

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

УДК 551.510.5373

РАСПОЗНАВАНИЕ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЬНЫХ ОЦЕНОК Dst-ИНДЕКСОВ¹

© 2022 г. А. В. Белов^d, А. Д. Гвишиани^{a,b}, В. Г. Гетманов^{a,b}, А. А. Ковыляева^{a,c},
А. А. Сололовьев^{a,b}, В. Е. Чинкин^{a,b,*}, В. Г. Янке^d, И. И. Яшин^{a,c}

^a Геофизический центр РАН, Москва, Россия

^b Институт физики Земли РАН им. О.Ю. Шмидта, Москва, Россия

^c Национальный исследовательский ядерный ун-т МИФИ, Москва, Россия

^d Институт земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн РАН им. Н.В. Пушкова,
Москва, Троицк, Россия

*e-mail: v.chinkin@gcras.ru

Поступила в редакцию 30.08.21 г.

После доработки 07.09.2021 г.

Принята к публикации 27.09.2021 г.

Предложен метод распознавания геомагнитных бурь, основанный на нейросетевых модельных оценках Dst-индексов (disturbance storm time); использованы наблюдения от мюонного годоскопа УРАГАН и нейтронных мониторов. Применена сверточная нейронная сеть. Реализовано правило принятия решений для распознавания. Сформированы оценки вероятностных характеристик распознавания геомагнитных бурь. Экспериментальное исследование метода подтвердило его эффективность. Показано, что совместные наблюдения системы годоскоп-мониторы по сравнению с отдельными наблюдениями повышают вероятность правильного распознавания геомагнитных бурь.

DOI: 10.31857/S0002338822010048

Введение. Геомагнитные возмущения возникают вследствие воздействия на магнитосферу Земли плазменных образований от солнечных корональных выбросов масс, которые обычно интерпретируются как экстремальные события гелиосферы. Геомагнитными бурями (geomagnetic storms- GS) принято считать геомагнитные возмущения, имеющие амплитуды больше заданной. GS могут стать причинами нарушений работы линий телефонной и радиосвязи, трубопроводов, линий электропередач, привести к сбоям работы электроники для авиационных и космических систем, оказывать пагубные действия на биосистемы. Распознавание (наличие-отсутствие) GS представляет собой актуальную научную проблему.

Как известно, геомагнитную активность принято характеризовать геомагнитными индексами. Одним из наиболее распространенных является Dst-индекс, введенный и описанный в [1, 2]. Этот индекс определяется на основе значений меридианальных составляющих вектора напряженности геомагнитного поля четырех экваториальных магнитных обсерваторий, разнесенных по долготе, который вычисляется почасовым усреднением. Dst-индексы измеряются в нанотеслах; для спокойных состояний магнитосферы их значения находятся в пределах +20...–40 нТл; для GS Dst-индексы принимают значения в диапазоне –50...–150 нТл и в исключительных случаях выходят за указанный диапазон.

Материалы статьи основываются на информации из следующих источников:

1) экспериментального матричного временного ряда из базы данных мюонного годоскопа (muon hodoscope – МН) УРАГАН [3, 4], сайта МИФИ [5]; МН-наблюдения пропорциональны интенсивностям мюонных потоков, зависящих от экстремальных событий, которые происходят в гелиосфере;

2) экспериментального скалярного временного ряда функции изотропной составляющей, вычисленной по методу глобальной съемки [6, 7] из мировой базы данных нейтронных монито-

¹ Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант № 17-17-01215-П).

ров (neutron monitor – NM), сайта ИЗМИРАН [8]; NM-наблюдения пропорциональны интенсивностям нейтронных потоков от экстремальных событий в гелиосфере;

3) экспериментального скалярного временного ряда Dst-индексов сайта WDCG (world data center of geomagnetism, Kyoto) [9, 10].

Решение задачи распознавания GS зависит от вида используемых информационных источников и математических методов. Так, в [11, 12] для распознавания GS на основе матричных МН-наблюдений предлагаются специальные двумерные функции вариаций мюонных потоков и индикаторные матрицы.

Для задач распознавания-предсказания экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере в рамках солнечно-земной физики достаточно широко применяются нейросетевые технологии [13, 14]. Целый ряд публикаций, связанных с нейронными сетями (neural network–NN), отличаются вариантами используемых информационных источников и нейросетевых структур. Указанные обстоятельства вносят значительные разнообразия в постановки задач.

Работы [15, 16], посвященные предсказаниям GS, написаны на основе данных по солнечному ветру и использовании нейросетевых многослойных перцептронов. В [17] представляется метод, сочетающий рекуррентную NN с кратковременной памятью и моделью гауссовского процесса для обеспечения вероятностных прогнозов Dst-индексов, и реализуется необходимое обучение NN. В [18] с помощью многослойного перцептрона прямой связи исследованы предсказания вариаций Dst-индексов по предыдущим значениям на несколько часов вперед.

Публикации [19–22] содержат описания методов восстановления, коррекции, прогнозирования и классификации характеристик магнитосферной активности, основанных на технологии нейронных сетей с учетом изменяющихся условий космической погоды. Такой подход определяет связи между входными и выходными параметрами на базе экспериментальных данных без построения физических моделей, что может быть использовано для сложных геофизических систем. Особенность описанных методов состоит в том, что NN позволяют решать поставленные задачи автоматизированным способом по спутниковым данным, магнитным измерениям на земной поверхности и результатам зондирования ионосферы.

В [23–25] исследуются возможности прогнозирования временных рядов геомагнитных Dst-индексов. Прогнозы осуществляются по параметрам солнечного ветра и межпланетного магнитного поля, измеренных в эксперименте на американском космическом аппарате, при помощи методов машинного обучения NN на основе классических перцептронов и рекуррентных сетей.

Приведенный обзор публикаций позволяет сделать вывод, что в них:

не рассматриваются возможности, которые можно было бы достичь при совместном использовании нескольких информационных источников – МН, NM-наблюдений и Dst-индексов для распознаваний GS;

реализуются решения, в которых осуществляются оценивания вероятности правильного распознавания, и при этом опускается необходимый учет методически важной вероятности ложного распознавания.

