

УДК 523.62-726

СУЩЕСТВЕННОСТЬ ВХОДНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ДОМЕННОЙ АДАПТАЦИИ ДАННЫХ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ

© 2023 г. Э. З. Каримов^{1,2,*}, И. Н. Мягкова², В. Р. Широкий², О. Г. Баринов², С. А. Доленко^{2,**}

¹Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

²НИИ ядерной физики им. Д.В. Скобельцына МГУ им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

*Karimov.ez19@physics.msu.ru

**Dolenko@srd.sinp.msu.ru

Поступила в редакцию 02.03.2023 г.

После доработки 18.04.2023 г.

Принята к публикации 20.04.2023 г.

Рассматривается задача улучшения нейросетевого прогноза геомагнитного *Dst*-индекса в условиях, когда входные данные для такого прогноза измеряются двумя космическими аппаратами (КА), один из которых близок к завершению жизненного цикла, а истории данных другого пока недостаточно для построения нейросетевого прогноза требуемого качества. Для эффективного перехода с данных одного КА на данные другого необходимо использовать методы доменной адаптации. В настоящей работе проверяются и сравниваются несколько методов перевода данных. Также для каждого переводимого признака найден оптимальный набор параметров для его перевода, что еще больше сокращает разницу между доменами. В работе показано, что использование методов доменной адаптации с отбором значимых признаков позволяет улучшить прогноз по сравнению с результатами использования непереведенных данных.

DOI: 10.31857/S0023420623600125, EDN: CBGXUK

ВВЕДЕНИЕ

С развитием высоких технологий, в том числе глобальной цифровой индустрии важность, а в некоторых случаях и необходимость надежного прогнозирования космической погоды, факторами которой выступают как геомагнитные возмущения, так и радиационные условия в околоземном космическом пространстве (ОКП), будет возрастать [1–6]. Это связано, прежде всего, с тем, что магнитные бури не только вызывают нарушения в работе радиосвязи, трубопроводов, линий электропередач и электрических сетей [7–9], но и очень существенно (хотя и косвенно) влияют на радиационные условия в ОКП. Это связано с тем, что после примерно половины магнитных бурь поток релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли (РПЗ) увеличивается на порядок и более [10–12]. Резкий рост потоков релятивистских и субрелятивистских электронов внешнего РПЗ представляет серьезной проблемой для космической отрасли, поскольку экстремальные потоки электронов могут привести к сбоям в электронных микросхемах находящихся на борту космических аппаратов устройств (например, [13, 14]), или даже полностью вывести микросхемы из строя. Поэтому в англоязычной литературе релятивистские электроны внешнего

РПЗ называют “электроны–убийцы” (англ. killer electrons) (например, [15]).

Задача доменной адаптации данных разных космических аппаратов (КА) возникает по следующей причине. При прогнозировании временных рядов (ВР) геомагнитных индексов мы пользуемся методами машинного обучения. Для правильного обучения моделей необходимы достаточно длинные стационарные (или хотя бы квазистационарные) ВР, по возможности полученные из одного источника.

Поскольку причиной, которая вызывает возмущения в магнитосфере Земли, в подавляющем большинстве случаев становятся потоки ионизированных частиц от Солнца — так называемый солнечный ветер (СВ) [16], источниками данных, используемых в качестве входных признаков прогностических моделей, выступают различные КА.

В случае возникновения технических неисправностей в аппаратуре КА, при деградации или при окончании срока службы этой аппаратуры, возникает необходимость перехода на данные других аналогичных КА, что, однако, влечет за собой некоторые трудности. Датчики, установленные на разных КА, могут иметь разную чувствительность и другие характеристики. Нахож-

дение КА в различных точках пространства также может влиять на результаты измерений (эта проблема исследовалась, например, в работе [17]). Различия в данных могут повлиять на качество прогноза, или вообще сделать его непригодным. Доменная адаптация данных представляет собой перевод (пересчет) данных из домена одного КА в домен другого, т.е. такое их целенаправленное изменение, которое по показаниям датчиков одного КА моделирует показания датчиков другого. Таким образом, могут быть совместно использованы результаты измерения одних и тех же физических величин, сделанные разными КА.

В настоящей работе рассматриваются некоторые методические аспекты процесса доменной адаптации и их влияние на результаты прогнозирования геомагнитного индекса *Dst*, при котором на разных участках ВР используются данные различных КА.

ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ПАРАМЕТРЫ

Состояние магнитосферы Земли и воздействие на нее со стороны Солнца определяются рядом показателей, основными из которых являются параметры СВ и межпланетного магнитного поля (ММП). Так как эти параметры взаимосвязаны, их значения могут принести дополнительную информацию и оказаться полезными при доменной адаптации данных КА.

