

Приложение нейросетевого моделирования к интерпретации акустических каротажных диаграмм

© М.А. Лазаренко, О.А. Герасименко, 2015

Институт геофизики НАН Украины, Киев, Украина

Поступила 10 июня 2015 г.

Представлено членом редколлегии А.В. Кензгрой

Запропоновано використання нейронних сіток для визначення часів вступу поздовжніх і поперечних хвиль під час обробки сигналів, що реєструються при акустичному каротажі. Побудовано нейросітковий класифікатор, що поділяє реєстровані сигнали на два класи: шум і корисний сигнал, де останнім є пакети поздовжніх і поперечних хвиль. Наведений алгоритм легко адаптується до існуючих систем і може забезпечити як обробку каротажних діаграм у режимі online, так і високу продуктивність при інтерпретації архівних матеріалів.

Ключові слова: нейросіткове моделювання, акустичний каротаж, час вступу хвиль, адаптивний пороговий рівень, поздовжні і поперечні хвилі.

Развитие систем наблюдения и регистрации на фоне стабильного удорожания ручного труда для интерпретации и манипулирования данными предполагает разработку и усовершенствование автоматизированных систем, требующих участия человека лишь в сфере обеспечения их функционирования.

Надежность оценки амплитудно-временных характеристик акустических сигналов, регистрируемых в процессе акустического каротажа (АК), определяет разрешающую способность последнего, что особенно важно в условиях сложного по архитектуре и/или слабо дифференцированного по физическим свойствам геологического разреза. Более того, объемы регистрируемого материала и его значительное увеличение в дальнейшем не оставляют альтернативы обработке и интерпретации, кроме как машинной. И здесь на первое место выдвигается решение ключевой задачи — определение моментов вступления различных типов упругих волн.

Очевидно, что точность и надежность определения момента вступления фазы упругой волны в значительной степени обуславливается величиной отношения сигнал/шум, поэтому для обеспечения надежности процедуры желательным путем предварительной обработки сигнала максимально улучшить это отношение. Автора-

ми настоящей статьи предлагается подход [Лазаренко и др., 2006], основанный на представлении волнового потока как суперпозиции шума и полезного сигнала, дискриминация которых может быть осуществлена с помощью если не энергетических, то других характеристик, содержащихся в числовой реализации этих сигналов. Для этого используется сеть искусственных нейронов в качестве классификатора, позволяющего разделять акустический поток, регистрируемый зондом, на два условных класса: шум и полезный сигнал. Условных потому, что эта схема инкорпорирует две модели. Первая представляет собой нейросетевую модель части волнового потока (шум), предшествующего вступлению продольных волн (полезный сигнал), вторая — модель продольных волн (шум), предшествующих поперечным волнам (полезный сигнал).

Нейронную сеть в такой реализации можно рассматривать как фильтр, реакция которого на возбуждения неким сигналом равна (или близка) известной величине K — метке класса, если сигнал принадлежит к определенному классу (в нашем случае шуму), и отлична от K во всех остальных случаях.

Используется прямопоточная, полносвязная, управляемая схема нейронной сети, обучение

которой осуществляется методом обратной передачи ошибки [Chauvin, Rumelhart, 1995].

Для обучения нейронных сетей, применяемых в дальнейшем для разделения множества объектов на различающиеся группы (оперативный режим), необходимо наделять эти объекты признаками, по которым они могут быть дискриминированы. В нашей вырожденной постановке такими признаками достаточно наделять лишь ту часть волнового потока, которая не определяется термином "полезный сигнал". Цифровые оценки этих признаков, организованные в векторы, и служат объектами-членами обучающего множества. Вся доступная нам информация о волновом процессе содержится в реализующей его временной последовательности. Поэтому, "нарезав" из участков временных последовательностей, не содержащих полезного, в определенном выше смысле, сигнала, окон с заданным количеством выборок компонент векторов-объектов, организуем обучающее множество для создания нейросетевой модели шума — последовательности, не содержащей полезного сигнала. В нашем подходе рассматривается два полезных сигнала: пакет фаз продольных и поперечных волн (рис. 1). Таким образом, для первого сигнала фоном или шумом будет волновая эмиссия, предшествующая вступлению акустического импульса, а для второго — пакет продольных волн.

