

Оценка магнитуды и глубины подкорового очага зоны Вранча в квазиреальном масштабе времени путем нейросетевого моделирования

© М. А. Лазаренко, О. А. Герасименко, 2013

Институт геофизики НАН Украины, Киев, Украина

Поступила 11 февраля 2013 г.

Представлено членом редколлегии А. В. Кендзерой

Початкові ділянки трикомпонентних записів землетрусів Вранча, зареєстрованих на сейсмічній станції «Одеса», використовуються для побудови моделі нейронної мережі з метою передбачення магнітуди і глибини джерела. Оцінки передбачення магнітуди продемонстровано на різних компонентах записів землетрусів і часових вікнах різної тривалості. Оцінки магнітуди по початкових ділянках записів сейсмічного сигналу можуть бути використані для визначення сейсмічної небезпеки в точці спостереження.

The heading portions of Vrancea three component earthquakes, recorded by Odessa seismic station, are used for development of neural network model of quake's magnitude and hypocentral depth prediction. The validity of prediction is demonstrated for different components and time-window length used for neural network training. The magnitude assessment by the leading time interval of seismic signal can be used for seismic hazard mitigation in the spot of recording.

В пределах территории Украины известны две активные сейсмические зоны: украинская часть Восточных Карпат и северо-черноморский шельф. Наиболее высокую сейсмическую опасность таит в себе подкоровый очаг зоны Вранча (Румыния), в котором с регулярностью 4—5 раз в столетие происходят сильные землетрясения, генерируемые в эпицентральной области размером 60×80 км, интервала гипоцентральных глубин 90—150 км, что приводит к сотрясанию отдельных участков территории Украины с интенсивностью до 8 баллов по шкале MSK-64.

Сейсмическое районирование, сейсмостойкие строительство, обучение населения существенно уменьшают сейсмическую опасность. Краткосрочное предупреждение об ожидаемом сотрясании могло бы существенно уменьшить уровень повреждений оборудования, зданий и человеческих травм в сейсмоопасных зонах, в которых построены химические производства, атомные электростанции и т. п.

Время между приходом в определенную точку территории Украины сейсмического сигнала, возбужденного в источнике Вранча (вступления продольной волны), и вступления поверхностной волны, вызывающей наиболее опасные сотрясения земной поверхности, определяется минутами. Предупреждение о наступлении

сильных (возможно катастрофических) сотрясаний через такой интервал времени для вышеупомянутых институций представляет существенный интерес.

Единственно доступной нам информацией, касающейся сейсмического очага, является сейсмическая эманация, возбужденная процессами, которые в нем протекают. Многообразии архитектур среды, содержащей сейсмические источники, и несходство характера сейсмических сигналов, ими излучаемых, делает сомнительной возможность построения универсальной аналитической модели хотя бы с точки зрения адекватности воспроизведения огромного многообразия природных условий: неоднозначность граничных, начальных условий, механизм возбуждения сигнала, не говоря уже о бесконечности характеристик пути распространения упругих волн. Огромная база зарегистрированных сейсмических сигналов создает предпосылку для разработки эмпирических моделей, что в определенной степени упорядочивает эту бесконечность условий генерации и регистрации сейсмических сигналов с позиций оценки одной из наиболее значимых характеристик — магнитуды землетрясения.

В 1935 г. Ч. Рихтер и Б. Гутенберг [Саваренский и др., 1952] предложили оценку «величины» (англ. *magnitude*) мелкофокусных

калифорнийских землетрясений в виде логарифма максимального отклонения сейсмографа в интервале времени регистрации данного события. В сейсмологии эта величина используется в виде термина «магнитуда» с условным обозначением M . Очевидно, адаптация всего многообразия сейсмических событий, зарегистрированных на разных эпицентральных расстояниях, возбужденных в широком диапазоне глубин, с энергией, редко совпадающей с рихтеровской предтечей, неизбежно вызвала рождение «магнитуд», которые определялись в результате подходов, отличных от рихтеровского. Это магнитуды сейсмического момента (M_w), сейсмической коды (M_c), длительности коды MD , объемных (m_b) и поверхностных (L) волн и многих других, которые используют для своего воплощения различные участки сейсмической записи.

