

УДК 537.591.5

## СРЕДНЕСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТОКОВ РЕЛЯТИВИСТСКИХ ЭЛЕКТРОНОВ НА ГЕОСТАЦИОНАРНОЙ ОРБИТЕ ПРИ ПОМОЩИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДАННЫХ НАБЛЮДЕНИЙ КОРОНАЛЬНЫХ ДЫР

© 2020 г. И. Н. Мягкова<sup>1, \*</sup>, Ю. С. Шугай<sup>1</sup>, В. В. Калегаев<sup>1</sup>,  
В. А. Колмогорова<sup>2</sup>, С. А. Доленко<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Научно-исследовательский институт ядерной физики им. Д.В. Скобельцына  
Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова (НИИЯФ МГУ), г. Москва, Россия

<sup>2</sup>Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, физический факультет, г. Москва, Россия

\*e-mail: irina@srd.sinp.msu.ru

Поступила в редакцию 14.09.2019 г.

После доработки 22.10.2019 г.

Принята к публикации 23.01.2020 г.

В работе предложена модель прогноза интегральных суточных потоков (флюенсов) релятивистских электронов ( $E > 2$  МэВ) внешнего радиационного пояса Земли (РЭ ВРПЗ) на геостационарной орбите с использованием изображений Солнца в ультрафиолетовом диапазоне. Полученные результаты показывают, что точность прогноза потоков РЭ ВРПЗ на трое-четверо суток вперед существенно возрастает при добавлении в обучающие параметры прогнозируемых значений скорости солнечного ветра на околоземной орбите, полученных на основе обработки изображений Солнца в УФ-диапазоне прибором AIA обсерватории SDO.

DOI: 10.31857/S0016794020030128

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Как известно, основное влияние на динамику радиационных условий в околоземном космическом пространстве (ОКП) в периоды минимума солнечной активности (СА) оказывают частицы внешнего радиационного пояса Земли (ВРПЗ) — электроны суб-релятивистских и релятивистских энергий, захваченные магнитным полем Земли. Главенствующая роль электронов ВРПЗ обусловлена тем, что основной источник другой популяции несущих радиационную опасность частиц — солнечных космических лучей (СКЛ) — протонов, электронов, ядер — связан, как правило, с солнечными вспышками, которые в минимуме солнечной активности (СА) отсутствуют. Потоки РЭ ВРПЗ существенно воздействуют на радиационные условия в ОКП, в том числе на геостационарных орбитах, и могут негативно влиять на работу спутников, поскольку высокие уровни потоков релятивистских электронов с большой вероятностью повреждают чувствительные электронные компоненты спутников, например [Cole, 2003; Романова и др., 2005; Белов и др., 2004]. Оперативный мониторинг радиационных условий и прогнозирование радиационного состояния ОКП позволяют предупредить опасные

последствия изменений в радиационной обстановке [Pulkkinen, 2007; Kudela, 2013].

Потоки релятивистских электронов во внешнем РПЗ чувствительны к геомагнитным возмущениям (магнитным бурям и магнитосферным суббурям) вне зависимости от их природы — основными источниками возмущений могут быть как корональные выбросы массы (КВМ), связанные с солнечными вспышками, так и высокоскоростные потоки солнечного ветра (ВСП СВ). В период минимума СА, наступившего на данный момент (сентябрь 2019 года), более актуальными становятся магнитные бури, вызванные ВСП СВ из корональных дыр (КД). Из многочисленных экспериментов известно, что в большинстве случаев на главной фазе магнитной бури происходит резкое падение потоков РЭ ВРПЗ. Затем примерно в половине случаев бурь потоки возрастают до уровня существенно выше добуревых, в одной четверти случаев остаются на добуревом уровне, в оставшейся четверти случаев — не восстанавливаются до добуревых уровней [Reeves et al., 2003].

Несмотря на многолетние экспериментальные исследования ВРПЗ и на многочисленные эмпирические и численные модели ускорения элект-

тронов ВРПЗ (например, обзоры [Friedel R.H et al., 2002; Reeves et al., 2003] и ссылки там), вплоть до настоящего времени мнения разных исследовательских групп относительно причин вариаций потоков РЭ ВРПЗ (и механизмов формирования ВРПЗ) расходятся. Тем актуальнее для обеспечения радиационной безопасности становится задача прогнозирования потоков РЭ ВРПЗ с помощью современных методов машинного обучения, позволяющих установить взаимосвязи между анализируемыми переменными путем аппроксимации эмпирических зависимостей.

