

СИСТЕМА ПРОГНОЗА ИОНОСФЕРНЫХ ДАННЫХ
НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Полозов Ю.А.

Институт космических исследований и распространения радиоволн ДВО РАН.

Научный руководитель: к.т.н. Мандрикова О.В.

Настоящая работа посвящена решению задачи автоматизированной обработки сигналов со сложной структурой. Предложен способ, базирующийся на совместном применении конструкции вейвлет-преобразования и нейронных сетей, позволяющий повысить разрешающую способность анализа данных при использовании нейросетевых технологий, улучшить качество работы сети и сократить время ее обучения.

Данная работа посвящена решению задачи автоматизированного обнаружения аномальных изменений в сигналах регистрации геофизических параметров с целью поиска возможных прогностических признаков сильных землетрясений п-ова Камчатка. Исследования влияния процессов в литосфере сейсмоактивных регионов на формирование предвестников на ионосферных высотах показало, что одним из чувствительных параметров является критическая частота f_oF2 (см. работу [1] и цитируемую там литературу). Однако регистрация надежного прогностического признака сейсмического события в вариациях критической частоты f_oF2 сталкивается с серьезными трудностями, которые заключаются в том, что регистрируемые данные имеют сложную структуру (рис. 1). На фоне регулярных изменений, обусловленных суточным и сезонным ходом, могут возникать резкие одиночные «пики» длительностью от несколько десятков минут до нескольких часов. Эти аномалии возникают на фоне мощных ионосферных возмущений. В свою очередь, их величина и длительность зависит от многих факторов.

Описание метода

Автоматизированная обработка данных выполнялась на основе нейронной сети [2]. Важной особенностью нейронных сетей является зависимость их работы от качества выборки данных, на основе которых производится обучение [2, 3]. Поэтому, с целью оптимизации работы сети, выполнялась предварительная обработка исходных данных.

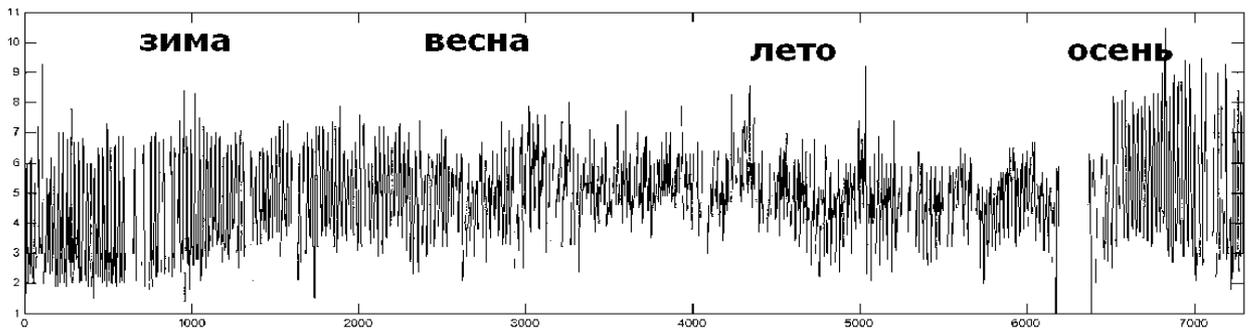


Рис. 1 Сигнал критической частоты.

Для решения этой задачи использовалась конструкция вейвлет-пакетов [3-5]. Данный инструмент позволяет детально изучить нестационарный сигнал, выделяя его особенности и показывая структуру. Частотно-временные прямоугольники раскладывают сигнал на компоненты таким образом, что высокие частоты попадают в короткое временное окно (рис. 2). С увеличением частоты ширина временного окна также увеличивается. Данная особенность вейвлет-пакетов делает его чрезвычайно удобным для анализа сигналов с нелинейной многомасштабной структурой [3-5]. Опытные исследования показали, что информативной, для выявления искомых аномалий, является сглаженная компонента четвертого уровня разложения в вейвлет-пакет (рис. 3).

