

УДК 621.075.8+550.388.8

## ПРОГНОЗ КРИТИЧЕСКОЙ ЧАСТОТЫ ИОНОСФЕРНОГО СПОРАДИЧЕСКОГО СЛОЯ $E_s$ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*А. О. Куховаренко, Ю. М. Стенин*

### Аннотация

В статье рассматриваются вопросы применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования параметров ионосферы. Наиболее интересным из них является критическая частота спорадического слоя  $f_oE_s$ , определяемая плотностью электронов на соответствующих высотах. От ее значения зависит характер взаимодействия радиоволн с ионосферой, поэтому прогноз  $f_oE_s$  имеет существенное прикладное значение. Для получения прогноза используется искусственная нейронная сеть. Выбор такого подхода обусловлен тем, что, в отличие от традиционных методов получения прогноза, нейронная сеть не привязана к конкретной модели прогнозируемого явления и функциональная зависимость устанавливается во время обучения сети на прогноз определенного параметра.

В результате выполнения работы построена нейросетевая модель прогноза критической частоты ионосферного слоя  $E_s$ , а также проведено сравнение с традиционным способом прогноза, использующим метод наименьших квадратов. Результаты сравнения показывают более высокую точность прогноза частоты  $f_oE_s$  с помощью нейронной сети.

### Введение

На земном шаре имеется обширная сеть станций вертикального радиозондирования ионосферы, позволяющих наблюдать сигнал, отраженный от различных ионосферных слоев. Одним из интересных образований в ионосфере является спорадический (нерегулярный) слой  $E_s$ , появляющийся на высотах 100–120 км. Концентрация электронов в слое такова, что может существенно повлиять на распространение радиоволн в ионосфере. Целью данной работы является оценка качества прогноза критической частоты спорадического слоя  $f_oE_s$ , получаемого с помощью искусственной нейронной сети (ИНС) [1].

Задача ставилась следующим образом: имеются ежечасные результаты измерения  $f_oE_s$ , требуется на основании данных за последние 24 часа дать прогноз  $f_oE_s$  на последующий час. Вследствие нерегулярности появления  $E_s$  в массивах результатов измерений имеются пробелы. В нашей модели отсутствие данных о величине критической частоты кодируется нулем, таким образом мы получаем непрерывный исходный временной ряд. Для прогнозирования очередного значения  $f_oE_s$  используется искусственная нейронная сеть. Существует много различных моделей ИНС; для решения данной задачи использовался многослойный персептрон, так как сети такого типа показывают хорошие результаты при решении задач прогнозирования [2].

Нейронные сети являются системами с большим числом степеней свободы. Подбирая весовые коэффициенты  $\omega$ , можно формировать различные функции. Процесс подбора весовых коэффициентов называется *обучением*. При решении задачи прогнозирования временных рядов обычно используют алгоритмы обучения с учителем. В них предполагается, что для каждого входного множества  $X$  существует

парное ему целевое множество  $Y$ , задающее требуемый выход. Вместе они называются *обучающей парой*. Совокупность всех используемых *обучающих пар* называется *обучающим множеством*. Формирование *обучающего множества* является важным этапом в решении любой задачи, поскольку определяет время и качество обучения сети.

В общем виде алгоритм обучения с учителем состоит из следующих этапов:

- 1) из обучающего множества выбирается одна обучающая пара (как правило, случайным образом);
- 2) множество  $X$  обучающей пары подается на вход ИНС;
- 3) фиксируется реакция *нейросети*  $Y'$ ;
- 4) корректируются весовые коэффициенты в зависимости от  $|Y - Y'|$ ;
- 5) если не достигнута заданная точность, то возвращаемся к шагу 1, иначе сеть обучена.

Для решения задачи была построена нейронная сеть с 24 нейронами во входном слое, 100 нейронами в скрытом слое и одним выходным. Обучение ИНС проводилось по данным за один год. Для построения обучающего множества использовался следующий метод [3]: имеются  $N$  последовательных отсчётов данных за определённый промежуток времени; выделяем первые 24 отсчёта и принимаем их за входные значения, а 25-й отсчёт является результатом. Так строится первая обучающая пара. Для построения второй набор отсчётов сдвигают на одно значение вперёд и повторяют описанную процедуру и т. д. Полученные таким образом обучающие пары были поделены на две группы: в первую включалась каждая третья обучающая пара, во вторую — все остальные. Нейронная сеть обучалась по второй группе, первая же использовалась для оценки качества обучения. Нейронная сеть считалась обученной, когда точность прогноза по данным из первой (тестовой) группы оказывалась наилучшей.