Поскольку *Dst*-индекс определяется условиями в межпланетной среде [18], для перевода данных из одного домена в другой в настоящей работе используются следующие параметры с временным разрешением в один час, как это сделано в работах [19–21]:

- данные о величине ММП: покомпонентно (B_x , B_y , B_z) в системе *GSM* и $|B|$ (модуль ММП);
- данные о параметрах плазмы СВ: скорость СВ (SW_spd), плотность протонов (H_den);
- информация о часе суток и сутках года, представленная в виде значений синуса и косинуса с суточным и годовым периодом.

При этом учитываются не только значения параметров СВ и ММП в текущий момент времени, но и их предыстория.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для определения параметров ММП и СВ в настоящей работе используются данные с двух КА, которые находятся на так называемых гало-орбитах вокруг точки Лагранжа L_1 между Солнцем и Землей. Для основного прогноза *Dst*-индекса (<https://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/dstidir/>) используются данные с КА *ACE* (англ. Advanced Composition Explorer) (<https://www.nasa.gov/ace/>). Он запущен в 1997 г. и данных с его приборов накоплено доста-

точно много (около 220 000 среднечасовых значений). Второй используемый КА — *DSCOVR* (англ. Deep Space Climate ObserVeR) (<https://solarsystem.nasa.gov/missions/DSCOVR/in-depth/>). Он запущен в 2015 г. Для проверки и обучения методов доменной адаптации будем использовать данные, полученные с этих двух спутников за их общий период работы объемом около 50 000 среднечасовых значений.

В 2026 г. КА *ACE* планируют снять с эксплуатации, а данных с КА *DSCOVR* пока недостаточно для построения качественной модели машинного обучения (например, нейронной сети) для прогнозирования геомагнитного индекса *Dst*, характеризующего возмущение магнитосферы Земли. Поэтому необходимо найти способ перевода данных из домена *DSCOVR* в домен *ACE*, так как изначально данные с двух КА отличаются друг от друга (рис. 1).

Отличия в измерениях спутников могут быть вызваны разными причинами: как отличием в работе детекторов этих КА, так и их различным местоположением. Однако в рамках рассматриваемой постановки задачи следует обратить внимание на следующие обстоятельства:

1. Временные ряды данных, получаемые с каждого из КА, можно в первом приближении считать квазистационарными — источником нарушения стационарности измеряемых данных представляется только постепенная деградация детекторов измерительной аппаратуры. Этот эффект сам по себе, по-видимому, нуждается в отдельном исследовании, которое, однако, лежит за пределами настоящей работы. Предварительное исследование показало, что его влияние оказывается существенно меньшим, чем изменение характеристик получаемых данных между разными фазами цикла солнечной активности (СА) или между разными циклами СА.

2. Характерный размер гало-орбит в окрестности точки Лагранжа L_1 , на которых обращаются оба КА (около $6 \cdot 10^5$ км), на порядки меньше расстояния от Земли до Солнца (около $1.5 \cdot 10^8$ км). То же можно сказать о расстоянии (различии в местоположении) между КА. Именно благодаря этому можно считать, что оба аппарата измеряют одни и те же величины. Подтверждением этого обстоятельства выступают высокие значения корреляции между значениями одних и тех же величин, измеряемых обоими КА, несмотря на различия в характеристиках аппаратуры (например, 0.975 для модуля вектора ММП и 0.956 для скорости СВ).

Таким образом, можно ставить вопрос о различиях между парами квазистационарных ВР, описывающих один и тот же объект, и об отображении данных одного из рядов пары (ВР измерений КА *DSCOVR*) на данные другого ряда (ВР измерений КА *ACE*). При этом будут учитываться

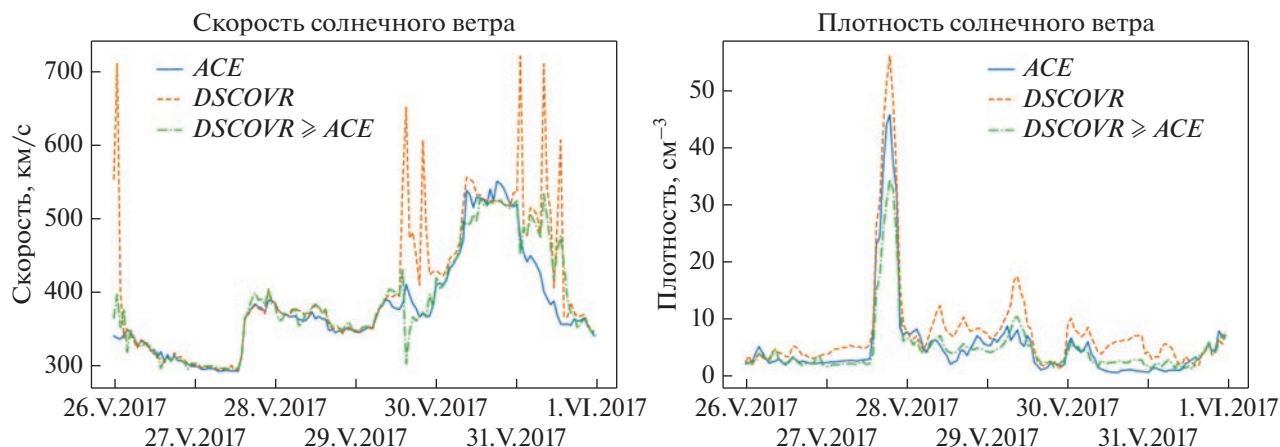


Рис. 1. Различия данных КА ACE и DSCOVR.