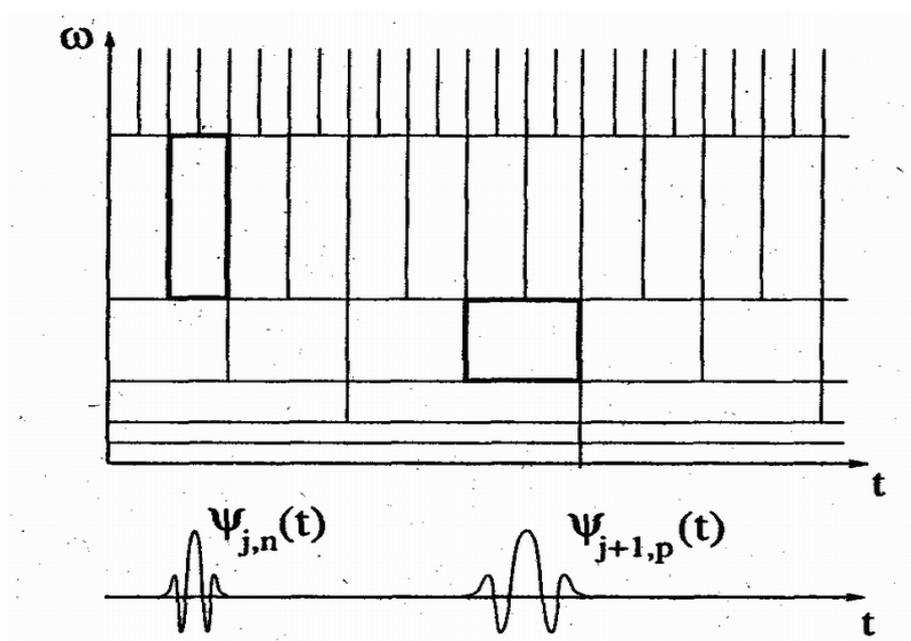


Рис.2 Частотно-временные прямоугольники вейвлет – пакетов.

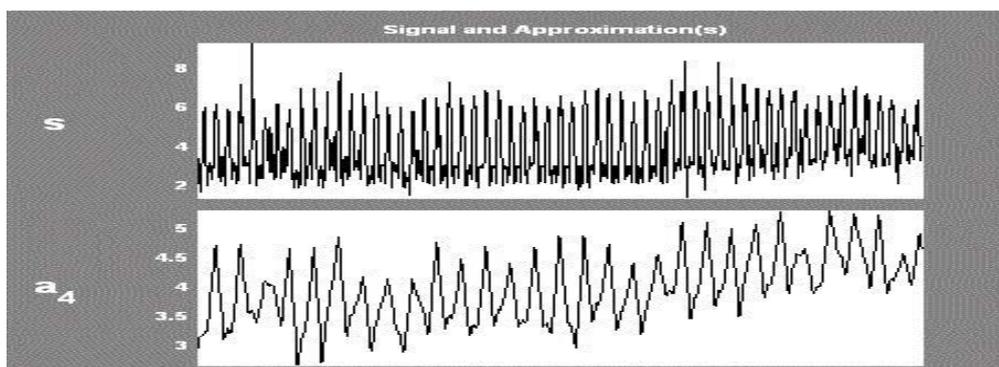


Рис. 3 Исходный сигнал (s) и низкочастотная компонента четвертого уровня разложения (a4).

Формальная модель сигнала критической частоты имеет вид:

$$f(t) = \varphi \left(\sum_i \omega_i \varphi_i \left(\sum_j \omega_{ij} \left(\sum_{l=4, k \in Z} c_{l,k} \Psi^{l,k}(t) \right) \right) \right)$$

где

$$\varphi(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad \varphi_i(z) = k_i * z + b_i$$

ω_i - весовые коэффициенты первого слоя нейронной сети,

ω_{ij} - весовые коэффициенты второго слоя нейронной сети,

$\Psi^{j,k}$ - базисный вейвлет.