При автоматической процедуре "нарезки" окон, позволяющей легко варьировать как размерами последних, так и их количеством на одной трассе, для организации обучающих множеств моделей фонового шума и продольных/поперечных волн важно предохранить процедуру от "загрязнения" окон чуждой информацией. Для этого необходимо оценить для всей ге-

неральной совокупности потоков минимальное время вступления фаз этих волн для каждого из приемников, которое и будет определять ограничение для процедуры нарезки окон.

Наиболее широко в сейсмической практике момент вступления фазы волны отождествляется с моментом изменения энергии колебательного процесса. Для его поиска используется алгоритм, основанный на слежении за отклонением от единицы в скользящем отношении мощностей сигналов в малом к большому окнам, что в общепринятых обозначениях записывается как sta/lta [Wong et al., 2009]. Так, произвольная однокомпонентная реализация колебательного процесса $u(t)$, содержащего полезный сигнал, где $t = in, i = 1, 2, 3, \dots$, может быть представлена последовательностью выборок с частотой дискретизации $1/n$:

$$sta(t) = \frac{1}{NS} \sum_{j=i}^{i+NS} u(jn),$$

$$lta(t) = \frac{1}{NL} \sum_{j=i-NL}^i u(jn), \quad (1)$$

где NS — число выборок в малом, а NL — в большом окне, причем $NL \gg NS$. В качестве функции $u(t)$ обычно используется модуль амплитуд, квадрат амплитуд либо огибающая сигнала. При выбранном пороге детектирования T началом полезного сигнала считается выполнение условия $sta/lta \geq T > 1$, что предполагает установку некоего постоянного порогового значения, удовлетворяющего этому условию.

Вместо постоянного порогового уровня можно использовать адаптивный, учитывающий флуктуации шума, предшествующие вступлению полезного сигнала. Подобная адаптация может быть осуществлена на основе статистических характеристик огибающей сигнала в окне [Chen, Stewart, 2005], в качестве которой применяется преобразование Гильберта, а порог детектирования записывается как

$$T(t) = H_m(t) + \beta H_{st}(t), \quad (2)$$

где $H_m(t)$ — среднее, $H_{st}(t)$ — стандартное отклонение абсолютной величины преобразования Гильберта, β — масштабирующий множитель, позволяющий задать величину порога выше амплитуды шума, предшествующего первому вступлению фазы (рис. 2).

В данной постановке определение первого вступления сигнала на фоне шума во временной области позволяет установить некий вре-

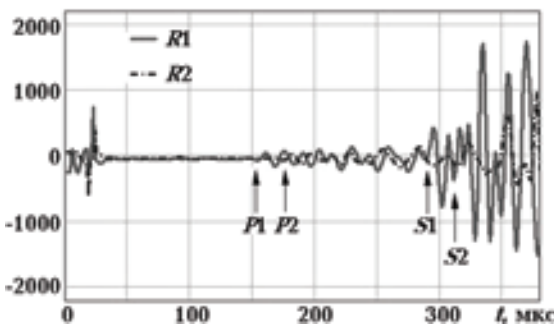


Рис. 1. Начальный участок акустических сигналов, зарегистрированных первым (R1) и вторым (R2) приемниками. Стрелками отмечены вступления продольных (P1, P2) и поперечных (S1, S2) волн. Здесь и далее t — номер выборки ординаты сигнала.

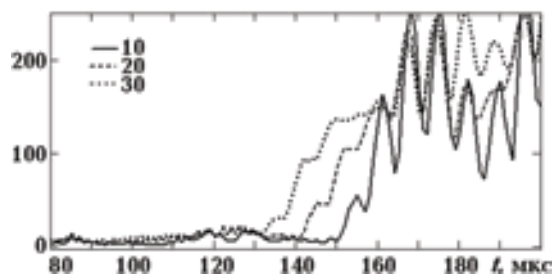


Рис. 2. Среднее значение в окне модуля преобразования Гильберта, используемое в качестве адаптивного порога детектирования акустического сигнала, регистрируемого зондом, при размерах скользящего окна в 10, 20 и 30 выборки. Коэффициент $\beta = 0,4$.

