



РАЗВИТИЕ И ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ. ПАТТЕРНЫ

Д. О. Гафуров¹, О. М. Гафуров²¹Красноярский научно-исследовательский институт геологии и минерального сырья, Красноярск, Россия; ²ООО «ИнформГеоСервис», Томск, Россия

Рассмотрены основы мышления и возможности реализации наработанного практического опыта развития методов, технологий применения искусственных нейронных сетей на основе нейроэмулятора на нейроморфных вычислительных устройствах с формированием паттернов. Приведены результаты формирования паттернов в сейсмических волновых полях 2D и 3D по Верхнечонскому нефтегазовому месторождению с дальнейшим прогнозом на его основе на лицензионных участках, что привело к открытию залежи.

Ключевые слова: нейронные сети, комплексирование данных, паттерны, рефлекс, конечные автоматы, финитная индукция, нейроморфные чипы.

DEVELOPMENT AND PRACTICAL APPLICATION OF NEURAL INFORMATION TECHNOLOGIES. PATTERNS

D. O. Gafurov¹, O. M. Gafurov²¹Krasnoyarsk Research Institute of Geology and Mineral Resources, Krasnoyarsk, Russia; ²InformGeoServis, Tomsk, Russia

In the present paper the authors consider fundamentals of intellection and possibility of realizing the accumulated practical experience in the development of methods and application technologies of artificial neural networks based on a neuro-emulator on neuromorphic computing devices with composition of patterns. Patterns composition results in 2D and 3D seismic wavefields over the Verkhnechonskoye oil and gas field are presented as well as the further forecast on its basis at licensed blocks, which led to the discovery of accumulation.

Keywords: neural networks, integration of data, patterns, reflexes, finite state automatons, finite induction, neuromorphic chips.

DOI 10.20403/2078-0575-2018-4-95-104

Область компьютерных наук, образовавшихся на пересечении искусственного интеллекта, статистики и теории баз данных, называется Data Mining (обнаружение знаний в данных). Этот термин обозначает процесс получения из «сырых» данных новой потенциально полезной информации о предметной области. Наряду с классическими методами математического анализа и численного моделирования используется также теория нейронных сетей.

Актуальность исследований в этом направлении подтверждается широким и разнообразным применением нейронных сетей [1, 11]: автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и мн. др.

Подход, ориентируемый на объединение принципов обучаемости и интерпретируемости, соответствует целям и задачам Data Mining. В основу современной технологии Data Mining (discovery-driven data mining) положена концепция шаблонов (паттернов), отражающих фрагменты многоаспектных взаимоотношений в данных.

Эти шаблоны представляют собой закономерности, свойственные подвыборкам данных, которые могут быть компактно выражены в понятной человеку форме. Поиск шаблонов производится методами, не ограниченными рамками априор-

ных предположений о структуре выборки и о виде распределения значений анализируемых показателей.

Корпорация IBM работает совместно с DARPA над созданием нейроморфных чипов (Systems of Neuromorphic Adaptive Plastic Scalable Electronics – SyNAPSE) еще с 2008 г., имея целью создание чипов и систем, работа которых была бы организована по принципу работы нейронов мозга животных.

Базируясь на накопленном практическом опыте, мы предлагаем реализацию методов и технологий применения искусственных нейронных сетей на основе нейроэмулятора на нейроморфных вычислительных устройствах с формированием паттернов. Нами использованы эмпирические и теоретические методы исследования; а кроме того, интеллектуальные системы, уже внедренные в производство, созданные в разные годы с участием лично авторов и под их (а также В. И. Сырямкина и др.) руководством [3, 9, 10]: интеллектуальные нейроинформационные системы (ИНС) «НейроИнформГео», «НейроРобот», «НейроФинЭксперт» и др. Решения задач основаны на экспериментальных данных и известных теоретических положениях адаптивных систем управления, нейроинформационных технологий, методов Data Mining, акустики, машинного зрения и навигации.

Достоверность полученных результатов подтверждается корректностью разработанных матема-



тических моделей, их адекватностью по известным критериям оценки изучаемых процессов, использованием известных положений фундаментальной науки, сходимостью полученных теоретических результатов с данными эксперимента и результатами промышленной эксплуатации систем, а также результатами исследований других авторов. Новизна технического решения подтверждается патентами на изобретения и авторскими свидетельствами [1, 5, 6, 8].

Комплексирование геолого-геофизических данных выполнялось с использованием математического аппарата нейронных сетей, реализованного в интеллектуальной геоинформационной системе «НейроИнформГео», разработанной в ООО «ИнформГеоСервис» [2, 7, 10].

Основы мышления

В нейрофизиологии сформулирован закон проведения нервного импульса по синапсам, идентифицированы зрительная и слуховая зоны, построена карта проекций таламических ядер на кору больших полушарий мозга и т. д.

Общая структуры сознания складывается из зрительной, слуховой, тактильной и соматической зон. Все это накладывается на живую нейросеть. Иначе говоря, способ исчисления лежит в обученных и постоянно существующих нейросетях при создании нейророботов либо при рождении животного или человека. Данные нейросети образуют систему безусловных рефлексов и должны обеспечить выживаемость живого организма или нейророботов в реальном физическо-временном континууме. В этой же системе формируются дополнительные навыки, т. е. в других участках мозга формируются новые нейросети (вырабатывается условный рефлекс).

Основная парадигма такова: во всех исчислениях участвуют только готовые (врожденные, переносимые по наследству или, в нашем случае, образованные на предыдущем этапе или предыдущими поколениями нейророботов) библиотеки нейросетей, а также обученные нейросети уже во время жизни живого существа или функционирования нейроробота в режиме реального времени (паттерны).