В статье предложен метод распознавания GS с помощью разработанной системы модельных оценок Dst-индексов и реализации правила принятия решений. Применен подход к реализации метода, основанный на совместных наблюдениях от МН УРАГАН, мировой сети нейтронных мониторов и Dst-индексов от WDCG при помощи обучения сверточной NN. Сформированы оценки вероятностных характеристик распознавания геомагнитных бурь. Экспериментальное исследование метода подтвердило его эффективность. Показано, что совместные наблюдения системы годоскоп–мониторы по сравнению с отдельными наблюдениями повышают вероятность правильного распознавания GS.

Результаты статьи могут быть использованы для целого ряда научных и технических приложений, например:

при возможном внезапном отсутствии (пропуске) Dst-индексов от WDCG распознавание GS может быть произведено на базе заранее построенных моделей Dst-индексов, работающих только на основе МН- и NM-наблюдений;

при необходимости краткосрочного предсказания GS, которое потенциально возможно на основе экстраполяции для МН- и NM-наблюдений.

1. Постановка задачи распознавания GS. Все переменные, которые использовались в рамках данной статьи, были дискретизованы с часовым шагом в единой шкале времени UTC (coordinated universal time). Для рассматриваемой задачи Dst-индексы $Y_D(k)$ реализовывались на интервале

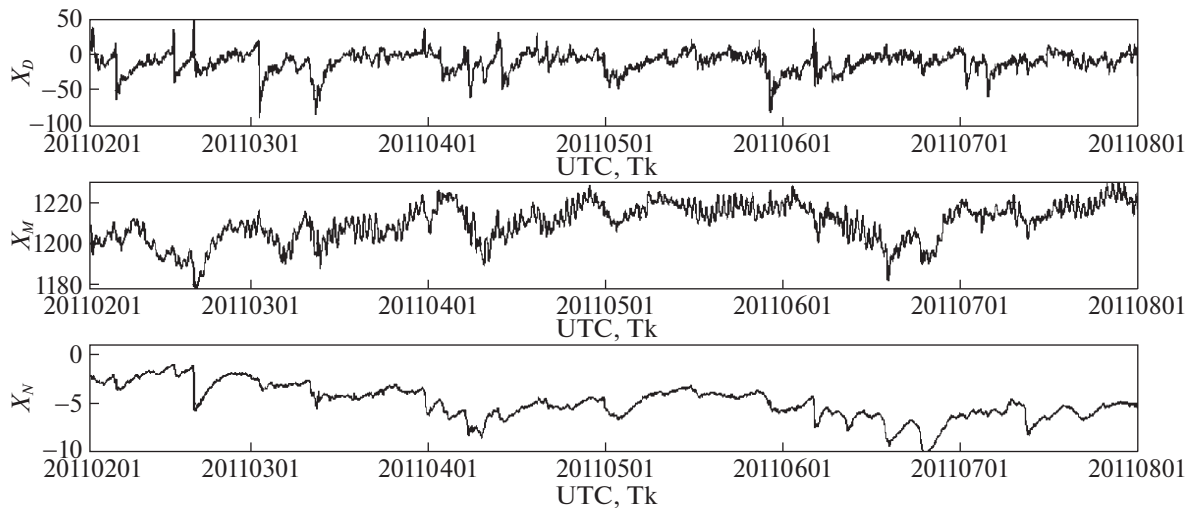


Рис. 1. Графики МН- и NM-наблюдений $X_M(k)$, $X_N(k)$ и Dst-индексов $Y_D(k)$ с участками GS

времени 01.2002–12.2016, МН-наблюдения $X_M(k)$ – на интервале 01.2008–12.2018, NM-наблюдения $X_N(k)$ – на интервале 01.2002–12.2018. Временной индекс k определял моменты дискретизации Tk , $T = 1$ ч. Для Y_D начальный и конечный временной индексы принимали значения $k_0 = 1$, $k_{f0} = 131736$; для X_M начальный и конечный индексы равнялись $k_{01} = 52285$, $k_f = 149016$; для X_N – $k_{02} = 1$, $k_f = 149016$. Из перечисленного следовало, что на интервале времени 01.01.2008–31.12.2016 реализовывались переменные Y_D , X_M , X_N , на интервале 01.01.2017–31.12.2018 – переменные X_M , X_N .

На рис. 1 помещены примеры графиков исходных переменных $Y_D(k)$, $X_M(k)$ и $X_N(k)$ для 7-месячного временного интервала 01.01.2011–31.07.2011. На оси абсцисс отмечены короткими жирными отрезками участки с реально происходившими GS. На графике $Y_D(k)$ видно, что GS-события обуславливали падения переменной Y_D .

Рассмотрение $Y_D(k)$ на рис. 1 позволило сделать вывод, что средняя продолжительность GS составила величину порядка 2–2.5 сут. Анализ исходных переменных дал возможность заключить, что для них средний период аддитивных неинформативных низкочастотных трендов, подлежащих фильтрации, составил величину примерно 60–75 сут.

На рис. 2 помещены графики переменных $Y_D(k)$, $X_M(k)$ и $X_N(k)$ для месячных фрагментов 01.02.2011–31.05.2011 с пятью событиями GS, которые отмечены на осях абсцисс жирными линиями в соответствии с рис. 1. Увеличенный масштаб дал возможность детально проанализировать исходные переменные.

Из графиков видно, что переменные $Y_D(k)$ и $X_N(k)$ можно представить в виде сумм информативных низкочастотных трендов и высокочастотных шумов; переменную $X_M(k)$ – в виде суммы информативного низкочастотного тренда, помеховой составляющей от суточных колебаний и высокочастотных шумов. Анализ изменений информативных низкочастотных трендов переменных $X_M(k)$, $X_N(k)$ на указанных рисунках для месячных интервалов позволил сделать вывод об их почти одинаковом поведении во времени.

В практике анализа геомагнитных наблюдений общепринято делать заключение о распознавании GS по критериям, которые формируются на базе геомагнитных индексов. Достаточно распространенным и в определенной степени надежным при распознавании GS является критерий, основанный на сравнении Dst-индексов от WDCG с задаваемым порогом. Однако в ряде случаев непосредственное использование Dst-индексов для распознавания может оказаться проблематичным в связи с возможным их отсутствием в текущий и предшествующие моменты времени.