менной предел, выше которого (по времени) запрещено заходить процедуре нарезки окон для формирования обучающего множества модели шума и опускаться ниже для такой же процедуры в случае модели продольных волн. С этой задачей оба подхода справляются успешно.

В процессе обучения нейронная сеть устанавливает критерии, связывающие каждый из членов обучающей выборки с некоторой величиной, именуемой "целевым значением" или же

лаемым выходом. Эти критерии кодируются в матрицах весов, а сеть в операционном режиме реализует свою способность к обобщению: выдавать адекватную реакцию на возбуждение вектором, структурно подобным вектору обучающей выборки. В рассматриваемой реализации обучающие выборки формировались как принадлежащие шуму, т. е. одному классу, охватывающему в одном случае фоновую эмиссию, а в другом — пакет продольных волн. Поэтому в качестве целевого значения для всех членов обучающей выборки использовалось одно значение (метка класса) равное, в частности, 1. Таким образом, все сигналы, подаваемые на обученную нейронную сеть (операционный режим) и не возбуждающие на выходе значение метки, относятся к классу "сигнал".

Представление волнового потока (или его части) в виде набора сигналов, ограниченных размерами окна, осуществляет кодировку данных, преследующую цель максимального сохранения информации для достижения оптимальной разрешающей способности подхода, используя минимальный объем данных. В процессе поиска такой оптимизации отбирались обучающие множества различной мощности, со-