Основные концепции работы мозга

Врожденные (безусловные) рефлексы получены в основном во время эволюционного развития тела и обеспечивают его привязку к дневной поверхности планеты (или возможность вернуться в океан). Условные рефлексы – основа обучения, дообучения и переобучения нейросетей.

Функция распознавания образов – фундаментальное свойство живой природы. Принципиально важной особенностью распознавания образов нейронной сетью является способность восстановления образа по редуцированным, неполным или искаженным данным, хранящимся в памяти. Напри-

мер, к распознаванию предъявляется упрощенное изображение или его часть, и задача нейронной сети – восстановление полного ключевого образа, хранящегося в памяти.

Моделирование внешних процессов и событий. Так, сон человека – это время чистки и одновременно постоянное повторение уже произошедших дневных событий, выделение наиболее значимых, их запоминание, т. е. переобучение или закрепление уже переобученных сетей.

Соединение обучения, дообучения, переобучения¹ с распознаванием и моделированием произошедших физических событий и процессов, что ведет к появлению условных рефлексов и их закреплению, т. е. появление навыков.

Хаотическая динамика магнитно-электрической активности мозга (исследования показали, что электроэнцефалограммы животных и человека, а также магнитные поля, генерируемые в межнейронных тканях мозга, представляют собой детерминированные хаотические процессы с небольшим числом степеней свободы).

Параллельные методы обработки входящей и моделируемой информации в мозге.

Магнитные свойства клеток глии (глиальные клетки).

Подразделы нейросетевой структуры мозга (колонки кортекса).

Осцилляции различных участков мозга, резонанс и подача обработанных сигналов опять на первую сигнальную систему в зрительную, слуховую, соматическую зоны в полном или частичном объеме.

Проекты по изучению и моделированию мозга

Европа

Одним из самых известных и громких проектов по моделированию человеческого мозга является *Human Brain Project*, который разрабатывает команда из швейцарской Федеральной политехнической школы в Лозанне под руководством профессора Генри Маркрама (Henry Markram). Цель проекта – синтезировать все знания, полученные людьми о мозге, в единую полноценную модель внутри суперкомпьютера. В 2013 г. проект получил грант Еврокомиссии на 1 млрд евро.

США

Проект *BRAIN Initiative*, часто называемый *Brain Activity Map Project*, что означает «Карта активности мозга». Название говорящее: предполагается, что за 10 лет американским ученым удастся зафиксировать и картографировать активность каждого нейрона в человеческом мозге. Проект был одобрен администрацией президента Б. Обамы в 2013 г.: на его осуществление планируется выделить 3 млрд долларов из федерального бюджета.

¹ У живого существа это обычно связано по обратной связи с болевым процессом.

Human Connectome Project, или «Коннектом человека», был запущен в 2009 г. Национальным институтом здоровья США. Как и предыдущий, это прямой логический потомок «Генома человека»¹. Его цель – наиболее полное картирование связей между нейронами нашего мозга.

Особо выделяется финансируемый DARPA и IBM американский эксперимент *SYNAPSE* – «Система нейроморфной адаптивной пластичной масштабируемой электроники». Своей целью руководитель проекта Дхармендра Модха (Dharmendra Modha) ставит создание не виртуальной, а вполне реальной копии мозга, воплощенной в виде микросхемы с искусственными нейронами, зафиксированными на кремниевой основе.

Искусственные нейронные сети

Нейросетевые методы базируются на применении различных типов нейронных сетей (НС). НС состоит из элементов, называемых формальными нейронами, которые имитируют работу нейронов коры головного мозга. Каждый нейрон преобразует набор сигналов, поступающих к нему на вход, в выходной сигнал (рис. 1, 2).

Между отдельными нейронами может существовать связь, и именно эти связи, кодируемые весовыми коэффициентами, играют ключевую роль в функционировании НС. Связи между нейронами на рис. 2 обозначены буквой *W*, верхний индекс показывает принадлежность весового коэффициента конкретному слою. Одним из преимуществ НС является возможность параллельного функционирования всех элементов, что позволяет существенно повысить эффективность решения задачи в целом. Эта особенность НС успешно используется в системах распознавания образов. Нейронная сеть имеет входы *X* и выходы *Y*, представляя собой систему, которая формирует выходное состояние в зависимости от входного. Наличие весовых коэффициентов, которые можно определять алгоритмически, позволяет придать НС важнейшее свойство – способность обучаться.

Архитектура нейроплаты и одного нейропроцессора

Каждый нейропроцессор выполняет вычисления для всех назначенных ему нейронов. А поскольку NPU реализует сигмовидную активацию многослойного персептрона, каждый нейрон вычисляет свой вывод: $y = \text{sigmoid}(P_i(X_i - W_i))$, где X_i – вклад в нейроне, W_i – его соответствующий вес. Как показано на рис. 3, б, *Weight cache* (кольцевой буфер) хранит весовые коэффициенты (паттерн).

