

УДК 551.510.5373

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ МАТРИЧНЫХ НАБЛЮДЕНИЙ МЮОННОГО ГОДОСКОПА УРАГАН

© 2024 г. В. Г. Гетманов^{1,2, *}, А. Д. Гвишиани^{1,2, **}, А. А. Соловьёв^{1,2, ***},
К. С. Зайцев^{3, ****}, М. Е. Дунаев^{3, *****}, Э. В. Ехлаков^{3, *****}

¹Геофизический центр РАН (ГЦ РАН), Москва, Россия

²Институт физики Земли РАН (ИФЗ РАН), Москва, Россия

³Национальный исследовательский ядерный университет МИФИ (НИЯУ МИФИ), Москва, Россия

*e-mail: vgetm2015@yandex.ru

**e-mail: a.gvishiani@gcras.ru

***e-mail: a.soloviev@gcras.ru

****e-mail: kszajtsev@mephi.ru

*****e-mail: max.dunaev@mail.ru

*****e-mail: fruha1980@gmail.com

Поступила в редакцию 18.10.2023 г.

После доработки 14.04.2024 г.

Принята к публикации 23.05.2024 г.

В статье разработан метод прогнозирования геомагнитных бурь на основе нейронных сетей глубокого обучения с применением цифровой обработки временных рядов матричных наблюдений мюонного годоскопа УРАГАН и значений скалярного *Dst*-индекса. Сформированы схема вычислительных операций и алгоритм аппроксимационной экстраполяции для матричных наблюдений. Произведён выбор варианта программного модуля нейронной сети и его параметров. Реализованы правило принятия решений для прогнозирования и оценки вероятностей правильных и ложных прогнозов геомагнитных бурь. Экспериментальное исследование оценок вероятностных характеристик и интервалов прогнозирования геомагнитных бурь подтвердило эффективность предложенного метода. Полученные результаты прогнозирования ориентированы на решения целого ряда проблем солнечно-земной физики и задач народного хозяйства.

Ключевые слова: прогнозирование геомагнитных бурь, нейронные сети, мюонный годоскоп, матричные наблюдения, аппроксимационная экстраполяция.

DOI: 10.31857/S0016794024060104, **EDN:** QODUPX

1. ВВЕДЕНИЕ

1.1. Общие положения, наблюдения мюонного годоскопа и геомагнитные бури

Прогнозирование геомагнитных бурь (ГМБ) является актуальной задачей геофизики, солнечно-земной физики и народного хозяйства. Проблема прогнозирования ГМБ к настоящему времени не решена исчерпывающим образом. Качество прогнозирования ГМБ зависит от вида исходных данных и применяемых математических технологий.

Используемая в рамках данной статьи экспериментальная информация, основывается на измерениях величин потоков мюонов (ПМ). Мюоны — это элементарные частицы, образующиеся в результате ядерных реакций между релятивистскими космическими протонами и отдельными атомами, которые входят в состав верхних слоев земной атмосферы [Мурзин, 2007; Астапов, 2014]. В меняющихся во времени величинах ПМ содержится информация о возможных экстремальных событиях в гелиосфере и потенциально возникающих ГМБ.

Измеренные ПМ формируются в матричные временные ряды наблюдений от мюонного годоскопа (МГ) УРАГАН, сконструированного в НИЯУ МИФИ [Yashin et al, 2015; Barbashina et al., 2008]. МГ-наблюдения берутся с сайта Experimental Complex NEVOD.

МГ является компьютеризованным прибором, измеряющим величины ПМ путем подсчета числа мюонов, попадающих на апертуру МГ для заданной системы телесных углов и установленного интервала дискретности по времени. В результате подсчета числа мюонов формируется временной ряд исходных минутных матриц МГ-наблюдений $Y(i, j, T_{0k}, Tk)$, T – интервал дискретности по времени, k – временной индекс, обычно, $T = 1 / 60$ час (1 мин), T_{0k} – длительность интервалов регистрации, $T_{0k} \leq T$. Интервалы T_{0k} не являются фиксированными и меняются в диапазоне $\approx$ секунд; исходные МГ-наблюдения состоят из случайных положительных целых чисел. Азимутальные и зенитные дискретные переменные (i, j) , $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, $N_1 = 90$, $N_2 = 76$, определяют телесные углы (φ_i, ϑ_j) , $\varphi_i = \Delta\varphi(i-1)$, $\vartheta_j = \Delta\vartheta(j-1)$, $\Delta\varphi = 1^\circ$, $\Delta\vartheta = 4^\circ$, в которых производятся оценки величин ПМ. В ячейки с номерами (i, j) для МГ-матриц помещаются дискретно по времени количества собранных мюонов в виде целых чисел, соответствующих телесным углам (φ_i, ϑ_j) .

Первичные минутные нормированные матричные МГ-наблюдения $Y(i, j, Tk)$ формируются в виде временных рядов, определяющих количества зарегистрированных частиц, приведенных к одной секунде

$$Y(i, j, Tk) = Y(i, j, T_{0k}, Tk) / T_{0k}, k = 1, 2, \dots \quad (1)$$

Вторичные часовые нормированные матричные МГ-наблюдения формируются из минутных наблюдений (1) путем их усреднения на 60-ти минутных интервалах времени

$$Y(i, j, T_0n) = \sum_{k=k_1(n)}^{k_2(n)} Y(i, j, Tk) / 60, \quad (2)$$

$$k_1(n) = 1 + 60(n-1),$$

$$k_2(n) = 60n, n = 1, 2, \dots, T_0 = 60T.$$

Экстремальные события в гелиосфере могут приводить к возникновению возмущений магнитного поля Земли. Геомагнитными бурями (ГМБ) считаются геомагнитные возмущения, имеющие относительную амплитуду колебаний больше некоторой заданной.

Геомагнитные индексы [Menvielle, 2011] служат своего рода индикаторами активности магнитного поля Земли.

Данная статья базируется на применении скалярных значений временных рядов Dst -индекса, которые берутся из сайта World Data Center of Geomagnetism. Dst -индекс измеряется в нанотеслах и формируется почасовым усреднением значений меридианальных составляющих векторов напряженности геомагнитного поля для магнитных обсерваторий, расположенных по экватору Земли [Sugiura, 1991]. Спокойным состояниям магнитосферы соответствует Dst -индекс со значениями в пределах $(+20 \div -50)$ нТл. Для ГМБ принято считать, что Dst -индекс принимает значения в диапазоне $(-50 \div -150)$ нТл. Значения Dst -индекса меньше, чем -150 нТл относятся к исключительным случаям.

Достаточно распространенными для задач геофизики являются k -, kp - и ap -индексы с трехчасовым и суточным шагом дискретности. Однако, в нашем случае значения Dst -индекса в большей степени, чем перечисленные выше индексы, подходят для задачи прогнозирования ГМБ, вследствие их часовой дискретизации.

1.2. Обзор публикаций по прогнозированию геомагнитных бурь

Различаются долгосрочные, среднесрочные и краткосрочные прогнозирования ГМБ. В основном, прогнозирование производится в рамках различных технологий анализа космической погоды. Существует целый ряд служб различной ведомственной и государственной принадлежности, которые публикуют информацию по космической погоде, включая прогнозирование ГМБ.

В РФ в ИЗМИРАН активно работает Центр прогнозирования космической погоды [Гайдаш и др., 2016; Gaidash et al., 2017], поставляющий потребителям более 20 видов продуктов, связанных с краткосрочным-долгосрочным прогнозированием космической погоды и ГМБ. На сайте Институт Земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н.В. Пушкова РАН предлагаются 3-х суточные прогнозы трехчасовых k - и kp -индексов, 8-ми суточные геомагнитные прогнозы на основе среднесуточных ap -индексов и вероятностей наибольших величин индексов в сутках, прогнозы геомагнитной активности на основе ap -индекса на 55 суток вперед, двухнедельные графики солнечных $F10.7$ и значений ap -среднесуточного индекса вместе с результатами их 24-часового прогнозирования, которые вычисляются на основе специально разработанных регрессионных моделей.

В институте космических исследований РАН в отделе физики космической плазмы реализуется проект по исследованию космической погоды [Плазменная гелиофизика, 2008], в котором разрабатываются, в том числе, методы и алгоритмы для осуществления краткосрочного прогнозирования ГМБ [Петрукович и др., 2016].

Целесообразно отметить работу Центра анализа космической погоды НИИЯФ им. акад. Д.В. Скобелевича МГУ и Службы анализа космической погоды ИПГ им. акад. Е.К. Федорова Росгидромета, занимающихся разработками в рассматриваемой предметной области

Заметной является деятельность Лаборатории рентгеновской астрономии ФИАН в решении проблемы прогнозирования ГМБ с привлечением технологий солнечной радиографии. На сайте Laboratory of X-ray приводятся вычисления Kp -индекса на 3-х дневный и 27-дневный интервалы прогнозирования, которые осуществляются с учетом оценок параметров солнечного ветра.

Необходимо упомянуть подразделение Space Weather Prediction Center NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), США, занимающееся вариантами прогнозирования ГМБ. На сайте NOAA помещаются данные по Kp и ap -индексам для 1÷4-х недельных интервалов прогнозирования. Для решений задач прогнозирования ГМБ используются снимки от размещенных в космосе ультрафиолетового телескопа EIT (Extreme Ultraviolet Imaging Telescope) и солнечного коронографа LASCO (Large Angle and Spectrometric Coronagraph) National Oceanic, с помощью которых оцениваются характеристики нагрева солнечной короны и процессов в CME (Coronal Mass Ejections), а также определяется влияние короны на солнечный ветер. Изображения LASCO используются для прогнозирующей модели WSA-Enlil National Oceanic, которая действует с 2011 года. Это крупномасштабная физическая гелиосферная модель предназначена для обеспечения заблаговременного предупреждения за 1–4 дня об изменениях в структурах солнечного ветра и направлений движений CME.

Для прямого прогнозирования ГМБ используется космический аппарат ACE (Advanced Composition Explorer), USA, National Oceanic, запущенный в 1997г, постоянно находящийся в точке Лагранжа, расположенной на расстоянии 1.44 млн. км от Земли на прямой, соединяющей Землю и Солнце. ACE непрерывно регистрирует параметры космического излучения и автоматически передает их Землю; параметры излучения размещаются на сайте NOAA для

принятия последующих оперативных решений. На основе ACE осуществляется 1-часовое прогнозирование ГМБ.

Для получения необходимых результатов в рассматриваемой предметной области прогнозирования ГМБ применяется целый ряд математических подходов. Так, в публикациях [Белов, 2018; Григорьев, 2019], посвященных прогнозированию ГМБ и космической погоде, описывается метод глобальной съемки на основе данных сайта NMDB: The Neutron Monitor DataBase (НМ). В тезисах симпозиума ИЗМИРАН [Прогноз, 2023], содержится, фактически, обзор современных методов прогнозирования экстремальных гелиосферных событий.