Полученная ИНС оказывается способной прогнозировать как значение критической частоты  $f_oE_s$ , так и факт ненаблюдаемости слоя  $E_s$ . Реально  $f_oE_s$  не может принимать значения меньше определённого минимума, поэтому все выдаваемые сетью значения меньше этого минимума мы рассматриваем как отсутствие  $E_s$ .

Результаты сравнения прогноза и реально наблюдаемого слоя можно разделить на 4 группы:

- 1) выходное значение нейронной сети отлично от нуля, и слой действительно существует;
- 2) выходное значение нейронной сети отлично от нуля, но слой не регистрируется;
- 3) ИНС прогнозирует отсутствие  $E_s$  и слой действительно отсутствует;
- 4) ИНС прогнозирует отсутствие  $E_s$ , но слой существует.

Очевидно, что одним из показателей качества обучения является минимальный процент случаев 2 и 4. В случае 3 имеем по сути 100%-ную точность прогноза. Для оценки качества прогноза в первой группе использован следующий алгоритм:

- 1) рассчитывается среднее значение отклонения истинного ответа от предсказанного по формуле  $E = \sum_{i=1}^N |y_i - y'_i| / N$ , где  $y$  — спрогнозированное значение,  $y'$  — истинное, а  $N$  — количество предсказаний в данной группе;

- 2) рассчитывается дисперсия по формуле  $D = \sqrt{\sum_{i=1}^N (E - y_i)^2} / N$ ;

- 3) для выражения точности прогноза в процентах дисперсия делится на среднее значение истинной критической частоты  $f_oE_s$ :  $d = D \cdot N / \sum_{i=1}^N y'_i$ .

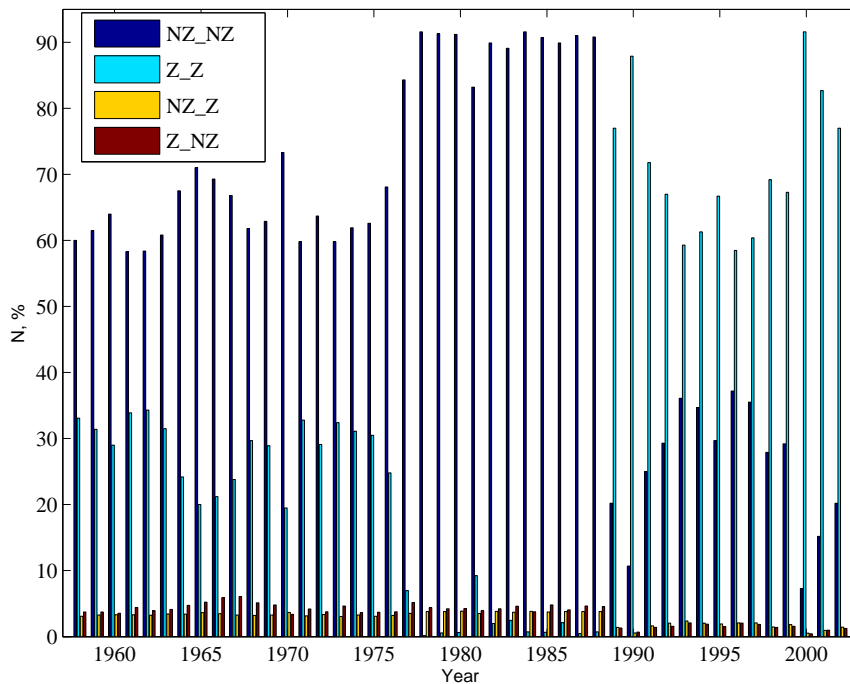


Рис. 1. Распределение результатов прогноза по четырём группам для станции MOSCOW

**1. Применение нейронных сетей для прогнозирования  $f_oE_s$**

При прогнозировании  $f_oE_s$  использовались данные со станций, географические координаты которых приведены в табл. 1. Станция ARKHANGELSK расположена в приполярной зоне восточного полушария, станция OUGADOUGOU – в восточном полушарии около экватора, MOSCOW – на средних широтах в восточном полушарии, а станция BOULDER – на средних широтах западного полушария.

