

УДК 519.237, 537.67, 550.385, 550.386, 550.389

ИНДУКТИВНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПЛАНЕТАРНОГО ГЕОМАГНИТНОГО ИНДЕКСА K_p

А.С. Парновский, А.Ю. Полонская

*Институт космических исследований НАН Украины и ГКА Украины, г. Киев
parnowski@gmail.com*

В даній роботі на основі методу індуктивного моделювання розроблені моделі для прогнозування планетарного геомагнітного індексу K_p на 3 години вперед. Коефіцієнт кореляції виходу даної моделі з вимірними значеннями складає близько 80%. Ефективність прогнозу знаходиться на рівні 60%. Програми, що основані на даному методі, є достатньо швидкокодйними для використання в оперативному режимі.

Ключові слова: індуктивного моделювання, прогнозування, планетарний геомагнітний індекс.

We developed models for forecasting the K_p index with 3 hours lead time. They are based on the inductive modelling approach. The linear correlation coefficient between the model output and the measured value is about 80%. The prediction efficiency is about 60%. The software utilizing this method is fast enough to be used in operations.

Keywords: inductive modelling, forecasting, geomagnetic indices.

В данной работе на основе метода индуктивного моделирования разработаны модели для прогнозирования планетарного геомагнитного индекса K_p на 3 часа вперед. Коэффициент корреляции выхода данной модели с измеренными значениями составляет около 80%. Эффективность прогноза находится на уровне 60%. Программы, основанные на данном методе, достаточно быстродейственны для использования в оперативном режиме.

Ключевые слова: индуктивное моделирование, прогнозирование, планетарный геомагнитный индекс.

Введение

Задача о прогнозировании космической погоды двояка. С одной стороны, она имеет большое практическое значение, связанное с возможностью предсказания и, в перспективе, смягчения ее негативных проявлений. Основным целевым параметром при прогнозировании в этом случае является заблаговременность прогноза. В идеале, эта задача может быть решена путем запуска большого количества КА, отслеживающих пространство между Солнцем и Землей с целью обнаружения наличия крупномасштабных возмущений вроде КВМ (коронального выброса массы – СМЕ). Примерами таких КА являются уже запущенные КА STEREO. Тем не менее, не следует забывать и о хорошо зарекомендовавших себя КА ACE, SOHO и Wind, тем более что с помощью их данных можно отработать алгоритмы прогнозирования космической погоды для дальнейшего использования. С другой стороны, эта задача имеет важное фундаментальное значение, т.к. позволяет описывать взаимодействие солнечного ветра с магнитосферой Земли.

Естественно, получение новых знаний о физических механизмах космической погоды позволяет существенно улучшить характеристики прогноза. К тому же, современные представления об этих механизмах основаны на моделях, построенных еще в 1960-е гг. Эти модели не способны объяснить некоторые важные явления солнечно-земной физики.

Прогнозирование космической погоды — сложная и нетривиальная задача [1]. Достаточно очевидно, что адекватное моделирование всех процессов, приводящих к развитию геомагнитных возмущений, чрезвычайно затруднительно. Основная проблема состоит в том, что система Солнце-солнечный ветер-магнитосфера Земли представляет собой сложнейшую нелинейную динамическую систему, в которой протекают и взаимодействуют процессы с разными пространственными и временными масштабами, и которая практически постоянно находится в неравновесном состоянии. Кроме того, полная информация о ее состоянии недоступна. Поэтому, для моделирования развития геомагнитных возмущений применяются альтернативные подходы.

На сегодняшний день существует большое количество подходов и методов прогнозирования космической погоды. Приведем описания основных из них следуя классификации введенной в работе [2].

1) Морфологический анализ изображений Солнца (синоптический прогноз)

Этот метод основан на анализе синоптических карт и других изображений Солнца с целью предсказания высокоэнергетичных событий на Солнце. На сегодняшний день он является довольно субъективным и не может быть автоматизирован. По этой же причине его точность также не поддается оценке. Вместе с тем, он обеспечивает самую большую заблаговременность прогноза (до недели). Естественным развитием данного метода является каузальный прогноз, но последний лишь недавно начал разрабатываться и еще не готов к практическому применению.