НС широко используются в задачах распознавания-прогнозирования экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере [Бархатов, 2010; Бархатов и Ревунов, 2017]. Дополнения к указанным монографиям содержатся в материалах по НС на сайте нижегородской научно-исследовательской лаборатории физики Солнечно-Земных связей, где, в частности, описывается 12-часовое прогнозирование значений Dst -индекса на основе информации о параметрах околоземной плазмы и межпланетного магнитного поля.

Целый ряд публикаций, связанных с НС, Dst -индексом и ГМБ отличаются вариантами применяемых методов, программных продуктов и используемых источников информации. Указанные обстоятельства вносят значительное разнообразие в постановки задач прогнозирования.

В статьях [Palloch, 2006; Gruet, 2018; Stepanova, 2000; Ефиторов, 2018; Dolenko, 2005; Широкий, 2015; Кристофоретти, 2022] помещены материалы, касающиеся исследований возможностей прогнозирования ГМБ, реализуемых с помощью различных вариантов НС.

Публикация [Белов и др., 2018] послужившая методической основой для данной статьи, посвящена задачам распознавания и прогнозирования ГМБ с применением МГ-наблюдений и наблюдений нейтронного монитора (НМ). Совместные МГ- и НМ-наблюдения формировались из скалярной переменной от МГ, вычисленной в виде усредненной суммы почасовых МГ-наблюдений, и скалярной переменной от НМ, вычисленной с помощью метода глобальной съемки и введенных функций изотропных составляющих НМ-наблюдений.

Приведенные здесь материалы по физике мюонов, конструкции МГ и сведений, касающихся вариантов задач прогнозирования ГМБ, легли в основу реализуемых в статье подходов.

Для решения рассматриваемой задачи предложено использовать наблюдения мюонного годоскопа, ввиду их потенциальной перспективности, и применить НС глубокого обучения, которые являются эффективным инструментом анализа больших данных и в настоящее время широко применяются в научных и технических задачах прогнозирования [Агарвал, 2021; Goodfellow, 2016]. Для реализации прогнозирования здесь предложена математическая технология аппроксимационной экстраполяции для матричных переменных.

Цель предлагаемой статьи состоит в разработке метода прогнозирования геомагнитных бурь на основе использования временных рядов матричных наблюдений МГ УРАГАН, временных рядов скалярных значений Dst -индекса, применения нейронных сетей глубокого обучения и реализации математической технологии аппроксимационного экстраполирования.

2. АНАЛИЗ НАБЛЮДЕНИЙ МЮОННОГО ГОДОСКОПА И Dst -ИНДЕКС

Все переменные, которые использовались для НС в данной статье, были подвергнуты синхронизации и дискретизации с часовым шагом в единой шкале времени UTC. Временной индекс n определял моменты дискретизации T_0n , $T_0 = 1$ час. Образовывались матричный временной ряд из часовых нормированных МГ-наблюдений $Y_M(T_0n)$, состоящий из матриц $Y(i, j, T_0n)$ (2) размерности (N_2, N_1) , и скалярный временной ряд значений Dst -индекса $Y_D(T_0n)$; начальный индекс

$n = 1$, соответствовал моменту времени 01.01.2013, 00.00 часов, $1 \leq n \leq n_f, n_f = 78888$.

Особенности МГ-наблюдений $Y_M(T_0n)$ были проанализированы. На рис. 1 помещен пример 2D-изображения матрицы часовых нормированных МГ-наблюдений $Y_M(T_0n_0)$, где индекс $n_0 = 23424$ относился к моменту времени 16.08.2015, 14 час. Из данного рисунка можно увидеть, что матрицы $Y_M(T_0n_0)$ подвержены значительным модуляциям и шумам.

Конструкционный фактор является доминирующим в модуляциях МГ-наблюдений. Элементы матриц для зенитных углов с индексами $j = 25 \div 30$ принимают максимальные значения, для углов с индексами $j = 1 \div 2, 75 \div 76$ — минимальные значения, которые различаются в несколько десятков раз. Так, математические ожидания (м.о.) $m(j, n_0)$ и среднеквадратичные значения (с.к.з.) $\sigma(j, n_0)$

$$m(j, n_0) = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} Y(i, j, T_0n_0),$$

$$\sigma^2(j, n_0) = \frac{1}{N_1 - 1} \sum_{i=1}^N (Y(i, j, T_0n_0) - m(j, n_0))^2$$

для элементов $Y(i, j, T_0n)$ с индексами $j_1 = 3, j_2 = 27, j_3 = 74$ принимают значения $m(j_1, n_0) = 0.0643$, $m(j_2, n_0) = 0.3833$, $m(j_3, n_0) = 0.0082$, $\sigma(j_1, n_0) = 0.0242$, $\sigma(j_2, n_0) = 0.0565$, $\sigma(j_3, n_0) = 0.0073$. Отношения вычисленных максимальных и минимальных м.о. и с.к.з. составляют величины ≈ 46.3 и ≈ 67.7 соответственно. Очевидно, эти величины указанных модуляций служат препятствием для прогнозирования ГМБ с учетом шумов и малых значений модуляций из-за гелиосферных экстремальных событий.

На рис. 2 помещены примеры графиков фрагментов исходных переменных $Y_{M01}(n) = Y_{M01}(i_{01}, j_{01}, T_0n)$, $i_{01} = 12, j_{01} = 27$, $Y_{M02}(n) = Y_{M02}(i_{02}, j_{02}, T_0n)$, $i_{02} = 22, j_{02} = 15$ и функции Dst -индекса $Y_D(n) = Y_D(T_0n)$ для семимесячного временного участка 01.04.2013—31.10.2013. Отчетливо видно, что средние значения переменных Y_{M01} , Y_{M02} для зенитных индексов $j_{01} = 27$ и $j_{02} = 15$ заметно различаются.

Почти общепринято, что временные моменты времени T_0n , в которых реализуются ГМБ, определяются на основе сравнения текущих значений Dst -индекса $Y_D(n)$ с задаваемым порогом Y_{D0} . Для $Y_{D0} = 50$ нТл видно, на данном участке для 2013 г. имели место 13 ГМБ-событий.

Экстремальные события в гелиосфере приводят к дополнительным модуляциям содержимого

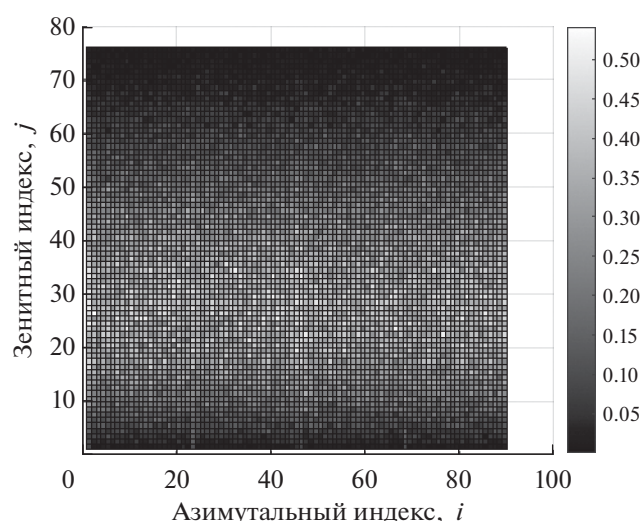


Рис. 1. 2D-изображение матрицы часовых нормированных МГ-наблюдений $Y_M(T_0n_0)$.

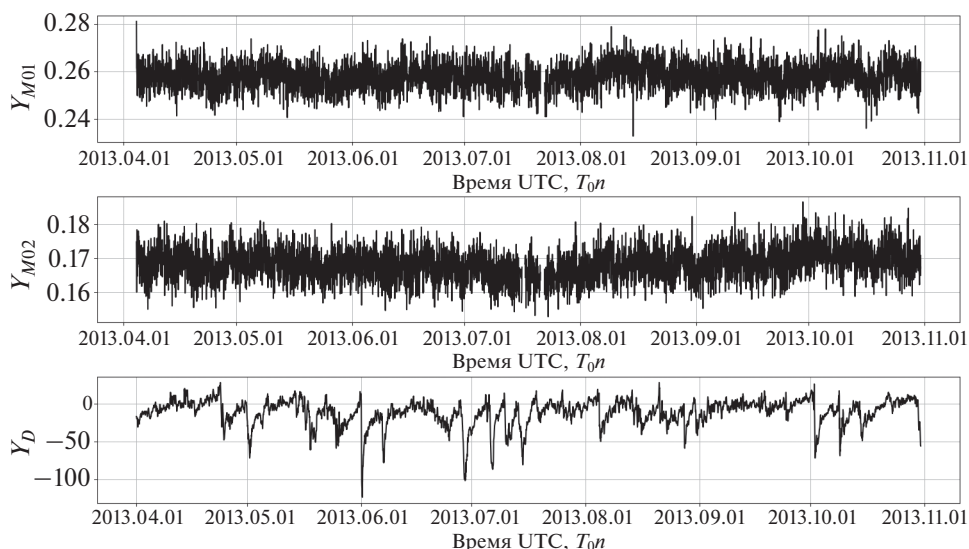


Рис. 2. Графики фрагментов исходных переменных Y_{M01} , Y_{M02} и функции Dst -индекса Y_D для семимесячного временного участка.

матриц МГ-наблюдений. Как правило, величины этих модуляций составляют доли-единицы процентов от средних значений МГ-наблюдений. Распознавание модуляций от экстремальных событий на фоне конструктивных модуляций является сложной проблемой цифровой обработки МГ-наблюдений.

Очевидно, что МГ-наблюдения содержат информацию относительно произошедших экстремальных событиях в гелиосфере, вызывающих ГМБ. Можно утверждать, что между МГ-наблюдениями с одной стороны и значениями Dst -индекса с другой стороны, существует вполне определенная функциональная связь. Причем, особенность этой связи, по понятным физическим соображениям, имеет характер опережения: сначала реализуются возмущения в МГ-наблюдениях, спустя некоторое время возмущения в значениях Dst -индекса.

Для пояснения особенностей возможных функциональных связей между МГ-наблюдениями и значениями Dst -индекса на участке с начальной — конечной датой 2013.06.20 — 2013.07.16 с укрупненным временным масштабом по сравнению с рис. 2 для $Y_{M01}(n)$ и $Y_D(n)$ с $n_1 \leq n \leq n_2$ и $n_1 = 4101$, $n_2 = 4678$, соответствовавших указанным датам, были произведены расчеты, результаты которых приведены на рис. 3: (а) — график функции Dst -индекса $Y_D(n)$; (б) — график переменной $Y_{M01}(n)$; (в) — график функции усреднения $S_M(T_0n)$.

