

**В.Р. ШИРОКИЙ¹, С.А.ДОЛЕНКО¹, И.Н. МЯГКОВА¹,
Н.С. СЕНТЕМОВА²,**

¹НИИЯФ им. Д.В.Скобелевца МГУ им. М.В.Ломоносова, Россия, Москва
shiroky@srd.sinp.msu.ru, dolenko@srd.sinp.msu.ru

²Физический факультет МГУ им. М. В. Ломоносова

ИССЛЕДОВАНИЕ ГОРИЗОНТА НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ МАГНИТОСФЕРЫ ЗЕМЛИ*

В работе представлен анализ результатов нейросетевого прогнозирования с разными горизонтами прогноза для геомагнитных индексов Dst и Kp, а также для потока релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли с энергией >2 МэВ, которые характеризуют состояние земной магнитосферы. Прогнозы выполнены на основе многомерных временных рядов, включающих в себя значения прогнозируемых индексов и потоков электронов, а также данные о параметрах солнечного ветра и межпланетного магнитного поля, за последние сутки с разрешением в один час.

***Ключевые слова:** временной ряд, прогнозирование, магнитосфера, внешний радиационный пояс Земли, релятивистские электроны, геомагнитные индексы Dst и Kp, нейронные сети, геомагнитные возмущения*

Введение

Магнитосфера Земли представляет собою область околоземного пространства вокруг земного шара, где поведение космической плазмы и энергичных заряженных частиц определяется геомагнитным полем, которое в первом приближении близко к дипольному. Радиационные пояса Земли (РПЗ) представляют собой внутренние области магнитосферы Земли, в которых геомагнитным полем удерживаются заряженные частицы – электроны, протоны, альфа-частицы. Вариации потоков электронов во внешнем РПЗ (который является наиболее нестабильной частью внутрен-

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках проекта № 14-01-00293-а.

ней магнитосферы Земли) так же, как и геомагнитные возмущения (ГВ), являются следствием вариаций межпланетного магнитного поля (ММП) и процессов, происходящих в солнечном ветре (СВ), а также самих ГВ.

Источники возмущений магнитосферы Земли - корональные выбросы массы (КВМ), достигающие орбиты Земли, и высокоскоростные потоки СВ. Необходимым, а возможно и достаточным, условием возникновения ГВ является присутствие южной (отрицательной) компоненты межпланетного магнитного поля (ММП) B_z , при наличии которой возможна передача энергии от солнечного ветра в магнитосферу [1].

Геомагнитные возмущения оказывают существенное влияние на состояние околоземного космического пространства (ОКП), поскольку после ГВ, как правило, на порядок и более возрастает поток релятивистских электронов внешнего РПЗ (например, [2-4] и ссылки там). Экстремально высокие потоки электронов могут привести к сбоям в электронных микросхемах аппаратуры, находящейся на борту космических аппаратов (например, [5]). Кроме того сильные ГВ, чаще называемые магнитными бурями, могут вызывать нарушения в работе телеграфных линий и радиосвязи, трубопроводов, линий электропередач и энергосетей [6].

Для оценки интенсивности геомагнитных возмущений используют различные геомагнитные индексы, которые могут отражать состояние магнитосферы Земли как в целом, так и на заданных широтах. Для данного исследования были выбраны наиболее распространенные индексы – Dst и Kp. Dst-индекс вычисляется на основании показаний четырех (с 1992 года пяти) геомагнитных обсерваторий, находящихся вблизи экватора. Вычисления один раз в час осуществляются Всемирным центром данных в Киото, Япония (Kyoto WDC) [7]. Индекс геомагнитной активности Kp вычисляется каждые три часа как среднее значение K-индексов, определенных на тринадцати геомагнитных обсерваториях, расположенных между 44 и 60 градусами северной и южной геомагнитных широт. Он имеет уровни от 0 до 9, каждому следующему уровню шкалы соответствуют вариации в 1,6-2 раза большие предыдущего. Между каждыми двумя уровнями выделяют по два подуровня; таким образом, индекс Kp принимает дискретные значения с шагом примерно 1/3. Значения обоих индексов за заданный период можно получить на странице предоставления данных по геомагнетизму (Geomagnetic Data Service) [8].