Табл. 1

Координаты ионосферных станций

Название станции	Географические	
	широта	долгота
ARKHANGELSK	64.4	40.5
MOSCOW	55.5	37.3
OUGADOUGOU	12.4	358.5
BOULDER	40.0	254.7

Обучение нейронной сети осуществлялось по данным за первый год из доступного массива, далее уже обученная сеть применялась для прогнозирования в последующие годы. Результаты обучения и прогнозирования по станции MOSCOW представлены на рис. 1 и 2.

На рис. 1 представлено распределение результатов прогноза по описанным выше группам. Из графика видно, что при обучении (данные за 1958 г.) подавляющее число результатов прогнозирования (60%) попало в первую группу, 33% случаев – в третью. В оставшиеся две группы попало всего порядка 7% случаев. Таким образом, если прогноз утверждает, что в следующем часе будет присутствовать слой  $E_s$ , то в 95% этот прогноз точен, а если прогнозируется отсутствие слоя, то результа-

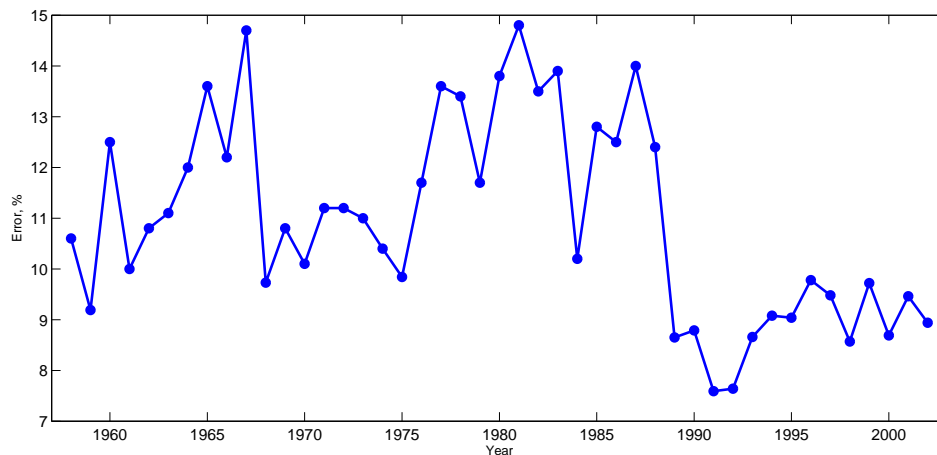


Рис. 2. Ошибка прогнозирования величины  $f_o E_s$  над станцией MOSCOW

ту можно доверять с точностью 12%. Примерно такое распределение по группам сохраняется до 1976 г. В период с 1959 по 1976 гг. отсутствие слоя прогнозировалось с точностью  $92 \div 95\%$ , а наличие слоя –  $94 \div 95\%$ . В период с 1977 по 1988 гг. распределение по группам изменилось. Количество попаданий в группу 3 сократилось практически до нуля и составляло  $1 \div 10\%$ . Зато процент попаданий в группу 1 возрос до  $85 \div 95\%$ . В период с 1989 по 2002 гг. ситуация изменилась на противоположную. Здесь процент попадания в группу 3 возрос до  $57 \div 95$ , а в группу 1 – сократился до  $8 \div 35\%$ . Отмеченные изменения распределения по группам кажутся связанными с качеством измерения  $f_o E_s$ , что можно объяснить сменой оборудования или методик обработки ионограмм. На зависимость  $f_o E_s$  от параметров радиоаппаратуры указывается, например, в [4].

Ошибка прогноза величины  $f_o E_s$  представлена на рис. 2, из которого видно, что величина ошибки обучения составила порядка 11.5%. В последующие годы ошибка прогноза оставалась в пределах  $8 \div 15\%$ .

