

DOI: 10.51981/2588-0039.2022.45.010

ПРОГНОЗ ИЗОЛИРОВАННЫХ СУББУРЬ, ВЫЗЫВАЕМЫХ СОЛНЕЧНЫМИ ПЛАЗМЕННЫМИ ПОТОКАМИ

С.Е. Ревунов¹, О.М. Бархатова², В.Г. Воробьев³, А.Е. Барсукова¹

¹Нижегородский государственный педагогический университет им. К. Минина

²Нижегородский государственный архитектурно-строительный университет

³Полярный геофизический институт

Аннотация

Выполнен нейросетевой прогноз суббурь, обусловленных воздействием потоков плазмы солнечного ветра на магнитосферу Земли. Для этого были созданы рекуррентные нейросетевые модели, основанные на ранее установленных физических причинно-следственных связях динамики высокоширотной геомагнитной активности (по индексу AL) с параметрами плазменных потоков. Здесь в качестве входных последовательностей использованы два параметра – Vz компонента ММП и интегральный параметр $\Sigma[N*V^2]$, учитывающий предысторию процесса накачки кинетической энергии в магнитосферу, где N и V – концентрация плазмы и скорость солнечного ветра, соответственно.

Введение

Использование нейросетей в решении фундаментальных задач гелиогеофизики открывает новые возможности поиска причинно-следственных связей динамики параметров магнитосферы и межпланетной среды. Известно [1, 2], что исследуемые конфигурации динамики AL индекса содержат в себе информацию о характеристиках крупномасштабного плазменного потока типа МО, в которое погружается земная магнитосфера. В зависимости от скорости облака относительно солнечного ветра на переднем фронте его тела может образовываться ударная волна, за которой следует турбулентная область, часто называемая оболочкой облака. Исследования показывают, что для большинства магнитных облаков начало соответствующих им геомагнитных возмущений приходится на ударную волну и оболочку [3, 4].

Источником энергии магнитосферных суббурь является плазма солнечного ветра и межпланетное магнитное поле, содержащееся в телах МО. В настоящем исследовании применен классификационный нейросетевой подход, который использовался нами ранее [1] при анализе комплекса явлений высокоширотной геомагнитной активности (динамика индекса AL), вызываемых телом магнитного облака солнечного ветра. В качестве входных параметров для нейросетевых экспериментов были использованы интегральные компоненты ММП, показавшие свою эффективность ранее. Однако в настоящей работе мы обращаем внимание на возможность участия турбулентных оболочек МО в динамике суббурь. Турбулентные оболочки магнитных облаков, сопровождаемых ударными волнами, являются важной причиной возникающего суббурного процесса [2]. Здесь для поиска причинно-следственных характеристик образов этой структурной части магнитного облака и динамики высокоширотной геомагнитной активности применяется ИНС типа слоя Кохонена.

Используемые данные и методы обработки

Демонстрация функционирования прогноза выполнена на минутных данных, зарегистрированных в 1998-2012 гг. (<http://cdaweb.gsfc.nasa.gov>) и отвечающих 8 часовым интервалам 70 изолированных магнитосферных суббурь. Часть событий выборки (65 событий) использовались для обучения ИНС, другая часть (5 событий) использовались для тестирования качества обучения нейросетей. Данные ПСВ и ММП учитывают время переноса возмущения от патрульного КА до границ магнитосферы. В связи с этим, расчетное время прогноза можно считать увеличенным на 35-45 мин., поскольку прогноз в режиме реального времени не будет иметь возможности учитывать такую корректировку. Предлагаемая прогностическая модель суббурной активности на 120 минут выполнена с использованием 12 нейросетей, где каждая ИНС прогнозировала AL индекс на конкретное время от текущего момента: +10 мин, +20 мин, ... +120 мин. Таким образом, полученный спрогнозированный ряд AL-индекса содержит 12 значений с дискретностью 10 минут.

В качестве входных последовательностей всех нейросетевых моделей, использованы три параметра – компонента ММП $V_z(t)$, интегральный параметр $\Sigma[N*V^2](t)$, учитывающий предысторию процесса накачки кинетической энергии в магнитосферу в течение 90 минут, значения индекса AL(t). Единственный выходной нейрон генерирует последовательность значений AL(t+n) с заданным временным сдвигом n, моделирующим прогностическую последовательность (рис. 1). С целью минимизации эффекта «запоминания» последнего

обучающего образца предлагаемые пакеты данных нормировались и подавались на вход каждой ИНС в случайном порядке. Таким образом, тестирование качества настройки ИНС всегда выполнялось на пакетах данных, исключенных из обучающего массива.