Из всего сказанного выше следует, что задача прогнозирования как ГВ, так и потоков электронов во внешнем РПЗ, является актуальной. Различные методики нейросетевого прогнозирования магнитных бурь и Dst-индекса, в частности, рассмотрены в работах [9-12].

Значения потока релятивистских электронов внешнего РПЗ, используемые в настоящей работе, получены в экспериментах на космических аппаратах (КА) серии GOES [13], предназначенных для мониторинга окружающей среды американской Национальной службой погоды Национального управления океанических и атмосферных исследований (NOAA). Прогнозирование потока релятивистских электронов внешнего РПЗ при помощи искусственных нейронных сетей (ИНС) ранее применялось в моделях, представленных в [14,15].

Коллективом сотрудников лаборатории адаптивных методов обработки данных, в которой работают авторы данной работы, ранее проводились исследования, посвященные нейросетевому прогнозированию Dst-индекса и потока электронов внешнего РПЗ с энергией >2 МэВ на 1 час вперёд. Ещё в 2005 г. было показано, что лучшее качество прогноза Dst-индекса достигается при построении нейросетевой модели, использующей в качестве входных данных как историю Dst индекса, так и параметры СВ (скорость) и ММП (компонента B_z) [16]. В более поздних работах [17, 18] каждый пример содержал среднечасовые значения нескольких основных параметров СВ и ММП и самого прогнозируемого параметра (индекса Dst или потока электронов внешнего РПЗ), с погружением на 24 часа, что позволило улучшить качество прогноза на 1 час вперёд.

Данная работа посвящена сравнению результатов прогнозирования геомагнитных индексов Dst и K_p и потока электронов внешнего РПЗ с энергией >2 МэВ (измеренного на геостационарной орбите) с разными горизонтами прогноза, между собою и с тривиальными моделями.

Источники и подготовка данных

Поскольку процессы в цепочке «ММП – СВ – магнитосфера Земли» можно описать при помощи многомерных временных рядов, включающих в себя параметры ММП – модуль вектора ММП и три его компоненты; параметры СВ – скорость, плотность, температуру плазмы СВ, а также геомагнитные индексы – Dst и K_p , и поток релятивистских электронов внешнего РПЗ, для всех трёх величин нами использовались те же самые входные данные, за исключением того, что значения потоков электронов не использовались при прогнозировании геомагнитных индексов, поскольку вариации внешнего РПЗ на геомагнитные возмущения не влияют.

Для построения нейросетевых моделей прогноза Dst индекса использовалось погружение многомерного временного ряда следующих параметров: модуль вектора ММП $|B|$ и три его компоненты B_x , B_y , B_z в системе GSM, скорость v и плотность n_p солнечного ветра (СВ), сами гео-

магнитные индексы Dst и Kp и поток электронов внешнего РПЗ, так, как это было сделано в работах [18, 19]. Помимо этого, на вход ИНС подавались также значения синуса и косинуса с суточным и годовым периодами, что позволяло учитывать рекуррентные изменения прогнозируемых величин, связанные с вращением Земли вокруг своей оси и вокруг Солнца.

В работе использовались данные СВ и ММП с КА ACE (Advanced Composition Explorer), находящегося в точке Лагранжа L1, полученные с приборов SWEPAM и MAG, соответственно [20]. Как и в предыдущих работах, мы использовали не предобработанные и очищенные данные 2-го уровня, предназначенные для научных исследований, а оперативные данные. Это вызвано тем, что разрабатываемая система прогнозирования предназначена для работы в режиме онлайн, в котором качество получаемых данных соответствует оперативным данным, и ИНС следовало обучать для работы с данными именно такого качества.

Ввиду особенностей данных, передаваемых с борта КА, в них могут быть пропуски. Для их исключения недостающие значения параметров интерполировались, в случае, если число подряд идущих пропусков не превышало 12. После этого проводилось погружение временного ряда, и затем удаление оставшихся примеров с пропусками. Глубина погружения составляла 24 часа, что означает использование 25 среднечасовых значений каждого входного параметра, включая текущее значение.

