

УДК 550.385.4

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИЗОЛИРОВАННЫХ СУББУРЬ ПАКЕТОМ ПАРАЛЛЕЛЬНЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

© 2023 г. Н. А. Бархатов¹, *, С. Е. Ревунов¹, О. М. Бархатова²,
Е. А. Ревунова², В. Г. Воробьев³

¹Нижегородский государственный педагогический университет им. К. Минина,
Нижний Новгород, Россия

²Нижегородский государственный архитектурно-строительный университет,
Нижний Новгород, Россия

³Полярный геофизический институт, Апатиты (Мурманская обл.), Россия
*e-mail: nbarkhatov@inbox.ru

Поступила в редакцию 19.11.2022 г.

После доработки 14.12.2022 г.

Принята к публикации 26.01.2023 г.

Выполнен нейросетевой прогноз суббурь, обусловленных воздействием потоков плазмы солнечного ветра на магнитосферу Земли. Для этого были созданы рекуррентные нейросетевые модели, основанные на физических причинно-следственных связях динамики высокоширотной геомагнитной активности (по индексу AL) с параметрами межпланетного магнитного поля (ММП) и плазмы солнечного ветра (ПСВ). В качестве входных последовательностей использованы два параметра — B_z -компонента ММП и интегральный параметр $\Sigma[NV^2]$, учитывающий предысторию процесса накачки кинетической энергии солнечного ветра в магнитосферу, где N и V — концентрация плазмы и скорость солнечного ветра, соответственно. Выполнен полноценный прогноз AL -индекса по данным ПСВ и ММП на 10 мин и т.д. с 10 мин дискретностью по отдельности индивидуальной искусственной нейронной сетью (ИНС) на каждую точку, отвечающую динамике AL -индекса. Это означает, что прогноз непрерывного ряда значений AL -индекса достигается параллельно работающим пакетом ИНС. Количество ИНС в пакете определяется скважностью необходимого прогнозируемого ряда AL -индекса, при этом учет 90 мин предыстории входных параметров в каждой из сетей обеспечивает прогноз значений AL -индекса с точностью до ~80%.

DOI: 10.31857/S0016794023600084, EDN: PMFOXX

1. ВВЕДЕНИЕ

Моделирование физических процессов с применением технологий искусственных нейронных сетей позволяет для каждой конкретной задачи учесть не только многокритериальные причинно-следственные связи, но и принять во внимание предысторию происходящих процессов. В процессе настройки ИНС циклически решаются однокритериальные задачи оптимизации [Хайкин, 2006]. Известно, что структура любой нейросети может быть адаптирована к задаче путем включения дополнительных нейронов, если исходная нейросеть не способна обеспечить решение задачи с нужной точностью или из нейросети могут быть исключены лишние нейроны и связи между ними, если исходная нейросеть избыточна для решения задачи. Нейросеть может сама выделить наиболее информативные для задачи входные сигналы, отбросить неинформативные, шумовые сигналы и в итоге повысить надежность решения. При этом нейронная сеть учитывает ранее сфор-

мированные навыки, ускоряя, таким образом, свое дообучение.

Приоритетная задача современной гелиогеофизики связана с решением вопроса разработки математических моделей для прогнозирования геомагнитных возмущений. Предполагается, что актуальная группировка патрульных космических аппаратов (КА), находящихся за пределами магнитосферы, в режиме реального времени обеспечивает поток необходимых цифровых данных о параметрах околоземного космического пространства. Такие данные требуются для интернет-систем, функционирующих в режиме реального времени. Результаты их работы позволяют заранее принимать необходимые меры по защите, например, энергетических систем или средств связи в период воздействия на магнитосферу Земли возмущенных потоков солнечного ветра. На современном этапе развития электронно-вычислительной техники и методов постпроцессинга цифровых данных в глобальной сети интернет можно

найти большое число разнообразных веб-узлов, предоставляющих результаты обработки информации для разных прикладных сфер. В сети интернет работает большое число веб-узлов, предоставляющих информацию о геомагнитной обстановке, часто выражаемой геомагнитными индексами, и о состоянии межпланетного космического пространства в режиме реального времени. Большинство существующих интернет-машин направлено на прогнозирование динамики глобальной геомагнитной обстановки как следствия взаимодействия магнитосферы Земли с межпланетной средой. Известными ресурсами среди специалистов на сегодняшний день являются следующие: World Data Center for Geomagnetism, Kyoto (<http://swdcw-ww.kugi.kyoto-u.ac.jp>), сайт поддержки патрульного космического аппарата ACE (<http://www.srl.caltech.edu/ACE>), сайт поддержки спутников с полярной орбитой DMSP и POLAR (<https://dm-sp.bc.edu/>), сайт поддержки спутника SOHO (<http://sohowww.nascom.nasa.gov>).