2) Детектирование крупномасштабных возмущений в солнечном ветре

Пожалуй, самый перспективный, но и самый затратный из всех методов. Предполагает постоянный мониторинг участка Солнце-Земля с использованием эклиптических и внеэклиптических КА, а также наземных средств наблюдения. Основными вариантами данного метода являются метод мерцающих радиоисточников, основанный на изменении сигналов пульсаров при прохождении сквозь возмущенную область солнечного ветра, метод радиовсплесков, основанный на обнаружении радиовсплесков II типа, связанных с КВМ, метод коронографии, основанный на обнаружении рассеянного возмущенной областью солнечного света и т.д. Кроме того, существует еще одна важная разновидность этого метода — идентификация типа потока солнечного ветра по характерному ходу его параметров [3, 4]. Все эти методы обеспечивают хорошую заблаговременность (до 2-3 суток), но предсказывают лишь часть сильных бурь с высокой долей ложных предсказаний (false alarm) и практически не предсказывают бури средней интенсивности.

3) Построение эмпирических моделей

Исторически первый метод прогнозирования космической погоды был разработан Бартоном, МакФерроном и Расселом в 1975 году [5], и с тех пор практически не претерпел изменений. Метод основан на решении уравнения баланса энергии кольцевого тока с большим количеством подгоночных параметров. Метод обеспечивает наименьшую заблаговременность (1 час), а его точность варьируется в широких пределах в зависимости от конкретной реализации [6-13] и выборки. Потенциально этот метод мог бы дать лучшие результаты, если бы физика магнитных бурь была лучше изучена.

4) Численное моделирование

Этот метод обычно применяется, когда уже известно о наличии крупномасштабного возмущения. Он состоит из 2 частей: определения времени прихода возмущения и, собственно, моделирования его взаимодействия с магнитосферой Земли. Если с первой частью эти методы справляются отлично, обеспечивая заблаговременность около суток при точности до 70% (см., напр. [14]), то со второй возникают серьезные трудности. Связаны эти трудности, в первую очередь, с тем, что кольцевой ток невозможно описать в рамках идеальной МГД, которая лежит в основе большинства подобных моделей. Примерами таких моделей являются работы [15, 16].

5) Анализ временных рядов

Довольно широкая группа методов, объединенная одним общим признаком: они рассматривают магнитосферу как «черный ящик» и анализируют входные и выходные параметры. Они меньше других учитывают реальную физику, и поэтому на данном этапе обеспечивают наилучшие результаты: заблаговременность до 9 часов и точность на уровне 80-90%. Их слабой стороной является зависимость от наличия спутниковых данных, доступных, например, в каталогах [17, 18]. При этом побочным продуктом работы этих методов является построение феноменологических моделей взаимодействия солнечного ветра с магнитосферой Земли. Конкретные воплощения этого метода чрезвычайно разнообразны и используют методы статистики, обработки сигналов, информатики, теории управления и т.п. Рассмотрим наиболее распространенные реализации:

Искусственные нейронные сети [19-22] обеспечивают заблаговременность до 4 часов, но испытывают сложности при предсказании сильных магнитных бурь с $K_p > 5$.

Методы теории оптимизации [23-28] позволяют достичь заблаговременности 8-9 часов, однако в работах, использующих эти методы, обычно используются выборки малого объема, что негативно сказывается на репрезентативности полученных результатов.

Корреляционный анализ [29, 30] используется, в основном, как вспомогательное средство при разработке эмпирических моделей.

Регрессионный анализ [31-36] позволяет достичь наилучших результатов в построении феноменологических моделей и обеспечивает заблаговременность до 6 часов при точности более 90%. В частности, с помощью относящегося к этой группе метода регрессионного моделирования удалось установить геоэффективность двух новых параметров — углов между линией Солнце-Земля и направлением скорости солнечного ветра — и подтвердить наличие временных вариаций, описанных в работах [37-40].