как отличия между свойствами измерительных приборов, так и различия в местоположении КА.

ОБРАБОТКА ДАННЫХ

Учет предыстории параметров кратно увеличивает размерность входных данных, что делает актуальным рассмотрение методов ее понижения. В настоящей работе используются следующие методы:

- Для различных физических величин “глубина памяти” описывающего их ВР различна. Оценить ее можно по значению автокорреляционной функции, как правило, монотонно убывающей с увеличением задержки.
- Для каждого параметра подберем оптимальный набор входных признаков для его доменной адаптации.

Для всех ВР проводится линейная интерполяция пропусков длительностью до 12 отсутствующих часовых значений подряд. Пропуски большей длины удаляются. Также будем использовать так называемое погружение (топологическое вложение) ВР, смысл которого — включение информации о нескольких предыдущих значениях каждой компоненты ВР в каждый пример. Необходимую глубину погружения для каждого параметра будем находить с учетом значения автокорреляционной функции. Для каждого параметра станем использовать его предыдущие значения только для тех величин задержки, для которых автокорреляционная функция выше, чем e^{-1} (рис. 2).

Глубина погружения для каждого из параметров при этом составляет: B_x — 21 ч, B_y — 11 ч, B_z — 3 ч, $|B|$ — 14 ч, H_den — 10 ч, SW_spd — 55 ч. Для скорости СВ вместо всей предыстории в 55 ч оставим только те значения задержки, которые совпадают с числами Фибоначчи (1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55 ч).

МЕТОДЫ

Осуществлялось преобразование данных из домена DSCOVR в домен ACE.

Для выполнения преобразований использовались следующие алгоритмы: нейронная сеть (многослойный перцептрон — МСП, *англ.* multi-layered perceptron — MLP) и линейная регрессия (ЛР, *англ.* linear regression — LR) двух видов (поиск весовых коэффициентов происходит методами линейной алгебры или с помощью градиентного спуска). Параметры перцептрона: 10 нейронов в единственном скрытом слое, функция активации — Relu в скрытом слое и линейная в выходном слое, размер мини-пакета (батча) — 100, алгоритм обучения — стохастический градиентный спуск (*англ.* Stochastic gradient descent — SGD).

Для перевода данных из одного домена в другой применялись три способа отображения данных. Первый способ можно назвать “один в одного”, когда единственный преобразуемый параметр переводится в соответствующий параметр другого домена. Второй — “все в одного”, когда для получения значения искомого параметра в новом домене на вход преобразующего алгоритма подаются значения всех используемых параметров в исходном домене. Третий — для каждого искомого параметра находится оптимальный набор входных параметров, позволяющий осуществить наиболее эффективное преобразование между доменами.

КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ

Для сравнения результатов преобразования будем использовать среднеквадратичное отклонение (СКО):