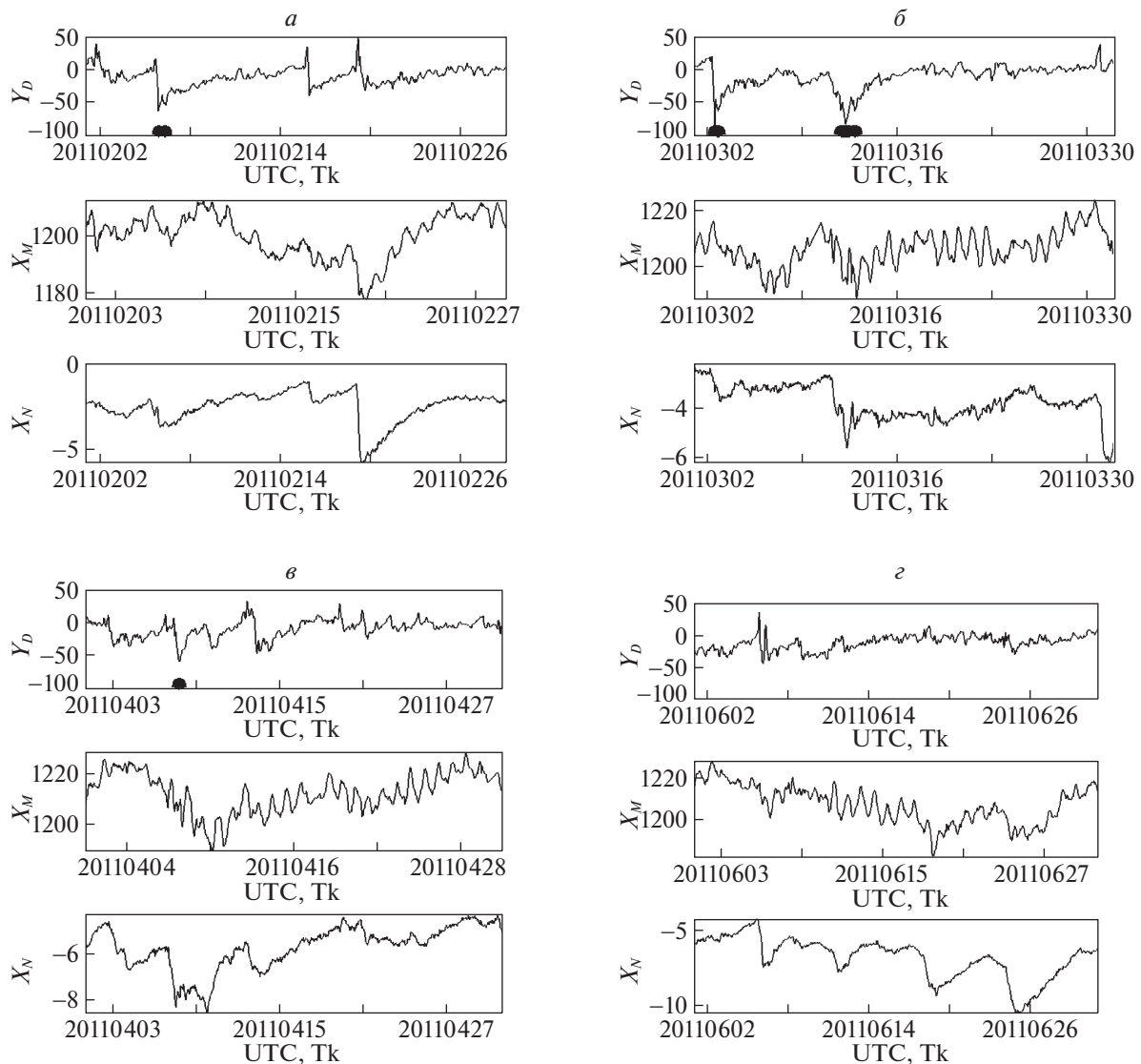


Рис. 2. Графики месячных фрагментов Dst-индексов Y_D и МН-, NM-наблюдений X_M , X_N : а – 02.2011, б – 02.2011, в – 03.2011, з – 04.2011

Будем полагать, что:

- 1) заданы текущие моменты времени, которым соответствуют временные индексы k , удовлетворяющие неравенствам $k_{f0} + 1 \leq k \leq k_f$;
- 2) на интервале с индексами $k_{f0} + 1, \dots, k - 1, k$ реализованы временные ряды МН- и NM-наблюдений;
- 3) на интервале $k_{01} \leq k \leq k_{f0}$ реализованы временные ряды МН-наблюдений и Dst-индексов, на интервале $k_{02} \leq k \leq k_{f0}$ – временные ряды NM-наблюдений и Dst-индексов.

Очевидно, что МН- и NM-наблюдения, которые формируются на основе различных физических явлений и с помощью разных измерительных устройств, содержат информацию о GS.

Требуется для заданных текущих моментов времени на основе реализованных временных рядов МН-, NM-наблюдений разработать процедуру принятия решений по распознаванию GS.

2. Общая схема решения задачи распознавания GS. Решение задачи распознавания GS здесь базируется на предположении, что между МН-, NM-наблюдениями, с одной стороны, и Dst-индексами – с другой существует функциональная связь, искаженная помехами. Тогда, очевидно,

