

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ПРИ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КАРОТАЖНЫХ ДАННЫХ

С.Н. Родина, К.Ю. Силкин

Воронежский государственный университет

В статье приводятся результаты применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для интерпретации данных геофизических исследований скважин (ГИС). Даются основные положения теории ИНС и сведения об опыте применения искусственного интеллекта в области ГИС. Производится описание используемых каротажных данных и методики их подготовки для работы с ИНС. Описывается методика обучения и применения сети.

Искусственные нейронные сети (ИНС) в настоящее время применяют практически во всех прикладных областях исследований: биологии, медицине, геофизике и т.д. Они предоставляют возможность любому учёному, не являющемуся специалистом в области математического анализа и вычислительной математики, выявить и использовать на практике закономерности в экспериментальных данных. Причём, процесс добычи и накопления знаний осуществляется нейронной сетью автоматически. Её создателю необходимо «только» правильным образом разработать архитектуру сети и подготовить представительные данные для обучения. Это и составляет основную трудность при работе с ИНС.

В данной работе описывается опыт применения ИНС для интерпретации данных γ -каротажа и каротажа сопротивления по двум скважинам, одна из которых служила эталоном для обучения сети, а другая — средством проверки правильности её работы.

Под нейронными сетями подразумевают [1] вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Адаптируемые и обучаемые они представляют собой распараллеленные системы. Элементарным преобразователем является искусственный нейрон, названный так по аналогии с биологическим прототипом.

В состав искусственного нейрона входят умножители (синапсы), сумматор и функция активации (передаточная функция). Синапсы осуществляют связь между нейронами и умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи — вес синапса. Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других

нейронов, и внешних входных сигналов. Функция активации преобразует выход сумматора, чаще всего используют сигмоидальную функцию.

Перцептрон — это простая нейронная модель, состоящая из одного слоя искусственных нейронов (рис. 1). Перцептроны могут объединяться в сети различным образом. Самым распространенным их видом является многослойный перцептрон (рис. 2).

Сеть состоит из произвольного количества слоев нейронов. Первый слой называется сенсорным или входным, внутренние слои называются скрытыми, последний — выходным или результативным. Количество нейронов в слоях может быть произвольным.

Работа перцептрона сводится к классификации (обобщению) входных сигналов по некоторому числу классов.

Важное значение имеет способность сети к обобщению. Обобщение — это свойство давать близкий к правильному результат для входных векторов, которых не было в обучающем множестве. Если бы нейронные сети не обладали такой способностью, они были бы лишь механизмом запоминания, а не обработки информации.

Многослойные сети оказываются универсальным инструментом аппроксимации функций.

Перед применением нейронных сетей они должны быть обучены. Обучение сети может быть с учителем или без него. Обучение перцептрона является обучением с учителем. Алгоритм называется алгоритмом с учителем, если при обучении известны и входные, и выходные векторы сети. Задача обучения перцептрона: подобрать такие значения параметров сети, чтобы ошибка была минимальна для данного обучающего множества. За счет способности к обобщению сетью могут быть получены новые результаты, если подать на вход вектор, который не встречался при обучении.