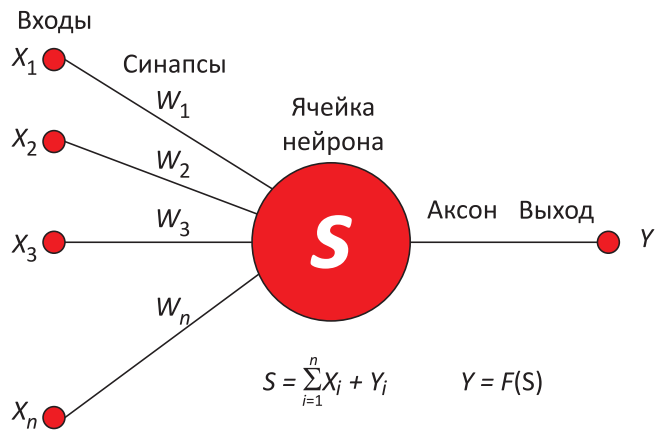


Рис. 1. Формальный нейрон

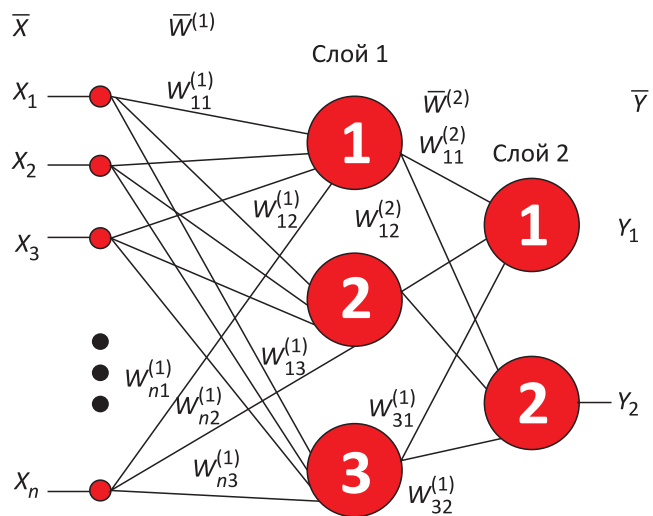


Рис. 2. Нейронная сеть

Два этапа – обучение и распознавание на основе искусственной нейронной сети – принципиально разные, базируются каждый на собственном ПО, и лишь частично объединяются на этапе обучения. Множественность типов сетей, способов обучения (с учителем, без учителя и т. д.), методов нахождения весовых коэффициентов, решение задачи для каждого конкретного случая – все это затрудняет применение нейрочипов в процессе начального обучения.

Объединение процессов работы нейроэмуляторов и нейрочипов состоит в общем принципе формирования входных атрибутов и загрузке весовых коэффициентов W_i , рассчитанных нейроэмулятором, в кольцевой буфер нейрочипа.

Нейросетевая парадигма

Человек при распознавании образов неосознанно привлекает огромный запас контекстных знаний, который накапливает на протяжении всей жизни. Применение нейросетевых методов, например основанных на обучаемых нейронных сетях, реализованных в ИНС «Нейрокибер», потенциально может позволить смоделировать происходящие при распознавании образов процессы в мозге человека, который в первом приближении можно пред-

¹Международный научно-исследовательский проект, главной целью которого было определить последовательность нуклеотидов, которые составляют ДНК, и идентифицировать 20–25 тыс. генов в человеческом геноме.

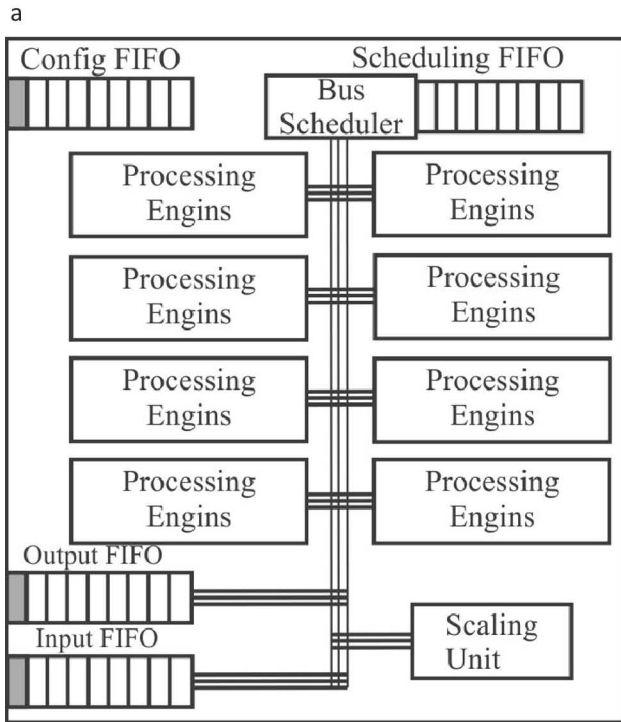
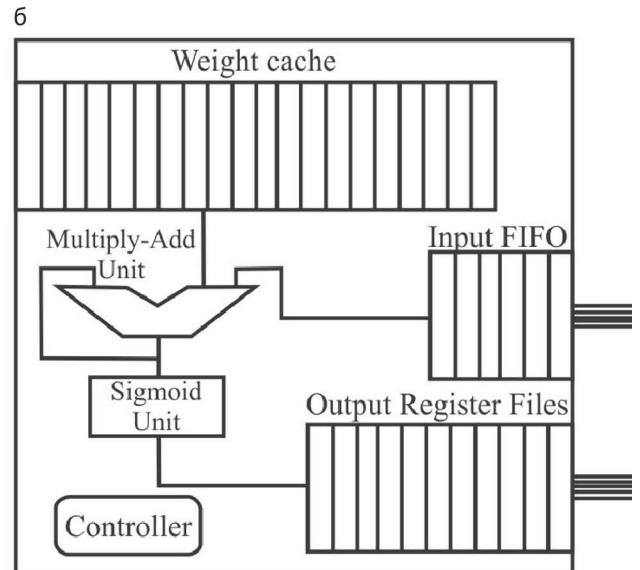


Рис. 3. Схема для нейроплаты (NPU) с 8 нейропроцессорами (а) и для одного нейропроцессора (нейрона) (б)



ставить в виде нейронной сети большой сложности. Человек, как и любое живое существо, оперирует не самим физическим объектом, а его измеренными физическими полями.

В качестве примера применения нейросетевых методов с формированием паттернов рассмотрим поиск физических объектов в сейсмических волновых полях.