Прогнозированием вариаций потоков РЭ ВРПЗ на геостационарной орбите занимается достаточно много научных групп. Поскольку, как было уже сказано выше, основной причиной возникновения возмущений магнитосферы в целом, и внешнего РПЗ в частности, является солнечный ветер, то в качестве входных данных для прогнозирования значения потоков РЭ РПЗ используются данные о параметрах солнечного ветра (СВ) и межпланетного магнитного поля (ММП), измеренные в точке Лагранжа L1 между Землей и Солнцем. Поскольку время прохождения СВ со средней скоростью из точки L1 до Земли составляет чуть менее часа, большая часть прогнозов осуществляется на один час вперед, хотя с практической точки зрения более существенный интерес представляют прогнозы суммарных или максимальных за сутки потоков РЭ ВРПЗ на сутки и более.

Наиболее доступный и известный из прогнозов суммарного потока за сутки (флуенса) РЭ ВРПЗ представлен на портале Центра прогнозирования космической погоды Space Weather Prediction Center (<http://www.swpc.noaa.gov/>). Это модель RFFM – Relativistic Electron Forecast Model – (<http://www.swpc.noaa.gov/refm/>). Она подробно описана в работе Бейкера с коллегами 1990 г. [Baker et al., 1990], где было показано, что суточные значения флуенса электронов с энергией  $>2$  МэВ, измеренные на геосинхронной орбите, можно прогнозировать на день вперед, используя линейный фильтр со скоростью солнечного ветра в качестве входа. Модель RFFM не является единственной. Так, в проекте Евросоюза SPACE-CASE (<http://www.fp7-spacecast.eu/index.php>) для прогнозирования состояния ВРПЗ используются модель BAS Global Dynamic Radiation Belt Model ([http://www.antarctica.ac.uk/bas\\_research/models/gdrbm/](http://www.antarctica.ac.uk/bas_research/models/gdrbm/)) и модель SalammbO, созданная в Аэрокосмической исследовательской лаборатории в Тулузе (Aerospace Research Laboratory (ONERA) in Toulouse, France) [Varotsou et al., 2005]. Прогноз потоков электронов ВРПЗ планируется публиковать для трех энергетических каналов:  $>300$  кэВ,  $>800$  кэВ и  $>2$  МэВ. В работе [Simms et al., 2016] для прогнозирования на сутки и трое вперед максимальных за сутки интегральных потоков РЭ ис-

пользуется регрессионный анализ. Помимо стандартных параметров ММП и СВ, используется также УНЧ-индекс.

Скорость солнечного ветра (СВ) оказывает существенное влияние на потоки РЭ [Paulikas et al., 1979; Reeves et al., 2003; Reeves et al., 2011; Myagkova et al., 2011; Turner et al., 2012; Мягкова и др., 2013]. Мы предположили, что, имея возможность заранее оценить скорость СВ на несколько суток вперед, можно значительно улучшить качество и увеличить горизонт прогноза РЭ. Солнечный ветер достигает Земли приблизительно за 3–5 сут в зависимости от его скорости, поэтому использование модели прогнозирования потоков СВ на основе корональных дыр на изображениях Солнца, являющееся отличительной особенностью данной работы, представляется перспективным. При осуществлении прогноза важно помнить, что процессы в ВРПЗ носят нелинейный характер и обладают эффектом памяти, т.е. текущие параметры системы зависят от состояния системы некоторое время назад. Этот промежуток времени может сильно варьироваться, что представляет трудность для получения точного прогноза. Ввиду нелинейности системы и отсутствия общепринятой детерминистической модели, связывающей многочисленные параметры СВ и ММП с величиной потоков РЭ во внешнем РПЗ, использование алгоритмов нейросетевого прогнозирования выглядит наиболее предпочтительным.

