

УДК 519.6

О. К. Черемных¹, В. И. Сидоренко², В. А. Яценко¹

¹Інститут космічних досліджень Національної академії наук України і Національного космічного агентства України, Київ

²Національна академія наук України, Київ

Нелинейные динамико-информационные модели магнитосферы для прогнозирования космической погоды

Надійшла до редакції 09.08.07

На основі припущення про слаботурбулентний стан навколосезної плазми побудовано динаміко-інформаційні моделі магнітосфери у вигляді нелінійного «чорного ящика» для прогнозування поведінки D_{st} -індексу в часі. Моделі передбачують, що слаботурбулентний стан середовища обумовлений впливом на магнітосферну плазму швидкості сонячного вітру та південної складової магнітного поля. На основі процедури розкладу нелінійних збурень в ряд за кореляційними функціями запропоновано нелінійні динаміко-інформаційні моделі стану магнітосфери, які дозволяють прогнозувати поведінку D_{st} -індексу (або стану космічної погоди) на часовому інтервалі близько 80—100 годин при умовах відсутності аномальних збурень в сонячному вітрі.

ВСТУПЛЕНИЕ

Известно, что процессы транспорта энергии от Солнца к магнитосфере и ионосфере Земли могут сопровождаться существенным влиянием на космические, биологические и технологические системы [1, 6, 13, 14]. Основные факторы такого влияния изучаются в рамках проблемы «космическая погода». Обычно влияние Солнца на околоземное космическое пространство характеризуется геомагнитными индексами, которые вычисляются по результатам измерений и учитывают только часть сложной картины солнечно-земных связей. Выбор конкретного индекса и его сопоставление с определенным физическим процессом в околоземной плазме является нелегкой задачей и подчас требует серьезного предварительного исследования [1]. Поэтому необходимой составляющей исследования кос-

мической погоды является прогнозирование поведения показателей геомагнитной активности (индексы K_p , A_p , D_{st} и др.).

Наша работа посвящена прогнозированию поведения D_{st} -индекса, который в соответствии с современными представлениями характеризует глобальное поведение магнитосферной плазмы под воздействием солнечного ветра.

При решении задачи прогнозирования D_{st} -индекса крайне актуальной является задача поиска адекватной математической модели прогнозирования величины. Мы качественно сравнили различные модели, в частности нейросетевую [14], регрессионную, а также модели, основанные на методах главных компонент и группового учета аргументов. Была показана целесообразность выбора нелинейной динамико-информационной модели, которая описывает связь между входными и выходными переменными.

Для решения этой задачи используется метод нелинейного «черного ящика», поведение которого численно оценивается локальными показателями Ляпунова [21]. При таком подходе основное внимание уделяется глобальным динамическим и информационным характеристикам солнечного ветра и магнитосферы, что существенно отличает предлагаемый метод от широко используемых статистических методов. Принципиальным моментом используемого нами метода нелинейного «черного ящика» для задачи прогнозирования является использование в качестве входных данных временных рядов только для двух параметров солнечного ветра, а в качестве выходных — только временного ряда для D_{st} -индекса [1]. Достаточно очевидно, что использование многомерного временного ряда, характеризующего поведение солнечного ветра, приведет к значительному увеличению числа переменных модели, что существенно усложнит решение задачи прогнозирования.

МОДЕЛЬ МАГНИТОСФЕРЫ КАК «ЧЕРНОГО ЯЩИКА»

В настоящее время методы идентификации динамических систем начинают активно применяться для исследования линейных и нелинейных процессов в космическом пространстве [3, 4, 6—9, 15, 19]. Применительно к магнитосфере Земли возможность прогноза базируется на построении ее динамико-информационной модели в виде «черного ящика», которая описывает взаимосвязь между параметрами солнечного ветра (характеристики магнитного поля, скорости солнечного ветра и др.) и экспериментально измеряемыми геофизическими индексами (например, D_{st} - или K_p -индекс). Для построения такой модели необходимо учитывать, что магнитосферная плазма практически всегда находится в слаботурбулентном состоянии. Известно, что линейные процессы в плазме приводят к обмену энергией между волнами и частицами, а нелинейные процессы — к обмену энергией в результате трехволнового или четырехволнового взаимодействий. Обычно в теории турбулентности плазмы пренебрегают взаимодействиями волн выше третьего порядка [1, 5, 6], что существенно облегчает возможность построения модели.