Физические поля, наблюдаемые над месторождениями нефти и газа, видоизменяются в зависимости от расположения залежей и интенсивности процессов преобразования надпродуктивной толщи пород под воздействием миграции углеводородов. Они позволяют создать многомерное признаковое пространство, которое можно использовать как фактическую основу для прогнозирования контура нефтегазоносности в рамках задачи комплексной интерпретации.

Вся объемная часть геосреды изучается геофизическими методами (сейсморазведка, магниторазведка и т. д.). При исследовании естественных (магнитометрия, гравиметрия и т. д.) или принудительно возбужденных полей (сейсморазведка, электроразведка) образуется трехмерная матрица, где реальные геологические тела и объекты заменены цифровыми образами их физических полей.

В ИНС «НейроИнформГео» реализована методика интеллектуального анализа и интерпретации геофизических и геохимических параметров на основе нейросетевых методов с ранжированием входных признаков по уровню значимости, которое обеспечивает оценку информативного вклада каждого параметра для точности прогноза. Кроме того, применяются методы комплексного анализа (на основе обученных нейросетей) прогноза залежей углеводородов и зон оруденения с использо-

ванием геолого-промысловых данных по скважинам, материалами ГИС и сейсморазведки 2D и 3D. Механизм получения прогноза после обучения сети выдается пользователю в понятном для него виде.

Накопление опыта прогноза и интерпретации можно обеспечить в виде формирования, сохранения и корректного применения паттернов, представляющих собой библиотеку обученных нейронных сетей на эталонных месторождениях или разбуренных площадях.

Достоверность прогноза на каждом шаге обеспечивается правильно определенными параметрами новых пробуренных скважин. Это опорная информация с высшей абсолютной степенью достоверности. Такое пошаговое дополнение знаний и прогноз эффективности бурения новых скважин должно быть дополнено их моделированием и пересчетом новых зон на основе накопленного опыта и оценкой экономической эффективности точек их заложения.

Традиционно описанная задача решается с помощью классических методов интерпретации, численного моделирования и статистического анализа.

Формирование паттернов в ИНС «НейроИнформГео»

Геологические тела и их образы в геофизических и геохимических полях

Введем понятие физической модели среды в виде функции $Q_n(x, y, z)$, которая описывает распределение в области V физического параметра, создающего геофизическое поле $f_n(x, y, z)$ в окружающем пространстве с параметрами геосреды p_1, \dots, p_k , а также соотношение $f_n(x, y, z) = f(Q_n, P_1, \dots, P_k)$, которое связывает Q_n и f_n , т.е. позволяет рассчиты-



вать поле данного геофизического параметра (это прямая задача геофизики).

Для расчета поля геофизического параметра $f_n(x, y, z)$ необходимо знание значений $Q_n(x, y, z)$ и параметров геосреды p_1, \dots, p_k , а также положения граничных (контактных) поверхностей. В сейсморазведке это значение плотности горных пород и границы их разностей, в геологии – пластов глин, песчаников и т. д., иначе говоря, геологических тел, объектов. В поле измеренных волновых полей, полученных как отклик реальной среды на принудительное возбуждение источником (взрыв, виброисточник, импульсный источник и т. д.), эти границы выглядят как резкое изменение амплитуды колебаний, а изменение плотностных характеристик вызывает увеличение или уменьшение скорости продольных волн и т. д.

Кроме того, ряд геофизических и геохимических параметров свидетельствует о вторичном изменении параметров среды под воздействием углеводородов или других мигрирующих агрессивных сред.

Данная схема является весьма упрощенной и работает для достаточно простых геологических сред. Однако практически во всех нефтегазоносных районах мира существуют опорные горизонты – геологические тела, хорошо узнаваемые, протяженные практически по всей площади и имеющие известные характеристики (в Юго-Западной Сибири, например, это горизонт Ю₁). Более тонкие эффекты, наблюдаемые в сейсмическом поле и других геофизических полях, не всегда удается сразу идентифицировать как геологическое тело или объект.

Построение геологической модели $Q_n(x, y, z)$ по измеренному геофизическому параметру $f_n(x, y, z)$ называется обратной задачей, для ее решения необходимо знать распределение параметров геосреды p_1, \dots, p_k и положение контактных поверхностей.

Общая схема решения прямой и обратной задач

Решение прямой задачи – расчет полей распределения $f(Q)$ параметра по заданной геологической модели, состоящей из геологических тел, объектов и их физических характеристик:

$$Q(x, y, z) \xrightarrow{t(Q)} fQ.$$

Решение обратной задачи – расчет и построение модели по измеренному полю $J(f)$:

$$f(Q) \xrightarrow{J(f)} Q(x, y, z).$$

В геофизике исследователь (а в быту любой человек или животное) оперируют не конкретными объектами, а их образами, например визуальными (в сейсморазведке 90% всей информации), обонятельными (запах в геохимии) и др., поэтому обратная задача решается постоянно, так же как и человек постоянно оперирует увиденным и услышанным.

Далее проверяется правильность построения геологической модели. Так как этот неоднозначный

процесс проводится на основе решения прямой задачи, т. е. по построенной геологической модели, поле параметра рассчитывается на основе $Q_{k1} \rightarrow Q_n$ и $f_1(Q_n)$. Значит, сравнивая рассчитанное поле $f_1(Q_n)$ с измеренным $f(Q)$ и учитывая разность и сходимость, мы изменяем параметры решения обратной задачи и уточняем либо границы геологических тел, либо распределение физического параметра. Данный процесс продолжается до минимизирования функционала $U(Q) = \min[f_k(Q_n) - f(Q)]$.