Целью данного исследования является анализ работы прогностической модели потоков РЭ ВРПЗ на основе искусственных нейронных сетей, с использованием данных прогноза скорости СВ по площадям корональных дыр (КД) на изображениях Солнца. Прогнозируемой величиной является значение десятичного логарифма интегрального потока (флуенса) за сутки релятивистских электронов с энергией  $>2$  МэВ на геостационарной орбите. Использование модели прогнозирования потоков СВ на основе изображений солнечных корональных дыр для улучшения качества и увеличения горизонта прогноза потоков РЭ является отличительной особенностью данной работы.

## 2. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ВНЕШНЕГО РПЗ ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Как уже говорилось выше, альтернативным подходом к прогнозированию потоков РЭ во внешнем РПЗ является использование искусственных нейронных сетей (ИНС). Искусственная нейронная сеть (ИНС) – это математическая модель, а также ее программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей нервных клеток живого

организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы [Хайкин, 2006]. ИНС принадлежат к классу так называемых методов машинного обучения, позволяющих строить обобщенные математические модели, описывающие интересующий исследователя объект, на основе массива данных. В последнее время применение методов машинного обучения становится все более востребованным для решения задач в области космической погоды (см. сборник статей “Machine learning techniques for space weather” Edited by E. Camporeale, S. Wing, J.R. Johnson 2018 Elsevier Inc.).

С математической точки зрения ИНС представляет собой нелинейный аппроксиматор достаточного общего вида, параметры которого настраиваются с целью минимизации погрешности аппроксимации на имеющемся тренировочном наборе данных. В случае решения задачи прогнозирования искомой аппроксимируемой зависимостью является отображение имеющихся на момент прогнозирования входных данных, описывающих исследуемую систему, на значение прогнозируемой переменной в точке прогноза, отстоящей в будущее на интервал времени, называемый горизонтом прогноза.

Классические нейронные сети активно используются для анализа временных рядов в контексте прогнозирования состояния магнитосферы Земли, как для получения прогноза значения потока электронов во внешнем РПЗ, например, [Shin et al., 2016], так и для оценки параметров различных физических моделей магнитосферы Земли [Bortnik et al., 2018]. В работе [Shin et al., 2016] используются нейронные сети для прогнозирования потока релятивистских электронов, в качестве входных признаков используются часовые данные из различных источников: параметры межпланетного магнитного поля, скорость и плотность солнечного ветра, геомагнитные индексы, такие как *Dst*, *Kp*, *AE*, *SYM-H*, и логарифмы значений потока релятивистских электронов с энергиями  $>40$  кэВ,  $>75$  кэВ,  $>150$  кэВ,  $>275$  кэВ,  $450$  кэВ,  $>0.8$  МэВ и  $>2$  МэВ. Результатом является прогноз значений потоков электронов с различной энергией. В работе [Bortnik et al., 2018] предлагается использование нейронных сетей для оценки параметров магнитосферы в соответствии с различными физическими моделями. В работе приводятся результаты для моделей DEN2D и DEN3D, в качестве входных данных используются преобразованные данные миссии THEMIS.

Нейросетевой подход также использовался ранее для прогноза потока РЭ на геостационарной орбите в моделях, представленных в ряде работ,

например, в работах [Koons, 1990; Ling et al., 2010; Fukata et al., 2002].

В НИИЯФ МГУ созданы инженерные модели, прогнозирующие на один час вперед среднечасовые потоки РЭ ВРПЗ и геомагнитные индексы *Dst* и *Kp* и на сутки вперед суточные флюенсы РЭ ВРПЗ на геостационарной орбите, где на входы ИНС подаются следующие величины:

- данные о величине ММП – покомпонентно ( $B_x$ ,  $B_y$ ,  $B_z$ ) и  $|B|$  (модуль ММП);
- данные о параметрах плазмы СВ: скорость СВ ( $v$ ), плотность протонов ( $n_p$ ), температура протонов ( $T$ );
- данные о величине *Dst*-индекса (только для прогнозирования *Dst*-индекса и потока электронов);
- данные о величине *Kp*-индекса (только для прогнозирования *Kp*-индекса и потока электронов);
- данные об измеренных ранее значениях потока релятивистских электронов ( $>2$  МэВ) (только для прогнозирования потока электронов);
- информация о часе суток и сутках года, представленная в виде значений синуса и косинуса с суточным и годовым периодами.