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x_i^{\text{ист}})^2},$$

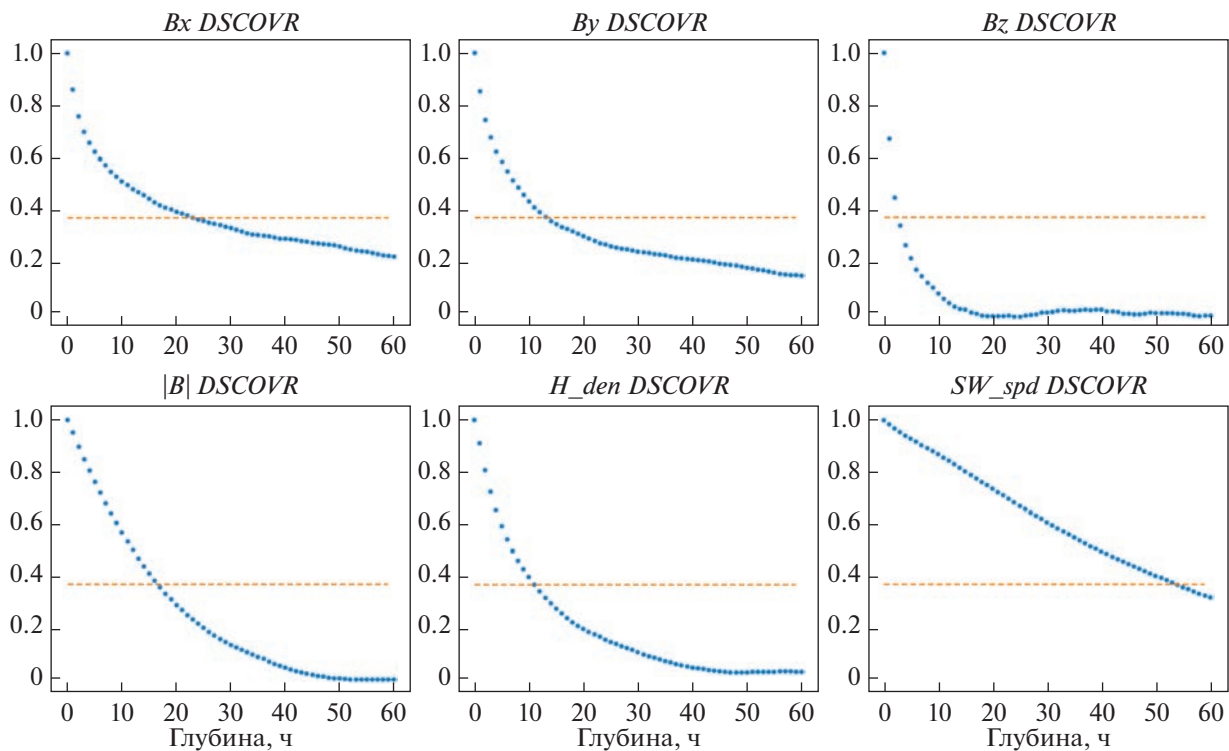


Рис. 2. Зависимость автокорреляционной функции от величины задержки (глубины) для каждого из рассматриваемых параметров. Пунктиром обозначен уровень существенности, равный e^{-1} .

где x_i — результат преобразования примера с номером i ; $x_i^{\text{ист}}$ — “истинное” измеренное значение примера с номером i в целевом домене.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Данные делились в соотношении 85 : 15 на тренировочный и тестовый набор, соответственно. Тренировочный набор использовался для обучения алгоритма преобразования, а тестовый — для оценки результата на независимых данных.

На рис. 3 представлены результаты преобразования каждого параметра из домена *DSCOVR* в домен *ACE* с помощью МСП (MLP) и двух видов ЛР (LR) (LR_lin_alg и LR_sgd). Планки погрешностей для LR_sgd и MLP получены как стандартное отклонение значений СКО по пяти запускам алгоритма с одинаковыми параметрами и разными случайными инициализациями. Решение, получаемое для ЛР методами линейной алгебры, определяется однозначно, поэтому планки погрешностей для LR_lin_alg отсутствуют. Справа на каждой диаграмме показано среднеквадратичное отклонение между данными в разных доменах до преобразования.

Видно, что для всех переменных по меньшей мере один из методов преобразования позволяет уменьшить отличия между данными, полученными

с двух КА. Наибольший эффект достигнут для плотности СВ, для которой СКО удалось уменьшить почти в три раза. При этом эффект при переходе от линейного алгоритма преобразования (ЛР) к нелинейному (МСП) достигнут для плотности и (в меньшей степени) для скорости СВ, что, по-видимому, определяется нелинейным характером различий в результатах измерения детекторами, установленными на разных КА. То же касается выигрыша при переходе от метода “один в одного” к методу “все в одного” — он наблюдается для параметров СВ. Картина, наблюдаемая для компонент и модуля ММП — обратная: за единственным исключением, оптимальным оказывается применение ЛР в рамках метода “один в одного”.

Еще один вывод заключается в том, что применение оптимизационного подхода для получения коэффициентов ЛР оказалось неоправданным: во всех случаях решения, полученные методами линейной алгебры, оказались сопоставимы с решениями, полученными градиентным спуском. Учитывая небольшое количество регрессионных коэффициентов (от 2 до 7), это было вполне ожидаемо.

Также полным перебором комбинаций физических величин были получены оптимальные наборы входных параметров для каждого из преобразуемых признаков для обоих алгоритмов

