

УДК 502.3

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ИОНОСФЕРЫ С ПОМОЩЬЮ КЛАССИФИЦИРУЮЩИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ПЕРСЕПТРОНОВ

Ю.С. Масленникова, В.В. Бочкарев

PREDICTING THE IONOSPHERIC DYNAMICS WITH SELF-ORGANIZING CLUSTERING NEURAL NETWORK AND PERCEPTRONS

Yu.S. Maslennikova, V.V. Bochkarev

В работе представлен метод прогнозирования с использованием классифицирующих нейронных сетей и перцептронов применительно к временным рядам критической частоты и высоты слоя F2, а также к ряду значений полного электронного содержания над окрестностью города Москвы. Вначале производится классификация текущего состояния ионосферы по признаку линейной предсказуемости. Здесь в качестве признаков для кластеризации используются предварительно найденные коэффициенты линейного предсказания. Далее осуществляется прогнозирование временного ряда с использованием перцептронов. Подобный подход позволил получить хорошие результаты прогнозирования в условиях повышенной геомагнитной активности.

In this paper the novel forecasting approach using classification neural networks and perceptrons has been developed to predict ionospheric F2 layer critical frequency and total electron content (TEC). The coincidence of predicted results with observed data opens wide prospects for future application of the method in conditions of high geomagnetic activity.

Ионосфера представляет собой чрезвычайно сложную нелинейную систему. На различных временных масштабах (от нескольких часов до нескольких лет, соответствующих, например, длине солнечного цикла) можно наблюдать значительные изменения динамики ионосферы. Эти флуктуации обусловлены прежде всего вращением Земли, сезоном года, уровнем солнечной и геомагнитной активности [Афраймович, 2006]. Поэтому построение точного прогноза основных параметров ионосферы должно производиться с учетом этих факторов. Для решения подобного рода задач широко используются нелинейные методы прогнозирования, в частности искусственные нейронные сети [Ghil, 2002].

Целью данной работы стало построение краткосрочного прогноза состояния ионосферы на основе рядов данных по критической частоте слоя F2 с интервалом между значениями 1 ч и полному электронному содержанию с интервалом между значениями 2 ч (ПЭС, по данным лаборатории JPL) над окрестностью города Москвы за 2009 г. Также были использованы данные, характеризующие уровень солнечной и геомагнитной активности, такие как число солнечных пятен и планетарный индекс K_p (значения K_p следуют через каждые 3 ч).

Классификация состояния ионосферы по признаку линейной предсказуемости

Для прогнозирования временной динамики ионосферы могут быть использованы как линейные, так и нелинейные методы. Линейные методы, получившие широкое распространение вследствие простоты реализации, эффективны в случае, когда отклонения ряда имеют распределение близкое нормальному. Однако, как показали проведенные оценки функций распределения шума ионосферных параметров (см. ниже), данное условие зачастую не выполняется. Значит, можно ожидать, что нелинейные методы прогнозирования, такие как нейронные сети, окажутся эффективнее.

Наличие различного рода особенностей в динамике исследуемых рядов требует создания адаптивной модели предсказания. В качестве альтернатив-

ного решения в работе предложен метод на основе использования предварительной классификации состояния ионосферы с последующим его прогнозированием. Для классификации состояния ионосферы использовалась нейронная сеть – самоорганизующаяся карта Кохонена. Матрица признаков для кластеризации формировалась на основе критерия линейной предсказуемости, а также параметров, характеризующих уровень солнечной и геомагнитной активности.

Рассмотрим оценку линейного предсказания

$$\tilde{x}_n = - \sum_{k=0}^m a_k x_{n-k},$$

где символ «~» обозначает оценку значения ряда. Оценка, соответствующая временному индексу n , вычисляется по m предыдущим временным отсчетам. Таким образом, временной фрагмент динамики некоторого ряда характеризуется m -мерным вектором коэффициентов линейного предсказания.