Параметры солнечного ветра регулярно измеряются космическими аппаратами в виде временных рядов, а геомагнитные индексы регулярно измеряются на Земле, и по этой причине они могут использоваться в качестве выходных данных нелинейной модели. Для построения самой модели обычно применяют методы идентификации динамических систем [4, 19].

Наиболее очевидный путь идентификации модели магнитосферы состоит в последовательном учете всей цепочки физических процессов, которые влияют на ее нелинейное поведение, и их включения в математическую модель. Однако такой подход требует описания динамики многих, в том числе и нелинейных процессов, что нереально, поскольку есть непреодолимые сложности, связанные с их математическим и физическим описанием. Невозможность реализации такого подхода стимулировала поиск других путей решения данной задачи. Один из них основывается на привлечении качественных физических соображений.

Как пример приведем соображения, поясняющие функциональную зависимость D_{st} -индекса от произведения скорости v солнечного ветра на южную составляющую B_z межпланетного магнитного поля

$$D_{st} = f(vB_z).$$

Известно [1], что на частицы магнитосферной плазмы, участвующие в конвекции, действует наведенное потоком солнечного ветра электрическое поле E . В слабозамощенных условиях электрическое поле конвекции E является доминирующим фактором массопереноса в магнитосфере и определяет кинетическую энергию частиц $W = W(E)$. Заряженная частица с кинетической энергией $W = W_\perp + W_\parallel$ и зарядом q в неоднородном магнитном поле Земли дрейфует со скоростью

$$V_D = \frac{W_\perp + 2W_\parallel}{qB^3} [\mathbf{B} \times \nabla B].$$

Суммарный дрейф частиц создает кольцевой ток I вблизи Земли. Таким образом, электрическое поле E определяет силу кольцевого тока. Поскольку электрическое поле, которое эффективно проникает в магнитосферу, определяется южной составляющей магнитного поля

$$|E| = \frac{1}{c} v B_r,$$

а сам кольцевой ток I определяет депрессию магнитного поля Земли, т. е. D_{st} -индекс [1], то должна существовать нелинейная зависимость между D_{st} -индексом и указанным электрическим полем.

Опираясь на выявленную функциональную зависимость, мы будем реконструировать динамику D_{st} -индекса по наблюдательным данным о скорости солнечного ветра и южной составляющей магнитного поля. Этот подход был применен в ряде работ для идентификации дискретной модели прогнозирования D_{st} -индекса [6, 7], а также для объяснения ряда физических процессов, влияющих на его динамику. Наиболее простой способ идентификации модели заключается в построении нелинейной передаточной функции.

Метод «черного ящика» хорошо известен в информатике, электротехнике и радиофизике [6]. Он основывается на том, что в ряде случаев можно пренебречь внутренним устройством приборов или систем, поскольку для них достаточно знать взаимосвязь между входом и выходом, чтобы описать их поведение в целом. При таком подходе внутренняя структура отдельных частей системы не важна. Изменение внутренних параметров системы задается некоторым внешним фактором $u(t)$ (обычно это многомерный временной ряд), который называется входом динамической системы. Внутренне состояние «черного ящика» в момент времени t (если бы мы его знали) характеризуется некоторым временным вектором $\psi(t)$. Поскольку в действительности этот вектор нам неизвестен, то вместо него можем использовать некоторые экспериментальные измерения $y(t)$ выхода системы, предполагая, что эти измерения являются функцией вектора $\psi(t)$. Далее мы будем называть $y(t)$ выходом нелинейного «черного ящика». Тогда проблема идентификации системы состоит в поиске аналитического описания динамической модели $\psi(t)$ на основе имеющихся входных и выходных данных.

Если исследуемая система является линейной, то ее выход $y(t)$ можно представить в виде свертки $u(t)$ с импульсной частотной характеристикой $h(\tau)$

$$y(t) = \int_0^{\infty} h(\tau) u(t - \tau) d\tau. \quad (1)$$

Если перейти от временной переменной t к частотной f , то фурье-преобразование функции $h(\tau)$ называется линейной амплитудно-частотной характеристикой $H_{lin}(f)$, поскольку в этом случае она связывает спектральные компоненты входа и выхода «черного ящика» уравнением

$$y_j = H_{lin}(f) u_j. \quad (2)$$

Модуль комплексной величины $H_{lin}(f)$ характеризует степень усиления (или ослабления) входной спектральной составляющей системы, а фаза указывает на запаздывание между входом и выходом на частоте f . Функции $h(\tau)$ и $H_{lin}(f)$ являются равноценными при описании «черного ящика». Таким образом, выходной сигнал линейных систем полностью определяется входящим сигналом и импульсной частотной характеристикой.