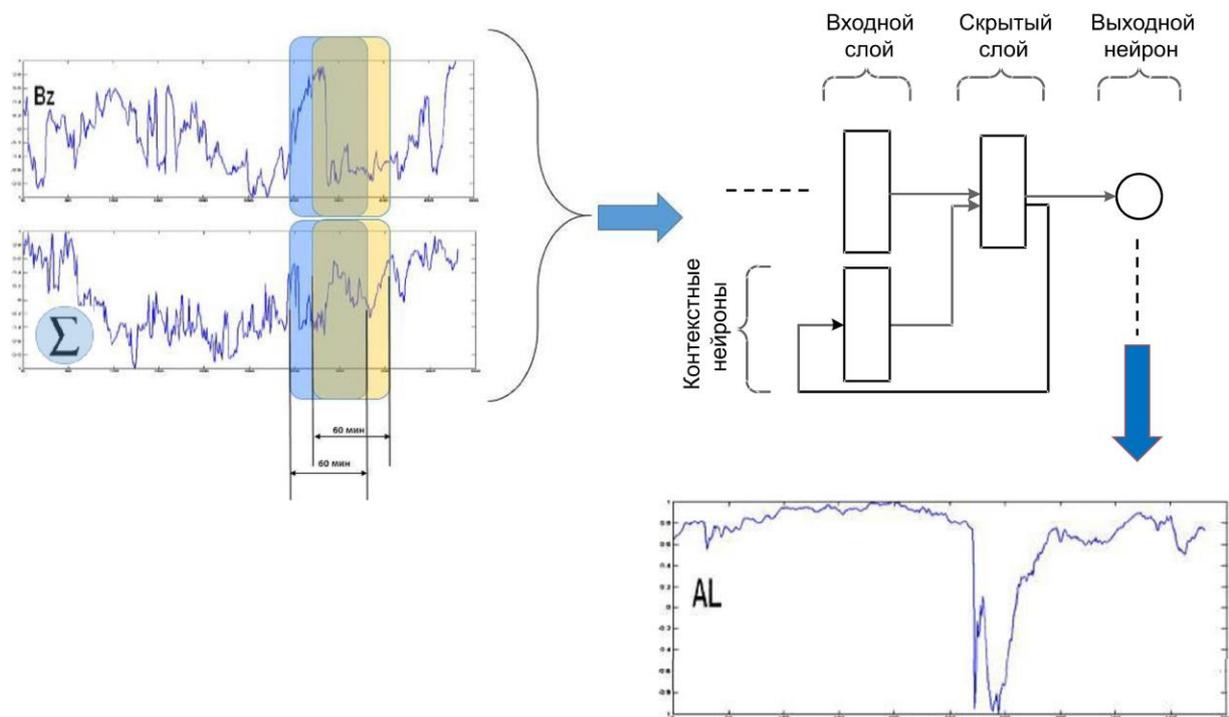


Рисунок 1. Архитектура ИНС и принципиальная схема эксперимента.

Объективная оценка качества восстановления AL-индекса выполнялась путем вычисления классического коэффициента корреляции R и эффективности восстановления PE между реальными (целевыми) и сгенерированными нейронной сетью значениями. Эффективность восстановления PE вычислялась по формуле [2]:

$$PE = \left(1 - \frac{\sum_{\mu=1}^N (T^{\mu} - O^{\mu})^2}{\sum_{\mu=1}^N (T^{\mu} - \langle T \rangle)^2} \right) \cdot 100\%, \quad \mu = 1, 2, \dots, N,$$

где T^{μ} – целевое (реально зарегистрированное) значение для сопоставления с выходом для μ -го примера во входной последовательности, O^{μ} – значение μ -го выхода ИНС для μ -го примера входной последовательности, $\langle T \rangle$ – среднее по всем целевым значениям выхода ИНС, N – число точек целевого процесса. Таким образом, под эффективностью восстановления понимается единица, уменьшенная на величину средней относительной вариации, которая в свою очередь является отношением среднеквадратичной ошибки к дисперсии целевого процесса.

Результаты прогнозирования

На рис. 2 показано, как меняется качество восстановления прогнозируемых данных AL-индекса при увеличении времени прогноза на конкретное время от текущего момента +10 мин, +20 мин, ... +120 мин. Как видно из графиков на рис. 2, при последовательном увеличении времени прогноза качество синтезированного пакетом ИНС индекса AL постепенно снижается от $R \sim 0.8$ до ~ 0.2 и PE от $\sim 70\%$ до $\sim 0\%$. Т.е. прогноз индекса AL на времена свыше ~ 6 часов затруднен.

Демонстрация прогноза индекса AL пакетом ИНС показана на рис. 3. Полученные спрогнозированные ряды AL-индекса содержат 4 интервала по 12 значений с дискретностью 10 минут. Т.е. двухчасовой прогноз применен последовательно в 4 момента времени.