Прогнозирование AL -индекса может осуществляться различными методами с использованием, как динамических систем, так и искусственного интеллекта. Основу прогнозирования составляет тесная связь состояния магнитосферы с параметрами солнечного ветра и межпланетного магнитного поля (ММП). Краткий обзор различных нейросетевых методов и моделей представлен в работе [Li et al., 2007]. Определенные успехи в конструировании и прогнозировании AL -индекса с использованием ИНС были достигнуты в работах [Hernandez et al., 1993; Weigel et al., 2003; Valach et al., 2014 и других]. Так, в работе [Hernandez et al., 1993] использовались нейронные сети для прогнозирования AL -индекса с 15 мин разрешением на основе данных по $V B_s$ и AL , где V — направленная к Земле компонента скорости солнечного ветра, а B_s — южная компонента ММП. В работе [Weigel et al., 2003] были использованы те же данные, что и в предыдущем исследовании, но эти авторы создали новую архитектуру ИНС с различными ветвями, учитывающими уровень магнитной активности. Рассмотренные нейросетевые решения работают на основе мгновенных значений параметров околоземного космического пространства. В настоящей работе моделируется физический процесс накопления энергии в магнитосфере путем использования во входных параметрах кумулятивных сумм.

В течение последних 15 лет открыт доступ к разработанному нами универсальному нейросетевому интернет-сервису для восстановления и прогноза числовых рядов в режиме реального времени, расположенному по адресу (<http://spacelab.mininuniver.ru/>). Для демонстрации возможностей сервиса были отобраны несколько наиболее актуальных гелиогеофизических задач, предъяв-

ляющих повышенные требования к оперативности и качеству прогнозируемых параметров. Среди таких задач: поиск нелинейной связи индексов геомагнитной активности с параметрами околоземного космического пространства [Бархатов и др., 2000]; прогнозирование Dst -индекса глобальной геомагнитной активности в реальном времени на интервал от 1 до 12 ч [Бархатов и др., 2000]; восстановление классических индексов $AE(12)$ полярных электроджетов по неполным современным данным магнитных наблюдений [Бархатов и др., 2004]; прогноз критической частоты среднеширотной и высокоширотной ионосферы для слоя $F2$ на интервал от 1 до 24 ч [Barkhatov et al., 2005]; классификация проявлений высокоширотной геомагнитной активности [Barkhatov et al., 2020].

В основу предлагаемого в настоящей работе исследования положен физический процесс накопления энергии в магнитосфере, который возможен только при условии непрерывного поступления в нее кинетической энергии частиц (NV^2) солнечного ветра на интервале подготовительной фазы суббури (N — плотность, а V — скорость солнечного ветра). Постепенное накопление энергии невозможно учесть, основываясь только на мгновенных значениях параметров ММП и плазмы солнечного ветра, поэтому для описания процесса формирования суббуревой активности в настоящей работе нами предлагается использование интегрального параметра в виде кумулятивной суммы $\sum[NV^2]$ наравне с другими геоэффективными параметрами солнечного ветра. Алгоритм описания процесса формирования суббури реализован с помощью инструмента в виде ИНС типа Элмана путем прогнозирования AL -индекса с использованием динамики вводимого нами интегрального параметра. Применение интегрального параметра на входе ИНС позволяет имитировать структуру и интеллектуальные свойства биологической нервной системы, поскольку таким способом обеспечивается дополнительная реализация памяти о предыстории моделируемого процесса [Бархатов и др., 2017].

Разрабатываемый в настоящем исследовании алгоритм параллельного нейросетевого прогнозирования изолированных суббурь дополняет ряд прогностических интернет-сервисов. Решение задачи прогноза индекса AL по данным ПСВ и ММП выполняется с применением пакета из 12 параллельных ИНС, где каждая нейросеть независимо выполняет прогноз суббуревой активности на определенный временной интервал при учете предыстории состояния солнечного ветра на основе предварительно проинтегрированных его параметров. Итогом работы алгоритма является полноценный прогноз AL -индекса на 120 мин с 10-ти минутной дискретностью. В этом заклю-

чается принципиальная разница между настоящим исследованием и работой [Бархатов и др., 2017], где выполнялось поточечное восстановление динамики индекса AL . Вычислительные возможности предлагаемой в исследовании системы ориентированы на применение в расчетах онлайн данных по солнечному ветру в реальном времени.