Зарегистрированные в определенной точке поверхности Земли сейсмические сигналы можно рассматривать как проекцию в эту точку динамических процессов, происходящих в очаге землетрясения, а каждую проекцию, т. е. запись сигнала, как пример поведения определенной функции, аргументы которой, помимо прочих, включают параметры, характеризующие исходные процессы и путь пробега сейсмического сигнала [Magotra et al., 1987]. На основе приведенных рассуждений определение магнитуды и глубины очага землетрясения можно формализовать как задачу аппроксимации функций, описывающих их поведение в пространстве, путем суперпозиций функций-примеров этого поведения. Эта суперпозиция осуществляется с помощью сетей искусственных нейронов. Нами предлагается алгоритм решения такой задачи на основе записей одной сейсмической станции, где оперативность и простота компенсируют потерю точности.

Наименее искаженная часть сейсмических волн расположена в первых участках их записи, т. е. в их P -части. Исходя из этих соображений, нами разработан алгоритм моделирования на сетях искусственных нейронов зависимости характера первых участков записи землетрясения одной станцией от магнитуды и глубины гипоцентра. Рассматривая каждую сейсмограмму как графическую проекцию некоторого образа очага землетрясения и среды распространения сейсмических волн и используя замечательное свойство образа, которое позволяет воспроизведение его свойств с учетом информации лишь о его части, мы применяем управляемую нейронную сеть для оценки

глубины гипоцентра и магнитуды землетрясения по начальной части записи сейсмического сигнала, зарегистрированного одной станцией.

Входные данные. В качестве базы данных использовались записи землетрясений источника Вранча с частотой выборки 20 Гц на сейсмической станции «Одесса». Ординаты записи всех компонент нормировались до величины размаха (\min , \max) сигнала отклика индивидуального сейсмометра на П-образный тестирующий импульс стандартной амплитуды и длительности. Было отобрано 75 наиболее надежных записей землетрясений Вранча за период с 1997 по 2012 г.

Функционирование нейронной сети состоит из следующих основных этапов: а) организации обучающего множества; б) собственно обучения; в) операционного режима оценки исследуемой функции по примерам, не участвовавшим в процессе обучения. Поскольку нейронные сети являются инструментом статистического анализа, способность к обобщению напрямую зависит от размера (мощности) обучающего множества, а информативность — от размерности векторов-членов, составляющие которых определяются как линейно независимые.

Множество обучающей выборки управляемой сети искусственных нейронов состоит из так называемых обучающих (или тренировочных) шаблонов, имеющих вид:

$$x_{ik} = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}, t_{jk}),$$

где i — размерность вектора параметров; k — номер события, t_{jk} — вектор целевых значений («учитель», желаемый выход); j — его размерность в нашем случае для двух моделируемых величин $j=1, 2$.

Напомним, что обучение управляемой нейронной сети заключается в минимизации меры различия между реакцией сети, возбужденной k -м вектором параметров обучающей выборки, и ожидаемым выходом t_{jk} . Желательно, чтобы значения последних были измерены с минимальной погрешностью. Поэтому нами использованы данные о тех землетрясениях, зарегистрированных сейсмической станцией «Одесса», сведения о которых содержались в международных NEIC каталогах и были зарегистрированы не менее чем тремя станциями, что уменьшало вероятность ошибки в определении магнитуды (m_b), координат источника излучения и глубины гипоцентра.

Практикующим сейсмологам известно, что получить «чистую» трехкомпонентную запись

сейсмического события не всегда удается: мешает помеха, может не сработать канал и т. п. Три канала стандартной сейсмической записи — это три проекции волнового процесса, который регистрируется на данной сейсмической станции в виде скорости или ускорения перемещения грунта. Несмотря на то, что данные проекции линейно зависимы, степень пригодности каждый из них (или всех вместе) может быть определена только экспериментально. Такую «индивидуальность» зарегистрированных компонент хорошо иллюстрирует рис. 1.