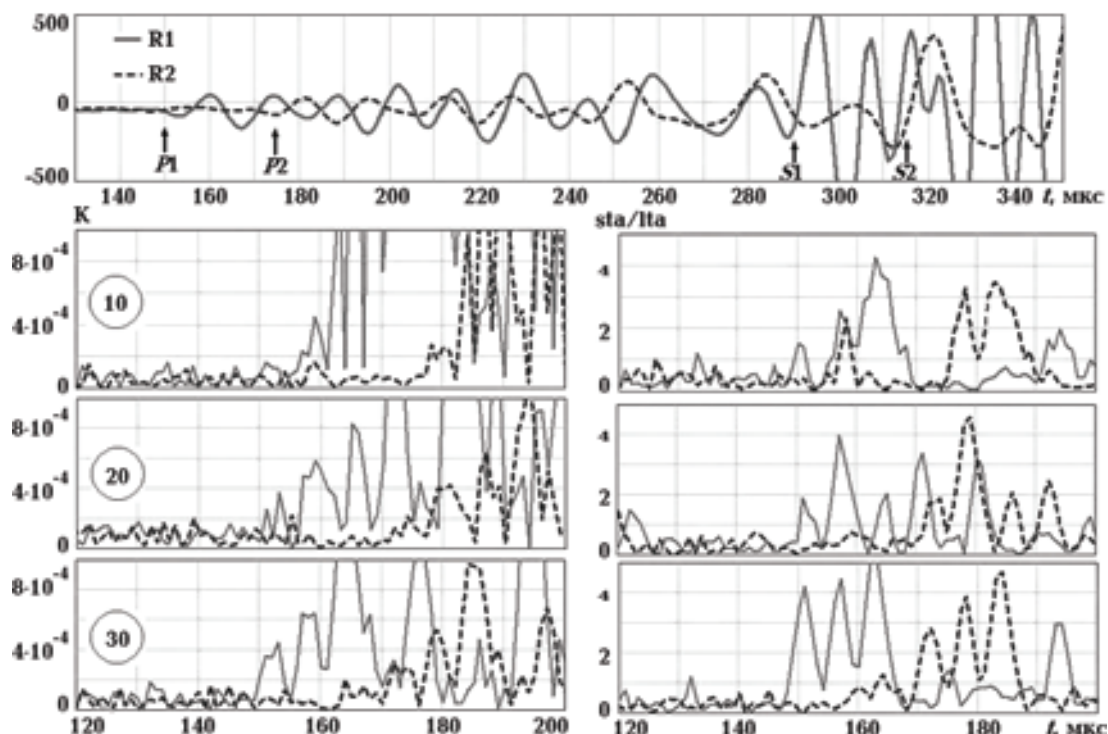


Рис. 3. Операционный режим работы нейросетевой модели фонового шума, предшествующего вступлению пакета *P*-волн. Критерий *K* — результат проигрыша сценариев скольжения окон в 10, 20 и 30 выборках. Во второй колонке результат работы алгоритма (1) для этих окон, позволяющий детектировать вступление пакета *P*-волн.

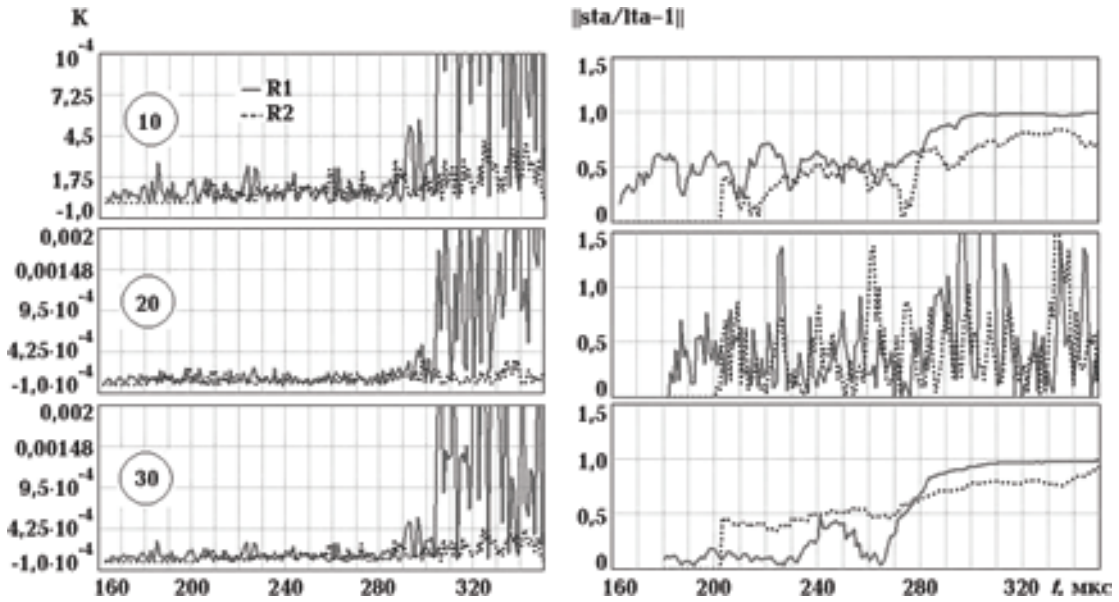


Рис. 4. Операционный режим работы нейросетевой модели, использующей пакет *P*-волн в качестве шума. Выход K нейромодели для скользящих окон размером в 10, 20 и 30 выборки. В правой колонке — результат работы алгоритма $sta/|ta-1|$ для поиска момента вступления *S*-фазы.

держащие объекты-векторы различной длины и с различной полнотой представляющие трассу, т. е. различное количество окон в одном сигнале.

Обученные нейронные сети позволяют распознавать принадлежность предложенного волнового поля к "своему" типу шума, генерируя на выходе некую величину K , которая в случае принадлежности сигнала в окне к классу "шум", будет равной (либо весьма близкой) к целевой. При появлении сигнала, не удовлетворяющего определению "шум" будет сгенерирована величина K , отличная от целевой (в на-

шем случае 1). Момент появления такого отличия может быть отождествлен со вступлением полезного сигнала.