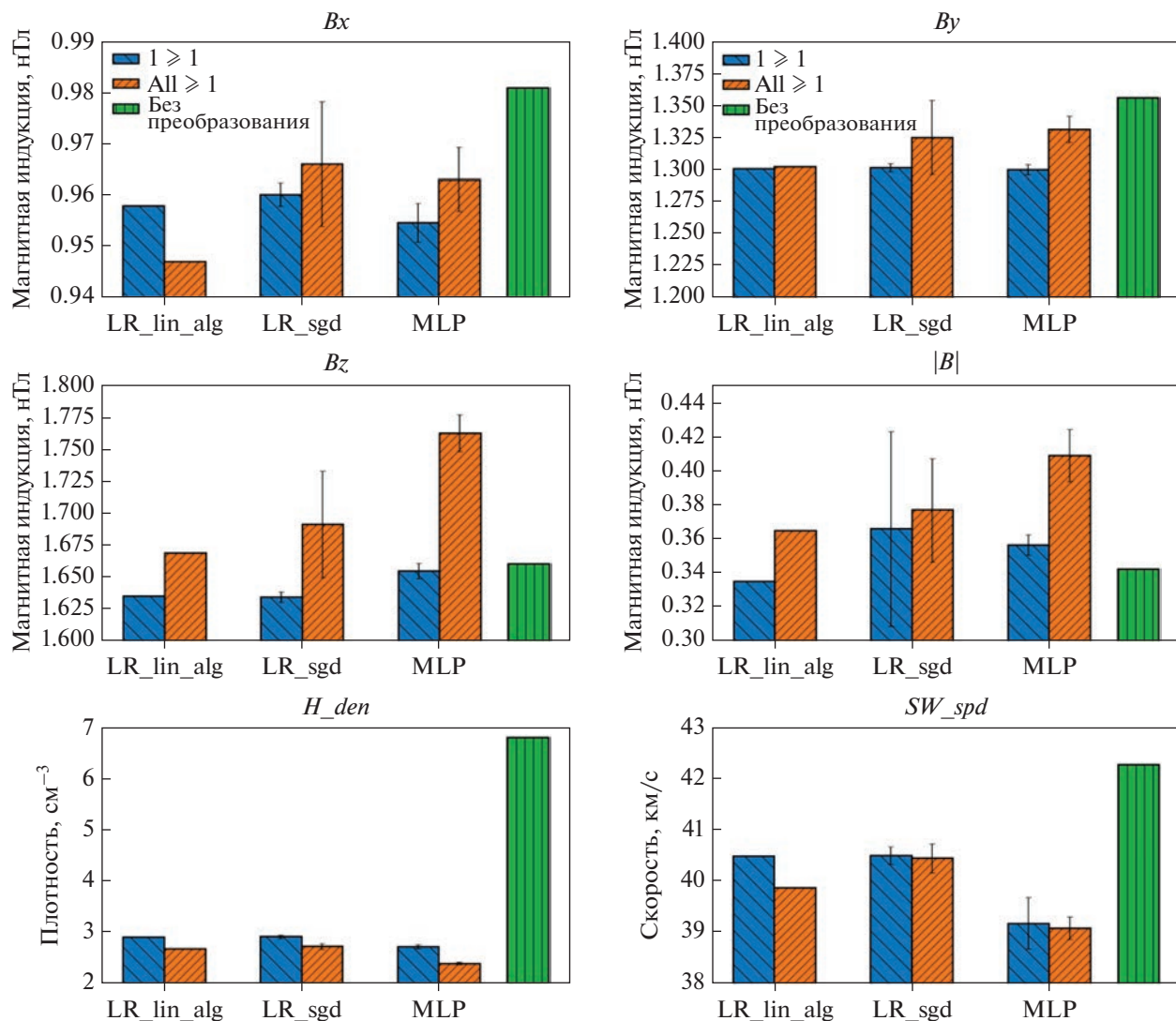


Рис. 3. Результат перевода данных из домена *DSCOVER* в домен *ACE*: среднеквадратичное отклонение (CKO) пересчитанных значений от значений в целевом домене. Справа показано CKO исходных данных в двух доменах.

отображения (ЛР/МСП). Существенными оказались следующие признаки:

- для B_x : B_x , B_y , $|B|$, SW_spd (ЛР)/ B_x , $|B|$ (МСП);
- для B_y : B_y , $|B|$, H_den , SW_spd (ЛР)/ B_y , B_z , SW_spd (МСП);
- для B_z : только B_z для обоих алгоритмов преобразования;
- для $|B|$: только $|B|$ для ЛР/ B_y , B_z , $|B|$, H_den (МСП);
- для H_den : $|B|$, H_den , SW_spd (ЛР)/ H_den , SW_spd (МСП);
- для SW_spd : B_z , $|B|$, H_den , SW_spd (ЛР)/ H_den , SW_spd (МСП).

Подчеркнем, что существенность тех или иных входных признаков для оптимального осуществления преобразования не означает их влияния на

преобразуемые признаки, а лишь отражает наличие корреляционной взаимосвязи между ними.

С использованием отобранных наборов признаков был реализован третий подход — промежуточный между “один в одного” и “все в одного”. Сравнение результатов, полученных в рамках этого подхода с помощью ЛР и с помощью МСП, с наилучшими из результатов, полученных в рамках первых двух подходов и представленных на рис. 3, приведено на рис. 4.