Интегральное уравнение (1) легко обобщить на нелинейные системы с помощью рядов Вольterra [10]. В этом случае выходной сигнал описывается интегральным уравнением

$$y(t) = \int_0^{\infty} h_1(\tau) u(t - \tau) d\tau + \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} h_2(\tau_1, \tau_2) u(t - \tau_1) u(t - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2 + \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} h_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3) u(t - \tau_1) \dots u(t - \tau_3) d\tau_1 \dots d\tau_3 + \dots, \quad (3)$$

в котором функция $h_i(\tau_1, \dots, \tau_i)$ является i -м ядром Вольterra. Если известны все ядра, то можно определить выходной сигнал системы, а также изучить ее свойства. Таким образом, интегральное представление (3) полностью определяет поведение системы.

Для дискретных наблюдательных данных интегралы в (3) заменяются на суммы

$$y_k = \sum_{n_1} h_1(n_1) u_{k-n_1} + \sum_{n_1, n_2} h_2(n_1, n_2) u_{k-n_1} u_{k-n_2} + \sum_{n_1, n_2, \dots, n_i} h_i(n_1, n_2, \dots, n_i) u_{k-n_1} u_{k-n_2} \dots u_{k-n_i} + \dots, \quad (4)$$

где k — дискретный момент времени [6].

Фурье-преобразование уравнения (3) приво-

дит к следующему уравнению для выходного сигнала

$$y_f = H_1(f)U(f) + \sum_{f_1, f_2: f_1 + f_2 = f} H_2(f_1, f_2)u_{f_1}u_{f_2} + \dots \quad (5)$$

Здесь $H_1(f_1, \dots, f_l)$ — обобщенная частотная передаточная функция, учитывающая нелинейные свойства системы. Как отмечалось выше, для слаботурбулентной космической плазмы это представление может быть ограничено трехволновым взаимодействием, поэтому нелинейными процессами с участием четырех или больше волн можно пренебречь [6]. Очевидно, что функция $H_1(f)$ имеет то же физическое содержание, что и $H_{lin}(f)$. Функция $H_2(f_1, f_2)$ зависит от двух частот и указывает на нелинейное квадратичное взаимодействие между спектральными компонентами f_1, f_2 исходных сигналов (f_1 может принимать отрицательные значения) и передачу энергии к суммарной частоте $f_1 + f_2 = f$ на выходе системы. Отметим, что уравнение (5) допускает строгое обоснование в рамках теории турбулентной плазмы [5, 13, 22, 24]. Соответствие между математической формулировкой теории турбулентной плазмы и рядами Вольтерра является важным обстоятельством с точки зрения анализа и интерпретации экспериментальных измерений.

Следуя работам [6—8, 12, 17, 18, 20], мы будем использовать полиномиальную дискретную модель «черного ящика», которая допускает представление выходного сигнала системы через ряды Вольтерра [12, 17]:

$$y(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), \xi(k), \dots, \xi(k-n_\xi)], \quad (6)$$

где $F[\dots]$ — полином от переменных $u(k), y(k)$ и $\xi(k)$.

Для нахождения неизвестных параметров линейной модели «черного ящика» по экспериментальным данным обычно используется метод наименьших квадратов. Однако он неприменим для идентификации полиномиальной дискретной модели, потому что количество слагаемых в модели резко увеличивается с увеличением сложности полинома и числа временных рядов.

Поэтому вместо этого метода будем применять процедуру структурно-параметрической идентификации модели [15, 18, 20], суть которой сводится к добавлению таких нелинейных слагаемых в модель, которые существенно улучшают прогноз. Процесс выбора нелинейных слагаемых обычно считается завершенным, когда ошибка прогноза удовлетворяет определенному тесту на геоэффективную точность модели, который подтверждает невозможность последующего уменьшения ошибки по новым наблюдательным данным.