Важным является тот факт, что все перечисленные методы, кроме корреляционного анализа, приводят к построению регрессионной зависимости геомагнитных индексов от параметров солнечного ветра.

Метод индуктивного моделирования позволяет определить структуру, а также спрогнозировать выход нелинейных дискретных динамических систем на основе больших массивов данных о значениях их входов и выходов. Так как магнитосфера Земли является сложнейшей нелинейной динамической системой и у нас в наличии имеется большой массив данных о параметрах солнечного ветра и геомагнитной активности, можно смело применять данный метод к прогнозированию космической погоды.

1. Описание метода

Пусть мы имеем нелинейную дискретную динамическую систему с неизвестным числом N_{tot} входов u_n и одним выходом y . При этом, на каждом шаге m нам известны только $N < N_{tot}$ входов $u_n(m)$, $n = \overline{1, N}$ и выход $y(m)$. Для простоты будем считать, что значения этих величин известны нам точно.

Тогда выход системы на произвольном шаге M можно представить в виде суммы: $y(M + \Theta) = y^*(M + \Theta) + \Delta y(M + \Theta)$, где Θ — заблаговременность (количество шагов вперед, на которое осуществляется прогнозирование, $\Delta y(M + \Theta)$ — ошибка прогнозирования, а $y^*(M + \Theta)$ — прогнозное значение, определяемое по линейной регрессионной зависимости:

$$y^*(M + \Theta) = C_0 + \sum_{k=1}^K C_k x_k(u_n(m), y(m)), m = \overline{1, M} \quad (1)$$

Здесь x_k , $k = \overline{1, K}$ — регрессоры, представляющие собой произвольные функции входных параметров $u_n(m)$, известных на момент прогнозирования M , C_k , $k = \overline{0, K}$ — коэффициенты регрессии, C_0 — коэффициент при постоянном регрессоре $x_0 \equiv 1$, K — количество регрессоров, не считая постоянного.

Начальный набор регрессоров x_k выбирается из известных моделей системы, общезначимых соображений, анализа корреляционных функций и простым перебором. При этом необходимо помнить, что регрессоры в общем случае могут быть нелинейными.

После того, как по методу наименьших квадратов (МНК) были определены коэффициенты C_k , для каждого регрессора x_k вычисляется коэффициент Фишера F_k , напрямую связанный с его статистической значимостью (Таблица 1).

Таблица 1.

Значения коэффициента Фишера и соответствующие ему уровни статистической значимости

F	2.71	3.84	5.02	6.63	7.88	10.83	12.10
Статистическая значимость, %	90.00	95.00	97.50	99.00	99.50	99.90	99.95

Затем, регрессоры, статистическая значимость которых оказывается меньше заранее установленного уровня, отбрасываются, и процедура повторяется до тех пор, пока все оставшиеся регрессоры не становятся статистически значимыми. Таким образом, все несущественные данные отбрасываются автоматически.

После этого добавляются новые регрессоры, выбираемые из тех же соображений, что и первоначальные. При этом если некий набор регрессоров x_k оказался статистически значимым, имеет смысл также проверить значимость комбинаций вида $\prod_k x_k^{p_k}$, где p_k могут быть произвольными вещественными числами, включая ноль. Отметим, что для каждого значения Θ набор регрессоров должен определяться независимо.

Эту операцию следует повторять до тех пор, пока не начнет выполняться некий наперед заданный критерий качества прогноза. Такими критериями, в зависимости от преследуемых целей, могут быть, например, ограничение максимальной ошибки прогноза Δy , достижение определенного коэффициента корреляции между величинами y^* и y , либо ограничение среднеквадратичного отклонения (СКО) y^* от y и ширины доверительного интервала. Полное описание метода приведено в работах [32, 41].

Обратим внимание, что этот метод требует довольно значительного объема данных о входных и выходных параметрах системы.