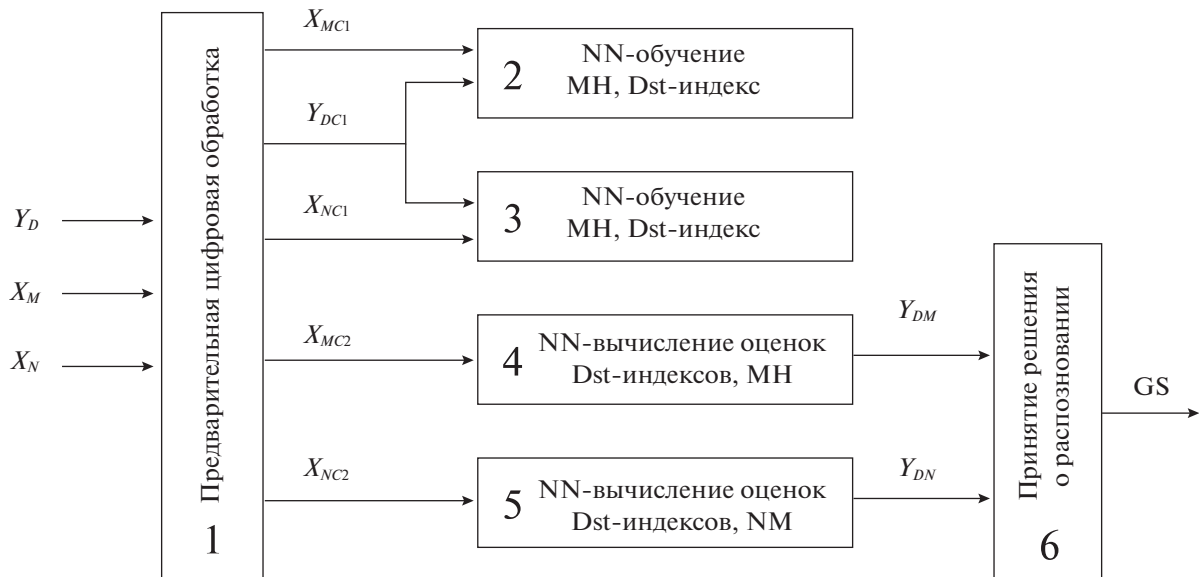


Рис. 3. Схема вычислительных операций решения задачи распознавания GS

можно построить модель Dst-индексов в зависимости от МН-, NM-наблюдений на основе соответствующей нейронной сети NN.

Общая схема решения задачи может быть подразделена на четыре части и состоять из:

процедур предварительной цифровой обработки исходных Dst-индексов и МН-, NM-наблюдений для выделения в них существенных информативных составляющих;

процедур обучения NN на основе МН-, NM-наблюдений и Dst-индексов;

процедур вычисления модельных оценок Dst-индексов на основе NN и МН-, NM-наблюдений;

процедуры принятия решений для распознавания GS, которая базируется на модельных оценках Dst-индексов и сравнении их с задаваемым порогом.

Процедуры предварительной цифровой обработки производятся для исходных Dst-индексов $Y_D = Y_D(k)$ и МН-, NM-наблюдений $X_M = X_M(k)$, $X_N = X_N(k)$. Осуществляется их фильтрация с целью устранения высокочастотных шумов и суточных колебаний и масштабирование для обеспечения соизмеримости переменных, которая необходима для эффективной работы NN. Результаты процедур предварительной обработки для этапа обучения обозначаются как X_{MC1} , X_{NC1} и Y_{DC1} , для этапа вычисления модельных оценок Dst-индексов — как X_{MC2} , X_{NC2} .

На этапе обучения на вход МН, NM-NN подаются переменные X_{MC1} , X_{NC1} ; Dst-индексы Y_{DC1} используются для формирования целевых функций в функционале обучения; в результате обучения формируются NN-модели. На этапе вычисления модельных оценок используются переменные X_{MC2} , X_{NC2} и сформированные на этапе обучения NN-модели.

Процедура принятия решения для распознавания GS основывается на вычисленных модельных оценках Dst-индексов Y_{DM} , Y_{DN} и сравнении их с задаваемым порогом Y_{D0} . Решение о GS реализуется с помощью логических вычислений.

На рис. 3 помещена схема вычислительных операций с обозначенными выше переменными, которая поясняет решение рассматриваемой задачи.

Вычислительные операции подразделены на: блок № 1 предварительной цифровой обработки, блоки № 2, 3 обучения NN на основе МН-, NM-наблюдений и Dst-индексов, блоки № 4, 5 вычисления модельных оценок Dst-индексов на базе МН-, NM-наблюдений и блок № 6 принятия решения о распознавании GS.

3. Структура сверточной NN. Результаты настоящей статьи получены с помощью сверточной NN [26, 27]. Применение этой сети обусловлено тем, что исходные данные и наблюдения, представляли собой матричные и скалярные временные ряды; сверточные NN ориентированы на обработку подобной информации. Однако необходимо отметить, что в статье применена



Рис. 4. Структура сверточной NN

сверточная NN со скалярными временными рядами и соответственно реализован упрощенный вариант решения на основе преобразования матричного временного ряда МН-наблюдений в скалярный временной ряд путем вычисления средних значений матриц МН-наблюдений. Применение сверточной NN с матричными МН-наблюдениями станет предметом дальнейшего исследования.

Структура используемой сверточной NN [28] представлена на рис. 4. Были использованы четыре сверточных слоя (convolution layer – CL) со входным вектором размерности Δk , со сверточными фильтрами размерности Δk_c и функциями активации $f(x) = 1, x > 0, f(x) = 0, x \leq 0$. Выходы от CL подавались на вход суммирующего полносвязного слоя (fully connected layer – FCL) с выходом размерности $\Delta k_n = 1$.

Были сформированы 9-летний интервал 01.01.2008–31.12.2016 для МН-обучения и 15-летний интервал 01.01.2002–31.12.2016 для NM-обучения; 2-летний интервал 01.01.2017–31.12.2018 отводился на вычисления модельных оценок Dst-индексов Y_{DM}, Y_{DN} .

Работа NN базировалась на системе “скользящих” с единичным шагом временных окон шириной Δk , согласованной со средней длительностью GS. Функционал обучения представлял собой среднюю по интервалу обучения сумму квадратов разностей NN-моделей и Dst-индексов для крайних правых значений индексов “скользящих” окон. Реализовывалась минимизация введенного функционала. Полученные в результате минимизации NN-модели использовались для вычисления модельных оценок Ds-индексов.

Экспертным путем на базе вычислительных экспериментов были установлены ширина “скользящего” окна $\Delta k = 48$, размерность сверточного фильтра $\Delta k_c = 8$ и параметры фильтрации с помощью описаний переменных в разд. 1.

4. Правило принятия решения о распознавании GS и вычисление вероятностей правильных и ложных распознаваний GS. Метод распознавания GS сведем к процедуре классификации [28, 29], основанной на сравнении модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}(k), Y_{DN}(k)$ с порогом Y_{D0} . Правило принятия решений распознавания GS на базе совместного использования МН-, NM-модельных оценок Dst-индексов для $k_{f0} + \Delta k \leq k \leq k_f$ состоит в том, что если будет выполняться хотя бы одно из двух неравенств

$$(Y_{DM}(k) \leq Y_{D0}) \quad \text{и/или} \quad (Y_{DN}(k) \leq Y_{D0}), \quad (4.1)$$

то будет приниматься решение о распознавании GS – для момента времени с индексом k имеет место GS; в остальных случаях будет приниматься противоположное решение.