Для прогнозирования поведения D_{st} -индекса мы рассматриваем магнитосферу как систему с одним входом и одним выходом. Описание нелинейных процессов может также быть улучшено за счет введения в модель свободных параметров и шума, но на этом этапе этот вопрос не анализировался. Как показали численные расчеты, выбор в качестве входа модели параметра vB_z позволяет разработать достаточно адекватную для прогноза модель [6—9].

АЛГОРИТМ РЕКОНСТРУКЦИИ МОДЕЛИ И ЧИСЛЕННЫЕ РАСЧЕТЫ

Изложим новый подход к реконструкции интересующей нас нелинейной модели и численные расчеты на ее основе. Отличие этого подхода от разработанного в университете Шеффилда [6] состоит в сведении задачи реконструкции структуры и параметров нелинейной модели к задаче математического программирования. Построенная модель позволяет не только прогнозировать динамику поведения D_{st} -индекса на несколько временных шагов вперед, но и последовательно учитывать некоторые нелинейные эффекты в магнитосфере.

Как отмечалось выше, математическая модель нелинейного «черного ящика» описывается дискретным уравнением (6) с одним входом и с одним выходом, в котором $u(k)$ — входной сигнал, $y(k)$ — выходной сигнал, $\xi(k)$ — переменная, моделирующая возможный шум в момент времени k [8, 9]. Опишем кратко задачу оценивания неизвестных параметров полинома. С этой целью введем вектор-столбец неизвестных параметров полинома $\hat{\theta}$ и вектор-столбец ψ , содержащий переменные $u(k), y(k)$ и их воз-

возможные комбинации до порядка l и до момента времени $k-1$. Уравнение (6) может быть представлено в виде

$$y(k) = \psi^T(k-1)\hat{\theta} + \xi(k), \quad (7)$$

где индекс T обозначает операцию транспонирования.

Введем в рассмотрение функционал $J(\hat{\theta})$, описывающий ошибку прогноза в виде

$$J(\hat{\theta}) = (y - \psi\hat{\theta})^T(y - \psi\hat{\theta}), \quad (8)$$

где y — значение D_{st} -индекса в момент времени k . Легко видеть, что при переходе к скалярным величинам уравнение (8) соответствует хорошо известной квадратичной ошибке. Тогда наш подход к определению неизвестных параметров модели (6) сводится к нахождению такого вектора $\hat{\theta}$, при котором функционал $J(\hat{\theta})$ принимает минимальное значение. В результате задача реконструкции параметров модели сводится к задаче минимизации функционала $J(\theta)$ с учетом естественных ограничений на физические параметры модели. Предложенный нами метод достаточно прост в программной реализации [11, 15, 16], позволяет использовать стандартные пакеты прикладных программ и приводит к результатам, обеспечивающим хороший прогноз.

На основе предложенного метода реконструкции модели было разработано два алгоритма. Первый из них для решения задачи использует метод математического программирования с ограничениями на параметры модели. Другой — осуществляет поиск свободных параметров оптимальной модели с помощью генетического алгоритма [2]. При численном решении задачи реконструкции модели функционал $J(\theta)$ выбирался в виде

$$J(\theta) = \sqrt{[(\hat{y}(k) - y(k))^2] / [(y(k) - \bar{y}(k))^2]}, \quad (9)$$

где $\hat{y}(k)$ — спрогнозированное значение выходного сигнала, $y(k)$ — экспериментальное значение выходного сигнала, $\bar{y}(k)$ — математическое ожидание $y(k)$.

Численные расчеты, проведенные на основе предложенных алгоритмов, показали, что наиболее точный прогноз D_{st} -индекса в рамках модели (6) обеспечивает уравнение

$$\begin{aligned} \hat{y}(i) = & x_1 y(i-1) - x_2 u(i-1) - x_3 y(i-2)u(i-1) - \\ & - x_4 y(i-4) - x_5 u(i-4)u(i-6) - x_6 y(i-2) + \\ & + x_7 y(i-3) + x_8 y(i-3)u(i-1) + x_9 y(i-5) + \\ & + x_{10} u(i-1)u(i-7) + x_{11} u(i-2) + \\ & + x_{12} y(i-3)u(i-2) + x_{13} u(i-2)u(i-5) - \\ & - x_{14} u(i-5) + x_{15} u(i-7)u(i-12), \quad (10) \end{aligned}$$

где $x_1 \dots x_{15}$ — неизвестные параметры. Тесты для проверки адекватности уравнения (10), основанные на анализе корреляций, показали отсутствие существенной статистической связи между входом модели и ошибкой прогноза. Этот результат означает, что реконструированное уравнение (10) достаточно достоверно описывает поведение D_{st} -индекса на локальном интервале времени.