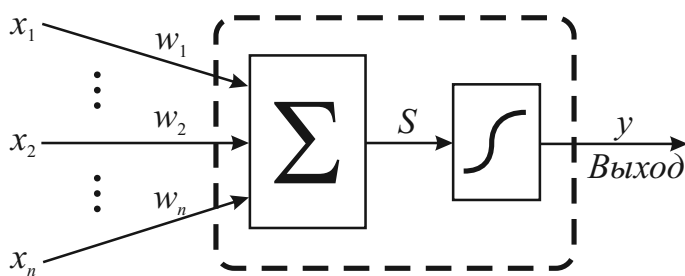


Рис. 1. Персептронный нейрон

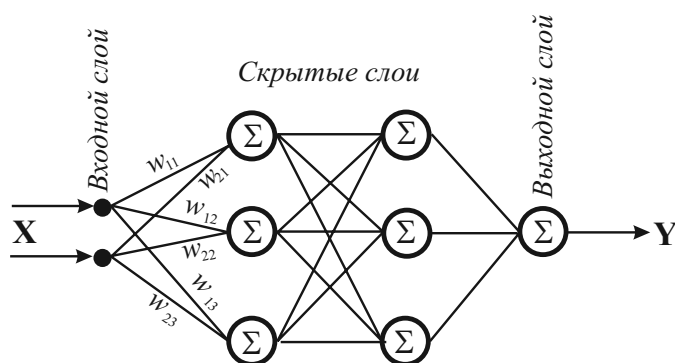


Рис. 2. Многослойный персептрон

Некоторые отечественные геофизики [2] уже оценили высокую эффективность применения интеллектуальных алгоритмов интерпретации геофизических данных. Так, в Центре опытно-производственных работ «Казаньгеофизика» для распознавания нефтеперспективных зон по комплексу геофизических и геохимических параметров используются искусственные нейронные сети. Результаты исследований показали, что искусственная нейронная сеть (многослойный персептрон) обеспечивает корректное решение нефтепоисковых задач с вероятностью более 98 % (против 54 % при классификации методом линейно-статистического анализа с помощью дискриминантных функций).

В то же время применение искусственных нейронных сетей за рубежом идёт опережающими темпами.

Американские исследователи [3] производят количественную оценку литологии аргиллитов с помощью данных каротажа и искусственных нейронных сетей. Использовался набор данных из 530 образцов аргиллита из 19 скважин в Северном море и из 9 скважин в Мексиканском заливе. ИНС были обучены оценивать глинистость, плотность и общее содержание органических веществ в аргиллитах из стандартного набора данных каротажа (γ -каротаж, акустический каротаж, каротаж сопротивления,

плотностной каротаж, кавернометрия). Нейронные сети к тому же были обучены отличать карбонатные породы от обломочных аргиллитов, а также предварительно определять степень цементации. Результаты показали, что для распознавания глинистости точность составляет 85 % с ошибкой в пределах 10 %, общее содержание органических веществ сеть распознает с точностью 92 % с ошибкой в 1 %, плотность — с точностью 91 % с ошибкой в пределах 0,07 г/см³, сеть распознает верно 98 % карбонатных образцов и 99 % терригенных образцов.

Для интерпретации с помощью нейронных сетей нами были использованы данные с Веневитинского и Кожевенного кордонов, расположенных в Рамонском районе Воронежской области. Данные любезно предоставлены доц. А.А. Аузиным.

Верхняя часть разреза в изучаемом районе сложена песками, мощностью 30 м. Ниже залегают глины с прослоями известняком, переходящие в чистый известняк, общая мощность 45 м. Далее по разрезу залегают пачка, мощностью около 100 м, представленная переслаиванием алевролит-глинистых пород, песчаников и аргиллитоподобных глин. Ниже залегают известняки, мощностью 13 м; затем маломощные слои песчаников (4 м) и далее по разрезу залегают метаморфизованные и изверженные породы.

Используемые данные представляют собой каротажные диаграммы скважин с Веневитиновского и Кожевенного кордонов. В обеих скважинах проводились каротаж сопротивления (КС) и γ -каротаж (ГК). Для непосредственного использования этих данных производилась оцифровка диаграмм. Первоначально применялись все литофации, выделенные в стратиграфической колонке. Сеть была создана, ее обучили, затем применяли, полученные результаты показали, что она потеряла обобщающие способности. В результате число фаций было уменьшено вдвое. Выделенные пять фаций достаточно хорошо различаются по своим свойствам (рис. 3). В пределах каждого графика породы, относящиеся к одному классу, объединяются в области сложной конфигурации, которые частично пересекаются. Области, относящиеся к одному типу, на разных скважинах совпадают только частично. Таким образом, в результате применения нейросети к данным только двух каротажных методов могут быть ошибки в распознавании.