$c_{l,k}$ - коэффициенты сглаженной составляющей 4-го уровня вейвлет-пакета.

Способ обучения сети. Для обучения сети использовались реконструированные сигналы сейсмически спокойных лет. Интервал выборки обучения составлял два месяца. На вход сети подавались данные за одну неделю, выход при этом должен был соответствовать значению критической частоты за три часа следующих сразу за этой неделей. Для увеличения объема статистической информации было использовано временное окно с шагом в один отсчет и интервалом в 168 значений, которое пробегало тестовые данные, последовательно подавая их на вход нейронной сети. В основу сети была положена трехслойная сеть прямой передачи сигнала с двумя сигмоидальными и одним линейным слоями. На вход принимался реконструированный, путем вейвлет-фильтрации, сигнал (рис.4).

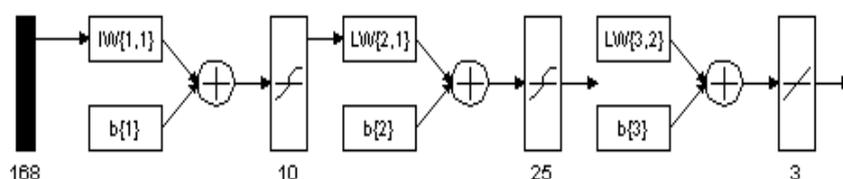


Рис. 4 Система прогноза ионосферных данных на основе нейронной сети.

Результаты экспериментов

Обработке подвергались данные за период с 1970 по 2006 г. Анализ работы нейронной сети подтвердил ее эффективность. В периодах, подвергавшихся обработке, процент предсказанных землетрясений составил 60%, ложные срабатывания составили 30% от обнаруженных аномалий. На рис.5, в качестве примера, показан результат работы сети, для тестовой выборки использовались данные критической частоты зимнего периода 1977 г. В этот период на Камчатке не наблюдалось сильных сейсмических событий. Как видно из графика, дисперсия ошибки сети в этот период, рассчитанная в пределах временного окна, равного одним суткам (24 отсчета), не превышает значение 0.07. На рис.6-7 показан результат работы этой сети в периоды повышения сейсмической активности на Камчатке. Данные сейсмического каталога в эти периоды лет показаны в таблице №1.

Таблица №1. Данные сейсмического каталога п-ова Камчатка

Год	Дата	Энергия землетрясений
1973	28 февраля	произошло три землетрясения с энергией $E=15,5; 13; 13,4$
1984	5 февраля	$E=12,4$
1984	6 февраля	$E=12,5$