В результате численной реализации задачи минимизации функционала $J(\theta)$ с учетом ограничений на область возможных параметров было получено следующее уравнение:

$$\begin{aligned} \hat{y}(i) = & 1.63y(i-1) - 4.98u(i-1) - \\ & - 0.18y(i-2)u(i-1) - 0.56y(i-4) - \\ & - 1.42u(i-4)u(i-6) - 0.76y(i-2) + \\ & + 0.53y(i-3) + 0.11y(i-3)u(i-1) + \\ & + 0.36y(i-5) + 0.91u(i-1)u(i-7) + \\ & + 2.72u(i-2) + 0.08y(i-3)u(i-2) + \\ & + 0.79u(i-2)u(i-5) - 0.92u(i-5) + \\ & + 0.24u(i-7)u(i-12), \quad (11) \end{aligned}$$

где $u(i)$ — произведение скорости солнечного ветра на южную составляющую вектора магнитного поля в момент времени i , $y(i)$ — значение D_{st} -индекса в момент времени i .

Проведенные нами численные расчеты с помощью уравнения (11) подтвердили результаты работы [6] о том, что D_{st} -индекс ведет себя подобно осциллятору под действием внешней вынуждающей силы. Поэтому в силу общих свойств таких задач интересующая нас система характеризуется двумя основными свойствами. Во-первых, внешняя сила является нелинейной функцией параметров солнечного ветра, а во-вторых, частота собственных колебаний магни-

тосферы должна быть очень малой в сравнении с характерными частотами вынуждающей внешней силы. Процесс энергетической накачки такой системы приводит к передаче энергии собственным модам магнитосферы. Этот результат согласуется, в частности, с результатами работ по УНЧ-возмущениям магнитосферной плазмы [6].

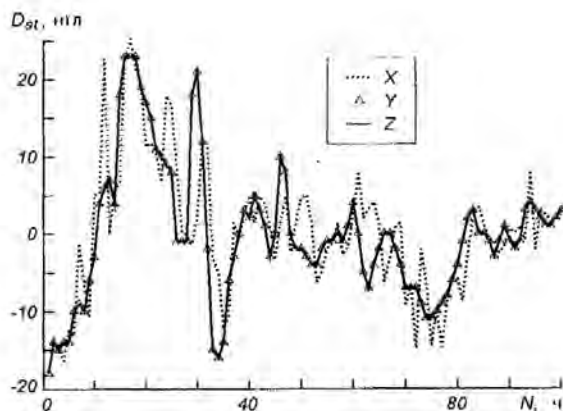


Рис. 1. Сравнение модельного прогноза D_{st} -индекса с реальными измерениями D_{st} -индекса для заданного интервала времени тестирования (Z — реальные данные (<http://www.nssdc.gsfc.nasa.gov/omniweb>), Y — прогнозирование на один шаг вперед, X — прогнозирование на 9 шагов вперед)

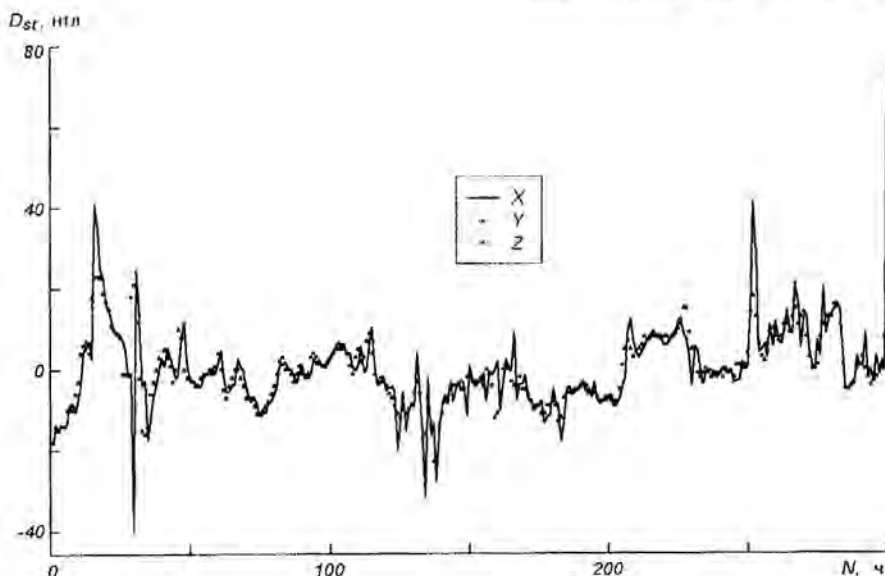


Рис. 2. Сравнение модельного прогноза D_{st} -индекса (X) с реальными измерениями D_{st} -индекса (Y) для заданного интервала тестирования