Распознавание GS на основе процедуры классификации сопровождается погрешностями – пропусками правильных и образованиями ложных распознаваний GS. Погрешности определяются вероятностными характеристиками $Y_{DM}(k), Y_{DN}(k)$. Воспользуемся [28] для приближенного вычисления указанных погрешностей.

Сформируем оценки погрешностей, в которых используются Dst-индексы $Y_D(k)$, модельные оценки Dst-индексов $Y_{DM}(k), Y_{DN}(k)$ и правило принятия решений (4.1) для $k_{f0} + \Delta k \leq k \leq k_f$.

Фиксируем порог распознавания Y_{D0} и рассмотрим момент времени с индексом k , в котором имеет место GS – выполняется неравенство $Y_D(k) \leq Y_{D0}$. Количество N_{GS} состояний с GS, которые определяются выполнениями данного неравенства на интервале $k_{f0} + \Delta k \leq k \leq k_f$, вычислим с помощью следующей суммы:

$$N_{GS} = \sum_{k=k_{f0}+\Delta k}^{k_f} \text{sign}(Y_{D0} - Y_D(k)), \quad (4.2)$$

где $\text{sign } x = 1, x \geq 0$, $\text{sign } x = 0, x < 0$. Определим $N_{M,GS}$ – количество правильных МН-распознаваний GS с помощью $Y_{DM}(k)$; найдем β_M° – оценку вероятности правильного распознавания GS

$$N_{M,GS} = \sum_{k=k_{f0}+\Delta k}^{k_f} \text{sign}(Y_{D0} - Y_D(k)) \text{sign}(Y_{D0} - Y_{DM}(k)), \quad \beta_M^\circ = \frac{N_{M,GS}}{N_{GS}}. \quad (4.3)$$

Подсчитаем количество $N_{N,GS}$ правильных NM-распознаваний GS с помощью $Y_{DN}(k)$, определим оценку β_N° вероятности правильного распознавания

$$N_{N,GS} = \sum_{k=k_{f0}+\Delta k}^{k_f} \text{sign}(Y_{D0} - Y_D(k)) \text{sign}(Y_{D0} - Y_{DN}(k)), \quad \beta_N^\circ = \frac{N_{N,GS}}{N_{GS}}. \quad (4.4)$$

Оценку вероятности β_{MN}° правильного распознавания GS при совместном использовании МН- и NM-наблюдений найдем следующим образом:

$$N_{MN,GS} = \sum_{k=k_{f0}+\Delta k}^{k_f} \text{sign}(Y_{D0} - Y_D(k)) \text{sign}[\text{sign}(Y_{D0} - Y_{DN}(k)) + \text{sign}(Y_{D0} - Y_{DM}(k))], \quad (4.5)$$

$$\beta_{MN}^\circ = \frac{N_{MN,GS}}{N_{GS}}.$$

Количества N_{0GS} , $N_{M,0GS}$, $N_{N,0GS}$, $N_{MN,0GS}$ и соответствующие вероятности ложных распознаваний GS α_M° , α_N° , α_{MN}° вычислим по формулам, аналогичным (4.2)–(4.5).

5. Экспериментальное исследование метода распознавания GS. 5.1. Вычисление оценок вероятностей правильного и ложного распознавания GS. На временном интервале вычисления модельных оценок с использованием базы данных [9] был сформирован временной ряд $Y_D(k)$ Dst-индексов. Вычислялись модельные оценки $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$. Реализовывались сравнения переменных $Y_D(k)$, $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$ с порогом Y_{D0} . Определялись оценки вероятностей распознавания GS по формулам (4.2)–(4.5) в зависимости от величины порога, который подчинялся неравенствам $\bar{Y}_{D01} \leq Y_{D0} \leq \bar{Y}_{D02}$, $\bar{Y}_{D01} = -70$ нТл, $\bar{Y}_{D02} = -20$ нТл.

На рис. 5, а, б представлены графики результатов расчетов оценок вероятностей ложного и правильного распознавания GS $\alpha_{MN}^\circ(Y_{D0})$ и $\beta_{MN}^\circ(Y_{D0})$ в зависимости от порога Y_{D0} ; дополнительно помещены графики расчетов $\alpha_M^\circ(Y_{D0})$, $\beta_M^\circ(Y_{D0})$ и $\alpha_N^\circ(Y_{D0})$, $\beta_N^\circ(Y_{D0})$. Из рис. 5, а, б может быть заключено, что значения оценок вероятностей правильного и ложного распознавания возрастали с увеличением порога, что вполне естественно. На основе графиков видно, что предельное выполнение неравенства-ограничения $\alpha_{MN}^\circ \leq 0.05$ достигалось при $Y_{D0} = -56.2$ нТл. При этом вероятность правильного распознавания принимала значение $\beta_{MN}^\circ = 0.717$; для $\alpha_{MN}^\circ \leq 0.1$ имело место $Y_{D0} = -45.1$ нТл и $\beta_{MN}^\circ = 0.823$. Из рис. 5, б видно, что использование совместных наблюдений системы годоскоп-мониторы по сравнению с отдельными наблюдениями обеспечило повышение вероятности правильного распознавания GS на 10–12%.

5.2. Вычисление модельных оценок Dst-индексов и результатов распознавания GS. Было произведено экспериментальное исследование задачи распознавания GS.

Выбирался 4-месячный интервал 01.08.2018–30.11.2018, расположенный вне границ интервала обучения. На рис. 6, а показаны график Dst-индексов $Y_D(k)$ и полученные на основе NN графики вычисленных модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$ для $\Delta k = 48$. При заданном пороге $Y_{D0} = -50$ нТл реализовывались пять GS-событий, которые отмечены знаком “крест в