Из рис. 3а для $Y_D(n)$ видно, что на этом участке произошли, по крайней мере 5 ГМБ, для которых

имели место значительные понижения значения Dst -индекса. Однако, рассмотрение функции $Y_{M01}(n)$ из рис. 3б не позволяет сделать заключение о видимой ее связи с функцией $Y_D(n)$ — вполне просматриваемым понижениям значений Dst -индекса не в полной мере соответствовали какие-либо заметные изменения для функции $Y_{M01}(n)$. Заключение о функциональной связи может быть получено на основе анализа функций $Y_D(n)$ и $S_M(T_0n)$, вычисленной на основе для МГ-наблюдений $Y_M(i, j, T_0n)$ — рис. 3в

$$S_M(T_0n) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y_M(i, j, T_0n), \quad n_{01} \leq n \leq n_{02}.$$

Видно, что понижениям функции $Y_D(n)$ могут быть поставлены соответствующие понижения для функции $S_M(T_0n)$. Так, ГМБ на рис. 3а происходили в моменты времени, которым были сопоставлены индексы $n_{GS1} = 4198$, $n_{GS2} = 4316$, $n_{GS3} = 4464$, $n_{GS4} = 4550$, $n_{GS5} = 4654$. Понижения для $S_M(T_0n)$ на рис. 3в происходили в моменты времени с индексами $n_{MG1} = 4178$, $n_{MG2} = 4298$, $n_{MG3} = 4430$, $n_{MG4} = 4534$, $n_{MG5} = 4630$. Нетрудно видеть из визуального рассмотрения рис. 3а и рис. 3в, что индексы n_{MG} реализуются с опережениями по времени по отношению к индексам n_{GS} .

Графики рис. 3 позволили сделать вывод о существовании между значениями Dst -индекса $Y_D(n)$ и МГ-наблюдениями — функциями $Y_M(i, j, T_0n)$ ($S_M(T_0n)$) очевидной связи, однако, с достаточно сложным функциональным характером.

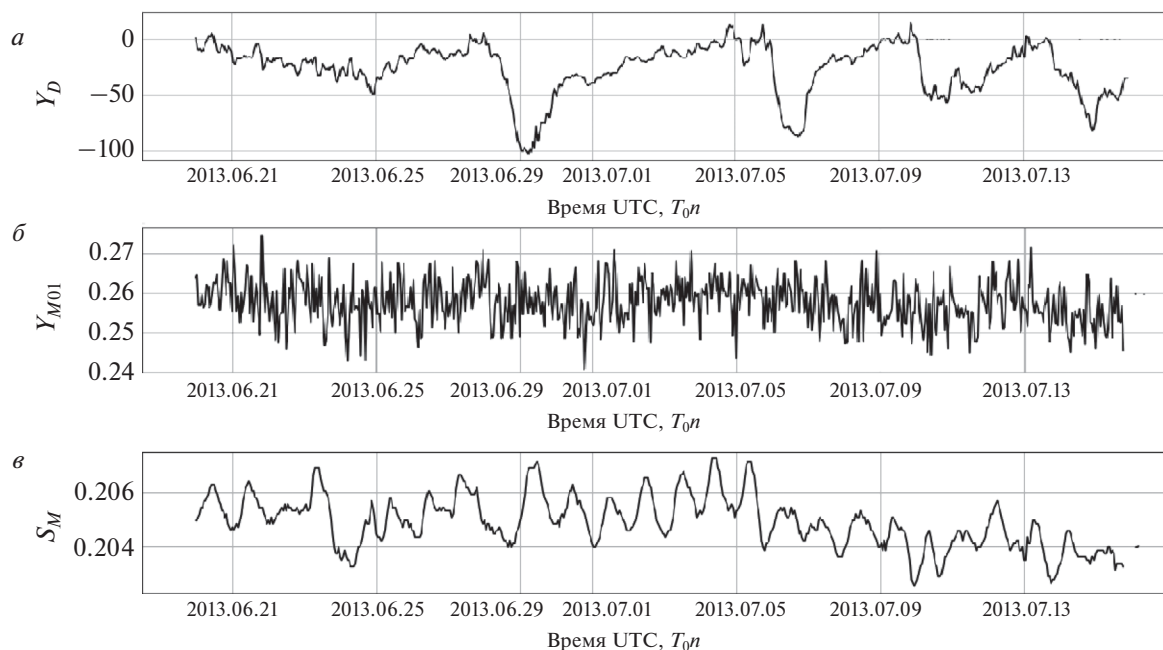


Рис. 3. Результаты расчетов переменных Y_D , Y_{M01} и функции усреднения S_M для анализа функциональных связей между МГ-наблюдениями и функцией Dst -индекса.

3. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

3.1. Предварительная подготовка информации для нейронной сети

Предварительная подготовка временных рядов из МГ-наблюдений и Dst -индексов производилась для повышения эффективности работы НС [Кристофоретти, 2022]. Устранение низкочастотных аддитивных трендовых составляющих приближенно решалось путем нахождения м.о. $m(Y_M(i, j))$, $m(Y_D)$ и вычислений центрированных переменных $Y_{MC}(i, j, T_0n)$, $Y_{DC}(n)$ для индексов $1 \leq n \leq n_f$ и смещенного для Dst -порога $Y_{D0,C}$

$$m(Y_M(i, j)) = \frac{1}{n_f} \sum_{n=1}^{n_f} Y_M(i, j, T_0n), i = 1, \dots, N_1,$$

$$j = 1, \dots, N_2, m(Y_D) = \frac{1}{n_f} \sum_{n=1}^{n_f} Y_D(n),$$

$$Y_{MC}(i, j, T_0n) = Y_M(i, j, T_0n) - m(Y_M(i, j)),$$

$$Y_{DC}(n) = Y_D(n) - m(Y_D), Y_{D0,C} = Y_{D0} - m(Y_D).$$

В центрированных переменных $Y_{MC}(i, j, T_0n)$ устранение высокочастотных составляющих производилось с помощью цифрового низкочастотного фильтра [Filter Design, 2024] с нормированной частотой среза w_c ; формировались от-

фильтрованные переменные, обозначаемые, как $Y_{MC,\Phi}(i, j, T_0n)$, $1 \leq n \leq n_f$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$.

На рисунке 4 помещены графики примеров фрагментов отфильтрованных переменных $Y_{M01C,\Phi} = Y_{M01C,\Phi}(i_1, j_1, T_0n)$, $i_1 = 12$, $j_1 = 5$, $Y_{M02C,\Phi} = Y_{M02C,\Phi}(i_2, j_2, T_0n)$, $i_2 = 50$, $j_2 = 25$ с выбранной частотой среза $w_c = 0.7$ для четырехдневного временного интервала 01.04.2013–04.04.2013 г. в зависимости от времени T_0n .

Можно заключить, анализируя рис. 4, что переменные $Y_{M01C,\Phi}$, $Y_{M02C,\Phi}$ хорошо приспособлены для экстраполирования: очевидно, что допустима их успешная аппроксимационная экстраполяция на основе параболических функций, по крайней мере, на 5–7 дискретных временных шагов с $T_0 = 1$ час.

3.2. Схема постановки задачи прогнозирования геомагнитных бурь

С учетом анализа наблюдений мюонного годоскопа, отмеченного в п.2, вполне возможно осуществление прогнозирования ГМБ с помощью построения модели экстраполированных значений Dst -индекса $Y_{DE}(n)$, которые сравниваются с задаваемым порогом $Y_{D0,C}$. На основе анализа неравенств $Y_{DE}(n) \geq Y_{D0,C}$ находятся индексы n , для которых выполняются рассматриваемые неравенства. Тем самым, определяются временные

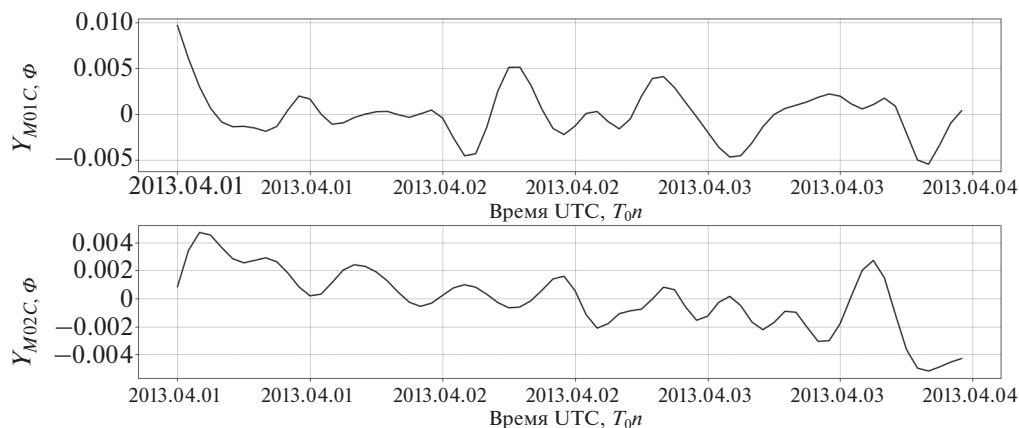


Рис. 4. Графики фрагментов отфильтрованных переменных $Y_{M01C,\Phi}$, $Y_{M02C,\Phi}$ для четырехдневного интервала.

интервалы прогнозирования и моменты времени прогнозированных начал и окончаний ГМБ.

Матричные МГ-наблюдения $Y_M(n)$ и скалярные значения Dst -индекса $Y_D(n)$ рассматриваются на девятилетнем временном участке 01.01.2013–31.12.2021, на котором реализуются НС-этапы. На этапе обучения 01.01.2013–02.02.2020, 16 час., $1 \leq n \leq n_{f0}$, $n_{f0} = 62128$ используются МГ-наблюдения и значения Dst -индекса; результат этого этапа состоит в построении НС-модели на основе применения НС глубокого обучения. Используются МГ-наблюдения для участка 02.02.2020, 17 час. – 31.12.2020, $n_{f0} + 1 \leq n \leq n_{f1}$, $n_{f1} = 70128$; на этом этапе реализуется контроль этапа обучения – построенной НС-модели. На этапе валидации вычисляются экстраполированные МГ-наблюдения для участка 01.01.2021 – 31.12.2021, $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$, $n_f = 78888$ и находятся экстраполированные модельные оценки Dst -индекса $Y_{DE}(n)$ с помощью формул экстраполяции и НС-модели на основе только $Y_M(n)$; Dst -индекс применяется только для определения вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ.

Подалгоритм №1 этапа предварительной цифровой обработки для исходного матричного временного ряда МГ-наблюдений $Y_M(n)$ и временного ряда Dst – индекса $Y_D(n)$ осуществляет их фильтрацию с целью устранения низкочастотных составляющих и высокочастотных шумов. Результаты предварительной обработки обозначаются, как $Y_{M1C,\Phi}$, $Y_{M2C,\Phi}$, Y_{D1C} и Y_{D2C} ; индекс 1 относится к этапу обучения, индекс 2 к этапу валидации построения модельных оценок Dst -индекса. Порог после предварительной обработки обозначается, как $Y_{D0,C}$.