В нашем случае матрица признаков линейной предсказуемости формировалась на основе рядов данных по критической частоте слоя F2 и полному электронному содержанию TEC (total electronic content), временного ряда числа солнечных пятен SN (sunspot number) и планетарного индекса геомагнитной активности K_p :

$$\begin{aligned} \tilde{f}_0 F2_{(n)} &= \sum_{k=1}^3 a_k f_0 F2_{(n-2k)} + \\ &+ \sum_{k=1}^3 b_k TEC_{(n-k)} + c SN + \sum_{k=1}^2 d_k K_p^{(n-k)}. \end{aligned}$$

Таким образом, на вход самоорганизующейся карты Кохонена подавались 9-мерные вектора $[a_1^{(n)} \dots a_3^{(n)} \quad b_1^{(n)} \dots b_3^{(n)} \quad c \quad d_1^{(n)} \quad d_2^{(n)}]$, характеризующие 6-часовые интервалы времени. В качестве топологической функции для размещения нейронов была использована гексагональная сетка размерностью 4×3 узла, расчет расстояний между узлами сетки производился с дополнительным взвешиванием. На рис. 1 показана проекция векторов признаков на двумерную самоорганизующуюся карту

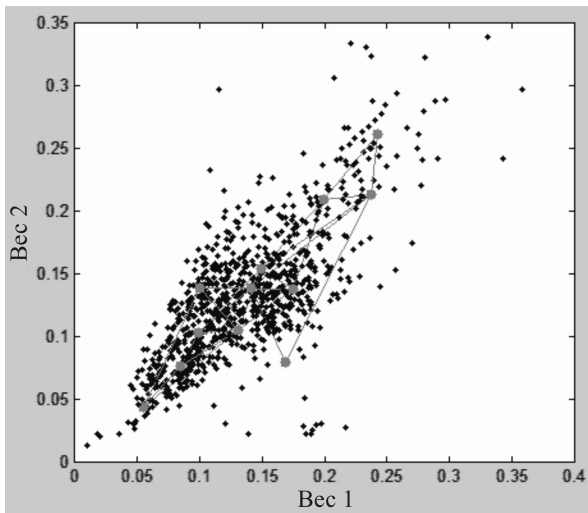


Рис. 1. Проекция 9-мерных векторов признаков на двумерную самоорганизующуюся карту Кохонена размерностью 4×3 узла.

Кохонена после 2000 эпох обучения.

Таким образом, все 6-часовые интервалы были объединены в двенадцать кластеров по признаку линейной предсказуемости. Далее для каждого из кластеров были построены модели критической частоты слоя F2 с использованием прогностических нейронных сетей.

Известно, что между значениями полного электронного содержания (ПЭС) и максимумом электронной плотности N_{max} есть линейная связь посредством параметра τ – эквивалентной толщины столба: $TEC = \tau N_{max} \approx \tau (f_0F2)^2$ [Davies, 1991]. Таким образом, теоретически регрессионная зависимость между критической частотой слоя F2 и значениями ПЭС в общем случае является нелинейной. Для повышения качества прогнозирования ряда критической частоты слоя F2 было предложено формировать обучающую выборку для нейронных сетей на основе не только предыдущих временных отсчетов f_0F2 , но и значений ряда ПЭС за тот же период времени. Параметр τ в данном случае был использован для перенормировки значений ПЭС. На рис. 2 представлена зависимость коэффициента корреляции ряда полного электронного содержания с вариациями критической частоты слоя F2 от времени суток. Предварительно из исследуемых рядов с использованием медианного фильтра были исключены суточный и сезонный тренды. Коэффициент корреляции оценивался на основе меры взаимной информации. Из рисунка видно, что в дневные часы корреляция между двумя исследуемыми параметрами значительна.