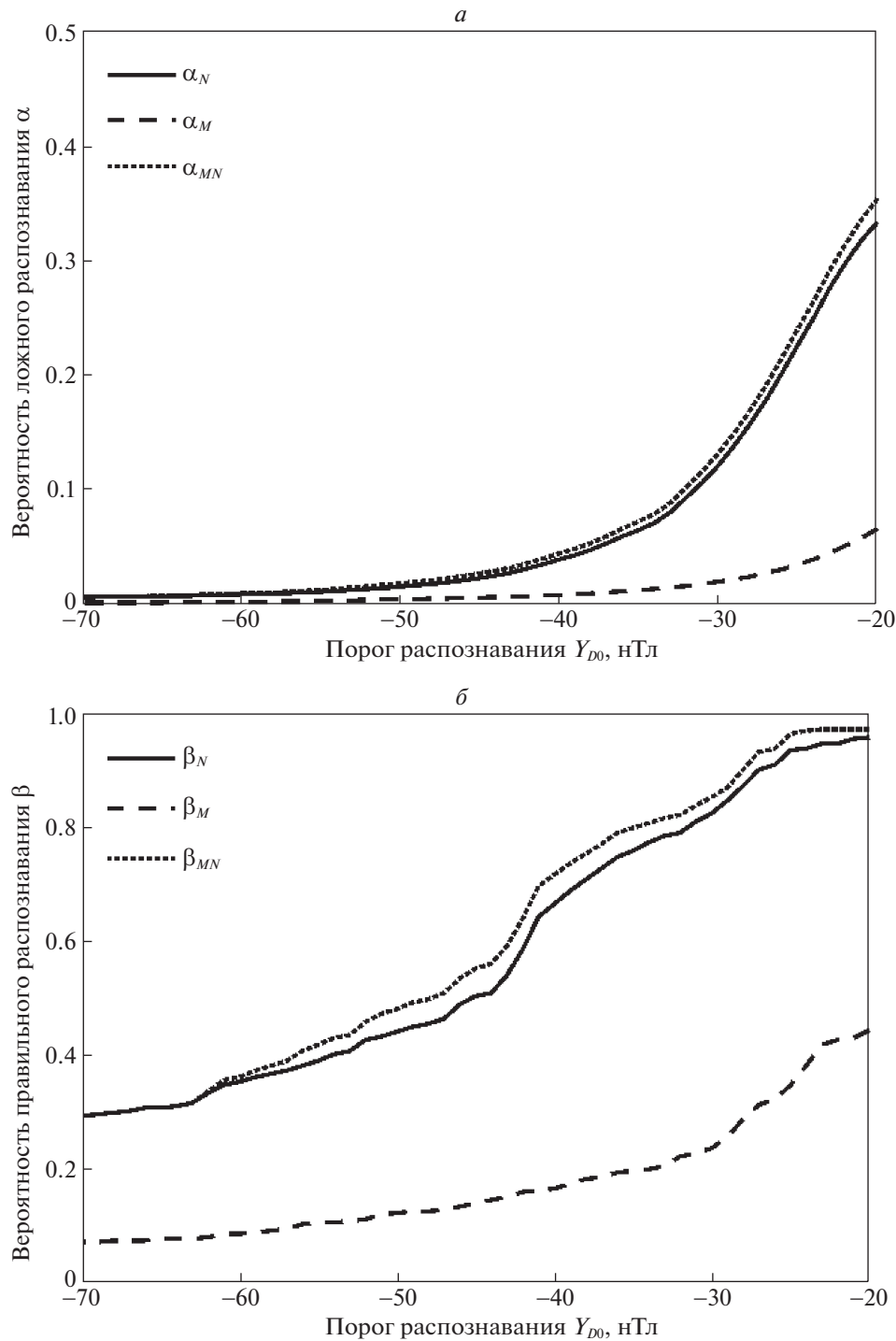


Рис. 5. Графики результатов расчетов вероятностей ложных и правильных распознаваний в зависимости от Y_{D0} : а – $\alpha_{MN}^{\circ}(Y_{D0})$, б – $\beta_{MN}^{\circ}(Y_{D0})$

кружочке”. Рассмотрение графика $Y_{DN}(k)$ с учетом порога $Y_{D01} = -(40 \dots 42)$ нТл позволило установить, что реализовывалось четыре факта правильных распознаваний GS, отмеченных знаком “крест в кружочке”, и ноль фактов ложных распознаваний GS. Рассмотрение графика $Y_{DM}(Tk)$ с учетом порога $Y_{D02} = -(40 \dots 42)$ нТл показало, что реализовывалось два факта правильных распознаваний GS и одно ложное распознавание, отмеченное знаком “минус в кружочке”.