Подалгоритм №2 реализует НС-обучение и НС-валидацию. На его вход подаются отфильт-

рованный матричный временной ряд $Y_{M1C,\Phi}$, обучающий скалярный временной ряд Y_{D1C} , $1 \leq n \leq n_{f0}$ и формируется НС-модель. Также в этом подалгоритме реализуется валидационный контроль качества НС-модели, $n_{f0} + 1 \leq n \leq n_{f1}$.

Подалгоритмы №3 и №4 производили экстраполяцию МГ-наблюдений и вычисление экстраполированных модельных оценок Dst -индекса $Y_{DC\Phi,E}$; для этой цели использовались переменные $Y_{M2C,\Phi}$ на интервале $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$ и НС-модель от этапа обучения.

Подалгоритм №5 реализует процедуру принятия решений для прогнозирования ГМБ путем сравнения вычисленных экстраполированных модельных оценок Dst -индекса $Y_{DC\Phi,E}$ с порогом $Y_{D0,C}$. В этом подалгоритме используется Y_{D2C} для оценивания вероятностных характеристик прогнозирования.

3.3. Аппроксимационная экстраполяция матричных переменных мюонного годоскопа и прогнозирование геомагнитных бурь

Аппроксимационная экстраполяция на n_E шагов реализуется для переменных $Y_{M2C,\Phi}(i, j, n)$ относительно индексов n , удовлетворяющих неравенствам $n_{f1} + \Delta n - n_E + 1 \leq n \leq n_f - n_E$ и для всех сочетаний индексов $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$. Производится построение системы аппроксимационных параболических моделей для текущего временного момента с индексом n с шагом экстраполяции на n_E шагов для индексов $n + 1, n + 2, \dots, n + n_E$. Задается параметр n_d – количество индексов на интервале $n, n - 1, \dots, n - n_d + 1$, на котором производятся построения аппроксимационных параболических моделей $c_0 + c_1s + c_2s^2$ с коэффициентами $c^T = (c_0, c_1, c_2)$ и аппроксима-

ционными функционалами для n_d точек, $n - n_d + 1 \leq s \leq n, i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$

$$F(c, Y_{M2C, \Phi}(i, j), n, n_d) = \sum_{s=n-n_d+1}^n \left(Y_{M2C, \Phi}(i, j, s) - c_0 - c_1 s - c_2 s^2 \right)^2.$$

Находятся векторы оптимальных коэффициентов аппроксимационных моделей $c^\circ(i, j, n, n_d)$ путем минимизации введенных квадратичных функционалов для всех сочетаний индексов i, j и заданных n, n_d

$$c^\circ(i, j, n, n_d) = \arg \min_c F(c, Y_{M2C, \Phi}(i, j), n, n_d).$$

Образуются векторы с экстраполяцией $Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d)$ размерности $\Delta n, i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, определенные в индексах $n, n-1, \dots, n-n_E+1, n-n_E, \dots, n-\Delta n+1$.

Вектор $Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d)$ состоит из n_E координат, вычисляемых по формулам экстраполяции, и $\Delta n - n_E$ координат, которые формируются основе координат от исходного вектора. Координаты промежуточного вектора $\bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d)$ представляются следующими формулами

$$\begin{aligned} \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+1, n_E, n_d) &= \\ c_0^\circ(i, j, n, n_d) + c_1^\circ(i, j, n, n_d)(1) + c_2^\circ(i, j, n, n_d)(1)^2, \\ \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+2, n_E, n_d) &= \\ = c_0^\circ(i, j, n, n_d) + c_1^\circ(i, j, n, n_d)(2) + c_2^\circ(i, j, n, n_d)(2)^2, \\ &\vdots \\ \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+n_E, n_E, n_d) &= \\ = c_0^\circ(i, j, n, n_d) + c_1^\circ(i, j, n, n_d)(n_E) + c_2^\circ(i, j, n, n_d)(n_E)^2 \\ \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d) &= Y_{M2C, \Phi}(i, j, n, n_E), \\ \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-1, n_E, n_d) &= Y_{M2C, \Phi}(i, j, n-1, n_E), \\ &\vdots \\ \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-\Delta n+n_E-1, n_E, n_d) &= \\ = Y_{M2C, \Phi}(i, j, n-\Delta n+n_E-1, n_E). \end{aligned}$$

От промежуточных векторов $\bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d)$ осуществляется переход к экстраполированным векторам $Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d)$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+n_E, n_E, n_d),$$

$$\vdots$$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-n_E+2, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+2, n_E, n_d),$$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-n_E+1, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n+1, n_E, n_d),$$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-n_E, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n, n_E, n_d),$$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-n_E-1, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-1, n_E, n_d),$$

$\vdots$

$$Y_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-\Delta n+1, n_E, n_d) = \bar{Y}_{M2C, \Phi_E}(i, j, n-\Delta n+n_E-1, n_E, n_d),$$

на основе которых собираются пакеты экстраполированных входных матриц Y_{M2C, Φ_E} . Далее, пакеты Y_{M2C, Φ_E} в скользящем режиме с единичным шагом поступают на вход системы НС-построения экстраполированных центрированных модельных оценок Dst -индекса $Y_{DC}(n, n_E, n_d)$ со смещением на n_E индексов. Оценки экстраполированных центрированных скалярных модельных оценок Dst -индекса без смещений $Y_{DC, E}(n, n_d)$ представляются следующим соотношением

$$Y_{DC, E}(n, n_d) = Y_{DC}(n-n_E, n_E, n_d). \quad (3)$$

4. ОПЕРАЦИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ RESNET34 ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ

На рис. 5 представляется укрупненная блок-схема вычислительных операций реализации НС-прогнозирования ГМБ.

В блоке 1 производится предварительная обработка информации. На его вход подаются временные ряды пакетов Dst -векторов Y_D и матриц МГ-наблюдений Y_M . На выходе формируются: временные ряды пакетов центрированных Dst -векторов Y_{D1C} , центрированных отфильтрованных пакетов матриц МГ-наблюдений $Y_{M1C, \Phi}$ и временные ряды пакетов центрированных и отфильтрованных пакетов матриц МГ-наблюдений $Y_{M2C, \Phi}$. В блоке 2 на основе $Y_{D1C}, Y_{M1C, \Phi}$ осуществляется процедуры обучения и валидации, в результате которых формируется НС-модель. В блоке 3 для переменных $Y_{M2C, \Phi}$ реализуется их экстраполяция на n_E шагов, выход этого блока обозначается, как Y_{M2C, Φ_E} . В блоке 4 на основе использования НС-модели и экстраполированных переменных Y_{M2C, Φ_E} вычисляются скаляр-

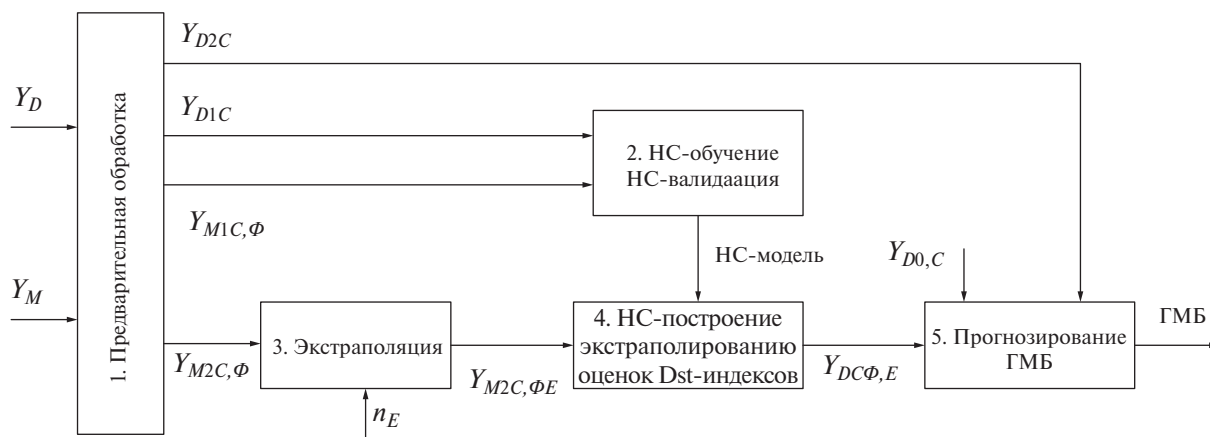


Рис. 5. Блок-схема вычислительных операций нейросетевого прогнозирования ГМБ.

ные оценки экстраполированных *Dst*-индексов $Y_{DC\Phi, E}$. В блоке 5 с применением сравнений экстраполированных переменных $Y_{DC\Phi, E}$ и порога $Y_{D0, C}$ производится принятие решений о прогнозировании ГМБ; также в блок 5 поступает Y_{D2C} для оценивания вероятностей правильного и ложного прогнозирования.

Для решения сформулированной задачи прогнозирования ГМБ, связанной с цифровой обработкой большого объема данных, были использованы облачные технологии. Выполнение ресурсоемких вычислительных работ, которые требовались для данной НС глубокого обучения, осуществлялось с использованием вычислительных ресурсов вычислительного центра НИЯУ МИФИ.

Было произведено формирование варианта структуры НС глубокого обучения с учетом [Wintoft P.&Wik M, 2021]. Использовался язык программирования Python и библиотека модулей PyTorch. Проводились вычислительные эксперименты для рассмотрения работы модулей различных нейросетевых архитектур, таких как EfficientNet, VGG, DenseNet, Inception-v3 и ResNet34 из библиотеки PyTorch. Для решения предложенной в статье задачи была взята модификация ResNet34, которая обеспечивала наилучшую точность и достаточно малое количество тренируемых параметров по сравнению с другими модулями. Дополнительный аргумент в пользу выбора модуля ResNet34 состоял в том, что при исследовании процедур обучения указанных НС, этот модуль занял второе место, работая без аугментации, т.е. без дополнения исходных реальных данных нереальными значениями.

Использованная НС ResNet34 состояла из основного блока, блоков сжатия и базовых бло-

ков. Несколько десятков параметров, которые определяли структуру НС, в указанных блоках устанавливались по умолчанию в библиотеке и на основе вычислительных экспериментов. В процессе глубокого обучения НС реализовывалась коррекция параметров, определяющих ее структуру.

Поскольку МГ-наблюдения занимали существенно большой объем памяти и модель *Dst*-индексов зависима от значительного числа параметров, то для решения поставленной задачи прогнозирования потребовались масштабные нейросетевые архитектуры, такие, как ResNet34. По мнению авторов, структуры НС из нескольких сверточных и полносвязных слоев обладали малыми возможностями и не в полной мере подходили для рассматриваемой задачи.