Для моделей "шум" были организованы обучающие множества, членами которых выступали векторы с мощностями, равными количеству выборок в окне (10, 20, 30). На рис. 3, 4 в левой колонке для одной точки записи зонда (приемники R1 и R2) показан результат работы в операционном режиме нейромоделей фонового шума (рис. 3) и продольных волн (рис. 4) в виде последовательности выходов K при сколь-

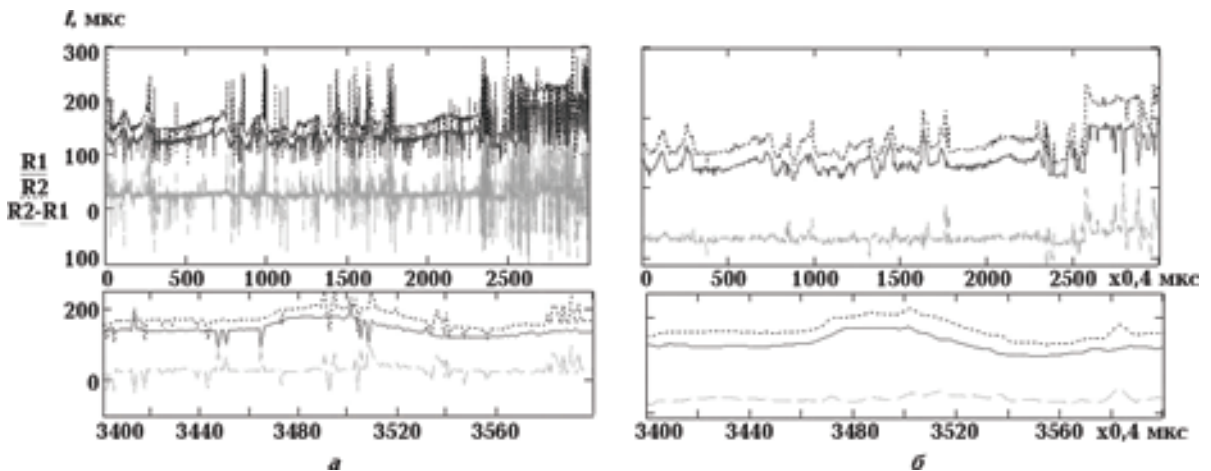


Рис. 5. Времена вступления пакета *P*-волн на первом (R1), втором (R2) приемниках и их разница (R2-R1): а — до фильтрации, б — после. Скользящее окно содержит 20 выборки.

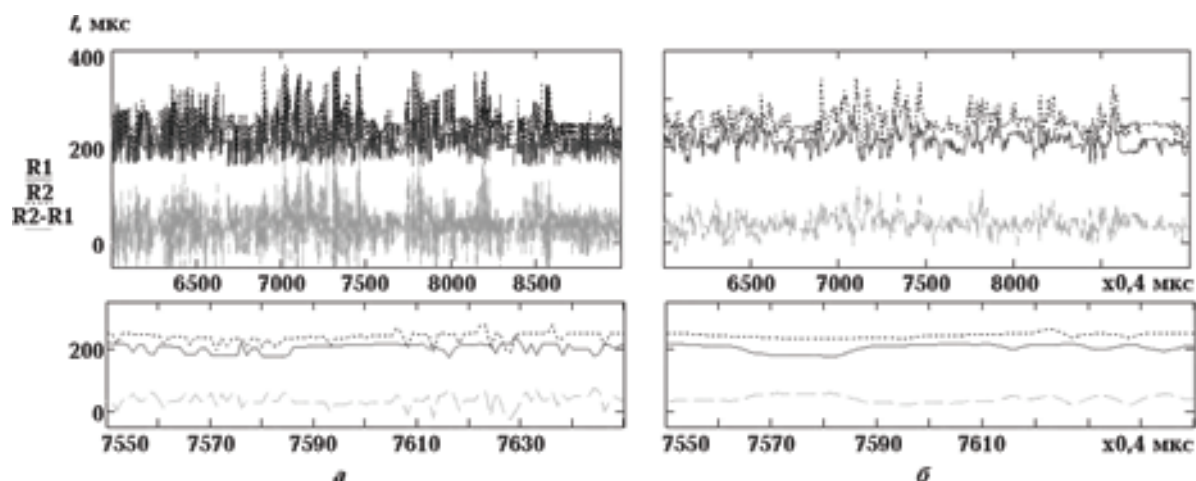


Рис. 6. Времена вступления пакета S -волн на первом (R1), втором (R2) приемниках и их разница (R2-R1): a — до фильтрации, b — после. Скользящее окно содержит 20 выборок.