Рассмотрим следующий конечный автомат из пяти объектов A, S, Z, v, ξ , где $A = \{a_0, a_1, \dots, a_n\}$ – конечный список входных параметров (измеренные геофизические поля); $S = \{S_0, S_i, \dots, S_r\}$ – множество внутренних состояний (функции обработки); $Z = \{Z_0, Z_i, \dots, Z_m\}$ – список выходных параметров (геологическая модель); $v : S \times A \rightarrow S$ – функция перехода в следующее состояние; $\xi = S \times A \rightarrow Z$ – функция выхода (оценка сходимости рассчитываемых и измеряемых полей параметров)¹.

Каждый раз расчет перехода конечного автомата в следующее состояние требует расчета функции перехода $v : S \times A \rightarrow S$, т. е. из одного предыдущего состояния необходимо перейти в другое. Это может соответствовать определенным состояниям конечного автомата. Сам переход, в свою очередь, требует ввода управляющих параметров для каждого шага детерминированного процесса, при этом следует выбрать, в какую разрешенную точку он может перейти.

Если рассматривать данный процесс по определенному прототипу обработки информации в геофизике, то это пакетный режим обработки данных, в котором на определенном процедурном языке составляется режим выполнения процедур обработки геофизических данных и задаются параметры обработки. Затем весь пакет или все задание запускается «втемную», без последовательного пошагового анализа полученных результатов. Для того чтобы обучить машину правильно решать задачу на каждом шаге, нам необходимо ввести понятие обучение (или самообучения) машины после каждого такта обработки материала.

Поскольку управление процессом вычисления требует точного задания функции перехода и управляющих параметров в виде конкретных чисел, то в моменты перехода от одной функции к другой необходимо принимать решение на основе неявных и неочевидных зависимостей, скрытых в данных априорных и полученных на основе вычислений на предыдущем этапе. При этом, опираясь на выборку с уже имеющимся или вычисляемыми зависимостями и производя обучение нейронной сети на основе анализа скважинных данных, корреляционных зависимостей параметров геосреды, мы и формируем

¹Обозначения взяты из книги Т. Биркгоф, Т. Барти «Современная прикладная алгебра», гл. 3 «Конечные автоматы». – М.: Мир, 1976. – 400 с.

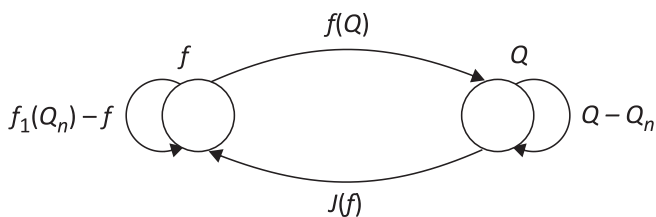


Рис. 4. Конечный автомат, решающий прямую и обратную задачи

следующий переход $v : Sx \rightarrow S$, т. е. функция перехода и управляющие параметры определяются практически без вмешательства человека (рис. 4). Следует отметить, что специалист редко более одного раза повторяет данный процесс вручную, больше полагаясь на свой опыт и интуицию.

**Принципы обучения системы.
Пошаговое дополнение знаний**

Для построения связанной непротиворечивой геологической модели по ее образу в геофизических и геохимических полях на основе функций обработки и интерпретации строится граф обработки и интерпретации, который управляется человеком на каждом небольшом этапе ввода параметров управления геофизическим заданием, т. е. функцию управления $v : Sx \rightarrow S$ формирует специалист высокой квалификации (эксперт).

Представим, что формирование параметров для каждой функции есть высказывание $P(1), P(2), P(3), \dots, P(n)$. Каждое из них может быть либо истинным, либо ложным, т. е. или ведет к решению задачи, или уводит от него. Принцип финитной (конечной) индукции утверждает, что для доказательства истинности высказываний $P(n)$ для всех n достаточно установить, во-первых, истинность $P(1)$ и, во-вторых, истинность бесконечной последовательности импликаций $P(1) \Rightarrow P(2) \Rightarrow P(3) \dots P(n) \Rightarrow P(n + 1) \Rightarrow \dots$

Машина должна на каждом шаге правильно рассчитывать параметры, а начальная постановка задачи должна быть адекватна реальной геосреде. Расчет параметров на каждом цикле проводится нейрокомпьютерной программой с опорой на обучающую выборку (рис. 5).

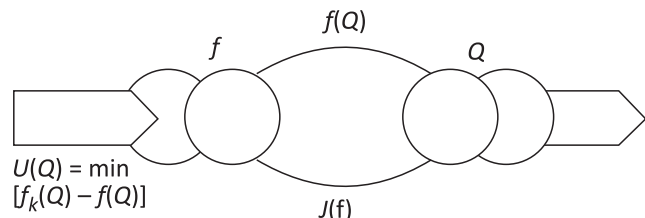


Рис. 5. Конечный автомат, решающий прямую и обратную задачу геофизики с использованием нейрокомпьютерных технологий

В области обучения B_1, \dots, B_m проверка правильности формирования образа физического объекта в геофизических полях проводится нейрокомпьютерной программой многократно (в зависимости от

сложности среды, архитектуры нейронной сети, принципов обучения) и продолжается до минимизации функционала $U(Q) = \min [f_k(Q_n) - f(Q)]$. Для конкретных сред достигается 87–94% правильных ответов.

Определение паттерна

Накопление опыта прогноза и интерпретации можно обеспечить в виде формирования, сохранения и корректного применения паттернов, представляющих собой библиотеку обученных нейронных сетей на эталонных месторождениях или разбуренных площадях.

Достоверность прогноза на каждом шаге обеспечивается правильно определенными параметрами новых пробуренных скважин как опорная информация, имеющая для прогноза по геофизическим полям высшую абсолютную степень достоверности. Если же не вводить субъективный фактор (мнение геофизика-интерпретатора), т. е. не дорисовывать прогнозные зоны, то такое пошаговое дополнение знаний и прогноз эффективности бурения новых скважин должны быть дополнены их моделированием и пересчетом новых зон на основе уже имеющегося опыта, а также оценкой экономической эффективности точек их заложения.