Результаты расчетов показывают, что отбор значимых признаков еще больше сокращает различия между данными в разных доменах. В случаях, где отклонение не изменяется относительно предыдущего оптимального метода (B_z и $|B|$), наилучшим предыдущим методом представляется ЛР в рамках подхода “один в одного”, а отбор при-

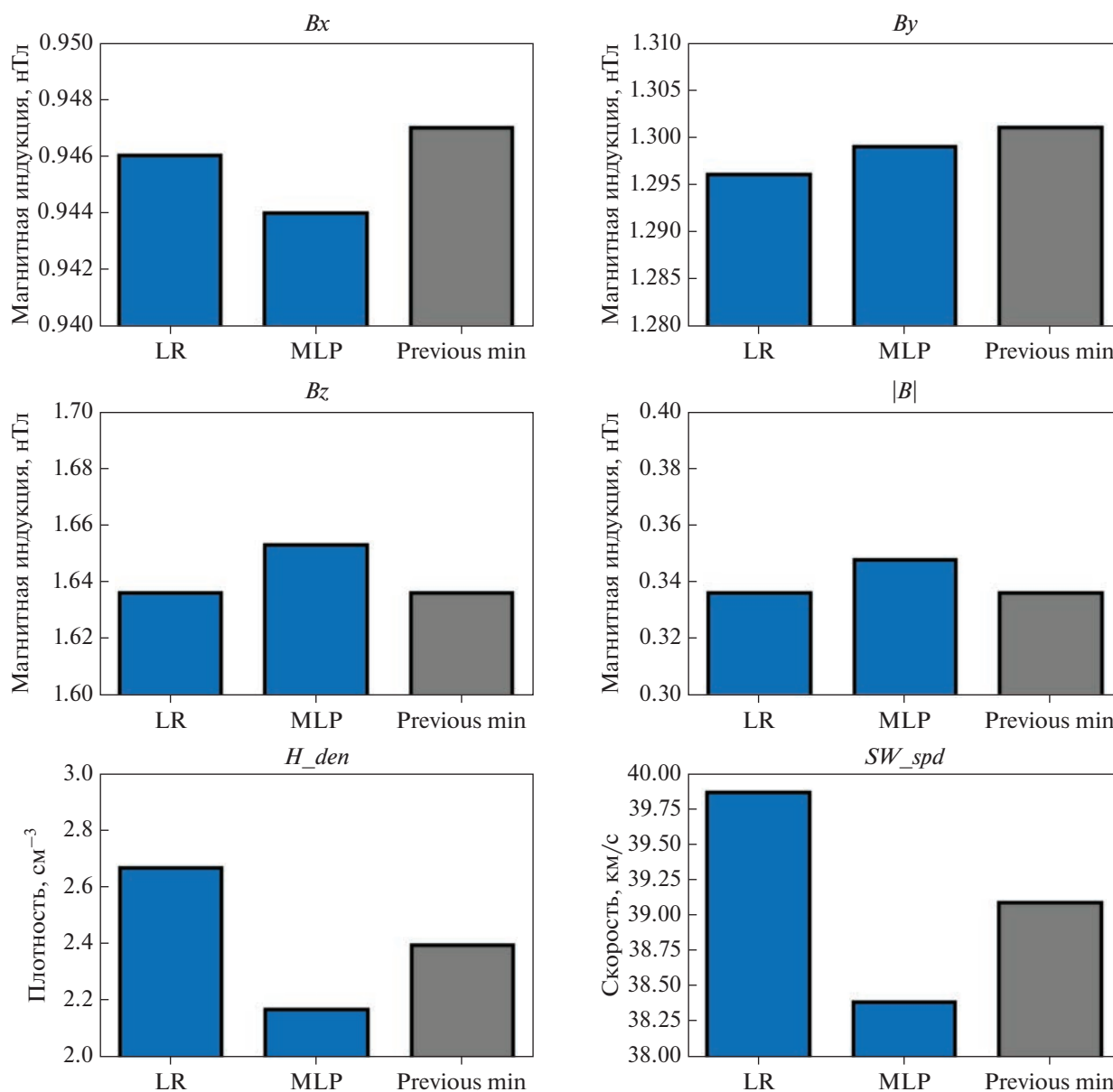


Рис. 4. Результат отбора признаков.

знаков обнаруживает эту ситуацию. Это означает, что для B_z и $|B|$ наиболее эффективным способом перевода становится простейшее линейное преобразование: изменение масштабного коэффициента со смещением. При этом МСП снова показал наилучшие результаты для параметров СВ, требующих более сложного нелинейного преобразования.

Для проверки эффективности применения доменной адаптации было осуществлено преобразование всего тестового набора в домен ACE, причем каждый параметр был преобразован оптимальным для него методом. Далее к преобразованному массиву данных применялась обработка нейронными сетями (МСП), которые прогнози-

ровали значение Dst -индекса на час вперед (пять сетей с идентичными параметрами, отличающиеся инициализацией весов). Данные сети были обучены на полном массиве данных с КА ACE (использовались все имеющиеся данные с октября 1997 г., кроме данных, вошедших в тестовый набор). Параметры сети: 20 нейронов в единственном скрытом слое, логистическая функция активации в скрытом слое, линейная в выходном слое, размер мини-пакета (батча) — 300, алгоритм обучения — стохастический градиентный спуск (SGD).

