной задачи	Время, мин	Точность, %
1	13	Линейная	Симплекс-метод	16,2	75,1
2	13	Квадратичная	Метод перебора	382,1	87,3
3	13	Квадратичная	Метод покоординатного спуска	24,0	83,6

Таб. 2 — Методы решения обратной задачи

Список используемой литературы

- Егоров А.А. Роль интеллектуальных систем в нефтегазовой отрасли: предпосылки и перспективы // Автоматизация и ИТ в нефтегазовой области. 2013. Режим доступа: <http://www.avite.ru/ngk/stati/rol-intellektualnyih-sistem-v-neftegazovoy-otrasli-predposylki-i-perspektivy.html> (дата обращения 20.08.2013)
- Haykin S. Neural Networks — a Comprehensive Foundation. Pearson Education, 2005. 823 p.
- Линд Ю.Б., Мулюков Р.А., Кабирова А.Р., Мурзагалин А.Р. Оперативное прогнозирование осложнений при бурении // Нефтяное хозяйство. 2013. №2. С. 55–57.
- Линд Ю.Б., Клеттер В.Ю., Ахматдинов Ф.Н., Мулюков Р.А. Оптимизация состава буровых растворов и оперативное управление их свойствами // Нефтяное хозяйство. 2009. №5. С. 90–93.
- Елкибаева Г.Г., Линд Ю.Б. Оптимизация состава буровых растворов на основе решения задачи линейного программирования // Тезисы докладов III Всероссийской научно-практической конференции «Практические аспекты нефтепромышленной химии». Уфа, 2013. С. 42–44.

ENGLISH

DRILLING

Actual information technologies in designing well construction

UDC 622.24+519.254

Authors:

Yuliya B. Lind — PhD, science secretary¹; lindub@bashneft.ru

Aigul R. Kabirova — PhD student²

Galiya G. Elkibaeva — student³

Azamat R. Murzagalin — student³

Rinat A. Mulyukov — chief specialist¹

¹BashNIPIneft LLC, Ufa, Russian Federation

²Institute of Petrochemistry and Catalysis of RAS, Ufa, Russian Federation

³Bashkir State University, Ufa, Russian Federation

Abstract

The paper is devoted to use of state-of-the-art information technologies, such as artificial neural networks and parallel computations, to solving problems of troubles prediction in design of wells construction and optimization of drilling fluids composition.

Materials and methods

Artificial neural networks,

parallel computations.

Results

Algorithms for solving problems of troubles prediction in design of wells construction and optimization of drilling fluids composition have been developed and implemented. They are based on artificial neural networks and parallel computations use.

Conclusions

Obtained results allow raising efficiency of calculations and reduce impact of human factor during design of wells construction.

Keywords

troubles prediction, optimization of drilling fluids composition, artificial neural networks, parallel computations

References

- Egorov A.A. *Role of intellectual systems in oil and gas industry: background and prospect*. Avtomatizatsiya i IT v neftegazovoi oblasti, 2013. Available at: www.avite.ru/ngk/stati/rol-intellektualnyih-sistem-v-neftegazovoy-otrasli-predposylki-i-perspektivy.html (accessed 20 August 2013).
- Haykin S. Neural Networks — a Comprehensive Foundation. Pearson Education, 2005. 823 p.
- Lind Yu.B., Mulyukov R.A., Kabirova A.R., Murzagalin A.R. *Operativnoe prognozirovanie oslozhnenii pri bureanii* [Prompt prediction of troubles in drilling]. Neftyanoe khozyaistvo, 2013, issue 2, pp. 55–57.
- Lind Yu.B., Kletter V.Yu., Akhmatdinov F.N., Mulyukov R.A. *Optimizatsiya sostava burovyykh rastvorov i operativnoe upravlenie ikh svoystvami* [Optimization of drilling fluids composition and management of their peoperties]. Neftyanoe khozyaistvo, 2009, issue 5, pp. 90–93.
- Elkibaeva G.G., Lind Yu.B. *Optimizatsiya sostava burovyykh rastvorov na osnove resheniya zadachi lineinogo programirovaniya* [Optimization of drilling fluids composition basing on solution of linear programming problem]. III Vserossiiskaya nauchno-prakticheskaya konferentsiya "Prakticheskie aspekty neftepromyslovoi himii", 2013, pp. 42–44.