Результаты прогноза  $f_o E_s$  и по другим станциям получились достаточно точными. Для всех станций ошибка прогноза наличия слоя не превышает 13% (это значение получается как сумма попаданий результатов прогноза в группы 2 и 4), а ошибка прогноза значения  $f_o E_s$  не превышает 25%, причем в большинстве случаев она составляет 15–17%.

## 2. Сравнение с другими методами прогноза

Обычно прогноз значений временных рядов получают с помощью метода наименьших квадратов путем аппроксимации данных полиномами различных степеней. В данной работе для получения такого прогноза использовалось представление полиномами второй и третьей степеней. Сравнение прогноза по методу наименьших квадратов с прогнозом, полученным с помощью нейросети для различных станций, показало, что процент ошибок прогноза наличия слоя у нейронной сети в 2–4 раза меньше, чем при прогнозе по методу наименьших квадратов. Разброс ошибок прогноза значения  $f_o E_s$  для нейросети составляет  $8 \div 15\%$ , в то время как ошибка при прогнозе с помощью полинома второй степени составляет  $25 \div 35\%$ , а при использовании полинома третьей степени –  $35 \div 50\%$ . Таким образом, прогноз с помощью нейронной сети оказывается значительно точнее прогноза, полученного с помощью метода наименьших квадратов.

### Заключение

В ходе выполнения данной работы была разработана и опробована методика получения прогноза критической частоты ионосферного слоя  $E_s$  с помощью искусственной нейронной сети. Прогноз осуществлялся на час вперёд по данным за предшествующие 24 часа. Построенная нейронная сеть оказалась способной прогнозировать как наличие спорадического слоя  $E_s$ , так и величину его критической частоты. Методика была опробована на данных по нескольким ионосферным станциям и качество прогноза везде получилось достаточно высоким. Результаты сравнения с прогнозом, полученным методом наименьших квадратов, позволяют говорить о преимуществе использования ИНС.

### Summary

*A.O. Kukhovarenko, Yu.M. Stenin.* The forecasting of the ionospheric  $E_s$  layer critical frequency based on neural network computation techniques.

The aim of this paper is to consider some problems of application of artificial neural networks for prediction of parameters of an ionosphere such as the sporadic  $E_s$  layer critical frequency,  $f_oE_s$ , defined of electron's density the relevant heights. The character of interaction of radiowaves with an ionosphere depends on its value, therefore forecasting of  $f_oE_s$  has essential applied significance. For prediction the artificial neural network is used. The choice of such approach is stipulated by that as in comparison with conventional methods of the forecasting the neural network is not bound to particular model of a predictablis phenomenon and the functional dependence is appeared during tutoring a network on the forecasting of particular parameter. As a result the neural network model of the forecasting of  $E_s$  critical frequency is constructed, and the comparison with a conventional method of the forecasting operating the LS method is carried out. The results of comparison display better accuracy of the forecasting based on the use of artificial neural network.

### Литература

1. Головкин В.А. Нейронные сети: Обучение, организация и применение. Кн. 4: учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Голушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
2. Куховаренко А.О., Стенин Ю.М. Применение нейронных сетей для прогнозирования параметров ионосферы // Туполевские чтения: Междунар. молодёж. научн. конф., посв. 1000-летию г. Казани, 10–11 нояб. 2005 г. Материалы конф. – Казань: Изд-во Казан. техн. ун-та, 2005. – Т. III. – С. 13–14.
3. Куховаренко А.О., Стенин Ю.М. Применение нейронной сети для прогнозирования временных рядов // Юбилейная научн. конф. физического факультета КГУ. Сб. тез. Казань, 10 нояб. 2004 г. – Казань: Казан. гос. ун-т, 2004. – С. 129.
4. Овезгельдыев О., Келов К. О зависимости частотных характеристик слоя  $E_s$  от технических параметров аппаратуры. // Геомагнетизм и аэрономия. – 1969. – Т. 9, № 5. – С. 860–864.

Поступила в редакцию  
11.04.06

---

**Стенин Юрий Михайлович** – кандидат физико-математических наук, доцент кафедры радиоастрономии Казанского государственного университета.

**Куховаренко Антон Олегович** – аспирант физического факультета Казанского государственного университета.

E-mail: *aurik@list.ru*