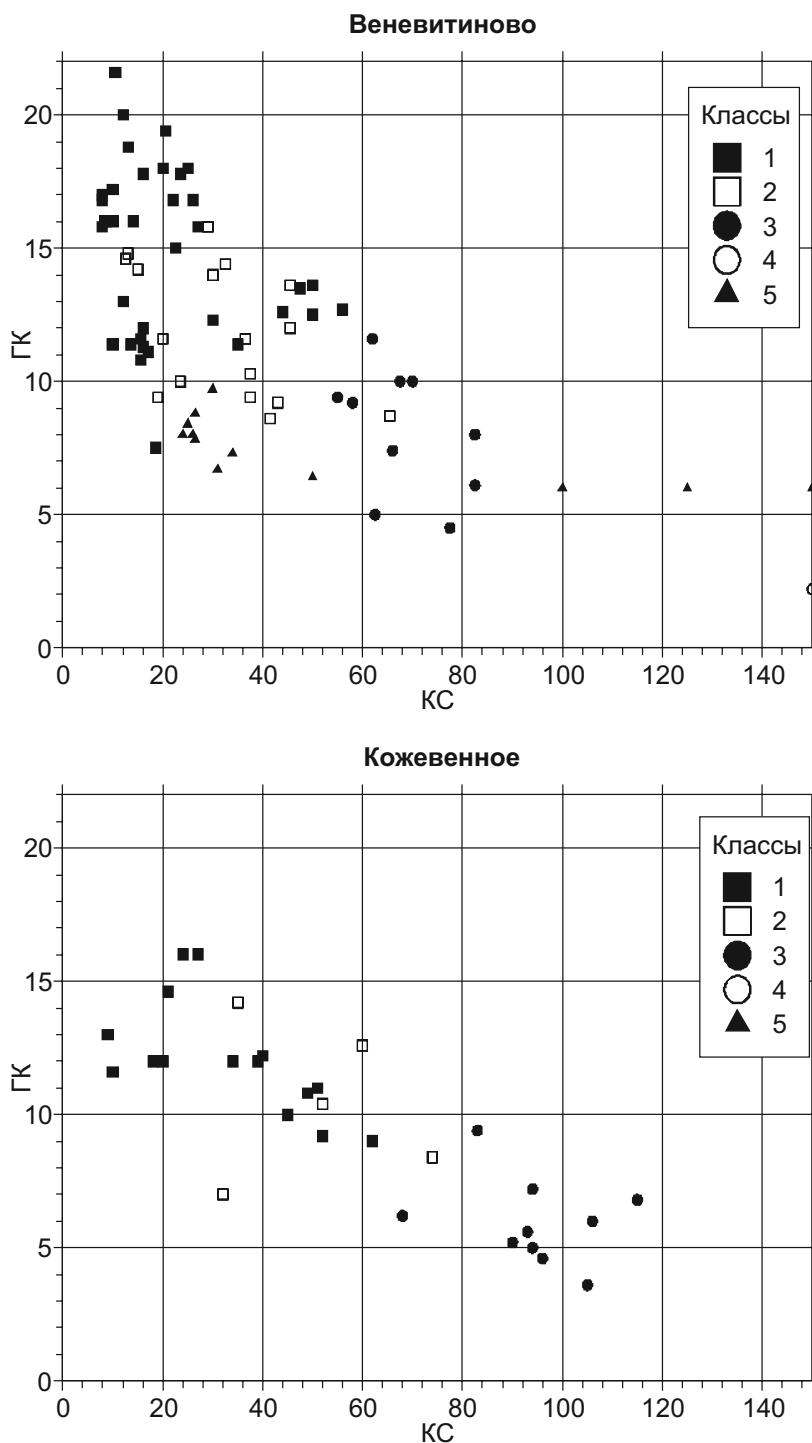


Рис. 3. Распределение пород по свойствам. Литологические классы: 1 — глины; 2 — алевролиты; 3 — песчаники; 4 — известняки; 5 — глинистые известняки

Из опыта других исследователей [4,5] было принято решение использовать многослойную сеть, содержащую два скрытых слоя, в каждом слое по 30 нейронов. Количество входов, то есть нейронов на входном слое, соответствует числу методов каротажа — двум плюс один для глубины, а коли-

чество выходов соответствует числу выделяемых фаций — пяти.

Для работы с нейронной сетью необходим следующий набор данных: обучающий, тестовый и контрольный. В качестве обучающего набора использовались данные, снятые с веневитинской скважины с внесенным шумом. Необходимость его применения обуславливается тем, что распределение различных фаций по разрезу неоднородно. Таким образом, нельзя взять фрагмент данных, который был бы представителен. Шум является случайной величиной, значения которой распределены в интервале от 0 % до 10 %. Максимальное значение уровня шума определяется таким образом, чтобы общая картина распределения пород по свойствам принципиально не изменялась. Экспериментально был установлен предельный уровень шума в 10 %. В качестве тестовых и контрольных наборов использовались фрагменты данных со скважины без шума, характеризующиеся чередованием фаций.

Сеть обучалась таким образом, чтобы выдавать значение равное единице на выходе, который соответствует определенному литологическому типу и нулю — на всех остальных. На рис. 4 показан процесс обучения. На горизонтальной оси отложены эпохи. Одна эпоха соответствует одному циклу использования обучающего набора данных. По вертикальной оси отложены величины средней квадратической ошибки ответов сети.