С учетом изложенного, а также в связи с выбором оптимального по стоимости варианта

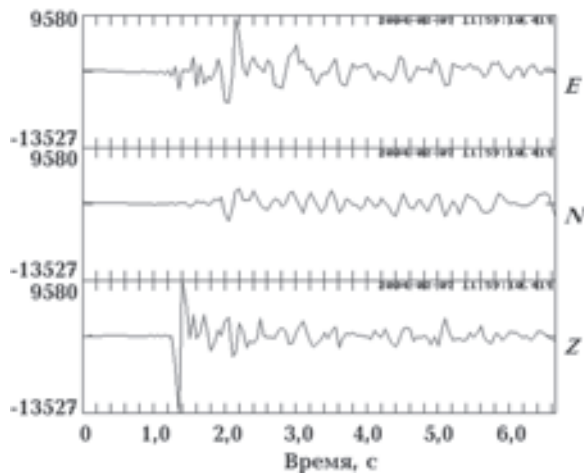


Рис. 1. Три компонента вступления сигнала от землетрясения зоны Вранча ($M=4,4$, $h=137$ км), зарегистрированного на сейсмостанции «Одесса» 07.02.2004 г.

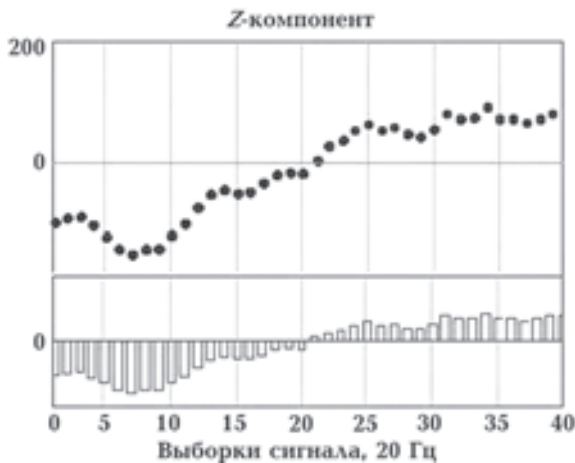


Рис. 2. Пример процесса оцифровки сигнала в окне 2 с для создания элемента обучающей выборки.

из приведенных выше, рассмотрены различные сигналы. На примере фрагмента сигнала (рис. 2) проиллюстрирована процедура выбора компонент вектора.

Обучающие множества нейронной сети формировались из начальных участков компонент записи сейсмического сигнала в виде окон длительностью 1, 2 и 5 с, что при частоте оцифровки 20 Гц составляло соответственно 20, 40 и 100 компонент.

Учитывая незначительную плотность сети сейсмических станций, возможность отказа одного из каналов регистрации и важность информации в процессе ее сбора, обучающие выборки векторов компоновались либо из одного из компонентов трехкомпонентной записи, либо всех трех, причем мощность входного вектора из вычислительных соображений ограничивалось числом 100 компонент. Как уже упоминалось, в качестве целевых величин, или «учителя», использовались значения магнитуды m_b и глубины гипоцентра кодируемого землетрясения.

Нейронная сеть. Общие сведения об использовании сети искусственных нейронов для отдельных задач сейсмологии приведены в статье [Лазаренко, Герасименко, 2004]. Остановимся на более тонких особенностях моделирования и работы нейронной сети.

Для рассматриваемой задачи выбрана многослойная, управляемая, прямопоточная, полностью связанная нейронная сеть (рис. 3).

Как известно, для получения сетью в процессе обучения способности к успешному обобщению желательно иметь мощность обучающей выборки, превышающую суммарное

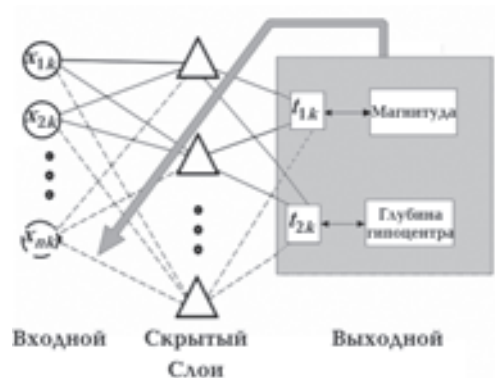


Рис. 3. Схема управляемой, прямопоточной, полностью связанной, многослойной сети искусственных нейронов с обратной передачей ошибки. Узел, задающий смещение, не показан.

число связей между всеми узлами сети. Очевидно, что для данной задачи ограничения мощности входного вектора (и, следовательно, его информативности) нежелательны, поэтому выбиралось (путем проб и ошибок) минимальное число узлов скрытого слоя.

Отметим, что выполненные ранее исследования показали высокую информативность начальных участков сейсмического сигнала. Так, по интервалу записи сейсмического сигнала длительностью 1 с после его вступления удастся в реальном масштабе времени достаточно точно спрогнозировать огибающую ожидаемого сигнала (и, следовательно, оценить магнитуду) регистрируемого землетрясения [Leach et al., 1993].