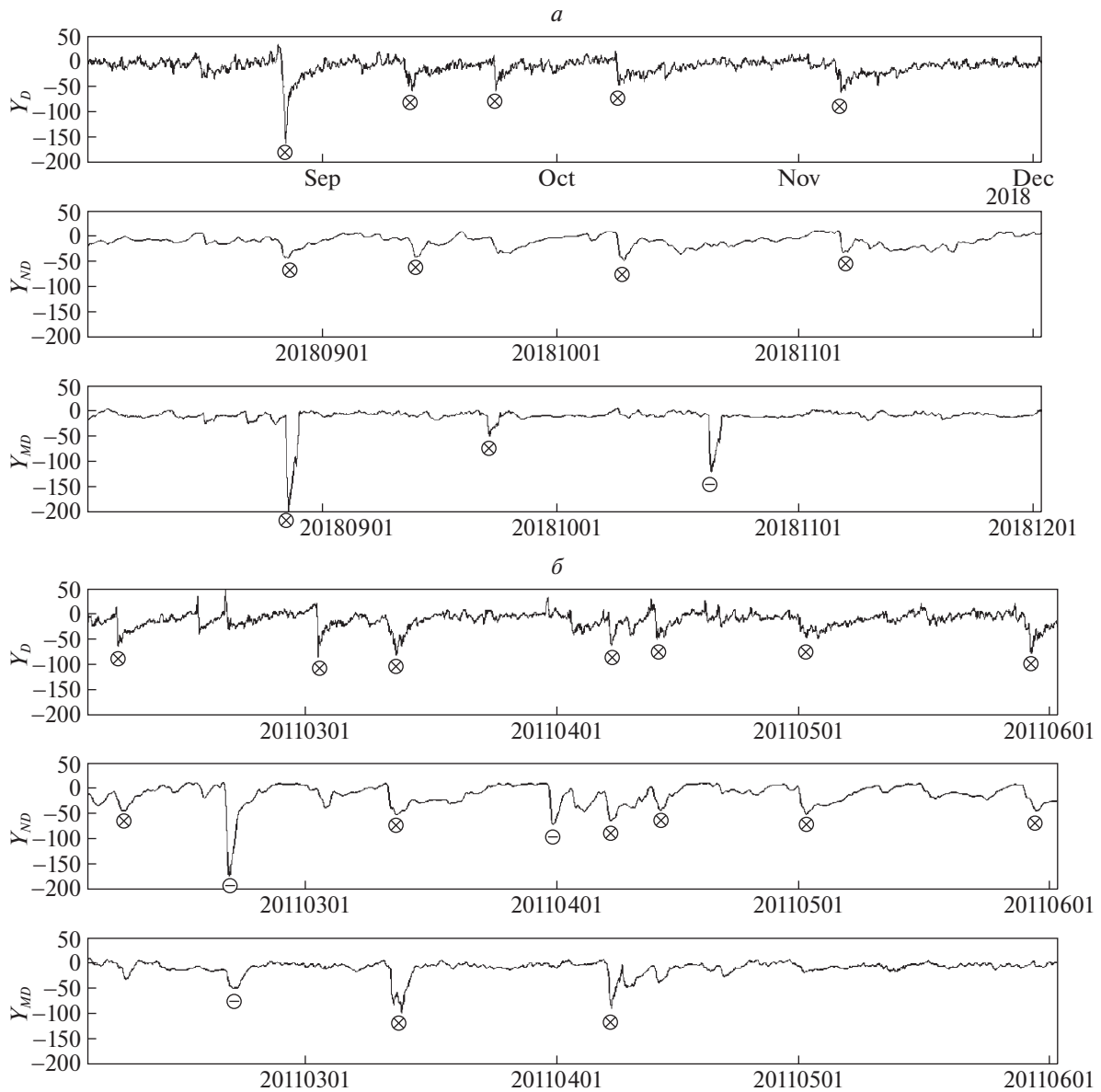


Рис. 6. Графики Dst-индексов $Y_D(k)$ и модельных оценок Dst-индексов $Y_{DN}(k)$, $Y_{DM}(k)$: *a* – интервал 08.2018–11.2018, *б* – интервал 02.2011–05.2011

Выбирался интервал 01.02.2011–31.05.2011, который располагался в границах интервала обучения. На рис. 6, *б* показаны график Dst-индексов $Y_D(k)$ и полученные на основе NN графики модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$ для $\Delta k = 48$.

При заданном пороге $Y_{D0} = -50$ нТл для $Y_D(k)$ реализовывались семь GS-событий. Рассмотрение графика $Y_{DN}(k)$ с учетом порога $Y_{D02} = -(40...42)$ нТл позволило установить, что реализовывалось шесть правильных и два ложных распознавания GS. График $Y_{DM}(Tk)$ с учетом порога $Y_{D02} = -(40...42)$ нТл дал возможность определить, что реализовывалось два правильных распознавания GS и одно ложное распознавание GS. Видно, что переменные $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$ дополняют друг друга при решении задачи распознавания GS.

Были произведены вычисления для NN с шириной “скользящих” окон $\Delta k = 36, 60$; при данных значениях окон реализовывались снижения вероятности правильного распознавания и увеличения вероятности ложного распознавания.

Анализ результатов рис. 5, а, б и 6, а, б позволил сделать вывод о достоверности полученных модельных оценок Dst-индексов.

5.3. Вычисление среднеквадратичных отклонений для разностей Y_{DM} , Y_{DN} и Y_D . Были произведены вычисления среднеквадратичных отклонений (с.к.о.) для разностей $\Delta Y_{DM}(k)$, $\Delta Y_{DN}(k)$ модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}(k)$, $Y_{DN}(k)$ и исходных Dst-индексов $Y_D(k)$:

$$\Delta Y_{DM}(k) = Y_{DM}(k) - Y_D(k), \quad \Delta Y_{DN}(k) = Y_{DN}(k) - Y_D(k),$$

которые принимались в качестве показателей эффективности предложенного метода распознавания GS. Рассматривались МН- и NM-переменные на обучающих интервалах и интервалах вычисления модельных оценок для спокойных и возмущенных состояний GS.

Для МН-переменных на обучающем интервале определялись множества A_1, A_2 :

$$A_1 = \{k : Y_{DM}(k) \leq Y_{D0}, k_{01} \leq k \leq k_{f0}\}, \quad A_2 = \{k : Y_{DM}(k) > Y_{D0}, k_{01} \leq k \leq k_{f0}\},$$

и N_1, N_2 — количества индексов k для спокойных и возмущенных состояний:

$$N_1 = \sum_{k \in A_1} \text{sign}(Y_{D0} - Y_{DM}(k)), \quad N_2 = \sum_{k \in A_2} \text{sign}(Y_{DM}(k) - Y_{D0}).$$

С учетом A_1, A_2, N_1, N_2 на обучающем интервале вычислялись с.к.о для спокойных и возмущенных состояний $\sigma_{DM,S1}, \sigma_{DM,S2}$. Подобным образом на интервале вычисления модельных оценок Dst-индексов были определены оценки с.к.о для спокойных и возмущенных состояний $\sigma_{DM,T1}, \sigma_{DM,T2}$. Для МН-переменных для вычислений с.к.о. были использованы аналогичные формулы.

В результате расчетов получены следующие значения с.к.о.: 1) для МН на интервале обучения $\sigma_{DM,S1} = 12.47$, $\sigma_{DM,S2} = 51.45$, на интервале вычисления модельных оценок $\sigma_{DM,T1} = 14.07$, $\sigma_{DM,T2} = 68.96$; 2) для NM на интервале обучения $\sigma_{DN,S1} = 17.75$, $\sigma_{DN,S2} = 63.05$, на интервале вычисления модельных оценок $\sigma_{DN,T1} = 15.55$, $\sigma_{DN,T2} = 44.57$. Результаты расчетов с.к.о. позволили сделать выводы: 1) МН-, NM-информационные источники по своим характеристикам с.к.о. практически равноправны; 2) оценки с.к.о. для Y_{DM}, Y_{DN} могут служить индикаторами спокойных и возмущенных состояний при распознавании GS.

Заключение. Предложен метод распознавания GS на основе NN-модельных оценок Dst-индексов, полученных с использованием наблюдений МН и NM при помощи сверточной NN. Разработана процедура принятия решения по распознаванию GS. Исследование метода распознавания GS на экспериментальных Dst-индексах, МН- и NM-наблюдениях за 2002–2018 и 2008–2018 продемонстрировало его работоспособность и эффективность.

Результаты проведенных расчетов позволили сделать вывод о достоверности полученных модельных оценок Dst-индексов. Совместное использование МН-, NM-наблюдений показало, что оценки вероятностей правильного и ложного распознавания составили значения $\beta_{MN}^{\circ} = 0.823$ и $\alpha_{MN}^{\circ} = 0.1$. Применение совместных наблюдений системы годоскоп–мониторы по сравнению с использованием отдельных наблюдений, обеспечило повышение вероятности правильного распознавания геомагнитных бурь на 10–12%.