Сплошной линией показана ошибка по обучающему множеству — это доминантная ошибка, пунктирной — ошибка по контрольному множеству, она используется для

предупреждения переобучения сети, точечной — ошибка по тестовому множеству, которая применяется для оценки качества работы сети.

Цель обучения 2,5 % — это желаемая величина ошибки показана черной горизонтальной линией. Ошибки по обучающему множеству, по контроль-

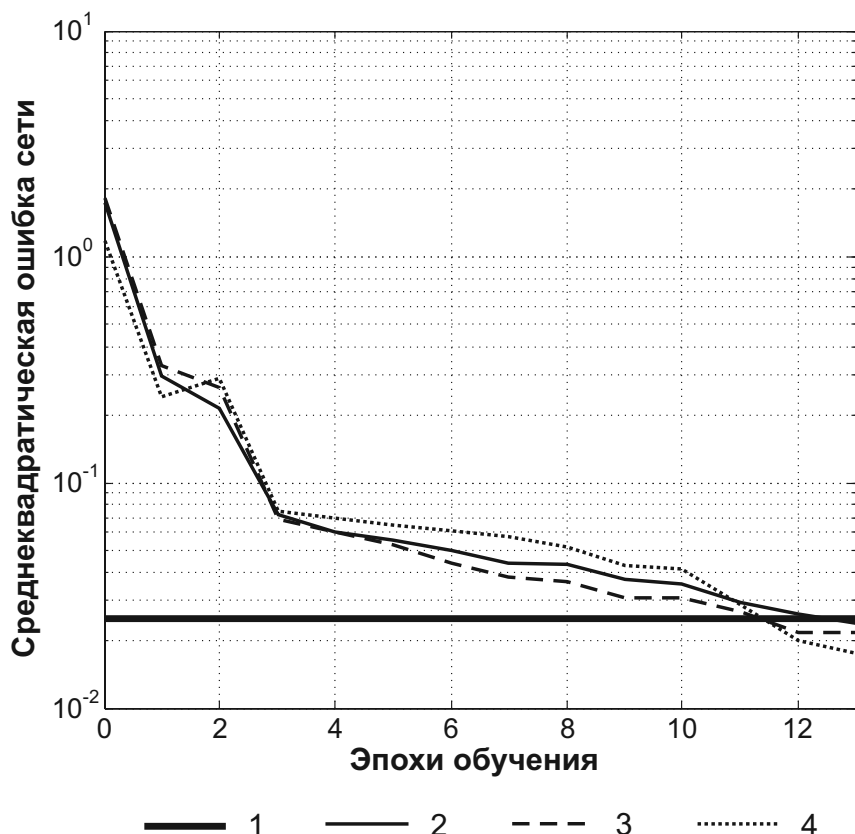


Рис. 4. Процесс обучения нейронной сети: 1 — цель обучения, 2 — ошибка по обучающему множеству, 3 — ошибка по контрольному множеству, 4 — ошибка по тестовому множеству

ному множеству и по тестовому множеству стремятся к ней. Обучение закончилось успешно по истечении 13 эпох, в связи с достижением цели. Величина ошибки по контрольному множеству менее 0,025 — следовательно, переобучения не произошло. Ошибка по тестовому множеству так же менее 0,025, что свидетельствует о неплохом качестве обучения.

Для проверки работы сети использовались данные со скважины, расположенной на Кожевном кордоне. Результаты показали (рис. 5), что 55 %, то есть 17 слоев из 31 определены верно, 32 % — 10 слоев определены неверно и 13 % — 4 слоя не определены.

В процессе использования сети, в первую очередь выявлялся тот выход, где значение наиболее близко к 1, при этом ответ сети интерпретируется как тот литологический тип, которому соответствует этот выход. Если