Как и предполагалось, обучение нейронной сети происходит с определенными трудностями. Поверхность функции ошибок оказалась достаточно сложной, с многочисленными локальными минимумами и просторными плато, обусловленность матриц синаптических весов — плохой. Применение обычной методики обратной передачи погрешности в стохастическом режиме и постоянного коэффициента скорости обучения не обеспечивало приемлемой минимизации погрешности и вело к плохой сходимости процесса обучения. Использование инерционного члена улучшает ситуацию, но не обеспечивает приемлемого решения.

На рис. 4 показано поведение среднеквадратичной погрешности в процессе обучения

сети искусственных нейронов, имеющей архитектуру, которая послойно может быть записана в виде $НС=L-N-2$. Как входной использовался вектор, составленный из компонент сейсмического сигнала. Мощность вектора и величину временного окна можно найти на рисунках экзаменационной оценки глубины гипоцентра и магнитуды.

Разный характер поведения кривых различных циклов обучения той же сети связан с разными путями поиска глобального минимума поверхности погрешностей, обусловленными различными случайными наборами стартовых межузловых весов, случайным выбором стартовой точки начала спуска по поверхности ошибок, разным порядком случайного предъявления сети членов обучающей выборки в каждой итерации.

Обучение нейронной сети до уровня приемлемой погрешности удалось провести, используя интерактивное обучение, обеспечивающее прерывание процесса обучения после «немых» итераций, количество которых задается, с графическим выводом кривой поведения погрешности за прошедшие итерации. Поведение функции ошибок позволяло принять решение о коррекции: а) числа «немых» итераций; б) величины коэффициента скорости обучения; в) величины инерционного члена; г) замены стохастического режима обучения на пакетный.

Поведение погрешности итерационного режима процесса обучения дает возможность

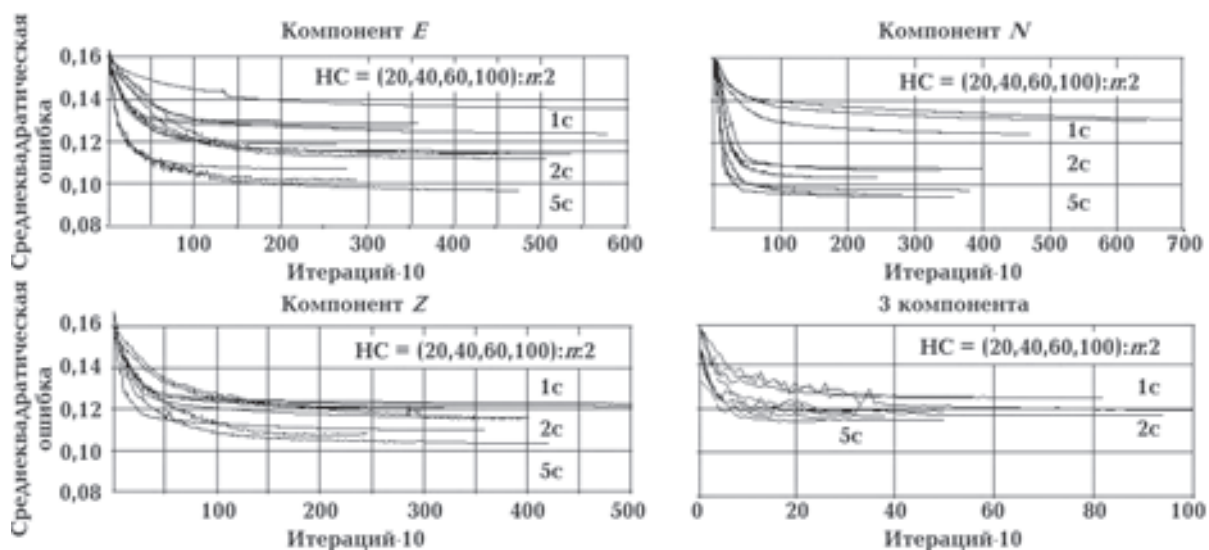


Рис. 4. Поведение среднеквадратичной погрешности при обучении нейронной сети архитектуры $НС=L-N-2$ для окна компонент сейсмического сигнала длительностью L , равной 1, 2, 3, 5 с и количеством узлов скрытого слоя N , равным 5, 10 и 20.