В качестве обучающей выборки использовался массив данных с ноября 1997 года (начало поступления данных с ACE) по март 2015 г. Обучающая выборка была разбита на тренировочный, тестовый и экзаменационный наборы данных. Тренировочный набор использовался для подстройки весов при обучении ИНС, тестовый набор – для периодической проверки в процессе обучения с целью предотвращения переучивания, экзаменационный – для независимой оценки полученных результатов. Данные с ноября 1997 г. по конец 2009 г. включительно использовались для тренировочного и тестового наборов, на которые они разбивались случайным образом в соотношении 75% к 25%. Данные с 2010 по 2015 годы использовались в качестве экзаменационного набора.

В данной работе для оценки и сравнения качества работы моделей использовались следующие статистические показатели, характеризующие отклонение прогнозов от истинных значений прогнозируемых величин:

- Коэффициент множественной детерминации R^2
- Корень из среднего квадрата ошибки – среднеквадратичная ошибка, СКО
- Коэффициент корреляции r

Архитектура и параметры ИНС

Для всех нейросетевых моделей, представленных в настоящей работе, применялся многослойный персептрон с единственным скрытым слоем из 16 нейронов. Предыдущие исследования показали, что использование большего количества слоёв и/или нейронов не приводит к улучшению результатов прогнозирования. В качестве передаточной функции для всех нейронов использовалась логистическая.

ИНС обучалась по алгоритму обратного распространения ошибки со скоростью 0.01 и моментом 0.5. Остановка производилась в случае, если в течение 500 эпох не улучшался результат работы сети на тестовом наборе.

Для каждой модели было обучено по 5 сетей с различными наборами начальных весов, ответы усреднялись, и для усредненного результата считались оценки качества работы модели. Это означает использование простейшего комитета однородных прогнозирующих моделей.

Для обеспечения максимальной эффективности использования вычислительных мощностей использовалось программное обеспечение [21].

Результаты и их обсуждение

На Рис.1 представлены значения коэффициента множественной детерминации R^2 , полученные при прогнозировании геомагнитных индексов Dst и Kp, а также потока электронов внешнего РПЗ с энергией >2 МэВ в зависимости от горизонта прогнозирования (от 1 до 12 часов)

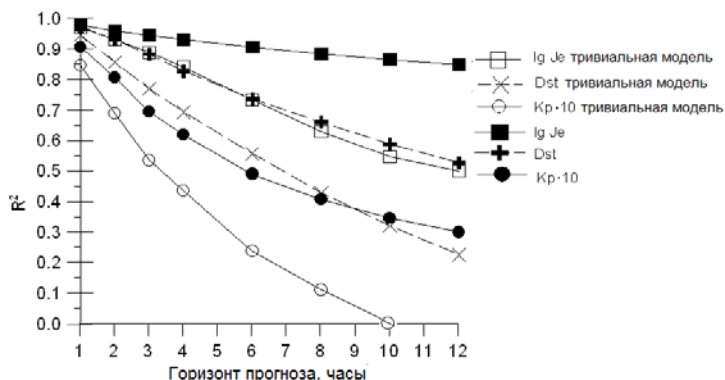


Рис. 1. Значения коэффициента множественной детерминации R^2 на экзаменационном наборе данных для разных прогнозируемых величин и сравнение их с результатами прогноза тривиальных моделей.

Показаны результаты для среднего прогноза пяти одинаковых ИНС с различными наборами начальных весов. Для сравнения для каждой прогнозируемой величины приведены также результаты тривиальной модели, для которой прогнозируемое значение равно текущему. Для индекса Кр прогнозировалось не само значение индекса, а его целочисленное удесятерённое значение Кр·10, часто используемое на практике для удобства записи. Так как динамический диапазон значений потока электронов составлял более 6 порядков величины, прогнозировался десятичный логарифм величины потока $\lg Je$ [19].