2. ИСПОЛЪЗУЕМЫЕ ДАННЫЕ И ПАРАМЕТРЫ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ

Демонстрация функционирования нейросетевого 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 суббуревой активности на 120 мин выполнена с использованием пакета из 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 мин.

В исследовании применена нейросеть Элмана, содержащая дополнительный слой нейронов (контекстные нейроны), обеспечивающий “внутреннюю память” о предыстории восстанавливаемого динамического процесса [Бархатов и Ревунов, 2010]. Искусственная нейронная сеть является рекуррентной ИНС с обратным распространением ошибки и включенной петлей обратной связи, исходящей из скрытого слоя (см. рис. 1). Представленная архитектура предполагает параллельность обработки данных внутри каждой ИНС из применяемого пакета. Такой подход уменьшает время решения задачи, что позволяет использовать такие алгоритмы в приложениях реального времени или для решения большого объема вычислений. Большинство решаемых прогностических задач или задач по восстановлению рядов данных доводятся до конечного результата благодаря применению именно таких сетей [Barkhatov et al., 2005].

В настоящем исследовании выполняется отдельный независимый нейросетевой прогноз AL по данным ПСВ и ММП на каждую из точек с 10 минутной скважностью. Таким образом, прогноз непрерывного ряда значений AL -индекса

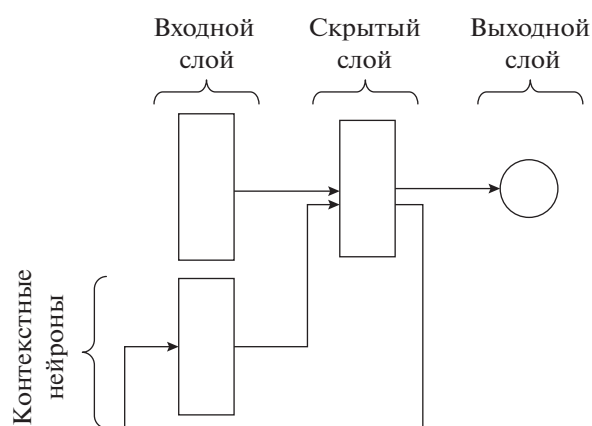


Рис. 1. Применяемая архитектура ИНС Элмана.

достигается пакетом параллельно работающих ИНС. Количество ИНС в пакете определяется скважностью необходимого прогнозируемого ряда AL -индекса, при этом учет 90 мин предыстории входных параметров в каждой из сетей обеспечивает прогнозирование значения AL -индекса с точностью до ~80%.

В качестве входных последовательностей всего пакета нейросетевых моделей, использованы три параметра – компонента ММП $Bz(t)$, интегральный параметр $\sum[NV^2](t)$, учитывающий предысторию процесса накачки кинетической энергии в магнитосферу в течение 90 мин, значения индекса $AL(t)$. Единственный выходной нейрон генерирует последовательность значений $AL(t + n)$ с заданным временным сдвигом n , моделирующим прогностическую последовательность. С целью минимизации эффекта “запоминания” последнего обучающего образца предлагаемые последовательности данных нормировались и подавались на вход каждой ИНС в случайном порядке. Таким образом, тестирование качества настройки ИНС всегда выполнялось на последовательность данных, исключенных из обучающего массива.

Объективная оценка качества прогнозирования AL -индекса выполнялась путем вычисления классического коэффициента корреляции R и эффективности прогнозирования PE (Prediction Effectiveness) между реальными (целевыми) и сгенерированными нейронной сетью значениями. Эффективность прогнозирования PE вычислялась по формуле [Barkhatov et al., 2005]:

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

где T^{μ} – целевое (реально зарегистрированное) значение для сопоставления с выходом для μ -го