3. Описание данных и методики

В качестве выхода модели брались значения K_p -индекса. K_p -индекс — это квазилогарифмический планетарный индекс геомагнитной активности, усредненный по данным 13 геомагнитных обсерваторий за трехчасовой интервал времени. Индекс был введен Бартельсом в 1938 г. и принимает значения от 0 до 9 с шагом $1/3$. Для вычисления индекса из амплитуды изменения магнитного поля за трехчасовой интервал вычитается регулярная часть, определяемая по

спокойным дням, и полученная величина пересчитывается по специальной таблице, а затем усредняется. Так как магнитные возмущения различны по всему земному шару, то каждая обсерватория использует свою таблицу пересчета. Часто вместо K_p используется его линейный аналог a_p , который измеряется в нТл. Для индексов K_p и a_p существует таблица пересчета, которая дает возможность выразить один индекс через другой.

Использовались данные из каталога OMNI2 [17], доступного по адресу <http://nssdc.gsfc.nasa.gov/omniweb/>. Он содержит данные о 54 параметрах космической погоды с 1 января 1976 года по 31 декабря 2003 года.

Порог статистической значимости регрессоров был установлен на уровне 90%. При этом количество регрессоров K в окончательных регрессиях составляло от 100 до 250. В качестве критериальных функций качества модели были выбраны 2 параметра: коэффициент корреляции между измеренным и прогнозируемым значением, а также эффективность прогноза PE , равная $PE = 1 - RMS^2 / \sigma^2$, где RMS — среднеквадратичное отклонение прогноза, а σ — стандартное отклонение выборки.

В качестве начальной регрессии бралась авторегрессия

$$y^*(M + \Theta) = C_0 + \sum_{k=1}^K C_k y(M + 1 - k). \quad (2)$$

На следующем шаге к полученной регрессии добавлялись входы $u_n(m)$, затем их степени и произведения до 4 степени включительно. В качестве обучающей использовалась выборка с 1976 по 2000 года, экзаменационная выборка охватывала период с 2001 по 2003 года.

4. Результаты прогнозирования и обсуждение

Таблица 2 демонстрирует результат прогнозирования K_p -индекса на 3 часа вперед.

Таблица 2.

Результаты прогнозирования K_p индекса

Модель	СКО	PE, %	r , %	r_0 , %
Тренировочная выборка(1 Января, 1976 – 31 Декабря, 2000)				
Тривиальная	0.93	58.6	79.3	79.3
Авторегрессия	0.86	63.4	79.8	79.3
Линейная	0.80	65.5	81.3	78.3
Полная	0.80	65.9	81.6	78.4
Экзаменационная выборка(1 Января, 2001 – 31 Декабря, 2003)				
Тривиальная	0.91	58.3	79.1	79.1
Авторегрессия	0.90	62.3	79.5	79.1
Линейная	0.85	63.2	80.0	77.5
Полная	0.86	62.8	79.8	77.5

В таблице 2 используются обозначения: СКО — среднее квадратическое отклонение, PE — эффективность прогноза, r — коэффициент корреляции, r_0 — коэффициент корреляции для тривиальной модели. Коэффициент корреляции выхода данной модели с измеренными значениями составляет около 80%. Эффективность прогноза находится на уровне 60%.

На рис. 1 в качестве примера показан прогноз Хэллоуинской бури 20-22 ноября 2003 года, где по оси ординат отложено умноженное на 10 значение индекса K_p , а по оси абсцисс — всемирное время.