жении вдоль трасс окон одного из этих трех размеров. В правой колонке — результат использования скользящего отношения sta/lta на последовательности K с целью улучшения отношения сигнал/шум.

Результат обработки двух участков реальной каротажеграммы приведен на рис. 5, 6. Здесь в различных масштабах показаны первые вступления продольных и поперечных волн, полученные с помощью нейросетевого классификатора

и их разность. Приведены значения на выходе нейропроцессора и после применения фильтра шибок [Guerra, Tapia, 1974]. Более крупный масштаб изображения демонстрирует удовлетворительный уровень разрешимости.

Приведенный здесь алгоритм легко адаптируется к существующим системам и может обеспечить как обработку каротажеграмм в режиме online, так и высокую производительность при интерпретации архивных материалов.

Список литературы

- Лазаренко М.А., Герасименко О.О., Остапчук Н.Н. Выявления сейсмичного сигнала з допомогою контрольованої нейронної мережі. *Вісник Київ. ун-та. Геологія*. 2006. Вип. 38/39. С. 47—52.
- Chen Z., Stewart R., 2005. A multi-window algorithm for real-time automatic detection and picking of P phases of microseismic events. *Conference Abstracts, CREWES, Univ. of Calgary, Canada*. P. 14.
- Chauvin Y., Rumelhart D.E. (Eds), 1995. Back Propagation: Theory, Architectures and Applications. Lawrence Erlbaum Associates, 564 p.
- Guerra V., Tapia R.A., 1974. A local procedure for error detection and data smoothing. MRC Technical Summary Report 1452, Mathematics Research Center, University of Wisconsin, Madison.
- Wong J., Han L., Stewart R.R., Bancro J.C., 2009. Geophysical well logs from a shallow test well and automatic time-picking on full-waveform sonic logs. *CSEG Recorder* 34 (4), 20—29.

Application of neural networks modeling for interpretation of acoustic logging traces

© M. A. Lasarenko, O. A. Gerasimenko, 2015

The neural networks are proposed for application as a method for automatic *P* and *S* waves onset time-picking on sonic logging. The neural network models of acoustic emission preceding phase onset are trained and used to discriminate noise and desired signal, the last one being packets of longitudinal and transversal waves. The given algorithm is easily adapted to existing systems and is able to provide both processing of logging tracks in online regime and high productivity of archive materials interpretation.

Key words: neural network modeling, acoustic logging, wave arrival time, adaptive threshold level, longitudinal and transversal waves.

References

- Lazarenko M.A., Gerasimenko O.O., Ostapchuk N.N., 2006.* Detection of the seismic signal using a neural network controlled. *Bulletin of Kiev. Univ. Geology* (is. 38/39), 47—52 (in Ukrainian).
- Chen Z., Stewart R., 2005.* A multi-window algorithm for real-time automatic detection and picking of *P* phases of microseismic events. *Conference Abstracts, CREWES, Univ. of Calgary, Canada*. P. 14.
- Chauvin Y., Rumelhart D.E. (Eds), 1995.* Back Propagation: Theory, Architectures and Applications. Lawrence Erlbaum Associates, 564 p.
- Guerra V., Tapia R.A., 1974.* A local procedure for error detection and data smoothing. MRC Technical Summary Report 1452, Mathematics Research Center, University of Wisconsin, Madison.
- Wong J., Han L., Stewart R.R., Bancro J.C., 2009.* Geophysical well logs from a shallow test well and automatic time-picking on full-waveform sonic logs. *CSEG Recorder* 34 (4), 20—29.