Анализ полученных результатов предварительных вычислительных экспериментов с НС ResNet34 и располагаемыми МГ-наблюдениями позволил назначить Δn размерность пакета входных матриц.

5. ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЯ ПО ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ, ВЫЧИСЛЕНИЕ ВЕРОЯТНОСТНЫХ ОЦЕНОК И ОЦЕНИВАНИЕ ИНТЕРВАЛОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ основывалось на процедуре бинарной классификации – сравнении вычисленных прогнозируемых оценок *Dst*-индекса $Y_{DC}(n, n_E, n_d)$ по формуле (3) из п.3 с центрированным порогом $Y_{D0, C}$. Реализация сравнения производилась путем рассмотрения неравенств со значениями *Dst*-индекса и порогами для индексов n временного участка валидации

$$Y_{DC}(n, n_E, n_d) \leq Y_{D0,C},$$

$$n_{f1} + \Delta n - n_E + 1 \leq n \leq n_f - n_E + 1. \quad (4)$$

С помощью неравенств (4) подсчитывались число правильных $N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ и ложных прогнозирований ГМБ $N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$, по-

скольку на рассматриваемом участке валидации для каждого значения индекса n заранее известно случилось или не случилось для него событие ГМБ. Для $N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ записывались формулы, для которых использовалась функция Хевисайда: $H(x) = 1, x \geq 0$, $H(x) = 0, x < 0$

$$N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{D0,C} - Y_{DC}(n)) H(Y_{D0,C} - Y_{DC,E}(n, n_d)), \quad (5)$$

$$N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{DC}(n) - Y_{D0,C}) H(Y_{D0,C} - Y_{DC,E}(n, n_d)).$$

Вычисление оценок вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ производилось путем рассмотрения неравенств для центрированных значений Dst -индекса на участке валидации

$$Y_{DC}(n) \leq Y_{D0,C}, n_{f1} + \Delta n - n_e + 1 \leq n \leq n_f - n_e + 1. \quad (6)$$

С помощью неравенств (6) подсчитывалось число индексов с ГМБ $N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C})$ и число индексов без ГМБ $N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C})$,

$$N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{D0,C} - Y_{D,C}(n)), \quad (7)$$

$$N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C}) = n_f - n_{f1} - \Delta n - N_{1,ГМБ}.$$

Вероятности $\beta(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ правильных и $\alpha(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ ложных прогнозирований представлялись следующими формулами

$$\begin{aligned} \beta(n_E, n_d, Y_{D0,C}) &= N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) / N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C}), \\ \alpha(n_E, n_d, Y_{D0,C}) &= N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) / N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C}). \end{aligned} \quad (8)$$

Выражения (8) в статье использовались, как критерии качества прогнозирования ГМБ для бинарной классификации. Разумеется, вполне возможны другие критерии (метрики), такие, как матрица ошибок (Confusion matrix), меткость (Accuracy), точность (Precision), полнота (Recall), специфичность (Specificity), F1-мера (F1-score) и ее развитие метрика P4 [Loginom, 2023]. Критерии (формула 8) соответствовали известным англоязычным аналогам Fall-out и Recall и, в нашем случае, являлись более предпочтительными с физической точки зрения, чем выше перечисленные критерии.

Оценивание интервалов прогнозирования для ГМБ с номером r производилось на основе неравенств (6) и (4). Вычислялись временные границы ГМБ с применением формулы (6)

$$n_1(r, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_2(r, Y_{D0,C}), r = 1, 2, \dots, r_0, \quad (9)$$

где r_0 — число реальных ГМБ на участке валидации. Вычисление временных границ интервалов

для прогнозируемых ГМБ находилось с использованием выражения (4)

$$\begin{aligned} n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}), \\ s = 1, 2, \dots, s_0, \end{aligned} \quad (10)$$

где s_0 — число прогнозируемых ГМБ, в общем случае имело место $s_0 \neq r_0$.

Анализ взаимного расположения границ интервалов $(n_1(r, Y_{D0,C}), n_2(r, Y_{D0,C}))$ и $(n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}), n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}))$ для (9–10) позволил решить вопрос о прогнозировании ГМБ. Рассматривались для некоторого значения индекса r разности с индексами $s = 1, 2, \dots, s_0$

$$dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) = n_1(r, Y_{D0,C}) - n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}).$$

Полагалось, что к множеству S_p принадлежат индексы s , которые обеспечивали неравенство $dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \geq 0$. Вычислялось значение ин-

декса s° , при котором достигался максимум положительной разности

$$s^\circ = \arg\{\max_{s \in S_p}(dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}))\}.$$

Очевидно, что ГМБ с номером r для s° может считаться прогнозированной для индексов n , которые удовлетворяли неравенству

$$n_1(s^\circ, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_1(r, Y_{D0,C}). \quad (11)$$

6. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ

6.1. Вероятности правильного и ложного прогнозирования геомагнитных бурь

Рассматривались МГ-наблюдения $Y_{M2C, \Phi E}(n)$ и значения Dst -индекса $Y_{D2C}(n)$ на шестимесячном участке 01.07.2021–31.01.2022 ($75200 \leq n \leq 78888$). На этом участке принимались параметры $n_d = 5$, $n_E = 2, 4, 6$ и формировалась последовательность значений порогов $Y_{D0}(l) = Y_{D0N} + \Delta Y_{D0}(l - 1)$, $l = 1, \dots, l_f$, $l_f = 9$, $Y_{D0N} = -70$ нТл, $\Delta Y_{D0} = 5$ нТл. В данном случае, Y_{D0} было заменено на $Y_{D0,C}$ с учетом того, что эти параметры отличались на константу, $Y_{D0,C}(l) = Y_{D0}(l) - 5.78$ нТл. Вычислялись экстраполированные модельные оценки Dst -индексов $Y_{D\Phi E}(n, n_d, Y_{D0,C}(l))$, которые сравнивались с порогом $Y_{D0,C}$.

Определялись по (4–8) оценки вероятностей $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$ и $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$. Для семейства функций с дискретными n_{Em} , $m = 1, 2, 3$, $n_{E1} = 2$, $n_{E2} = 4$, $n_{E3} = 6$, чтобы обеспечить удобства визуализации, вводились смещения $\Delta Y_{D0}(m - 1)$ для оценок вероятностей

$$\alpha^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0}) = \alpha^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0} - \Delta Y_{D0}(m - 1)), -70 \text{ нТл} \leq Y_{D0} \leq -30 \text{ нТл} - \Delta Y_{D0}(m - 1), \quad (12)$$

$$\beta^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0}) = \beta^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0} + \Delta Y_{D0}(m - 1)), -70 \text{ нТл} + \Delta Y_{D0}(m - 1) \leq Y_{D0} \leq -30 \text{ нТл}.$$

На рис. 6 представлены семейства графиков, вычисленные на основе (12), вероятностных характеристик прогнозирования ГМБ: (а) — оценки вероятностей ложных прогнозирования $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$; (б) — оценки вероятностей правильных прогнозирования $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$. Вычисления оценок вероятностей произведены в зависимости от $n_E, n_d = 5$ и Y_{D0} , которые давали возможность оценить качество прогнозирования ГМБ. Так, при $Y_{D0} = -45$ нТл и $n_E = 2, 4, 6$ для диапазона значений вероятностей ложных прогно-

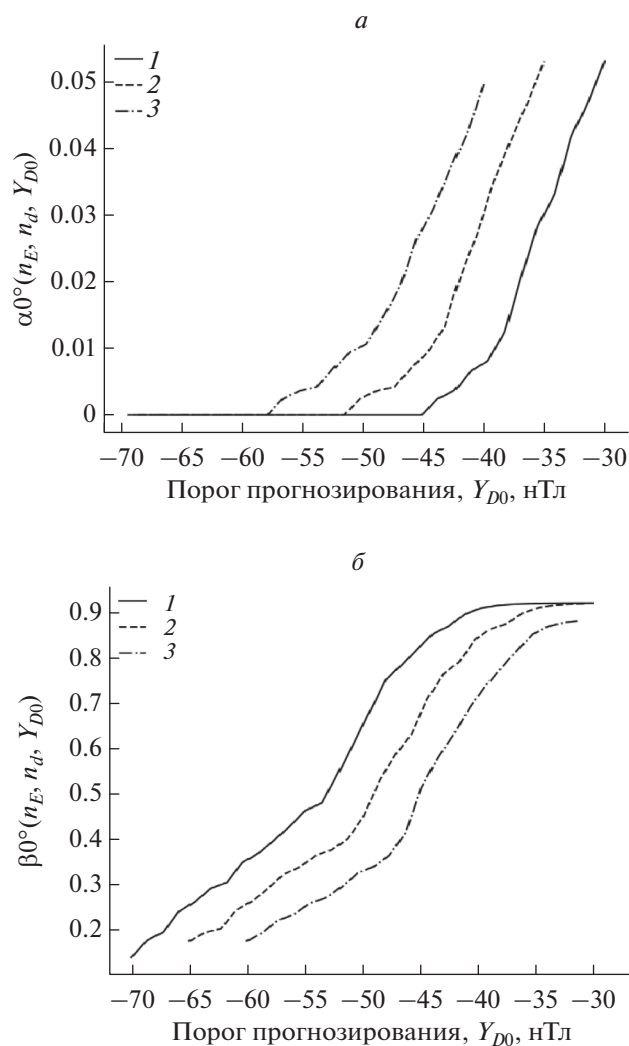


Рис. 6. Графики оценок вероятностей ложного и правильного прогнозирования ГМБ.

зирований $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.001 \div 0.004$, имел место диапазон вероятностей правильных прогнозирования $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.85 \div 0.9$; при $Y_{D0} = -35$ нТл и тех же выбранных n_E для диапазона значений вероятностей ложных прогнозирования $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.027 \div 0.03$ имел место диапазон вероятностей правильных прогнозирования $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.98 \div 0.99$.

Рассмотрение рис. 6а и рис. 6б с вычисленными оценками вероятностных характеристик, позволило заключить, что предложенный метод

обеспечивал удовлетворительные для геофизической практики значения вероятностей правильных и ложных прогнозов ГМБ.

Исходя из анализа вариантов задач прогнозирования, обычно, “удовлетворительными” для геофизической практики для обозначенных выше параметрах, связанных с рис. 6а, рис. 6б, могут быть приняты величины ограничений по вероятности ложного прогнозирования для $\alpha(n_E, n_d, Y_{D0,C})$, в среднем, от ≈ 0.0025 до ≈ 0.028 и диапазону для вероятности правильного прогнозирования $\beta(n_E, n_d, Y_{D0,C})$, в среднем, от ≈ 0.85 до ≈ 0.99 .