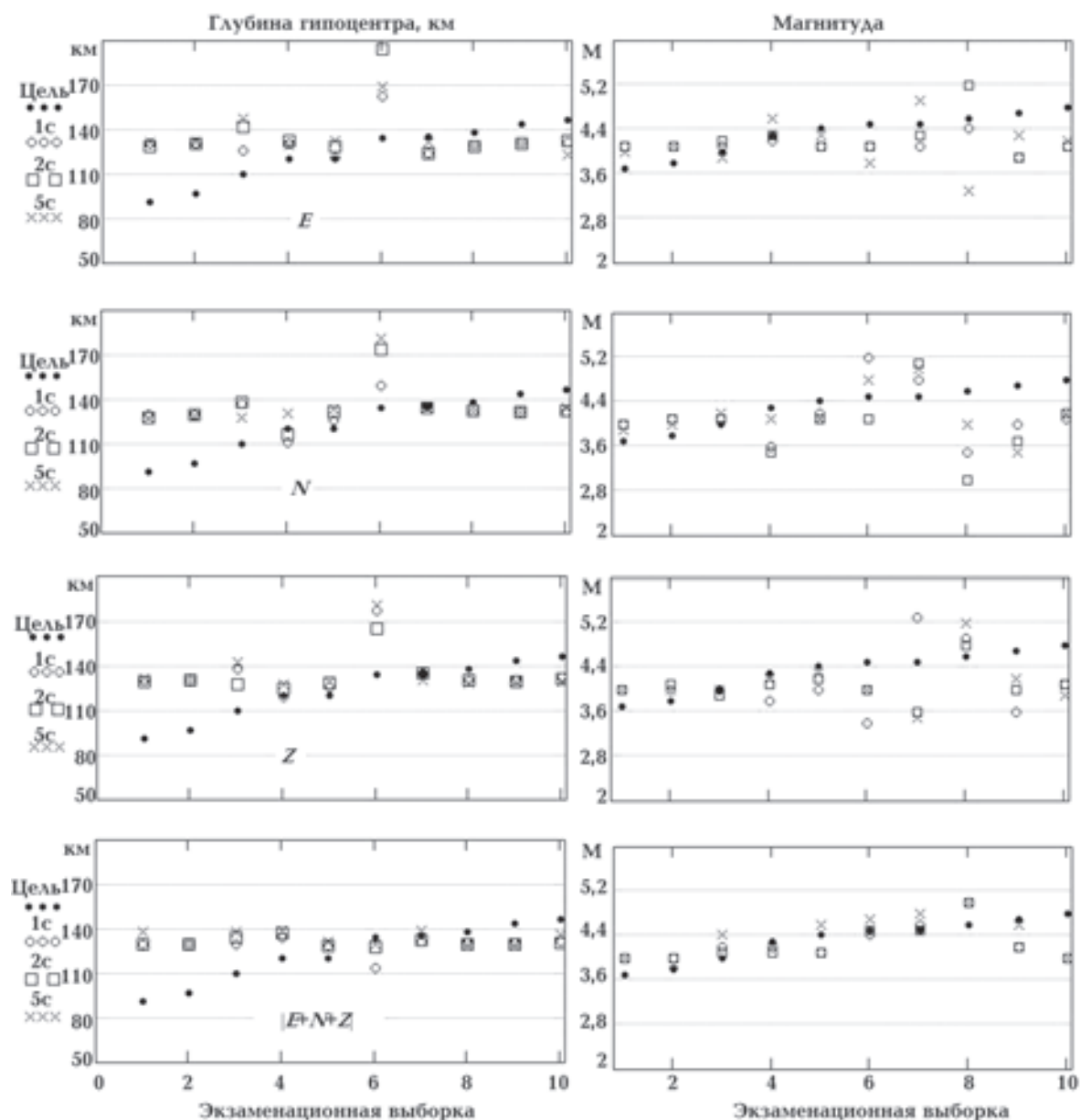


Рис. 5. Оценки магнитуды и глубины гипоцентра для 10 экзаменационных сигналов, полученные нейромоделью с одним скрытым слоем, содержащим 10 узлов, по окнам 1, 2 и 5 с.

корректировать глобальные параметры процесса обратной передачи ошибки и принимать решение о прекращении процесса обучения. Несмотря на то что значения функции выводятся с интервалом в 10 итераций, заметны значительные осцилляции кривой, что свидетельствует об очень сложной поверхности функции ошибок.