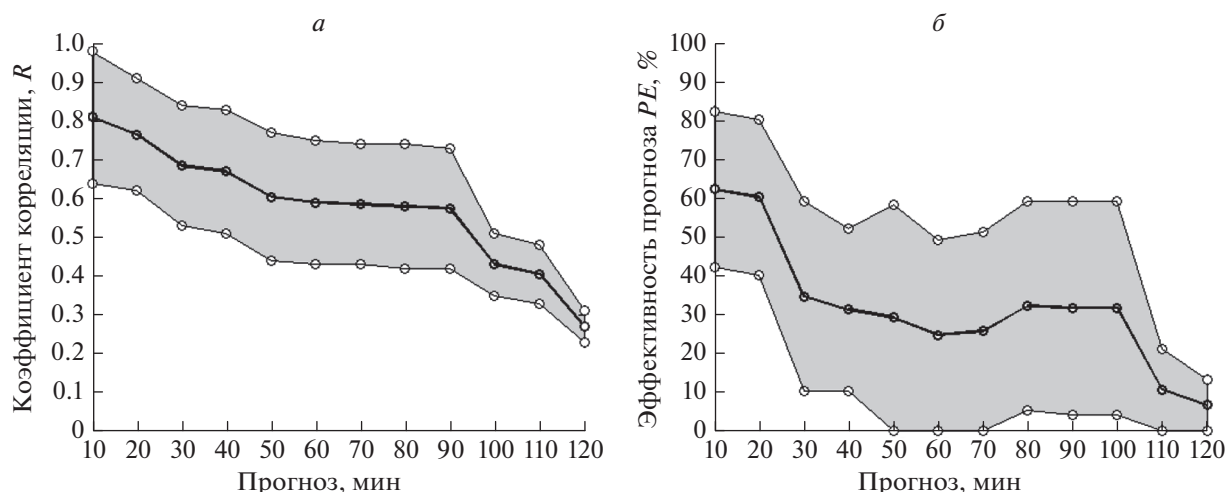


Рис. 2. Динамика объективного качества обучения пакета ИНС при прогнозе AL -индекса. Приведены данные для всех событий, участвующих в исследовании. Серая область ограничена минимальными и максимальными значениями, жирная черная кривая — усредненные данные. По оси абсцисс указано время прогноза в минутах.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

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, k — число точек целевого процесса. Таким образом, под эффективностью прогнозирования понимается единица, уменьшенная на величину средней относительной вариации, которая в свою очередь является отношением среднеквадратичной ошибки к дисперсии целевого процесса.

3. НЕЙРОСЕТЕВЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ ПО ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ДИНАМИКИ AL -ИНДЕКСА

Ранее отмечалось, что в исследовании использованы выборки 8-часовых интервалов данных, соответствующих 70 изолированным магнитосферным суббурям. Для оценки эффективности прогностической технологии, для каждого события пакетом ИНС выполнялся независимый прогноз AL по данным ПСВ и ММП на конкретное время. Таким образом, была собрана статистика, включающая все возможные исходы нейросетевых экспериментов для данной выборки, для всех событий и разных времен прогноза. Изменение качества прогнозируемых данных AL -индекса с увеличением времени прогнозирования на интервале от 10 до 120 мин. показано на рис. 2. Максимальные и минимальные значения динамики коэффициента корреляции R (рис. 2а) и эффективности прогноза PE (рис. 2б) соответствуют глобальным максимумам и минимумам, полученным для всех 70 событий, участвующих в исследовании. Поскольку максимальные и минимальные

значения в данной серии экспериментов детерминированы и характеризуют исключительно рассматриваемую выборку, общий вывод о качестве работы пакета ИНС можно получить из усредненных данных (жирная черная кривая на рис. 2).

Как видно из графиков на рис. 2, при последовательном увеличении времени прогнозирования качество синтезированного пакетом ИНС индекса AL постепенно снижается от $R \sim 0.8$ до ~ 0.2 и PE от $\sim 70\%$ до $\sim 0\%$, указывая на то, что прогноз индекса AL на времена свыше 2 часов крайне затруднен. С точки зрения физики, такой результат можно объяснить тем, что характерные времена процесса развития суббуревозмущения не превышают этого значения.

Объективная оценка качества прогноза AL -индекса выполнялась вычислением коэффициента корреляции R и эффективности прогноза PE между реальными (целевыми) и сгенерированными значениями, полученными 12 параллельно работающими ИНС. В экспериментах показано, что в среднем качество прогнозируемого ряда значений AL -индекса снижается от $R = 0.82$, $PE = 79\%$ для прогноза на 10 мин до $R = 0.30$, $PE = 10\%$ для прогноза на 120 мин. Таким образом, созданные нейросетевые модели с достаточной эффективностью могут быть применены для прогнозирования изолированных суббурь, вызываемых солнечными плазменными потоками на интервалы ~ 1.5 часа.

Демонстрация прогноза индекса AL с дискретностью 10 мин пакетом ИНС показана на рис. 3. На рис. 3а приведены спрогнозированные значения AL -индекса для события 02 ноября 2007 г.