Построение физической модели разбивается на два основных этапа: создание паттерна в виде обученных нейронных сетей на эталонных объектах и распознавание изучаемых объектов.

Правильность проверяем по уравнению регрессии, построенной по прогнозным и истинным значениям в скважинах.

На этапе подготовки данных с целью формирования эталонных (нейронных) сетей (паттернов) для прогноза улучшенных коллекторских свойств по осинскому, преображенскому, усть-кутскому горизонтам была проведена динамическая обработка сейсмического материала на Верхнеичерском и Западно-Чонском лицензированных участках: расчет AVO, акустического импеданса; построение трендовой модели импедансов; расчет энергии рассеянных волн; расчет атрибутов; подготовка результатов интерпретации и актов испытания скважин по продуктивным горизонтам.

На этапе формирования обученных нейронных сетей (паттернов) для прогноза промысловых и геологических параметров для Непского свода по кубу 3D Верхнечонского месторождения были обработаны 22 скважины для прогноза проницаемости на Верхнеичерском ЛУ, в 40 скважинах установлена линейная корреляция проницаемости со значением притока в скважинах, обоснованы и осуществлены прогнозы для $H_{эф}$ и $K_{пор}$, построены карты прогноза.

По 40 скважинам для геологических параметров и 45 скважинам для притока на указанных ЛУ сформированы и обучены нейронные сети (паттерны) для прогноза эффективных толщин пластов; коэффициента пористости; характера насыщения (от-

существование, вода, нефть, газ); эффективного порового объема.

В результате построены прогнозные карты данных параметров, использована вся возможная скважинная информация с выполненной интерпретацией ГИС по единому комплексу петрофизических зависимостей (ООО «Шельф-Юг»), составлены акты испытания скважин (ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть»), осуществлен прогноз по непской свите Верхнеичерского ЛУ на основе созданного эталона 3D для Непского свода.

В соответствии с проделанной работой для Верхнеичерского ЛУ в ИНС «НейроИнформГео» получена цифровая геолого-геофизическая модель и обученная нейронная сеть, сохраняющая коэффициенты связи между геологическими, промышленными параметрами и атрибутами измеренных геофизических полей.

Таким образом, данная модель содержит цифровые данные и инструмент анализа, позволяющий адаптивно на основе новых данных или моделирования проектируемых скважин оперативно дообучать, переобучать нейронные сети и строить новые геолого-геофизические модели, с учетом построенной на предыдущем этапе (рис. 6).

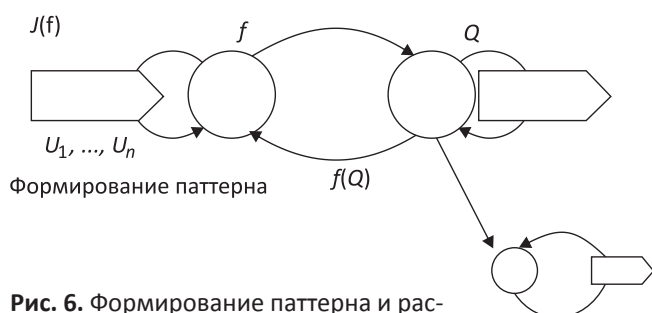


Рис. 6. Формирование паттерна и распознавание на исследуемых участках

Возможность применения нейроморфных чипов позволяет перенести часть вычислительного процесса непосредственно в поле. Например, летательный аппарат, оснащенный средствами измерения магнитных, геохимических полей, может определять индикаторы ряда месторождений полезных ископаемых в реальном режиме времени.

Нейроморфные платы – SyNAPSE

Система TrueNorth состоит из отдельных нейроплат-модулей, которые работают, как нейроны мозга. Соединяя нейроморфные чипы в систему, исследователи получают искусственную нейронную сеть. Версия, которую представила IBM, включает 48 млн соединений, что близко к числу синапсов в мозге крысы. Представленная структура состоит из 16 отдельных нейроплат-модулей.

TrueNorth является подобием мозга. Вся архитектура нейроплаты построена из взаимосвязанных в сеть более легких нейросинаптических ядер; в мозге человека – это колонки кортекса [2, 3]. TrueNorth полностью программируется с точки зрения как «физиологии» и «анатомии» нейропла-