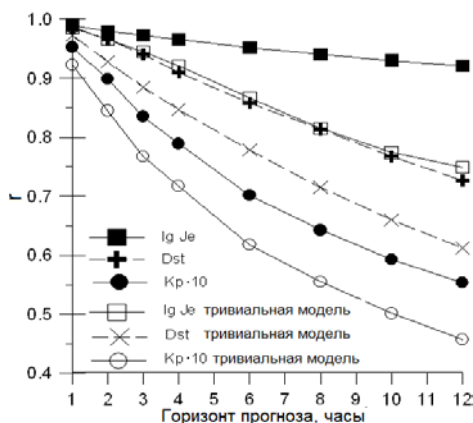


Рис. 2. Значения коэффициента корреляции r на экзаменационном наборе данных для разных прогнозируемых величин и сравнение их с результатами прогноза тривиальных моделей.

На рисунке 2 показаны аналогичные зависимости для коэффициента корреляции прогнозируемых величин и прогнозов.

Рисунки 3а и 3б показывают аналогичные зависимости от горизонта прогнозирования для среднеквадратичной ошибки (СКО), полученные для Dst и $Kp \cdot 10$ (Рис. 3а) и для логарифма потока электронов внешнего РПЗ (Рис. 3б) и сравнение полученных величин с тривиальными моделями.

Из рисунков 1-3 хорошо видно, что качество прогнозов, как и следовало ожидать, монотонно снижается с увеличением горизонта прогнозирования для всех трёх прогнозируемых величин. Видно, что более резкое снижение качества ИНС прогнозирования при росте горизонта прогнозирования наблюдается для геомагнитных индексов,

особенно для K_p , а вот качество прогнозирования потоков электронов при увеличении горизонта прогноза от 1 часа до 12 часов ухудшается незначительно. Это подтверждает предположение о том, что характерное время развития процессов в магнитосфере Земли, которые влияют на вариации потока электронов внешнего РПЗ, значительно больше, чем характерное время процессов развития геомагнитного возмущения.

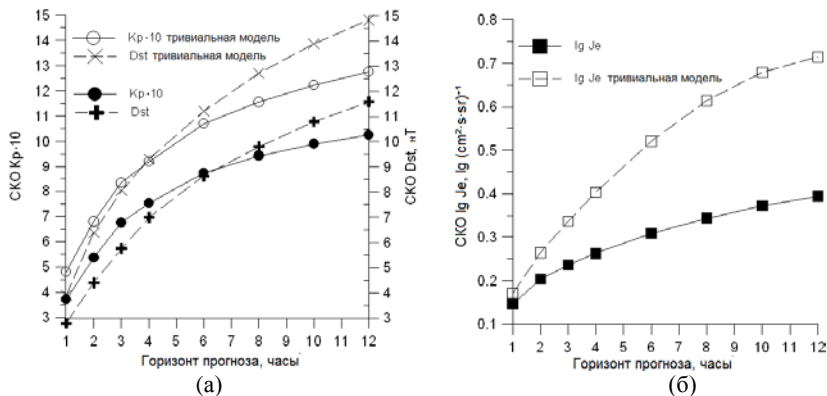


Рис. 3. Значения СКО на экзаменационном наборе данных для Dst и $K_p \cdot 10$ (а) и логарифма потока электронов внешнего РПЗ (б) и сравнение их с результатами прогноза тривиальных моделей.

Следует также отметить, что ни для одной из прогнозируемых величин не наблюдается скачкообразного ухудшения качества прогноза при увеличении горизонта прогнозирования от 1 до 2 часов. Это свидетельствует о том, что время развития процессов в магнитосфере Земли существенно больше, чем время пролета солнечного ветра из точки Лагранжа к Земле, которое не превышает одного часа, а попытки построить прогноз на час вперёд исключительно на основании текущих измерений в точке Лагранжа заведомо обречены на провал – необходим учёт предыстории состояния магнитосферы, параметров СВ и ММП.