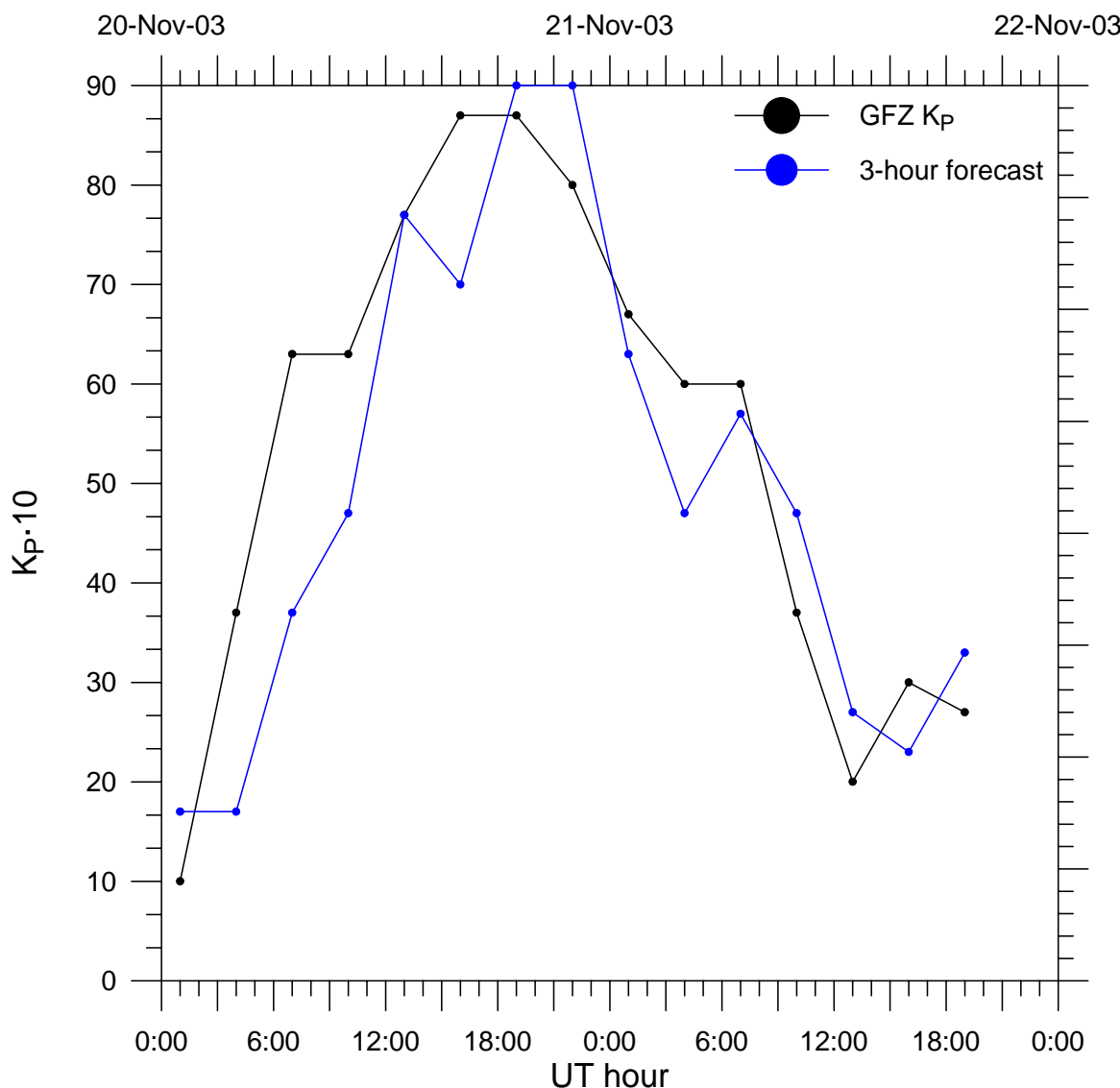


Рис.1. Результат прогнозирования K_p индекса для бури 20-22 ноября 2003 года.

Черная линия — измеренные значения,
синяя — прогноз на 3 часа вперед

Наиболее значимые регрессоры остались теми же, что и для индексов D_{ST} и a_p .

5. Выводы

На основе метода индуктивного моделирования была разработана модель для прогнозирования K_p -индекса на 3 часа вперед. Программы, основанные на данном методе, достаточно быстродейственны для использования в оперативном режиме.