На рис. 5 приведены сравнительные результаты прогноза индекса Dst на один час вперед на трех аналогичных тестовых наборах, в которые

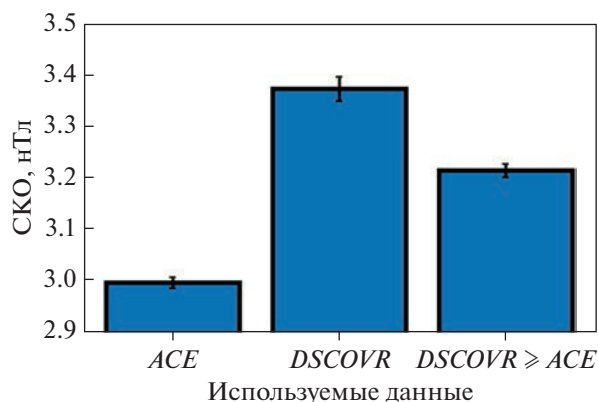


Рис. 5. Результат прогноза *Dst*-индекса.

вошли данные за одни и те же моменты времени, но полученные разными способами: непреобразованные данные с космических аппаратов *ACE* и *DSCOVER*, а также данные, полученные путем адаптации из домена *DSCOVER* в домен *ACE* оптимальным методом для каждого признака, как было описано выше. Видно, что использование сетей, натренированных на данных из домена *ACE*, дает меньшее значение погрешности прогнозирования при применении к данным из того же домена. При применении тех же сетей к данным из домена *DSCOVER* происходит ожидаемое повышение погрешности примерно на 12%. Если же применить те же сети к тем же данным, однако преобразованным в домен *ACE* описанными выше методами, повышение погрешности прогнозирования относительно исходной составляет не более 7%.

ВЫВОДЫ

Использование методов доменной адаптации в сочетании с отбором оптимального набора входных признаков для преобразования данных из одного домена в другой позволяет в значительной мере (более чем в полтора раза) скомпенсировать снижение качества прогнозирования *Dst*-индекса, возникающее при применении нейронных сетей, обученных на длинном массиве данных с КА *ACE*, к данным (значениям параметров солнечного ветра и межпланетного магнитного поля), измеренным на КА *DSCOVER*.

Оптимальные алгоритмы преобразования и оптимальные наборы входных признаков для преобразования зависят от конкретных физических величин и различия приборов, с помощью которых они измеряются на разных КА. Так, в рассмотренном в настоящей работе случае для модуля и z -компоненты межпланетного магнитного поля оказывается достаточно простого линейного преобразования: изменения масштаба со смещением без учета значений других парамет-

ров. Для скорости и плотности солнечного ветра для эффективного преобразования необходим нелинейный алгоритм (многослойный персептрон) и учет значений других параметров (физических величин).

Таким образом, проблема перевода систем прогнозирования с данных одного КА на данные другого КА, измеряющего те же величины, может быть частично решена преобразованием данных из домена “нового” КА в домен “старого”. Эффективность такого преобразования будет возрастать при увеличении длины массивов данных, для которых доступны результаты параллельных измерений на обоих КА.

После прекращения поступления данных со “старого” КА необходимо периодически сравнивать эффективность работы на новых данных для прогнозов нейросетей, обученных на данных “старого” КА (этих данных больше, но это данные из другого домена) и на данных “нового” КА (количество которых будет постоянно увеличиваться). По мере накопления данных с “нового” КА качество прогноза системы прогнозирования, натренированной на этих данных, будет улучшаться, что позволит в конечном итоге полностью перевести работу систем прогнозирования (как применение, так и обучение) на данные “нового” КА.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Daglis I.A.* Space Storms and Space Weather Hazards. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.
2. *Cole D.G.* Space weather: Its effects and predictability // *Space Science Reviews*. 2003. V. 107. P. 295–302. <https://doi.org/10.1023/A:1025500513499>
3. *Vassiliadis D.* Forecasting space weather // *Space Weather: Physics and Effects*. Berlin; Heidelberg: Springer Praxis Books, 2007. P. 403–425. https://doi.org/10.1007/978-3-540-34578-7_14
4. *Kudela K.* Space weather near Earth and energetic particles: selected results // *J. Physics: Conf. Series*. 2013. V. 409. Iss. 1. Art. ID. 012017. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/409/1/012017>
5. *Schrijver C.J., Kauristie K., Aylward A.D. et al.* Understanding space weather to shield society: A global road map for 2015–2025 commissioned by COSPAR and ILWS // *Advances in Space Research*. 2015. V. 55. Iss. 12. P. 2745–2807. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.03.023>
6. *McGranaghan R.M., Camporeale E., Georgoulis M. et al.* Space Weather research in the Digital Age and across the full data lifecycle: Introduction to the Topical Issue // *J. Space Weather and Space Climate*. 2021. V. 11. Art. ID. 50. <https://doi.org/10.1051/swsc/2021037>
7. *Лазутин Л.Л.* Мировые и полярные магнитные бури / Под ред. проф. Ю.И. Логачева. М.: МГУ, 2012. 214 с.
8. *Qiu Q., Fleeman J.A., Ball D.R.* Geomagnetic disturbance: A comprehensive approach by American electric