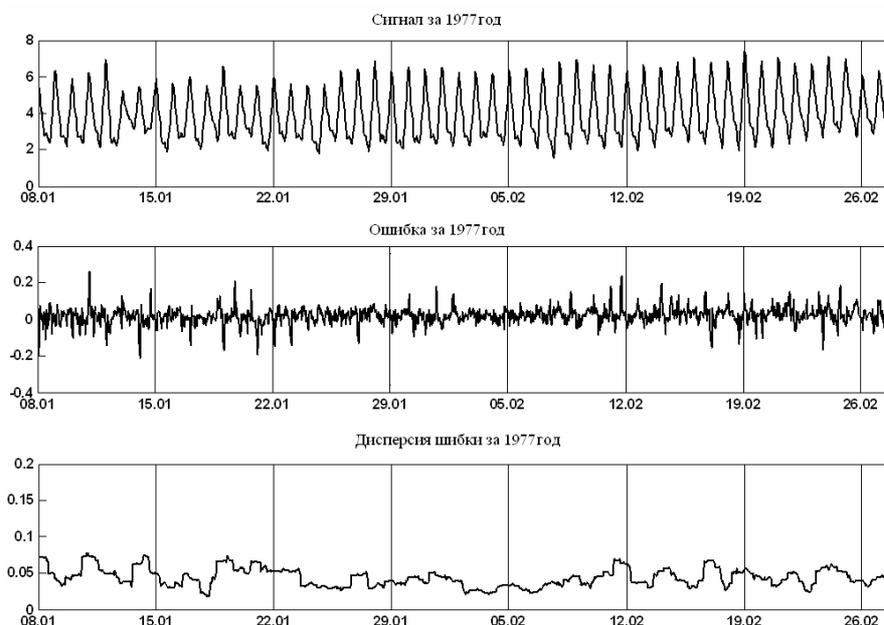


Рис.5 Результат работы НС: (а) восстановленная компонента сигнала регистрации критической частоты зимнего периода 1977г.; (б) ошибка сети ; (с) дисперсия ошибки сети, рассчитанная в скользящем временном окне, равном одним суткам.

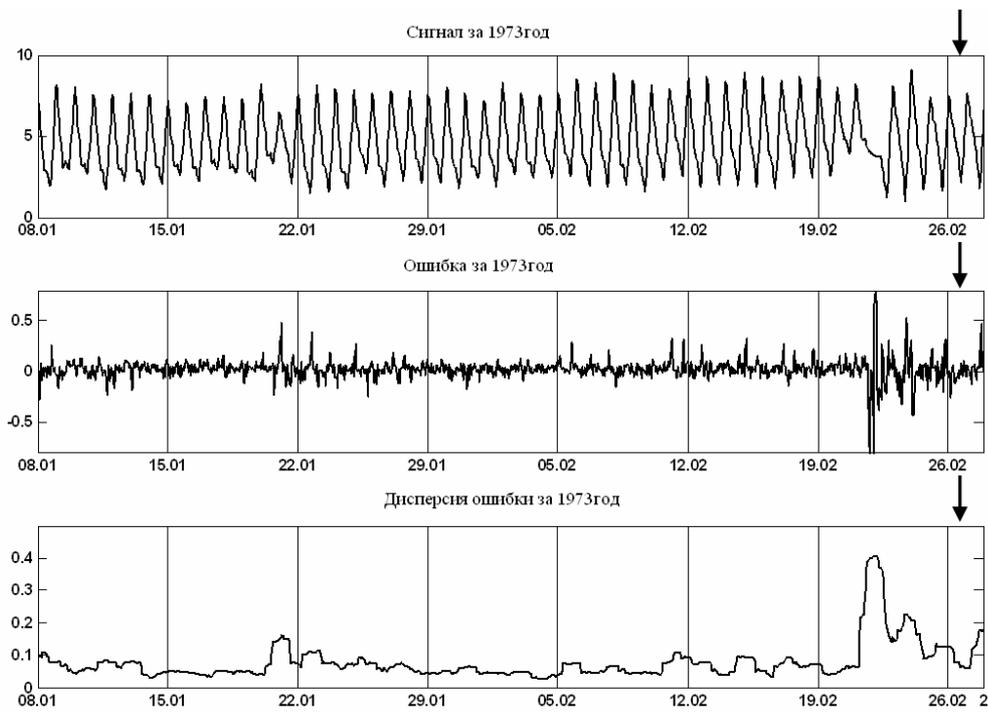


Рис.6 Результат работы НС: (а) восстановленная компонента сигнала регистрации критической частоты зимнего периода 1973г.; (б) ошибка сети ; (с) дисперсия ошибки сети, рассчитанная в скользящем временном окне, равном одним суткам.