Необходимость сравнения прогнозов с прогнозами тривиальных моделей связана с тем, что геомагнитные возмущения происходят сравнительно редко, а в промежутках между ними значения геомагнитных индексов изменяются мало, что позволяет тривиальным моделям (прогнозируемое значение равно последнему измеренному значению) показывать результаты с неплохими статистическими показателями. Это

означает, что из высоких значений статистических показателей в среднем по длительному периоду времени еще не следует, что модель пригодна для прогнозирования во время геомагнитных возмущений (например, ясно, что тривиальная модель для этого непригодна). Из Рис. 1-3 видно, что во всех случаях нейросетевые модели существенно превосходили тривиальные, причём, как и ожидалось, особенно существенным это превосходство является для потоков электронов, для которых характерны заметные периодические зависимости от времени и не характерны длительные периоды с мало изменяющимися значениями потока. Например, при горизонте прогнозирования 12 часов СКО тривиальной модели превышает СКО нейросетевой модели примерно вдвое (Рис.3, б).

Отдельно следует обсудить поведение прогнозов индекса K_p , который, как указано выше, изменяется не раз в час, а каждые 3 часа, и принимает дискретные значения. Ясно, что первый фактор (более редкие изменения) облегчает прогнозирование, а второй фактор (дискретность) усложняет его. Из Рис.1-3 видно, что второй фактор оказывается значительно более существенным – из рассматриваемых в данной работе величин K_p индекс прогнозируется хуже всех, а его прогноз быстрее всех деградирует с увеличением горизонта. Так, при горизонте в 10 часов коэффициент множественной детерминации тривиальной модели K_p индекса падает до 0, что означает, что прогноз такой модели становится хуже, чем использование в качестве прогноза среднего значения индекса K_p по всему экзаменационному набору данных ($K_{p, \text{ср}} * 10 = 15.25$, что соответствует невозмущённому состоянию магнитосферы). Интересно, что интерполяция индекса с шагом в 1 час снимает оба фактора, что приводит к некоторому не слишком значительному улучшению качества прогноза как для тривиальной, так и для нейросетевой модели (на рисунках не показано). Тем не менее, даже такой модифицированный прогноз K_p остается существенно хуже, чем прогноз индекса Dst , что говорит о том, что основной причиной отличий в качестве прогнозов являются физические различия между глобальным экваториальным индексом Dst и среднеширотным квазилогарифмическим индексом K_p .

Для повышения качества прогнозирования, возможно, будет иметь смысл реализация скользящего окна переобучения ИНС при размере скользящего окна, равном длине текущего солнечного цикла. Тем не менее, трудно оценить заранее, будет ли этот подход давать преимущество по сравнению с использованными в данной работе моделями.

Отдельное исследование планируется также осуществить по отбору существенных входных признаков, чтобы определить свою оптимальную

глубину погружения для каждой физической величины.

Мы также предполагаем, что использование статистически независимых предикторов различной природы (перцептроны с различными архитектурами, ИНС с другими алгоритмами обучения, модели разной сложности, не использующие ИНС) позволит повысить качество прогнозирования комитета прогнозирующих моделей.

Выводы

В работе представлены результаты нейросетевого прогнозирования с горизонтом прогноза от 1 до 12 часов для геомагнитных индексов Dst и Kp, а также для потока электронов внешнего радиационного пояса Земли с энергией >2 МэВ, выполненные на основе предыстории значений самих индексов и потоков электронов, а также данных о параметрах солнечного ветра и межпланетного магнитного поля.

Показано, что с увеличением горизонта прогнозирования его качество монотонно снижается, однако при любом горизонте лучше всего прогнозируется значение потока электронов, а хуже всего – значение геомагнитного индекса Kp. Подобные различия объяснены отличием в характерном времени развития процессов в магнитосфере Земли, влияющих на потоки электронов внешнего РПЗ и на геомагнитную обстановку, а также физическими различиями между индексами Dst и Kp. Рассматриваются направления дальнейших исследований с целью увеличения горизонта прогноза и улучшения качества прогнозирования.