Производилось сравнение результатов методов прогнозирования ГМБ на основе матричных и скалярных временных рядов наблюдений от МГ с использованием НС. Очевидно, что матричные МГ-наблюдения явились более информативными по сравнению со скалярными МГ-наблюдениями. Так, из материалов настоящей статьи следовало, что для предлагаемого прогнозирования ГМБ с НС глубокого обучения при наилучших сочетаниях параметров для матричных МГ-наблюдений $Y_{D0} = -45$ нТ, $n_d = 5$, $n_E = 6$, вероятности ложных прогнозов не превосходили значений $0.001 \div 0.004$ и вероятности правильных прогнозов составляли величины $0.85 \div 0.9$. На основе материалов статьи [Гетманов, 2022], где рассмотрено прогнозирование ГМБ для скалярных МГ-наблюдений и сверточных НС, при наилучших сочетаниях параметров $Y_{D0} = -50$ нТ, $n_d = 5$, $n_E = 5$, вероятности ложных и правильных прогнозов, соответственно, принимают значения 0.06 и 0.3 .

Такое значительное отличие в вероятностных характеристиках прогнозирования для матричных и скалярных МГ-наблюдений связано с тем, что в [Гетманов, 2022] рассматривается задача прогнозирования ГМБ при совместном использовании скалярных наблюдений от МГ и нейронного монитора. Скалярные МГ-наблюдения, как показано в [Гетманов, 2022], явились малоэффективными для прогнозирования ГМБ. Матричные МГ-наблюдения, как было продемонстрировано в настоящей статье, позволяют обеспечить достаточно хорошие характеристики прогнозирования ГМБ.

6.2. Результаты оценивания интервалов прогнозирования геомагнитных бурь

Были рассмотрены Dst -индексы $Y_{D2C}(n)$ и модельные оценки экстраполированных значений Dst -индекса $Y_{DSC,E}(n)$ на годовом временном участке 01.01.2021–31.12.2021 г.; в данном подпараграфе принято начало отсчета – 01.01.2021 г., 00:00 с начальным значением индекса $n = 1$. Вы-

числялись даты и значения индексов временных границ интервалов с точностью до часа для реальных ГМБ $n_1(r, Y_{D0,C}), n_2(r, Y_{D0,C})$, $r = 1, 2, \dots, r_0$ (9) и временные границы для прогнозируемых ГМБ $n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}), n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $s = 1, 2, \dots, s_0$ (10). В качестве регулирующих параметров принимались величины n_d, n_E . Назначалось исходное значение порога распознавания $Y_{D0} = -50$ нТл; в результате центрирования было получено значение порога $Y_{D0,C} = -44.22$ нТл.

На рис. 7 представлен график функции Dst -переменной Y_{D2C} на рассматриваемом участке, пунктирной линией обозначено значение порога $Y_{D0,C}$.

Видно по значениям Dst -индекса, что на указанном временном участке произошли 3 ГМБ. В табл. 1 приведены результаты вычислений дат начал-окончаний ГМБ и временных индексов границ $n_1(r, Y_{D0,C}), n_2(r, Y_{D0,C})$, $r = 1, 2, \dots, r_0$, соответствующих графику (рис. 7), где $r_0 = 3$.

На рис. 8 для фиксированного значения n_d и параметров экстраполяции n_E помещены примеры графиков функций оценок экстраполированных переменных $Y_{DSC,E}$: (а) – для $n_d = 5$, $n_E = 2$; (б) – для $n_d = 5$, $n_E = 6$; (в) – для $n_d = 5$, $n_E = 10$. На основе оценок переменных $Y_{DSC,E}$ реализовывались нейросетевые прогнозирование; пунктирные линии определяли порог $Y_{D0,C}$.

Приведенные здесь графики иллюстрировали важное обстоятельство, которое явилось отчетливо видимым: реализация правильных прогнозов (Correct Prediction – CP) сопровождалась погрешностями – пропусками прогнозов (Missed Prediction – MP) и ложными прогнозами (False Prediction – FP). В табл. 2 представлены результаты расчетов прогнозов в зависимости от значений $n_E = 2, 4, 6, 8, 10$ и $n_d = 5$ для дат начал и окончаний прогнозируемых ГМБ и соответствующих временных участков с границами $n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}), n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$ в часах, $s = 1, 2, \dots, s_0$.

Расчеты, помещенные в табл. 2, показали, что для $n_E = 2, 6$ реализовались 2 Correct Prediction – $n_{CP} = 2$ для ГМБ №1, 3 и 1 Missed Prediction – $n_{MP} = 1$ для ГМБ №2. Вероятно, ГМБ с №2 с малой амплитудой и длительностью 2 часа, воспринималась при нейросетевых расчетах, как шумовое возмущение, реализовавшееся, как пропуск прогнозирования. Расчеты для $n_E = 10$ показали реализацию $n_{CP} = 2$, $n_{MP} = 1$ и 4 False Prediction – $n_{FP} = 4$. Должно быть вполне очевидно, что качество прогнозирования определялось параметром экстраполяции n_E , в особенности для больших значений $n_E = 8, 10$, когда, по вполне естественным причинам, нарушались условия

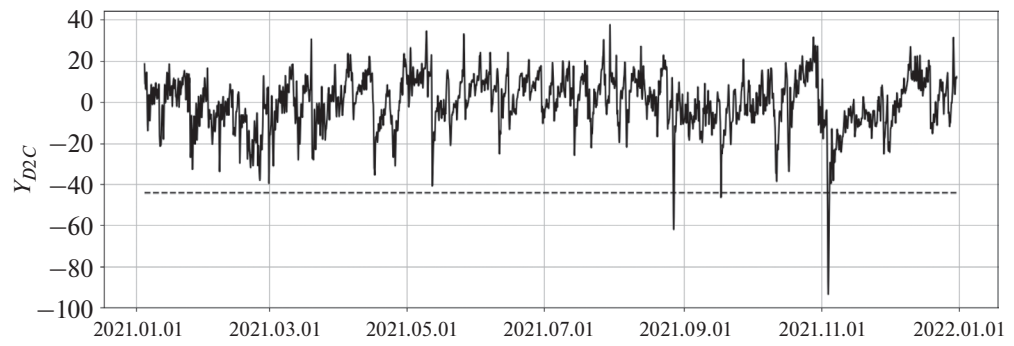


Рис. 7. График Dst -переменной Y_{D2C} .

Таблица 1. Вычисления дат начал и окончаний реальных ГМБ и временных индексов границ $n_1(r, Y_{D0,C}), n_2(r, Y_{D0,C})$

r	Даты начал ГМБ	Даты окончаний ГМБ	$n_1(r, Y_{D0,C})$	$n_2(r, Y_{D0,C})$
1	27.08.2021 10:00	27.08.2021, 20:00	5722	5732
2	17.09.2021, 13:00	17.09.2021, 15:00	6229	6231
3	03.11.2021, 19:00	04.11.2021, 17:00	7363	7385

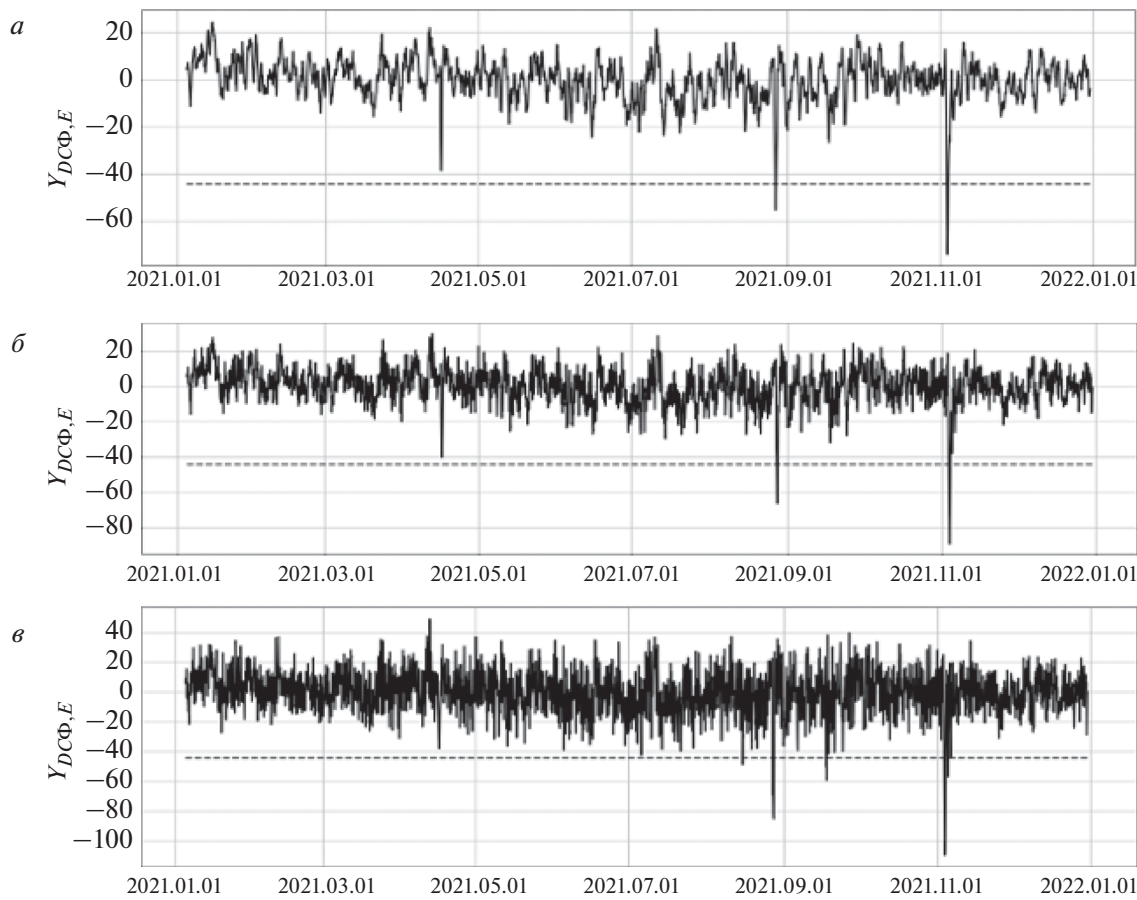


Рис. 8. Графики экстраполированных переменных $Y_{DC\Phi,E}$ для параметров экстраполяции n_E .

успешных экстраполяций, что приводило к увеличению числа ложных прогнозирований.

Графическое сопоставление взаимного расположения временных интервалов с реальными и прогнозированными ГМБ, по данным, взятым из табл. 1, табл. 2 и определенным на основе соответствующих значений *Dst*-индекса может быть произведено с использованием рис. 9: (а)– соответствует ГМБ для даты 27.08.2021; (б)– соответствует ГМБ для даты 17.09.2021 г.