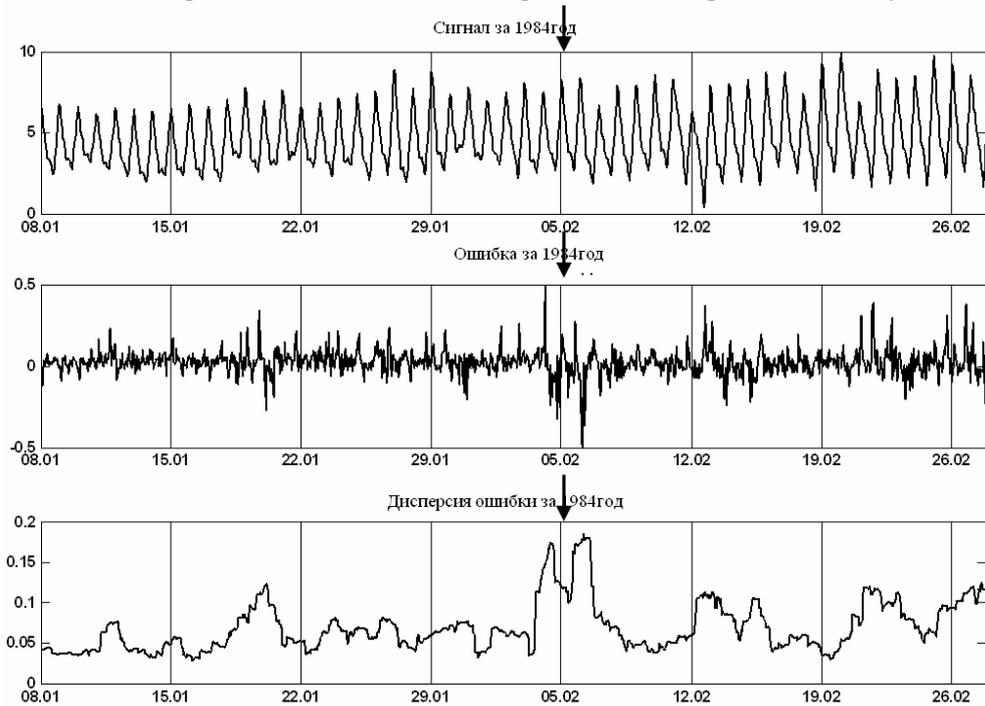


Рис.7 Результат работы НС: (а) восстановленная компонента сигнала регистрации критической частоты зимнего периода 1984г.; (б) ошибка сети ; (с) дисперсия ошибки сети, рассчитанная в скользящем временном окне, равном одним суткам.

Литература

1. Сорокин В.М., Чмырев В.М, Похотелов О.А., Липеровский В.А. Обзор моделей литосферно-ионосферных связей в периоды подготовки землетрясений// Краткосрочный прогноз катастрофических землетрясений с помощью радиофизических наземно-космических методов. Доклады конференции, 2-3 октября 1997г., Ответственные редакторы: академик Страхов В.Н., д.ф-м.н. Липеровский В.А.. Москва. 1998, с. 64-87.
2. Нейроматематика. Кн. 6: Учеб. Пособие для вузов // Агеев А.Д., Балухто А.Н., Бычков А.В. и др.; Общая ред. А.И. Галушкина. – М.:ИПРЖР, 2002. – 448 с.: ил. (Нейрокомпьютеры и их применение).
3. О.В. Мандрикова, В.В. Богданов, Ю.А. Полозов. Анализ изменений, происходящих в ионосферных параметрах накануне сильных землетрясений на Камчатке, на основе вейвлет-преобразования сигналов критической частоты. // Proc. of SCM'2007 (International Conference on Soft Computing and Measurements). - Сборник докл. С.-Петербург, 27-29 июня 2007 г./Изд-во СПбГЭТУ "ЛЭТИ", СПб, 2007.
4. Ingrid Daubechies, Ten Lectures on Wavelets. Пер. с английского, – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика».– 2001.
5. Stephane Mallat, A Wavelet tour of signal processing. Пер. с английского, – М.: Мир, 2005.

SYSTEM OF FORECAST OF THE IONOSPHERE DATA ON THE BASIS OF THE NEURAL NETWORK

Polozov Yu.A.

The present paper is devoted to the solution of the problem of automated processing technique of complicated structure signals. The proposed method, based on the combined application of wavelet-transform construction and neural network, allow us to increase the resolution of data analysis applying neuronet technologies, to improve the work of the net and to shorten the time of its education.