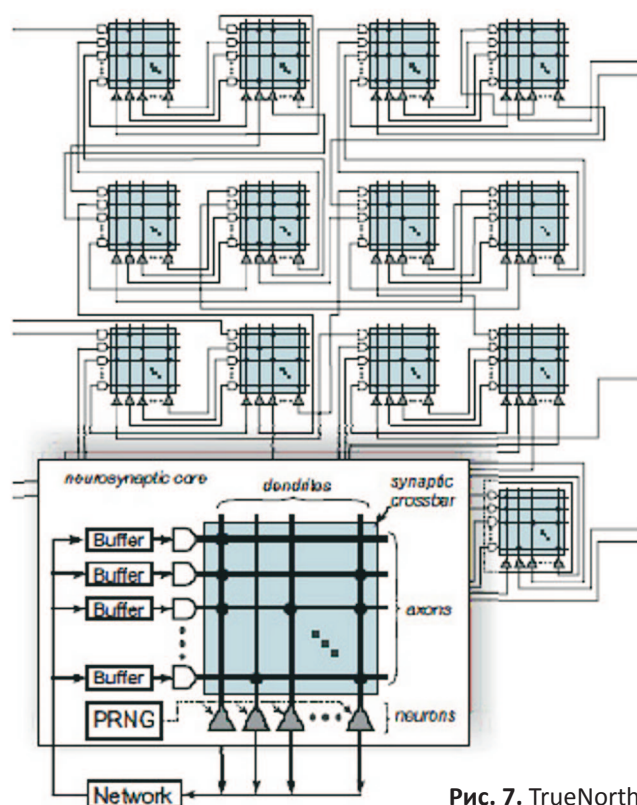


Рис. 7. TrueNorth

ты (параметров отдельного нейрона, синаптической связи), так и передачи данных чипами и связи нейрон – аксон. Они позволяют решать задачи для широкого круга искусственных объектов в динамике движения и управления ими в реальном режиме времени (рис. 7). На врезке к рис. 7 показана нейроплата – нейросинаптическое ядро TrueNorth, имеющее 256 аксонов, а 256×256 синапсов соединены в сеть с 256 нейронами. Взаимодействие объекта, оснащенного данным чипом, с окружающей средой происходит на основе управления исполнительными механизмами в режиме реального времени, получая и обрабатывая сигналы от различных источников (например, датчиков).

Практическое применение паттернов

Технология распознавания, идентификации, прогноза, реализованная на основе паттернов, позволяет использовать практически одну и ту же программу, если реализовать ее в виде нейроэмулятора или нейрочипа, но сохранять и подгружать в нее файлы коэффициентов паттерна.

В ИНС «НейроИнформГео» паттерны формировались на основе уже изученных и разбуренных месторождений по геофизическим и геохимическим данным, материалам сейсморазведки 2D и 3D, в результате в Восточной и Западной Сибири и Республике Саха (Якутия) были открыты новые месторождения нефти и газа.

В ИНС «НейроКибер» паттерны по фонемам конкретного языка и конкретным людям, а также по фотографиям (рис. 8), делаемых нейророботом во время знакомства, совмещение распознавания по



Рис. 8. Вариации исходных данных для распознавания личности



Рис. 9. Аналогия мозга человека и компьютерной системы

голосу и по изображению привели к резкому улучшению идентификации и распознаванию субъектов.

В ИНС «НейроФинЭксперт» паттерны формировались на основе финансовой устойчивости групп предприятий, что позволило анализировать и прогнозировать экономико-социальные, экономико-политические результаты во времени.

Выводы

Развитие и практическое применение нейроинформационных технологий получает новый импульс в связи с применением нейроморфных чипов и объединением с нейроэмуляторами, реализованными на компьютере с традиционной архитектурой. В первую очередь исследования, расчеты, формирования паттернов позволяют выделить класс решаемых задач с применением нейроэмулятора, а в дальнейшем – решать задачи распознавания обученной нейронной сетью или нейрочипом.

Специалисты IBM проводят интересную аналогию с мозгом человека (рис. 9): они сравнивает обычные компьютерные системы с левым полушарием. Нейроморфные системы умеют находить отдельные паттерны в больших массивах данных и интерпретировать эту информацию как правое полушарие мозга. В ближайшем будущем ученые смогут объединить возможности традиционных компьютеров и нейроморфных чипов, создав единую сверхэффективную структуру – искусственный интеллект.

Так, в IBM построен новый, самый большой в истории корпорации чип, моделирующий архитектуру мозга, состоящий из 1 млн нейронов и 256 млн синапсов. Он работает на 5,4 млрд транзисторов и имеет сеть на чипе из 4096 нейросинаптических ядер. И все это потребляет лишь 70 мВт энергии во время работы в реальном времени, т. е. на порядок меньше, чем традиционный чип. Как часть полной познавательной экосистемы аппаратного и про-

граммного обеспечения, эта технология открывает новые вычислительные границы для распределенного датчика и супервычислительных возможностей.

В Российской Федерации, к сожалению, не проводятся такие масштабные исследования мозга живых организмов и не создаются нейроморфные вычислительные системы. Это определяет отставание нашей науки и техники. Но ведется поиск, создание и формирование паттернов как коэффициентов связи между исследуемыми параметрами полей физических объектов, а когда они сформиро-

ваны с применением нейроэмуляторов, их с успехом можно загружать и использовать в нейроморфных платах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. База данных блока автоматизированного формирования эталонов в интеллектуальной геоинформационной системе «НейроИнформГео»: свидетельство о государственной регистрации базы данных в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам № 201162031 / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, А. О. Гафуров. Зарегистрирована в Реестре баз данных 23 мая 2011 г.
2. Гафуров Д. О. Геологическая интерпретация с применением обучаемых нейронных сетей в «НейроИнформГео» данных ГИС Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения // Изв. ТПУ. – 2006. – Т. 309, № 3. – С. 32–37.
3. Гафуров Д. О., Гафуров О. М., Конторович В. А. Возможности интерпретации геолого-геофизических данных на основе обучаемых нейронных сетей // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Сибири. – 2017. – № 3. – С. 85–94.
4. Гафуров Д. О., Гафуров О. М., Конторович В. А. Интерпретация данных геофизических исследований Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения обучаемыми нейронными сетями, прогноз строения осинского горизонта // Технологии сейсморазведки. – 2014. – № 4. – С. 85–92.
5. Программа обработки сейсмоакустических и геофизических данных в формате сеток *dat* на основе обучаемых нейронных сетей для формирования эталонов и расчета паттернов: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам № 2011613919 / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, А. О. Гафуров. Зарегистрирована в Реестре программ для ЭВМ 19 мая 2011 г.



6. **Программа** формирования эталонов и расчета паттернов на основе обучаемых нейронных сетей для анализа и прогноза финансовой устойчивости предприятий: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам № 2017612103 / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, А. О. Гафуров. Зарегистрирована в Реестре программ для ЭВМ 15 февраля 2017 г.