Благодарности

Эта работа была поддержана проектом 7 рамочной программы Европейского Союза по научно-технологическому развитию № 263506 «AFFECTS», грантом Президента Украины для молодых ученых № F32/GP/0020, а также грантом Национальной академии наук Украины для поддержки научных исследований молодых ученых.

Литература

1. Li X., et al. The Predictability of the Magnetosphere and Space Weather. *Eos*. 2003. 84(37).
2. Khabarova O. V. Current Problems of Magnetic Storm Prediction and Possible Ways of Their Solving. *Sun and Geosphere*. 2007. 2(1). P. 32-37.
3. Ермолаев Ю. И. и др. Статистическое исследование гелиосферных условий, приводящих к магнитным бурям. *Космич. Исслед.* 2007. 45(1). С. 3-11.
4. Eselevich V. G., Fainshtein V. G. An Investigation of the Relationship between the Magnetic Storm Dst-index and Different Types of Solar Wind Streams. *Annales Geophysicae*. 1993. 11(8). P. 678-684.
5. Burton R. K., McPherron R. L. Russel C. T. An empirical relationship between interplanetary conditions and Dst. *J. Geophys. Res.* 1975. 80. P. 4202-4214.
6. Ballatore P., Gonzalez W. D. On the estimates of the ring current injection and decay. *Earth, Planets and Space*. 2003. 55. P. 427-435.
7. Cerrato Y. et al. Geomagnetic storms: their sources and a model to forecast Dst index. *Lecture notes and essays in Astrophysics*. 2004. P. 131-142.
8. Cid C., Saiz E., Cerrato Y. Physical models to forecast the Dst index: A comparison of results. *Proc. Solar Wind 11 – SOHO 16 “Connecting Sun and Heliosphere”* (Whistler, Canada, 12 – 17 June, 2005) (ESA SP-592). 2005. P. 116-119.
9. O’Brien T. P., McPherron R. L. Forecasting the Ring Current Index Dst in Real Time. *J. Atm. & Sol.-Terr. Phys.* 2000. 62(14). P. 1295-1299.
10. O’Brien T. P., McPherron R. L. An empirical phase-space analysis of ring current dynamics: solar wind control of injection and decay. *J. Geophys. Res.* 2000. 105(A4). P. 7707-7720.
11. Siscoe G. et al. Reconciling prediction algorithms for Dst. *J. Geophys. Res.* 2005. 110. A02215. doi:10.1029/2004JA010465

12. Temerin M., Li X. A New Model for the Prediction of Dst on the Basis of the Solar Wind. *J. Geophys. Res.* 2002. 107(A12). 1472. doi:10.1029/2001JA007532
13. Temerin M., Li X. Dst model for 1995-2002. *J. Geophys. Res.* 2006. 111(A4). A04221. doi:10.1029/2005JA011257
14. McKenna-Lawlor S. M. P. et al. Predicting interplanetary shock arrivals at Earth, Mars, and Venus: A real-time modeling experiment following the solar flares of 5-14 December 2006. *J. Geophys. Res.* 2008. 113(A6). A06101. doi:10.1029/2007JA012577
15. Dryer M. et al. Magnetohydrodynamic modeling of interplanetary disturbances between the Sun and Earth. *Astrophys. & Space Sci.* 1984. 105. P. 187-208.
16. Raeder J. et al. Global simulation of the Geospace Environment Modeling substorm challenge event. *J. Geophys. Res.* 2001. 106. P. 381-396.
17. King J. H., Papitashvili N. E. Solar wind spatial scales in and comparisons of hourly Wind and ACE plasma and magnetic field data. *J. Geophys. Res.* 2005. 110. A02104.
18. World Data Center for Geomagnetism, Kyoto. <http://swdcwww.kugi.kyoto-u.ac.jp/>
19. Kugblenu S., Taguchi S., Okuzawa T. Prediction of the geomagnetic storm associated Dst index using an artificial neural network algorithm. *Earth Planets Space.* 1999. 51. P. 307-313.
20. Pallochia G. et al. ANN prediction of the Dst index. *Mem. S.A.It. Suppl.* 2006. 9. P. 120-122.
21. Watanabe S. et al. Prediction of the Dst index from solar wind parameters by a neural network method. *Earth Planets Space.* 2002. 54. P. 1263-1275.
22. Wing S. et al. Kp forecast models. *J. Geophys. Res.* 2005. 110. A04203. doi:10.1029/2004JA010500
23. Семенов О. В. и др. Оптимизационный подход к прогнозированию космической погоды. *Проблемы управления и информатики.* 2008. (4). С. 115-130.
24. Черемных О. К., Сидоренко В. И., Яценко В. А. Нелинейные динамико-информационные модели магнитосферы для прогнозирования космической погоды. *Космічна наука і технологія.* 2008. 14(1). С. 77-84.
25. Balikhin M. A. et al. Terrestrial magnetosphere as a nonlinear resonator. *Geophys. Res. Lett.* 2001. 28(6). P. 1123-1126.
26. Cheremnykh O. K. et al. Nonlinear dynamics and prediction for space weather. *Ukr. J. Phys.* 2008. 53(5). P. 502-505.
27. Harrison R. F., Drezet P. M. The application of an adaptive non-linear systems identification technique to the on-line forecast of Dst index. *Proc. Les Woolliscroft memorial Conf. / Sheffield Space Plasma Meeting: Multipoint measurements versus theory (Sheffield, UK, Apr 24-26, 2001) (ESA SP-492).* 2001. P. 141-146.