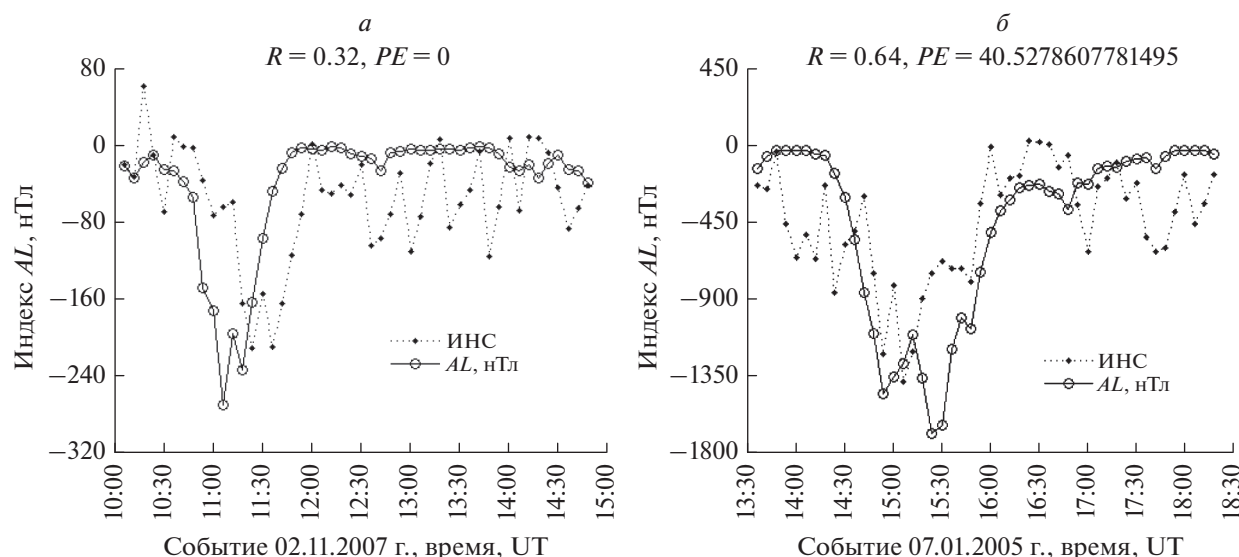


Рис. 3. Демонстрация прогноза AL -индекса пакетом ИНС данных участвующих в обучении (а), новых данных (б). На графиках пунктиром показаны синтезируемые прогностические данные, сплошной линией — реальные данные. Коэффициенты R и PE приведены над графиками.

Указанное событие было включено в обучающую выборку, но высокого качества прогноза для него не наблюдается. Заметим, что при обучении нейросетей никогда не ставится цель настроить их на близкое к 100% повторение целевых данных из обучающего массива. В этом случае интеллектуальные возможности ИНС при работе с новыми событиями значительно снижаются, наблюдается эффект переобучения, сужается “кругозор” ИНС. Так, коэффициент корреляции между синтезированными и реальными данными для события 02 ноября 2007 г. несколько выше 30% ($R = 0.32$) и эффективность прогноза в этом случае вообще не может быть подсчитана ($PE = 0\%$). Тем не менее, данное событие является важным элементом обучающей выборки, поскольку на нем пакет ИНС учится определять моменты перехода к экстремумам, хотя сам экстремум может быть не достигнут в абсолютных значениях. Это видно по запаздыванию реакции пакета ИНС примерно на 30 мин: реальный экстремум $AL = 240$ нТл наблюдается в 11:00 UT, синтезированный экстремум $AL = 200$ нТл наблюдается в 11:30 UT.

На рис. 3б приведены значения AL -индекса для нового, не участвующего в обучении пакета ИНС, события 07 января 2005 г. Здесь коэффициент корреляции между синтезированными и реальными данными уже выше 60% ($R = 0.64$), эффективность прогноза $PE = 40\%$. Данный пример демонстрирует интеллектуальные возможности пакета ИНС по прогнозированию локальных и глобальных экстремумов. Как видно на рис. 3б, событие 07 января 2005 г. отличается не только высокими абсолютными значениями AL , но и се-