На рис. 9а и 9б помещены диаграммы, позволившие графически определить взаимное расположение временных участков с реальными и прогнозированными ГМБ, по данным, взятым из табл. 1 и табл. 2, и определенных на основе соответствующих значений *Dst*-индекса.

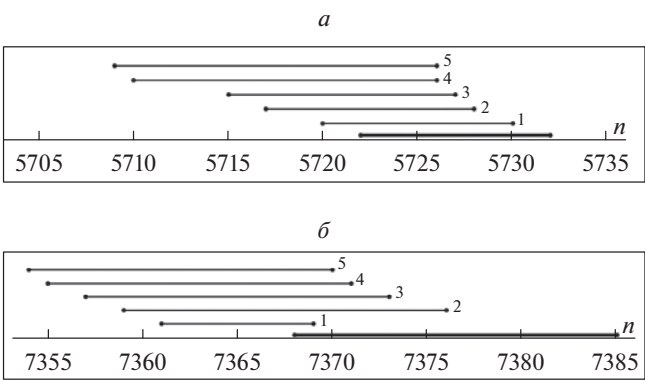


Рис. 9. Диаграммы сопоставления интервалов реальных и прогнозированных ГМБ для дат 27.08.2021, 17.09.2021.

Таблица 2. Вычисления дат начал и окончаний прогнозированных ГМБ и временных участков с границами $n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$ в часах

s	Параметр n_E	Даты начал прогнозированных ГМБ	Даты окончаний прогнозированных ГМБ	$n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$	$n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$
1	2	27.08.2021, 02:00	27.08.2021, 11:00	5720	5729
2		03.11.2021, 11:00	04.11.2021, 05:00	7361	7369
1	4	27.08.2021, 05:00	27.08.2021, 16:00	5717	5728
2		03.11.2021, 15:00	04.11.2021, 08:00	7359	7376
1	6	27.08.2021, 03:00	27.08.2021, 15:00	5715	5727
2		03.11.2021, 13:00	04.11.2021, 05:00	7357	7373
1	8	26.08.2021, 22:00	27.08.2021, 14:00	5710	5726
2		03.11.2021, 11:00	04.11.2021, 03:00	7355	7371
3		05.11.2021, 22:00	05.11.2021, 08:00	7390	7392
1	10	14.08.2021, 23:00	15.08.2021, 01:00	5423	5425
2		26.08.2021, 22:00	26.08.2021, 14:00	5709	5726
3		17.09.2021, 05:00	17.09.2021, 07:00	6221	6223
4		17.09.2021, 09:00	17.09.2021, 13:00	6225	6229
5		03.11.2021, 10:00	04.11.2021, 02:00	7354	7370
6		04.11.2021, 21:00	05.11.2021, 01:00	7389	7393

Таблица 3. Оценки $dn_1(n_E, n_d)$, $dn_3(n_E, n_d)$ – интервалов прогнозований и $n_{FP}(n_E, n_d)$ – числа ложных прогнозований для ГМБ

n_E	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$dn_1(n_E, n_d)$	1	2	3	5	6	7	8	12	12	13
$dn_3(n_E, n_d)$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	9
$n_{FP}(n_E, n_d)$	0	0	0	0	0	0	0	1	2	4

Были рассмотрены ГМБ №1, 3 (табл. 1), для их анализа назначены 40-часовые временные интервалы 5705–5735, 7355–7385, на которых жирными линиями отмечены временные участки реальных ГМБ. Обычными линиями с индексами 1, 2, 3, 4, 5 отмечены временные участки прогнозируемых ГМБ для $n_E = 2, 4, 6, 8, 10$.

Рассматривались участки прогнозований ГМБ (11) на основе вычислений из табл. 2 разностей $dn_p(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) = n_1(r, Y_{D0,C}) - n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$. Формировались оценки $dn_{p1}(n_E, n_d) = dn_{p1}(1, s_1^\circ, n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $r = 1$, $dn_{p3}(n_E, n_d) = dn_{p2}(2, s_2^\circ, n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $r = 3$. В табл. 3 для $n_E = 1, 2, \dots, 10$ и $n_d = 5$ приведены результаты расчетов $dn_{p1}(n_E, n_d)$, $dn_{p3}(n_E, n_d)$ – оценок интервалов прогнозований ГМБ и числа ложных прогнозований $n_{FP}(n_E, n_d)$ для $n_E = 1 \div 10$.

Из табл. 3 следовало, что для шагов экстраполяции с $n_E = 1 \div 3$ прогнозирование ГМБ для временных дат 27.08.2021 г, 03.11.2021 г реализовывались с удовлетворительной вероятностью правильного прогнозирования ГМБ – оценки $dn_1(n_E, n_d)$, $dn_3(n_E, n_d)$ стабильно возрастали; при этом имел место один пропуск прогнозирования ГМБ для даты 17.08.2021 г. Для шагов экстраполяции $n_E = 4 \div 7$ вероятности правильного прогнозирования ГМБ уменьшались и параметры $dn_1(n_E, n_d)$, $dn_3(n_E, n_d)$ начинали незначительно флуктуировать. Для шагов экстраполяции $n_E = 8 \div 10$ вероятности правильного прогнозирования ГМБ далее уменьшались, реализовывалась значительная флуктуация оценок $dn_1(n_E, n_d)$, $dn_3(n_E, n_d)$ и одновременно появлялись множество ложных прогнозований (см. рис. 8в).

Полученная картина прогнозирования ГМБ вполне правдоподобна с физической точки зрения – эффективность прогнозирования естественным образом ухудшалась при увеличении шагов экстраполяции.

Результаты произведенных расчетов, аналогичных помещенным в табл. 2, для $n_d = 3, 5, 7$ (индексы 1, 2, 3), связанные с построением оценок

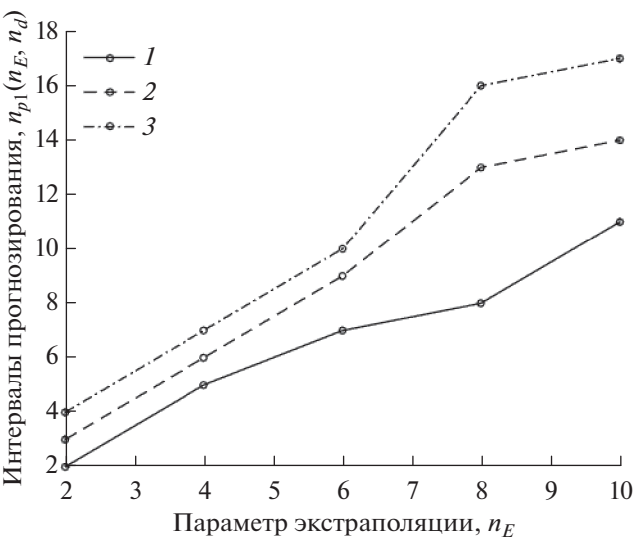


Рис. 10. Оценки интервалов прогнозований ГМБ $dn_{p1}(n_E, n_d)$.

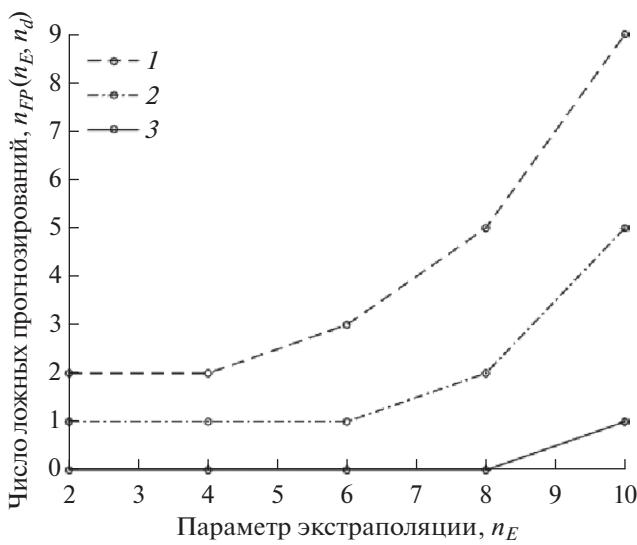


Рис. 11. Оценки числа ложных прогнозований ГМБ $n_{FP}(n_E, n_d)$.

интервалов прогнозирований ГМБ $dn_{p1}(n_E, n_d)$ и числа ложных прогнозирований ГМБ $n_{fp}(n_E, n_d)$ в зависимости от параметров n_E, n_d , представлены на рис. 10 и рис. 11. Была рассмотрена ГМБ для $r = 1$, произошедшая 27.08.2021. Для удобств анализа графиков были применены смещения по вертикальной оси на рис. 10, рис. 11, которые для индексов 2 и 3 составили величины 1 и 2.

Можно заключить из представленных рисунков, что прогнозирование ГМБ по предлагаемому методу удовлетворительно осуществлялось для $Y_{D0} = -45$ нТл, $n_E = 5 \div 6$, $n_d = 5$ и, в среднем, принимало значение 4–5 часов до начала ГМБ на Земле, фиксируемой по значениям *Dst*-индекса.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Разработанный в статье метод прогнозирования ГМБ на основе матричных временных рядов наблюдений мюонного годоскопа УРАГАН с использованием НС глубокого обучения и алгоритма аппроксимационной экстраполяции оказался работоспособным и удовлетворительно эффективным, что свидетельствует о том, что цель статьи достигнута.

2. В результате осуществления процедуры выбора НС-модуля, размерности пакета входных матриц МГ-наблюдений и частоты среза низкочастотного фильтра было установлено, что наиболее подходящим для рассматриваемой задачи прогнозирования ГМБ оказался программный модуль ResNet34 с оптимальной размерностью пакета входных матриц $\Delta n = 60$ и частотой среза $w_c = 0.7$.

2.1. Предложенный метод обеспечивал удовлетворительные для геофизической практики значения вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ. Так, при $Y_{D0} = -45$ нТл, $Y_{D0} = -35$ нТл, $n_E = 2, 4, 6$, $n_d = 5$ для значений вероятностей ложных прогнозирований $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ находившихся в диапазонах $0.001 \div 0.004$, $0.027 \div 0.03$, значения вероятностей правильных прогнозирований $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ находились в диапазонах $0.85 \div 0.9$ и $0.98 \div 0.99$.

2.2. Анализ расчетов, связанных с вычислением характеристик предложенного метода, позволил сделать вывод, что при параметрах $Y_{D0} = -45$ нТл, $n_E = 5 \div 6$, $n_d = 5$ прогнозирование ГМБ осуществлялось с удовлетворительными вероятностными характеристиками и его время, в среднем, составляло 4–5 часов до начала ГМБ на Земле.

3. Произведенное экспериментальное исследование позволило установить, что предложенный в данной статье подход к прогнозированию ГМБ, существенно превысил по эффективности

подход, описанный в публикации [Гетманов В., 2022, Геомагнетизм и Аэрономия], и который базировался на формировании из матричных временных рядов МГ-наблюдений скалярных временных рядов, применении сверточных НС и аппроксимационной экстраполяции.