28. Wei H. L., Billings S. A., Balikhin M. A. Analysis of the geomagnetic activity of the Dst index and self-affine fractals using wavelet transforms. *Nonlinear Processes in Geophysics*. 2004. 11. P. 303-312.
29. Oh S.Y., Yi Y. Relationships of the solar wind parameters with the magnetic storm magnitude and their association with the interplanetary shock. *J. Korean Astron. Soc.* 2004. 37. P. 151-157.
30. Rangarajan G. K., Barreto L. M. Use of Kp index of geomagnetic activity in the forecast of solar activity. *Earth Planets Space*. 1999. 51. P. 363-372.
31. Парновский А. С. Прогнозирование Dst индекса методом линейного регрессионного анализа. *Космічна Наука і Технологія*. 2008. 14(3). С. 48-54.
32. Парновский А. С. Метод регрессионного моделирования и его применение к задаче прогнозирования космической погоды. *Проблемы управления и информатики*. 2009. (3). С. 128-135.
33. Parnowski A. S. Statistical approach to Dst prediction. *J. Phys. Studies*. 2008. 12(4).
34. Parnowski A. S. Statistically predicting Dst without satellite data. *Earth, Planets and Space*. 2009. 61(5). P. 621-624.
35. Parnowski A. S. Regression modeling method of space weather prediction. *Astrophys. & Space Sci.* 2009. 323(2). P. 169-180. doi:10.1007/s10509-009-0060-4. [arXiv:0906.3271]
36. Srivastava M. A logistic regression model for predicting the occurrence of intense geomagnetic storms. *Annales Geophysicae*. 2005. 23. P. 2969-2974.
37. Cliver E. W., Kamide Y., Ling A. G. Mountains versus valleys: Semiannual variation of geomagnetic activity. *J. Geophys. Res.* 2000. 105. P. 2413-2424.
38. Lyatsky W., Newell P. T., Hamza A. Solar Illumination as Cause of the Equinoctial Preference for Geomagnetic Activity. *Geophys. Res. Lett.* 2001. 28., P. 2353-2356.
39. O'Brien T. P., McPherron R. L. Seasonal and diurnal variation of Dst dynamics. *J. Geophys. Res.* 2002. 107. 1341. doi:10.1029/2002JA009435
40. Takalo J., Mursula K. A model for the diurnal universal time variations of the Dst index. *J. Geophys. Res.*, 2001. 106. P. 10905-10921.
41. Parnowski A. S. Regression modelling of geomagnetic activity. *J. Phys. Studies*. 2011. 15(2).