С помощью разработанных численных программ было установлено, что предложенная модель обеспечивает достаточно точный прогноз на несколько шагов вперед, что дает возможность практического прогнозирования D_{st} -индекса. Численные эксперименты показывают, что точность прогноза можно улучшить с помощью алгоритма адаптации параметров модели в реальном времени.

На рис. 1 и 2 приведены графики изменения D_{st} -индекса и его прогноза, полученного с помощью первого алгоритма на временном интервале порядка 300 ч.

Несмотря на то, что уравнение (11) было получено во временной области, анализ его фурье-представления в частотной области позволил обнаружить собственные частоты магнитосферы. На рис. 3 приведен модуль $|H_1|$ как функция частоты. Видно, что максимумы $|H_1|$ отвечают частотам собственных альвеновских волн системы.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

1. Предложен новый подход к прогнозированию поведения D_{st} -индекса, основанный на дискретной динамической модели и многокритериальной идентификации ее структуры и параметров.

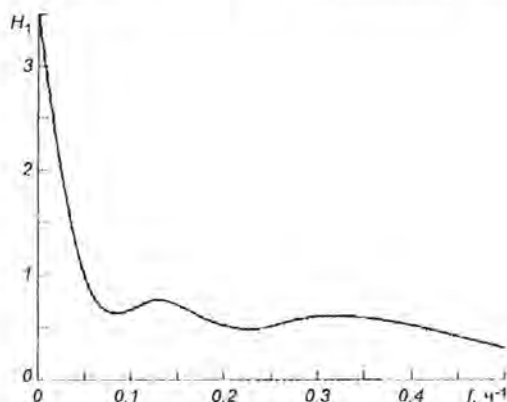


Рис. 3. Амплитудная зависимость H_1 от частоты (сплошная и пунктирная линии). Локальные максимумы H_1 соответствуют собственным альфвеновским модам системы

Разработаны два новых алгоритма идентификации дискретных моделей типа «вход-выход», характеризующиеся высокой точностью и надежностью прогноза D_{st} -индекса. Проведено их тестирование на модельных примерах и показана возможность прогнозирования D_{st} -индекса на 7–9 шагов вперед. При этом коэффициент корреляции прогнозируемого значения D_{st} -индекса составляет примерно 97 % при прогнозировании на один шаг вперед.

2. С использованием процедуры разложения нелинейных возмущений в ряд по корреляционным функциям до третьего порядка включительно построена дискретная динамическая модель состояния магнитосферы. Для численного моделирования в качестве входных данных модели использовалось произведение южной составляющей магнитного поля на скорость солнечного ветра vB_z , а в качестве выходных — D_{st} -индекс. В результате численных экспериментов показана возможность прогнозирования поведения D_{st} -индекса (или состояния «космической погоды») на часовом интервале порядка 80–100 ч при условии отсутствия аномальных возмущений в солнечном ветре. Установлено, что прогноз согласуется с наблюдаемыми данными с коэффициентом корреляции 0.9–0.95. Проведено сравнение разработанной модели с известной моделью прогнозирования космической погоды, созданной в университете Шеффилда [6]. Точность прогноза может быть улучшена с исполь-

зованием алгоритма оценивания параметров модели в реальном масштабе времени.

Авторы благодарны В. М. Кунцевичу, А. В. Агапитову, А. С. Парновскому и Ю. А. Селиванову за полезные обсуждения и критические замечания. Авторы также благодарны рецензенту за конструктивную критику работы.