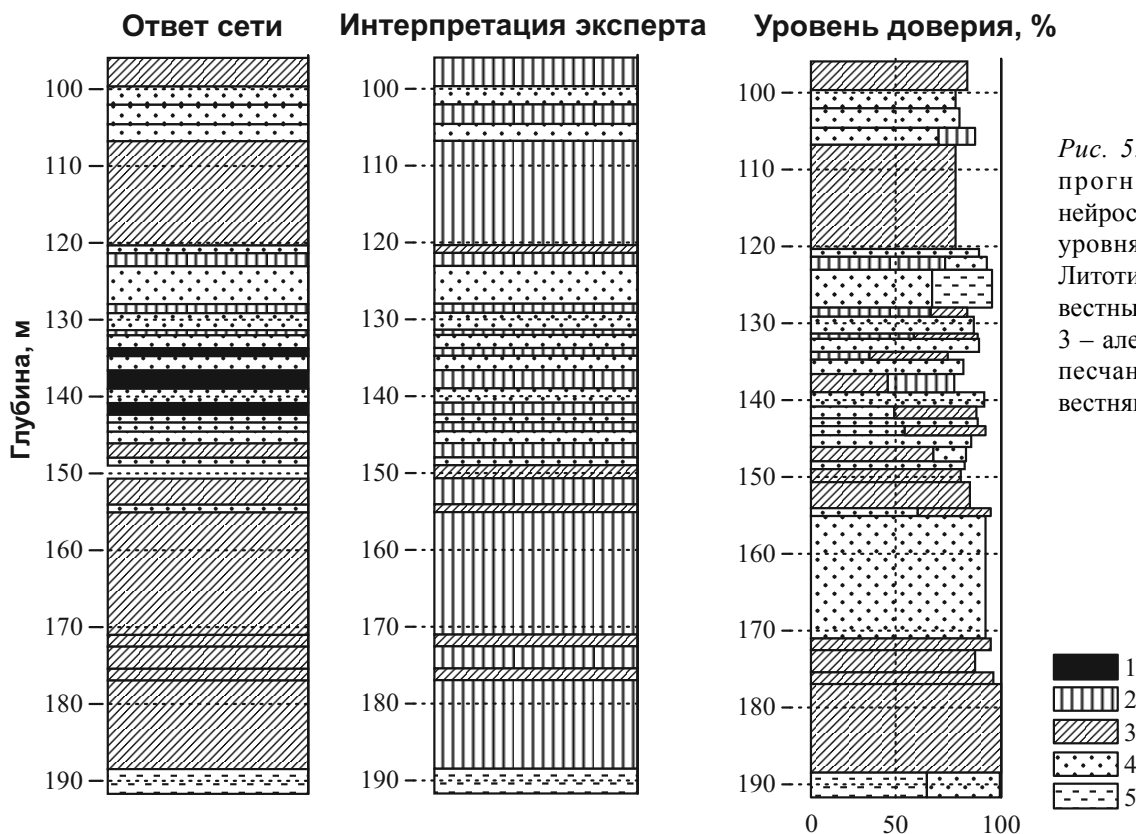


Рис. 5. Результаты прогнозирования нейросетью слоев с уровнями доверия. Литотипы: 1 — неизвестный, 2 — глины, 3 — алевролиты, 4 — песчаники, 5 — известняки

ни на одном из выходов нет значения больше 0,75, то берутся два выхода с максимальными значениями, а ответ сети интерпретируется как литологический тип, промежуточный между двумя определенными типами. Если нет значения больше 0,5, то ответ сети следует интерпретировать как выделение неизвестного ей литологического типа.

Таким образом, в результате выполненных работ была создана и обучена нейронная сеть, которая успешно распознала большинство неизвестных ей данных. Довольно высокий уровень ошибочных ответов сети можно объяснить, во-первых, сходством пород по свойствам, поэтому близким расположением в плане и, в последствии, неправильным определением нейронной сетью, во-вторых, различием областей распространения одних и тех же пород для двух скважин. Следовательно, для обеспечения более качественной интерпретации необходимо:

1) провести исследования работы сети с другими особенностями архитектуры;

2) проанализировать возможность разных методов обучения сети влиять на качество её работы;

3) привлечь дополнительные каротажные методы.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Круглов В.В.* Искусственные нейронные сети: Теория и практика. — М.: Горячая линия-Телеком, 2002. — 381 с.

2. *Паклин Н.Б., Мухамадиев Р.С.* Использование обучающихся алгоритмов для интерпретации данных ГИС. — М.: Бурение и нефть, 2005. — № 5. — С. 12-16.

3. *Yang Yu., Aplin A.C., Larter S.R.* Quantitative assessment of mud-stone lithology using geophysical wireline logs and artificial neural networks // *Petroleum Geoscience*. — 2004. — Vol. 10. — PP. 141-151.

4. *Aristodemou E., Pain C., Oliveira C. de etc.* Inversion of nuclear well-logging data using neural networks // *Geophysical Prospecting*. — 2005. — Vol. 53. — PP. 103-120.

5. *Chang H.Ch., Kopaska-Merkel D.C., Chen H.Ch.* etc. Lithofacies identification using multiple adaptive resonance theory neural networks and group decision expert system // *Computer & Geosciences*. — 2000. — Vol. 26. — P. 591-601.