7. **Программа** формирования эталонов и расчета паттернов на основе обучаемых нейронных сетей для распознавания объектов в оцифрованном видеопотоке: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам № 2017612382 / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, А. О. Гафуров. Зарегистрирована в Реестре программ для ЭВМ 20 февраля 2017 г.

8. **Способ** определения мест заложения эксплуатационных скважин при разработке месторождений углеводородов: патент РФ на изобретение № 247749 / О. М. Гафуров, Д. О. Гафуров, А. О. Гафуров и др. Заявка № 2011125437. Зарегистрирован 10 марта 2013 г., срок действия истекает 20 июня 2031 г.

9. **Gafurov D., Gafurov O.** Development and Practical Application of Neural Information Technologies, Patterns // MATEC Web of Conferences, 11 October 2016, vol. 79. VII Scientific Conference with International Participation «Information-Measuring Equipment and Technologies» (IME T 2016), no. 01086. – P. 12.

10. **Gafurov D., Gafurov O.** Method of Creation of “Core-Gisseismic Attributes” Dependences With Use of Trainable Neural Networks // MATEC Web of Conferences, 11 October 2016, vol. 79. VII Scientific Conference with International Participation «Information-Measuring Equipment and Technologies» (IME T 2016), no. 01055. – P. 10.

11. **Gafurov O. M., Gafurov D. O., Syryamkin V. I.** Cognitive methodology for forecasting oil and gas industry using pattern-based neural information technologies // Published under license by IOP Publishing Ltd, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2018. – Vol. 363, conference 1.

REFERENCES

1. Gafurov O.M., Gafurov D.O., Gafurov A.O. *Baza dannykh bloka avtomati zirovannogo formirovaniya etalonov v intellektual'noy geoinformatsionnoy sisteme “NeyroInformGeo”* [The database of the unit of automated formation of standards in the NeuroInformGeo intellectual geographic information system]. Certificate of database registration, no. 201162031, 2011. (In Russ.).

2. Gafurov D.O. [Geological interpretation with application of taught neural networks in NeuroInformGeo of GWL data of the Talakanskoye oil, gas and condensate field]. *Izvestiya TPU – Bulletin of TPU*, 2006, vol. 309, no. 3, pp. 32–37. (In Russ.).

3. Gafurov D.O., Gafurov O.M., Kontorovich V.A. [Possibilities of geological and geophysical data interpretation on the basis of taught neural networks] *Geologiya i mineral'no-syr'yevye resursy Sibiri – Geology and Mineral Resources of Siberia*, 2017, no. 3, pp. 85–94. (In Russ.).

4. Gafurov D.O., Gafurov O.M., Kontorovich V.A. [Interpretation of well log data from the Talakanskoye oil, gas and condensate field and prediction of the Osa reservoir architecture from neural network analysis] *Tekhnologii seysmorazvedki*, 2014, no. 4, pp. 85–92. (In Russ.).

5. Gafurov O.M., Gafurov D.O., Gafurov A.O. *Programma obrabotki seysmoakusticheskikh i geofizicheskikh dannykh v formate setok dat na osnove obuchaemykh neyronnykh setey dlya formirovaniya etalonov i rascheta patternov* [The program of processing of seismoacoustic and geophysical data in a dat grid format on the basis of taught neural networks for formation of standards and calculation of patterns]. Certificate on the registration of the computer program, no. 2011613919, registered on 19th of May, 2011 (In Russ.).

6. Gafurov O.M., Gafurov D.O., Gafurov A.O. *Programma formirovaniya etalonov i rascheta patternov na osnove obuchaemykh neyronnykh setey dlya analiza i prognoza finansovoy ustoychivosti predpriyatij* [The program of standards formation and calculation of patterns based on taught neural networks for analysis and prediction of financial stability of enterprises]. Certificate on the registration of the computer program, no. 2017612103, registered on 15th of February, 2017. (In Russ.).

7. Gafurov O.M., Gafurov D.O., Gafurov A.O. *Programma formirovaniya etalonov i rascheta patternov na osnove obuchaemykh neyronnykh setey dlya raspoznavaniya ob'yektov v otsifrovannom video-potoke* [The program of standards formation and calculation of patterns based on taught neural networks for objects identification in digitized stream]. Certificate on the registration of the computer program, no. 2017612382, registered on 20th of February, 2017. (In Russ.).

8. Gafurov O. M., Gafurov D.O., Gafurov A.O., et al. *Sposob opredeleniya mest zalozheniya ekspluatatsionnykh skvazhin pri razrabotke mestorozhdeniy uglevodorodov* [The way to locate production wells in developing hydrocarbon fields]. Patent RF, no. 2477499, MPK G01V1/00 (2006.01), G01V11/00 (2006.01); claimer and patent holder OOO RN-KrasnoyarskNIPIneft., no. 2011125437/28; claim 20.06.2011; registered 10.03.2013, validity per. expires on 20th of June, 2031 (In Russ.).

9. Gafurov D., Gafurov O. Development and Practical Application of Neural Information Technologies, Pattern. *MATEC Web of Conferences*, 11 October 2016, vol. 79. VII Scientific Conference with International Participation “Information-Measuring Equipment and Technologies” (IME T 2016), no. 01086, p. 12.



10. Gafurov D., Gafurov O. Method of Creation of “Core-Gisseismic Attributes” Dependences With Use of Trainable Neural Networks. *MATEC Web of Conferences*, 11 October 2016, vol. 79. VII Scientific Conference with International Participation “Information-Measuring Equipment and Technologies” (IME T 2016), no. 01055, p. 10.

11. Gafurov O. M., Gafurov D. O., Syryamkin V. I. Cognitive methodology for forecasting oil and gas industry using pattern-based neural information technologies. *Published under license by IOP Publishing Ltd, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, vol. 363, conference 1.

© Д. О. Гафуров, О. М. Гафуров, 2018