Оценка результатов нейросетевого моделирования. Выходной слой сети состоял из двух узлов, целевыми значениями для которых были глубина гипоцентра t_1 и магнитуда t_2 . Из базы

данных, которую составили 75 записей землетрясений зоны Вранча, зарегистрированных на сейсмической станции «Одесса», было выбрано случайным образом 10 событий, которые не принимали участия в обучении нейронных сетей, а сохранялись для их экзамена. Обученная нейронная сеть в операционном режиме возбуждалась сигналом (вектором параметров), сформированным из этой экзаменационной выборки, и выход сети сравнивался с желаемыми значениями, в нашем случае глубины источника и магнитуды сейсмического события.

На рис. 5 приведен результат экзамена нейросетевой модели с 10 узлами скрытого слоя, возбуждаемой сигналами, которые образованы участками начала записи компонент сейсмических сигналов в окнах 1, 2 и 5 с. В случае трех компонент использовался модуль трех составляющих сейсмического сигнала. Каталожные (целевые) величины гипоцентральной глубины и магнитуды экзаменационной выборки, упорядоченные по возрастанию, показаны сплошными кружками, соответствующие им выходы нейронной сети — обозначениями, вынесенными в легенду.

Анализ полученных результатов позволяет говорить о достаточно хорошем прогнозе магнитуды землетрясения по начальным участкам сейсмической записи. Оценки глубины очага демонстрируют значительные расхождения с данными каталожных определений. Это может свидетельствовать о незначительном влиянии глубины очага на форму регистрируемого сигнала либо о больших ошибках штатных оценок. Кроме того, зависимость глубины от физических характеристик очага, закодированных в записи сигнала, может оказаться функцией негладкой и разрывной, что для обучения нейросетевой модели методом обратной передачи ошибки неприемлемо. В дальнейшем предполагается использовать методы обучения сетей, не содержащих градиентные подходы.

Подобные нейросетевые модели могут найти применение как при автоматической

обработке сейсмической информации, так и при прогнозе сейсмической опасности в квазиреальном масштабе времени. Использование обсуждаемой методики «мгновенного» прогноза силы произошедшего землетрясения может увеличить смысловую нагрузку практики установки сейсмостанций на объектах повышенной опасности, например АЭС. Увеличение базы наблюдаемых землетрясений, их более точная первичная обработка и выбор оптимальной для данной точки наблюдения модели источника могут дать вполне приемлемые результаты. Кроме того, прогон через модель результатов регистрации сигналов позволяет выявить погрешности первичной обработки или определения глубины источника, как это можно наблюдать для компонент экзаменационного сигнала № 6 (землетрясение 01.05.2011 г., $M=4,6$, глубина 134 км) — по оценке глубины очага и магнитуды, а также сигнала № 8 (06.03.2006 г., $M=4,8$, $h=138$ км) — по оценке магнитуды полученных нейромоделей. Экзаменационный сигнал № 7 (30.12.1997 г., $M=4,7$, $h=135$ км) фиксирует погрешность определения магнитуды только на Z -компоненте. Погрешность определения глубин в диапазоне 80—95 км в представленной выборке экзаменационных сигналов отчасти объясняется низкой способностью к обобщению сети искусственных нейронов вследствие малой предсказательности таких глубин в доступных нам регистрациях землетрясений очага Вранча.

Список литературы

- Лазаренко М. А., Герасименко О. А. Використання нейронних мереж для побудови годографів сейсмічних хвиль // Вісн. Київ. ун-ту. Геологія. — 2004. — Вип. 30. — С. 93—97.
- Рухтер И. Ф. Элементарная сейсмология. — Москва: Изд. иностр. лит., 1963. — 670 с.
- Leach R. R. J, Dovla F. U., Vergiuo E. S. Yeld estimation using bangpass-filtered seismograms: Preliminary results Using Neural Networks with $m_b(P_n)$, Short-time, Long-time, and Coda energy Measurements // Bull. Seism. Soc. Amer. — 1993. — **87**, № 2. — P. 488—508.
- Magotra N., Ahmed N., Chael E. Seismic Event detection and source Location Using Single-Station (Three-Component) Data // Bull. Seism. Soc. Amer. — 1987. — **77**, № 3. — P. 958—971.