1. Акасофу С. И., Чепмен С. Солнечно-земная физика. — М.: Мир, 1975. — Ч. 1. — 384 с.
2. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы. — М.: Физматлит, 2006. — 320 с.
3. Кунцевич В. М. Управление в условиях неопределенности: гарантированные результаты в задачах управления и идентификации. — Киев: Наук. думка, 2006. — 261 с.
4. Льюис Л. Идентификация систем. Теория для пользователя: Пер. с англ. / Под ред. Я. З. Ципкина. — М.: Наука, 1991. — 442 с.
5. Цытович В. Н. Теория турбулентной плазмы. — М.: Атомиздат, 1970. — 423 с.
6. Balikhin M., Bates I., Walker S. N. Identification of linear and nonlinear processes in space plasma turbulence // *Adv. Space Res.*—2001.—28.—P. 787–800.
7. Billings S. A., Chen S. Extended model set, global data and threshold model identification of severely nonlinear systems // *Int. J. Control.*—1980.—50.—P. 1897–1923.
8. Billings S. A., Voon W. S. F. Structure detection and model validity tests in the identification of nonlinear systems // *IEE Proc.*—1983.—130, N 4.—P. 193–199.
9. Billings S. A., Zhu Q. M. Nonlinear model validation using correlation tests // *Int. J. Control.*—1994.—60.—P. 1107–1120.
10. Boyd S., Chua L. O., Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series // *IEEE Trans. Circuit Syst.*—1985.—32, N 11.—P. 1150–1161.
11. Chankong V., Haimes Y. Y. Multi-objective decision making: theory and methodology. — New York, 1983. — 442 p.
12. Chen S., Billings S. A. Representations of non-linear systems: the NARMAX model // *Int. J. Control.*—1989.—49, N 3.—P. 1013–1032.
13. Galeev A., Krasnosel'skikh V. V., Lobzin V. Fine structure of the front of a quasi-perpendicular supercritical collisionless shock wave // *Sov. J. Plasma Phys.*—1988.—14.—P. 697.
14. Gleisner H., Lundstedt H., Wintoft P. Predicting geomagnetic storms from solar-wind data using time-delay neural networks // *Ann. Geophysicae.*—1996.—14.—P. 679–686.
15. Johansen T. A. Constrained and regularized system identification // *IFAC Symp. on System Identification.* — Fukuoka, Japan, 1997.—P. 5.
16. Johansen T. A. Multi-objective identification of FIR models // *IFAC Symp. on System Identification.* — Santa Barbara, USA, 2000.—P. 6.

17. Leontaritis I. J., Billings S. A. Input-output parametric models for nonlinear systems. Part I. Deterministic nonlinear systems // *Int. J. Control.*—1985.—41.—P. 309—328.
18. Leontaritis I. J., Billings S. A. Model selection and validation methods for nonlinear systems // *Int. J. Control.*—1987.—P. 311—341.
19. Ljung L. Non-linear black box models in system identification // *Proc. IFAC Symp. on Advanced Control of Chemical Processes.* — Banff, Canada, 1997.—P. 1—13.
20. McCaffrey D., Bates I., Balikhin M., et al. Experimental method for identification of three wave coupling in space Plasma // *Adv. Space Res.*—2000.—25, N 7-8.—P. 1571—1577.
21. Pardalos P., Yatsenko V. Optimization and control of Lyapunov exponents // *J. Optimiz. Theory and Appl.*—2006.—N 1.—P. 21—37.
22. Sagdeev R. Z., Galeev A. A. *Nonlinear plasma theory.* — New York, Benjamin, White Plains, 1969.
23. Tulleken H. J. A. F. Grey-box modelling and identification using physical knowledge and bayesian techniques // *Automatica.*—1993.—29, N 2.—P. 285—308.
24. Zakharov V. E., Musher S. L., Rubenchik A. M. Hamiltonian approach to the description of nonlinear plasma phenomena // *Phys. Reports.*—1985.—129 (5)—P. 285—366.

**NONLINEAR DYNAMICAL-INFORMATION
MAGNETOSPHERE MODELS FOR SPACE WEATHER
FORECASTING**

O. K. Cheremnykh, V. I. Sidorenko, V. A. Yatsenko

We describe dynamical-information magnetosphere models for Dst index forecasting in the form of nonlinear "black-box". We assume the presence of a weak turbulence for the magnetosphere plasma that depends on the solar wind speed and south magnetic field component. We propose nonlinear dynamical-information magnetosphere models to forecast the Dst index using decomposition procedure of nonlinear perturbation in the series of correlation functions. The models allow us to forecast the evolution of the Dst index for 100 hours ahead in the absence of anomalous solar wind perturbations.