4. Рассмотрение предложенного метода прогнозирования ГМБ на основе матричных временных рядов МГ-наблюдений с использованием НС глубокого обучения и аппроксимационной экстраполяции дало возможность сделать вывод о его перспективности для решения проблем солнечно-земной физики и задач народного хозяйства.

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы статьи выражают благодарность руководству Научно-образовательному Центру “НЕВОД” НИЯУ МИФИ за предоставленные для расчетов наблюдения мюонного годоскопа УРАГАН.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Работа выполнена в рамках государственного задания Геофизического центра РАН, утвержденного Министерством науки и высшего образования Российской Федерации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Агарвал Ч. Нейронные сети и глубокое обучение. М.: Вильямс. 752с. 2021.
- Астапов И.И., Барбашина Н.С., Борог В.В. и др. Мюонная диагностика магнитосферы и атмосферы Земли. М.: Изд-во МИФИ. 132 с. 2014.
- Бархатов Н.А. Искусственные нейронные сети в задачах солнечно-земной физики. Нижний Новгород.: Изд-во “Поволжье”, 407с. 2010.
- Бархатов Н.А., Ревунов С.Е. Гелиогеофизические приложения современных методов обработки цифровых данных: монография. Нижний Новгород, Мининский университет. : Изд-во ФЛИНТА. 316с. 2017.
- Белов А.В., Ерошенко Н.С., Янке В.Г., Оленева В.А., Абунина М.А., Абуниин А.А.. Метод глобальной съемки для мировой сети нейтронных мониторов // Геомагнетизм и аэрономия. Т. 58. № 3. С. 374–389. 2018. <https://doi.org/10.7868/S0016794018030082>
- Белов А. В., Гвишиани А. Д., Гетманов В. Г., Ковыляева А.А., Соловьев А.А., Чинкин В.Е., Янке В.Г., Яшин И.И. Распознавание геомагнитных бурь на основе нейросетевых модельных оценок *Dst*-индексов // Изв. РАН. Теория и системы управления. №1. С.56–66. 2022. <https://doi.org/10.31857/S0002338822010048>
- Вычислительные ресурсы НИЯУ МИФИ. 2024. <https://it.mephi.ru/hpc/performance>
- Гайдаш С.П., Белов А.В., Абуниин А.А., Абунина М.А. Центр прогнозов космической погоды (ИЗМИРАН) //

Практические аспекты гелиофизики. Серия “Прикладные аспекты космической погоды”. С. 22–32. 2016.

— Гетманов В.Г., Чинкин В.Е., Сидоров Р.В., Гвишиани А.Д., Добровольский М.Н., Соловьев А.А., Дмитриева А.Н., Ковыляева А.А., Яшин И.И. Прогнозирование геомагнитных бурь на основе нейросетевой цифровой обработки совместных наблюдений мюонного годоскопа УРАГАН и станций нейтронных мониторов // Геомагнетизм и аэрономия. Т. 62. № 4. С. 470–481. 2022. <https://dx.doi.org/10.31857/S0016794022040083>

— Григорьев В.Г., Стародубцев С.С., Гололобов П.Ю. Мониторинг геомагнитных возмущений на основе метода глобальной съемки в реальном времени // Солнечно-земная физика. Т. 5. № 3. С.110–115. 2019. <https://doi.org/10.12737/szf-53201911>

— Ефимов А.О., Мягкова И.Н., Широкий В.Р. Прогнозирование *Dst*-индекса, основанное на методах машинного обучения // Космич. исслед. Т. 56. № 6. С. 420–428. 2018. <https://doi.org/10.31857/S002342060002493-0>

— Институт Земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н.В. Пушкова РАН (ИЗМИРАН). 2024. <https://www.izmiran.ru/?LANG=ru>

— Институт космических исследований РАН. Отдел физики космической плазмы. 2024 <https://iki.cosmos.ru/research/fizika-kosmicheskoy-plazmy>

— Михайлов Г.А., Войтишек А.В. Численное статистическое моделирование. Метод Монте-Карло. М.: Изд-во Юрайт, 371с. 2018.

— Мурзин В.С. Астрофизика космических лучей. М.: Университетская книга. 488с. 2007.

— Научно-исследовательская лаборатория физики Солнечно-Земных связей. 2024 http://spacelab.mininuniver.ru/?page_id=80

— Петрукович А.А., Ермолаев Ю.И., Эйсмонт М.А. Мониторинг солнечного ветра с целью оперативного прогноза гелиогеофизической обстановки. Практические аспекты гелиофизики. Серия “Прикладные аспекты космической погоды”. С.11–21. 2016.

— Плазменная гелиогеофизика. Том II. Под ред. акад. РАН Л.М.Зелёного и д.ф.-м.н. И.С.Веселовского. М.: Физматлит, 560с. 2008.

— Прогноз, 2023. Физические основы прогнозирования гелиофизических процессов и событий. Симпозиум. Сборник тезисов. г.Троицк, 29–31.05.2023. <https://forecast2023.izmiran.ru>

— Служба анализа космической погоды ИПГ им. акад. Е.К.Федорова Федеральной службы по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды. 2024 <http://ipg.geospace.ru/space-weather-forecast.html>

— Центр анализа космической погоды НИИЯФ им. акад. Д.В.Скобелева МГУ. 2024 <https://swx.sinp.msu.ru/>

— Широкий В.Р. Сравнение нейросетевых моделей прогнозирования геомагнитного *Dst*-индекса на различных наборах данных и сравнения 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.

— Barbashina N.S., Kokoulin R.P., Kompaniets K.G. et al. The URAGAN wide-aperture large area muon hodoscope // Instrum. Exp. Tech. 51. P.180–186. 2008. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S027311771500407X>

— Cristoforetti M., Battiston R., Gobbi, A. et al. Prominence of the training data preparation in geomagnetic storm prediction using deep neural networks // Sci Rep 12, 7631. 2022. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-11721-8>

— 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.3 697. P. 527–532. 2005. https://doi.org/10.1007/11550907_83

— Experimental Complex NEVOD. 2024. <http://nevod.mephi.ru/English/index.htm>

— Filter Design with DSP System Toolbox Software. <https://www.mathworks.com/help/dsp/ug/use-fdatool-with-dsp-system-toolbox-software.html>. 2024

— Gaidash S.P., Belov A.V., Abunina M.A., Abunin A.A. Space Weather Forecasting at IZMIRAN// Geomagn. Aeron. V. 57. I. 7. P. 869–877. 2017. <https://doi.org/10.1134/S0016793217070088>

— Goodfellow I., Bengio Y.Y., Courville F. Deep Learning. London; Cambridge: MIT Press, 800p. 2016.

— Gruet M. A., Chandorkar M., Sicard A., Camporeale E.. Multiprehour-ahead forecast of the *Dst*-index using a combination of long short-term memory neural network and Gaussian process. Space Weather. V.16. 2018. <https://doi.org/10.1029/2018SW001898>

— Laboratory of X-ray Astronomy. LPI. <https://xras.ru/en/>. 2023

— Loginom. Метрики качества моделей бинарной классификации. 2023. <https://loginom.ru/blog/classification-quality>

— Menvielle M., Iyemori T., Marchaudon A. Geomagnetic Indices. Chapter 8 // in Geomagnetic Observations and Models, IAGA Special Sopron Book Series, V. 5, M.Mandea, M.Korte (Eds.), Springer Dordrecht Heidelberg. London. New York. 343 p. P.183–228. 2011.

— National Oceanic and Atmosphere Administration. <https://www.noaa.gov/>. 2024

— NMDB: The Neutron Monitor DataBase. 2024 <https://www01.nmdb.eu/>.

— Pallochia G., Amata E., Consolini G., Marcucci M.F., Bertello I.. Geomagnetism *Dst* index forecast based on IMF data only // Ann. Geophys. V.24. P.989–999. 2006. <https://doi.org/10.5194/angeo-24-989-2006>

— Space Weather Prediction Center/ 2023. <https://www.swpc.noaa.gov/>.

- *Stepanova M.V., Perez P.* Autoprediction of Dst index using neural network techniques and relationship to the auroral geomagnetics indices.// *Geofisica International*. V.39. No.1. P.143–146. 2000. <https://dx.doi.org/10.22201/igeof.00167169p.2000.39.1.310>
- *Sugiura M., Kamei T.* Equatorial Dst-index 1957–1986. *IAGA Bulletin* №40. 14p. 1991.
- *Wintoft P. & Wik M.* Exploring Three Recurrent Neural Network Architectures for Geomagnetic Predictions/ *Front. Astron. Space Sci.*, 12 May 2021, Sec. Space Physics. V. 8. 2021 <https://doi.org/10.3389/fspas.2021.664483>
- *World Data Center of Geomagnetism*. Kyoto. <https://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/>. 2024.
- *Yashin I.I., Astapov I.I., Barbashina N.S. et al.* Real-time data of muon hodoscope URAGAN. *Advances in Space Research*. V. 56. I. 12. P.2693–2705. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.06.003>

A Method for Predicting Geomagnetic Storms Based on Deep Learning Neural Networks Using Time Series of Matrix Observations of the URAGAN Muon Hodoscope

V. G. Getmanov^{1, 2, *}, A. D. Gvishiani^{1, 2, **}, A. A. Soloviev^{1, 2, *},
K. S. Zaitsev^{3, ****}, M. E. Dunaev^{3, *****}, E. V. Yekhlakov^{3, *****}**

¹*Geophysical Center of the Russian Academy of Sciences (GC RAS), Moscow, Russia*

²*Institute of Earth Physics of the Russian Academy of Sciences (IEP RAS), Moscow, Russia*

³*National Research Nuclear University MEPhI (NRNU MEPhI), Moscow, Russia*

*e-mail: vgetm2015@yandex.ru

**e-mail: a.gvishiani@gcras.ru

***e-mail: a.soloviev@gcras.ru

****e-mail: kszajtsev@mephi.ru

*****e-mail: max.dunaev@mail.ru

*****e-mail: fruha1980@gmail.com

A method for predicting geomagnetic storms based on deep learning neural networks using digital time series processing for matrix observations of the URAGAN muon hodoscope and scalar *Dst* indices has been developed. A scheme of computational operations and extrapolation formulas for matrix observations are proposed. The choice of a variant of the neural network software module and its parameters is implemented. A decision-making rule has been formed to predict and assess the probabilities of correct and false forecasts of geomagnetic storms. An experimental study of estimates of probabilistic characteristics and prediction intervals of geomagnetic storms has confirmed the effectiveness of the developed method. The obtained forecasting results are focused on solving a number of problems of solar-terrestrial physics and problems of the national economy.

Keywords: geomagnetic storms, storm prediction, neural networks, muon hodoscope, matrix observations, approximation extrapolation.