Прогнозирование с использованием нейронных сетей-персептронов

Для прогнозирования временных амплитуд f_0F2 использовались нейронные сети прямой передачи сигнала – персептроны. Нейросетевые прогностические модели строились отдельно для каждого кластера. При этом задача выбора оптимальных начальных весов сети была решена с использованием предварительно найденных коэффициентов фильтра

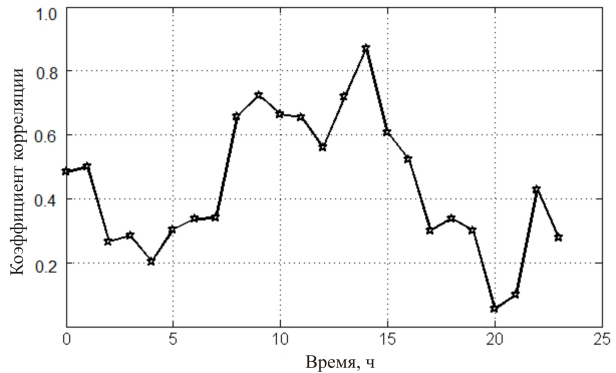


Рис. 2. Зависимость коэффициента корреляции вариаций критической частоты слоя F2 с вариациями полного электронного содержания от времени суток.

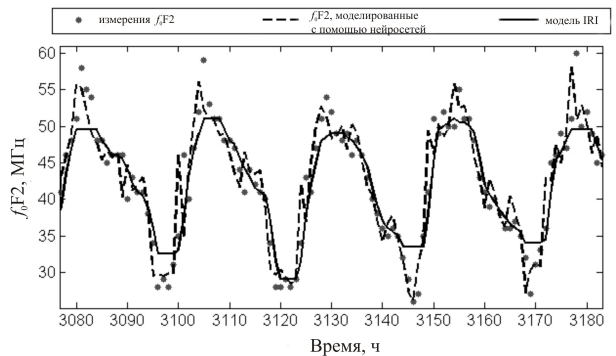


Рис. 3. Сравнение значений ряда f_0F2 , полученных на основе модели IRI (сплошная черная линия), с наблюдаемыми данными (отмеченными точками) и данными, смоделированными на основе представленной нейросетевой модели (штриховая черная линия).

линейного предсказания. Включив коэффициенты линейного предсказания в соответствующие элементы нейронной сети прямой передачи сигнала, мы получаем нейронную сеть, которая до обучения преобразует данные практически аналогично фильтру линейного предсказания [Масленникова, 2010]. Затем за счет нелинейности преобразования данных мы имеем возможность в процессе обучения сети улучшить качество прогнозирования. Обучение нейронной сети производилось методом обратного распространения ошибки с минимизацией функционала ошибки по алгоритму Левенберга–Марквардта. На рис. 3 представлен фрагмент спрогнозированного ряда критической частоты слоя F2 на 6 ч вперед в сравнении со значениями, полученными на основе модели IRI. Относительная ошибка нейросетевого прогноза значений f_0F2 на 6 ч вперед для дневных отсчетов составила менее 5 %, для ночных – не более 12 %. Относительная ошибка прогнозирования на 24 ч вперед для дневных отсчетов – 15 %, для ночных – 23 %.

Таким образом, совместное использование классифицирующих и прогностических нейронных сетей позволяет с хорошей точностью прогнозировать состояние ионосферы. В работе были представлены результаты использования данного метода на примере прогнозирования ряда критических частот слоя F2. Достигнутая точность в прогнозировании дневных значений f_0F2 на 6 ч вперед составила 95 %, на 24 ч вперед – 85 %.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Афраймович Э.Л., Первалова Н.П. GPS-мониторинг верхней атмосферы Земли. Иркутск: ГУ НЦ РВХ ВСНЦ СО РАМН, 2006. 480 с.

Масленникова Ю.С., Бочкарев В.В. Метод начальной инициализации прогностических нейронных сетей // Ученые записки Казанского университета. Сер. «Физ.-матем. науки». 2010. Т. 152, кн. 1. С. 7–14.

Davies K., Liu X.M. Ionospheric slab thickness in middle and low latitudes // Radio Sci. 1991. V. 26, N 4. P. 997–1005.

Ghil M., Allen M.R., et al. Advanced spectral methods for climatic time series // Rev. Geophys. 2002. V. 40, N 1. P. 1–1–1-41.

Jet Propulsion Laboratory by the California Institute of Technology. URL: <http://igscb.jpl.nasa.gov>.

Казанский (Поволжский) федеральный университет, Казань