- power to address the impacts / IEEE Electrification Magazine. 2015. V. 3. Iss. 4. P. 22–33.
<https://doi.org/10.1109/MELE.2015.2480615>
9. *Белаховский В.Б., Пилипенко В.А., Сахаров Я.А. и др.* Рост геомагнитно-индуцированных токов во время корональных выбросов массы и высокоскоростных потоков солнечного ветра геомагнитных бурь в 2021 году // Изв. РАН. Сер. Физическая. 2023. Т. 87. № 2. С. 271–277. , EDN: AITPFO
<https://doi.org/10.31857/S0367676522700478>
 10. *Friedel R.H., Reeves W.G.P., Obara T.* Relativistic electron dynamics in the inner magnetosphere: A review // J. Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. 2002. V. 64. Iss. 2. P. 265–283.
[https://doi.org/10.1016/S1364-6826\(01\)00088-8](https://doi.org/10.1016/S1364-6826(01)00088-8)
 11. *Kataoka R., Miyoshi Y.* Average profiles of the solar wind and outer radiation belt during the extreme flux enhancement of relativistic electrons at geosynchronous orbit // Annales Geophysicae. 2008. V. 26. Iss. 6. P. 1335–1339.
<https://doi.org/10.5194/angeo-26-1335-2008>
 12. *Мягкова И.Н., Шугай Ю.С., Веселовский И.С. и др.* Сравнительный анализ влияния рекуррентных высокоскоростных потоков солнечного ветра на радиационное состояние околоземного космического пространства в апреле–июле 2010 года // Астрон. вестн. 2013. Т. 47. № 2. С. 141–155.
<https://doi.org/10.7868/S0320930X13020060>
 13. *Белов А.В., Виллорези Дж., Дорман Л.И. и др.* Влияние космической среды на функционирование искусственных спутников Земли // Геомагнетизм и аэронавигация. 2004. Т. 44. № 4. С. 502–510.
 14. *Романова Н.В., Пилипенко В.А., Ягова Н.В. и др.* Статистическая связь частоты сбоев на геостационарных спутниках с потоками энергичных электронов и протонов // Косм. исслед. 2005. Т. 43. № 3. С. 186–193.
 15. *Summers D., Stone S.* Analysis of radiation belt “killer” electron energy spectra // J. Geophysical Research: Space Physics. 2022. V. 127. Iss. 9. Art. ID. e2022JA030698.
<https://doi.org/10.1029/2022JA030698>
 16. *Akasofu S.-I., Chapman S.* Solar-Terrestrial Physics. Oxford: Clarendon Press, 1972. 901 p.
 17. *Riazantseva M.O., Dalin P.A., Dmitriev A.V. et al.* A multifactor analysis of parameters controlling solar wind ion flux correlations using an artificial neural network technique // J. Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. 2002. V. 64. Iss. 5–6. P. 657–660.
[https://doi.org/10.1016/S1364-6826\(02\)00026-3](https://doi.org/10.1016/S1364-6826(02)00026-3)
 18. *Burton R.K., McPherron R.L., Russell C.T.* An empirical relationship between interplanetary conditions and *Dst* // J. Geophysical Research. 1975. V. 80. P. 4204–4214.
 19. *Ефиторов А.О., Мягкова И.Н., Широкий В.Р. и др.* Прогнозирование *Dst*-индекса, основанное на методах машинного обучения // Косм. исслед. 2018. Т. 56. № 6. С. 353–364.
<https://doi.org/10.31857/S002342060002493-0>
 20. *Мягкова И.Н., Широкий В.Р., Владимиров Р.Д. и др.* Прогнозирование значений геомагнитного индекса *Dst* при помощи адаптивных методов // Метеорология и гидрология. 2021. № 3. С. 38–46.
<https://doi.org/10.52002/0130-2906-2021-3-38-46>
 21. *Myagkova I., Shiroky V., Dolenko S.* Prediction of geomagnetic indexes with the help of artificial neural networks // E3S Web of Conferences. 2017. V. 20. Art. ID. 02011. 7 p.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/20172002011>