Предложенный метод распознавания GS имеет большие резервы для усовершенствования, в частности, дальнейшей оптимизации его параметров с целью улучшения вероятностных характеристик и его приспособления для решения задачи краткосрочного прогнозирования GS на основе экстраполяции МН- и NM-наблюдений, а также благоприятную перспективу использования в прикладных задачах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Suigiura M.* Hourly Values of Equatorial Dst for the IGY // *Ann. Int. Geophys. Year.* 1964. V. 35. P. 9–45.
2. *Suigiura M., Kamei T.* Equatorial Dst-index 1957–1986 // *IAGA Bulletin.* 1991. № 40. P. 14–21.
3. *Yashin I.I., Astapov I.I., Barbashina N.S. et al.* Real-time Data of Muon Hodoscope URAGAN // *Advances in Space Research.* 2015. V. 56. Iss. 12. P. 2693–2705.
4. *Barbashina N.S., Kokoulin R.P., Kompaniets K.G., Mannocchi G., Petrukhin A.A., Timashkov D.A., Saavedra O., Trinchero G., Chernov D.V., Shutenko V.V., Yashin I.I.* The URAGAN Wide-Aperture Large-area Muon Hodoscope // *Instruments and Experimental Techniques.* 2008. V. 51. P. 180–186.
5. Data Base of Muon Hodoscope МЕРНИ. <http://www.nevod.mephi.ru/>
6. *Dorman L.I.* Cosmic Rays in the Earth's Atmosphere and Underground. Springer, 2010. 862 p.
7. *Белов А.В., Ерошенко Е.А., Янке В.Г. и др.* Метод глобальной съемки для мировой сети нейтронных мониторов // *Геомагнетизм и аэрономия.* 2018. Т. 58. № 3. С. 374–389
<https://doi.org/10.7868/S0016794018030082>
8. Database of Moscow Neuron Monitor. <http://cr0.izmiran.rssi.ru/>.
9. World Data Center of Geomagnetism. Kyoto. <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp>.
10. *Заболоцкая Н.А.* Индексы геомагнитной активности: справочное пособие. М.: Изд-во ЛКИ, 2007. 88 с.
11. *Гетманов В.Г., Чинкин В.Е., Гвишиани А.Д. и др.* Метод идентификации гелиосферных аномалий на основе нормированных матриц наблюдений мюонного годоскопа // *Ядерная физика.* 2019. Т. 82. Вып. 6. С. 929–933.
12. *Гетманов В.Г., Добровольский М.Н., Гвишиани А.Д. и др.* Метод поиска локальной анизотропии потоков мюонов в матричных данных годоскопа УРАГАН // *Изв. РАН. Сер. физ.* 2019. Т. 83. № 5. С. 706–708.
13. *Бархатов Н.А.* Искусственные нейронные сети в задачах солнечно-земной физики. Нижний Новгород: Поволжье, 2010. 407 с.
14. *Бархатов Н.А., Ревунов С.Е.* Гелиогеофизические приложения современных методов обработки цифровых данных: монография. Нижний Новгород: Изд-во “ФЛИНТА”, 2017. 316 с.
15. *Lundstedt H.* Geomagnetic Storm Predictions From Solar Wind Data with the Use of Dynamic Neural Networks // *J. Geophys. Res.* 1997. V. 102. № A7. P. 14.255–14.268.
16. *Palloch G., Amota E., Consolini G. et al.* Geomagnetism Dst Index Forecast Based on IMF Data Only // *Ann. Geophys.* 2006. V. 24. P. 989–999.
17. *Gruet M.A., Chandorkar M., Sicard A., Camporeale E.* Multiple-hour-ahead Forecast of the Dst Index Using a Combination of Long Short-term Memory Neural Network and Gaussian Process. *Space Weather.* 2018. V. 16. <https://doi.org/10.1029/2018SW001898>
18. *Stepanova M.V., Perez P.* Autoprediction of Dst-index Using Neural Network Techniques and Relationship to the Auroral Geomagnetism Indices // *Geofisica International.* 2000. V. 39. № 1. P. 143–146.
19. *Бархатов Н.А., Королев А.В., Пономарев С.М. и др.* Долгосрочное прогнозирование индексов солнечной активности методом искусственных нейронных сетей // *Изв. вузов. Радиофизика.* 2001. Т. 44. № 9. С. 806–824.
20. *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.* 2000. Т. 43. № 5. С. 385.
21. *Бархатов Н.А., Левитин А.Е., Сахаров С.Ю.* Метод искусственных нейронных сетей как способ восстановления пробелов в записях отдельных магнитных обсерваторий по данным других станций // *Геомагнетизм и аэрономия.* 2002. Т. 42. № 2. С. 195–198.
22. *Бархатов Н.А., Левитин А.Е., Рябкова Г.А.* Искусственные нейронные сети для прогнозирования индексов геомагнитной активности по параметрам околоземного пространства // *Солнечно-земная физика.* 2002. Вып. 2 (115). С. 104–106.
23. *Ефиторов А.О., Мягкова И.Н., Широкий В.Р., Доленко С.А.* Прогнозирование Dst-индекса, основанное на методах машинного обучения // *Космич. исслед.* 2018. Т. 56. № 6. С. 420–428.

24. *Dolenko S.A., Orlov Yu.V., Persianinov I.G., Shugai Ju.S.* Neural Network Algorithm for Events Forecasting and Its Application to Space Physics Data // *Lecture Notes in Computer Science*. 2005. V. 3697. P. 527–532.
25. *Широкий В.Р.* Сравнение нейросетевых моделей прогнозирования геомагнитного Dst-индекса на различных наборах данных и сравнения методов оценки качества работы моделей // Сб. научн. тр. XVII Всероссийск. науч. техн. конф. “Нейроинформатика-2015” с международным участием. Ч. 2. М.: НИЯУ МИФИ, 2015. С. 51–60.
26. Deep Learning Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
27. *Bishop C.M.* Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. 758 p.
28. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep Learning. London; Cambridge: MIT Press., 2016. 800 p.
29. *Мерков А.Б.* Распознавание образов: построение и обучение вероятностных моделей. М.: Стереотип, 2020. 240 с.