рией экстремумов, которые удалось воспроизвести пакетом ИНС. Высокий коэффициент корреляции и показания эффективности прогноза свидетельствуют о том, что значения и динамика синтезированного пакетом ИНС индекса AL близки к реальной ситуации. Такой вывод следует учитывать при решении задачи прогнозирования динамики AL -индекса с использованием данных патрульного КА.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье демонстрируются возможности созданного нами инструмента для прогнозирования изолированных магнитосферных суббурь, представляющего собой пакет параллельно работающих искусственных нейронных сетей. При этом учитываются физические явления, приводящие к высокоширотным геомагнитным проявлениям. Конкретно принят во внимание процесс медленной загрузки магнитосферы Земли кинетической энергией солнечного ветра. Предлагаемый алгоритм представляет собой пакет из 12 параллельных нейросетей, выполняющих прогноз суббуревой активности на 120 мин с 10-ти минутной дискретностью. Последовательность параллельно работающих ИНС обеспечивает таким образом прогноз непрерывного ряда значений AL -индекса. Дискретность прогнозируемого ряда может быть определена индивидуально для каждой конкретной прикладной задачи путем изменения “плотности” пакета ИНС. Экспериментально подтверждено изменение качества прогнозируемого ряда значений AL -индекса от $R = 0.82$, $PE = 79\%$ для краткосрочного прогноза на 10 мин до

$R = 0.30$, $PE = 10\%$ для прогноза на 2 ч при учете предыстории во входных параметрах нейросетей. Отдельные нейросетевые эксперименты продемонстрировали, что прогноз индекса AL на большее время затруднен и в целом невозможен, т.к. характерные времена процесса развития суббурового возмущения не превышают нескольких часов. Выполненное исследование показало успешность прогнозирования динамики AL -индекса при использовании онлайн данных патрульного космического аппарата, регистрирующего параметры плазмы солнечного ветра и ММП.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- *Barkhatov N.A., Revunov S.E., Uryadov V.P.* Artificial neural network technique for predicting the critical frequency of the ionospheric F2 layer // *Radiophys. Quantum. Electron.* V. 48. P. 1–13. 2005.
<https://doi.org/10.1007/s11141-005-0043-4>
- *Barkhatov N.A., Vorobjev V.G., Revunov S.E., Barkhatova O.M., Revunova E.A. and Yagodkina O.I.* Neural network classification of substorm geomagnetic activity caused by solar wind magnetic clouds // *J. Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics.* V. 205. 2020.
<https://doi.org/10.1016/j.jastp.2020.105301>
- *Elman J.L.* Learning and development in neural networks: The importance of starting small. *Cognition.* V. 48. P. 71–99. 1993
- *Hernandez J.V., Tajima T., Horton W.* Neural net forecasting for geomagnetic activity // *Geophys. Res. Lett.* V. 20. № 23. P. 2707–2710. 1993.
<https://doi.org/10.1029/93GL02848>
- *Li X., Oh K.S., Temerin M.* Prediction of the AL index using solar wind parameters // *J. Geophys. Res.* V. 112. A06224. 2007.
<https://doi.org/10.1029/2006JA011918>
- *Valach F., Bochnicek J., Hejda P., Revallo M.* Strong magnetic activity forecast by neural networks under dominant southern orientation of interplanetary magnetic field // *Adv. SpaceRes.* V. 53. № 4. P. 589–598. 2014.
<https://doi.org/10.1016/j.asr.2013.12.005>
- *Weigel R.S., Klimas A.J., Vassiliadis D.* Solar wind coupling to and predictability of ground magnetic field and their time derivatives // *J. Geophys. Res.* V. 107. № A7. P. 1298. 2003.
<https://doi.org/10.1029/2002JA009627>
- *Бархатов Н.А., Беллюстин Н.С., Левитин А.Е., Сахаров С.Ю.* Сравнение эффективности предсказания индекса геомагнитной активности Dst искусственными нейронными сетями. // *Изв. ВУЗов “Радиофизика”.* Т. 43. № 5 С. 385–394. 2000
- *Бархатов Н.А., Воробьев В.Г., Ревунов С.Е., Ягодкина О.И.* Проявление динамики параметров солнечного ветра на формирование суббуровой активности // *Геомагнетизм и аэрономия.* Т. 57. № 3. С. 273–279. 2017
- *Бархатов Н.А., Королев А.В., Левитин А.Е., Сахаров С.Ю.* Пересчет современных индексов полярной активности к классическим // *Изв. ВУЗов “Радиофизика”.* Т. 47. № 3. С. 200–208. 2004
- *Бархатов Н.А., Ревунов С.Е.* Искусственные нейронные сети в задачах солнечно-земной физики. Монография. Изд-во “Поволжье”. 407 С. 2010.
- *Хайкин С.* Нейронные сети, Полный курс. 2-е изд., пер. с англ., М.: “Вильямс”. 1104 с. 2006.