Список литературы

1. Tsurutani B.T., Gonzalez W.D., Tang F. et.al. Origin of interplanetary southward magnetic fields response for major magnetic storms near solar maximum (1978-1979) // J. Geophys. Res. V.A8. P. 8519 - 8531. 1988.
2. Kataoka R. and Miyoshi Y. Average profiles of the solar wind and outer radiation belt during the extreme flux enhancement of relativistic electrons at geosynchronous orbit // Ann. Geophys. V. 26. P. 1335-1339. 2008.
3. Myagkova I.N., Shugay Yu S., Veselovsky I.S., and Yakovchouk O.S. Comparative analysis of recurrent high-speed solar wind streams influence on the radiation environment of near-earth space in April–July 2010. // Solar System Research. V. 47(2). P.141–155. 2013.
4. Кузнецов С.Н, Тверская Л.В. Модель космоса. Т. I. Физические условия в космическом пространстве. Глава 2. Радиационные пояса Земли (под ред. проф. Панасюка М.И.). Университет, Книжный дом. М., 2007. С.627-641.
5. Iucci N., Levitin A.E., Belov A.V. et al. Space weather conditions and spacecraft anomalies in different orbits // Space Weather. V. 3. № 1. P. S01001. 2005.

6. Лазутин Л.Л. Мировые и полярные магнитные бури. МГУ, 2012.
7. Интернет-портал Всемирного Центра Данных (Geomagnetic Equatorial Dst Index Home Page). URL: <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/dstdir/index.html>
8. Страница предоставления данных по геомагнетизму Всемирного Центра Данных в Киото (Geomagnetic Data Service). URL: <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/wdc/Sec3.html>
9. Barkhatov N.A. et al. Comparison of efficiency of artificial neural networks for forecasting the geomagnetic activity index Dst. // Radiophysics and Quantum Electronics. V. 43. No. 5. P. 347-355. 2000.
10. Wu J.-G., Lundstedt H. Geomagnetic storm predictions from solar wind data with the use of dynamic neural networks, // J. Geophys. Res. V. 102, No. A7. P. 14,255-14,268. 1997
11. Pallochchia G. et al. Geomagnetic Dst index forecast based on IMF data only. // Ann. Geophys. V. 24. P. 989–999. 2006.
12. Stepanova M.V., Perez P. Autoprediction of Dst index using neural network techniques and relationship to the auroral geomagnetic indices. // Geofisica Internacional. V. 39. No. 1. P. 143-146. 2000
13. Сайт проекта GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite). URL: <http://rsd.gsfc.nasa.gov/goes/>
14. Koons, H.C. and Gorney, D.J. A neural network model of the relativistic electron flux at geosynchronous orbit.// J. Geophys. Res. 96, P. 5549–5556. 1990
15. Ling A. G., Ginet G. P., Hilmer R. V., and Perry K. A neural network-based geosynchronous relativistic electron flux forecasting model. // Space Weather. V. 8 (9). P. S09003. 2010.
16. Dolenko S.A., Orlov Yu.V., Persiantsev I.G., Shugai, Ju.S. Neural Network Algorithm for Events Forecasting and Its Application to Space Physics Data // Lecture Notes in Computer Science. V. 3697. P. 527-532. 2005.
17. Широкий В.Р. Сравнение нейросетевых моделей прогнозирования геомагнитного Dst-индекса на различных наборах данных и сравнение методов оценки качества работы моделей. // XVII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2015" с международным участием. Сборник научных трудов. Ч.2. С.51-60. М., НИЯУ МИФИ, 2015.
18. Широкий В.Р., Мягкова И.Н., Персианцев И.Г. Нейросетевое прогнозирование потоков релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли. // XVI Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2014". Сборник научных трудов. Ч.2. С. 253–263. М., НИЯУ МИФИ, 2014.
19. Myagkova I., Dolenko S., Shiroky V., Sentemova N., Persiantsev I. Horizon of Neural Network Prediction of Relativistic Electrons Flux in the Outer Radiation Belt of the Earth. 16th EANN Workshops, September 25-28, 2015, Rhodes Island, Greece. ACM Proceedings, 2015, article No.9.
20. Caltech, Advanced Composition Explorer Science Center. <http://www.srl.caltech.edu/ACE/ASC/>
21. Tange O. GNU Parallel - The Command-Line Power Tool // ;login: The USENIX Magazin. P. 42-47. 2011