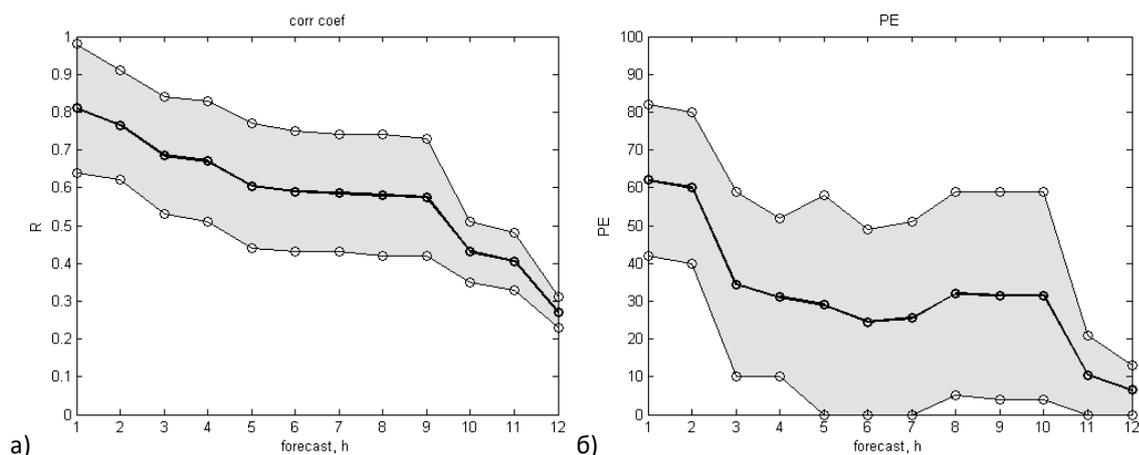


Рисунок 2. Динамика объективного качества обучения пакета ИНС при прогнозе AL-индекса. Приведены данные для всех событий, участвующих в исследовании. Серая область ограничена минимальными и максимальными значениями, жирная черная кривая – усредненные данные. По оси абсцисс указано время прогноза в часах. а) – коэффициент корреляции R , б) – эффективность восстановления PE .

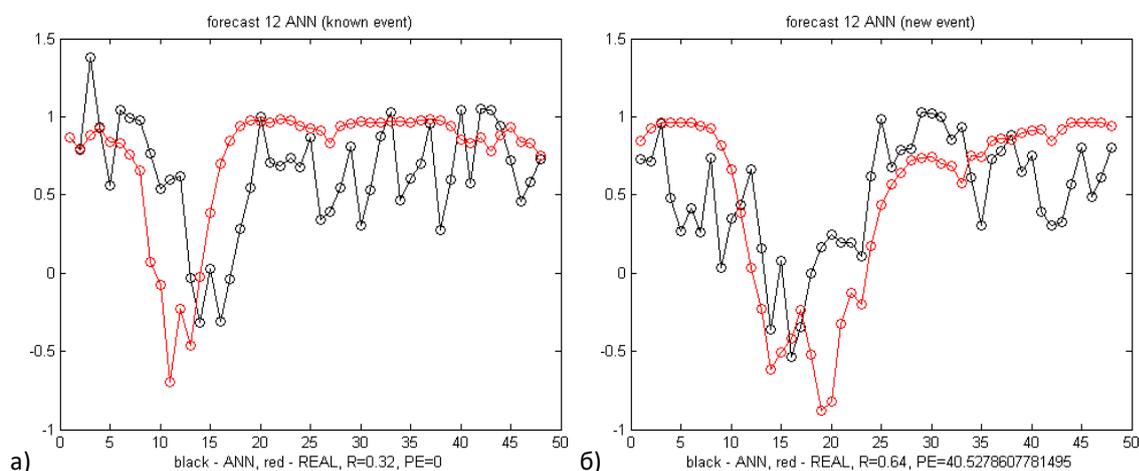


Рисунок 3. Демонстрация прогноза AL-индекса пакетом ИНС данных участвующих в обучении (а), новых данных (б). На графиках черным цветом показаны синтезируемые прогностические данные, красным – реальные данные. Коэффициенты R и PE приведены под графиками. Черным и красным для одного события.

Заключение и выводы

Объективная оценка качества прогноза AL-индекса выполнялась вычислением коэффициента корреляции R и эффективности восстановления PE между реальными (целевыми) и сгенерированными значениями, полученными 12-ю параллельно работающими ИНС. В экспериментах показано, что в среднем качество прогнозируемого ряда значений AL-индекса снижается от $R=0.82, PE=79\%$ (+10 мин) до $R=0.61, PE=42\%$ (+120 мин). Таким образом, созданные нейросетевые модели с достаточной эффективностью могут быть применены для прогнозирования изолированных суббурь, вызываемых солнечными плазменными потоками. Предложенный алгоритм прогнозирования динамики AL-индекса при использовании онлайн-данных патрульного космического аппарата и учета известной модели загрузки авроральной магнитосферы кинетической энергией солнечного ветра для возникновения суббуревоего процесса может быть использован для мониторинга процесса формирования геомагнитных возмущений глобальной и высокоширотной активности.

Список литературы

1. Бархатов Н.А., Воробьев В.Г., Ревунев С.Е., Ягодкина О.И. Проявление динамики параметров солнечного ветра на формирование суббуревой активности // Геомагнетизм и аэронавигация. Т. 57. №3. С. 273–279. 2017
2. Barkhatov N.A., Revunov S.E., Uryadov V.P. Forecasting of the critical frequency of the ionosphere F2 layer by the method of artificial neural networks // Int. J. Geomagn. Aeron. GI2010, DOI:10.1029/2004GI000065. 2004.