При прогнозировании необходимо, чтобы осуществляющий измерения параметров СВ и ММП космический аппарат (КА) постоянно находился в одной и той же точке, неподвижной как относительно Земли, так и относительно Солнца. Это возможно при нахождении КА в так называемой точке Лагранжа L1 между Солнцем и Землей, на расстоянии около 1.5 млн км от последней. В настоящее время в этой точке (на так называемых гало-орбитах вокруг нее) находятся несколько КА, для прогнозирования, как правило, используются данные КА ACE (Advanced Composition Explorer) [ACE], осуществляющего измерение и передачу на Землю в реальном времени параметров СВ и ММП, и КА WIND. В своих исследованиях мы использовали данные с КА ACE. Такой выбор обусловлен более высоким качеством данных по сравнению с данными КА WIND, а также тем, что миссия КА ACE началась в 1997 г. и рассчитана до 2024 г.

В качестве входных данных в настоящей работе использовались данные о параметрах СВ и ММП с КА ACE, полученные при помощи приборов SWEPAM (Solar Wind Electron Proton Alpha Monitor) и MAG (<http://www.srl.caltech.edu/ACE/BrowseData>), а также значения геомагнитных индексов с сайта Всемирного Центра Данных по геомагнетизму в Киото (<http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/>). Экспериментальные значения потока РЭ, на которых обучается модель и с которыми сравнивается прогноз, получены в эксперименте на функционирующих на геостационарной орбите КА серии

GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite) – это геостационарные эксплуатационные спутники, предназначенные для наблюдения за окружающей средой. Эти спутники находятся в ведении американской национальной информационной службы спутниковых данных об окружающей среде, которая обеспечивает прогнозирование погоды.

### 3. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СКОРОСТИ СОЛНЕЧНОГО ВЕТРА ПО НАБЛЮДЕНИЯМ СОЛНЕЧНЫХ КОРОНАЛЬНЫХ ДЫР

Солнечная активность – это не только солнечные вспышки и корональные выбросы массы, это – комплекс явлений и процессов, связанных с образованием и распадом в солнечной атмосфере сильных магнитных полей. Одним из проявлений СА являются повторяющиеся (рекуррентные) высокоскоростные потоки солнечного ветра (ВСП СВ) со скоростями, в основном попадающими в диапазон 400–800 км/с, приход которых к Земле вызывает геомагнитные бури средней интенсивности ( $Dst$  до  $-100$  нТл). Приход ВСП СВ на околоземную орбиту приводит к падению, а затем росту потоков РЭ. Высокоскоростные потоки СВ наблюдаются в течение всего солнечного цикла, в том числе в период минимума, хотя максимальные значения их скорости могут быть ниже, чем в период спада солнечного цикла.

Известно, что приход ВСП СВ хорошо коррелирует с прохождением по диску Солнца корональных дыр, областей с открытой конфигурацией линий магнитного поля [Nolte et al., 1976; Harvey and Sheeley, 1978]. В вакуумном ультрафиолете КД наблюдаются, как области пониженной интенсивности, а на спектрогелиограммах, как области повышенной интенсивности. Поэтому представляется достаточно простым подходом нахождение и выделение КД на изображениях Солнца с целью дальнейшего использования их параметров для прогноза ВСП СВ. Так как ВСП СВ необходимо несколько суток чтобы достигнуть Земли, то наблюдая проход КД через центральный меридиан Солнца и оценивая их характеристики, прежде всего площадь, возможно прогнозировать скорость и время прихода ВСП СВ на 3–5 сут вперед в зависимости от скорости СВ. Хорошо себя зарекомендовали подходы, которые автоматически выделяют КД, как области пониженной интенсивности, на изображениях Солнца на длине волн 19.5 нм (прибор SOHO/EIT) или 19.3, 21.1 нм (прибор SDO/AIA), используя пороговые алгоритмы, например, [Vršnak et al., 2007; Krista and Gallagher, 2009; Shugay et al., 2011; Rotter et al., 2015].

Для прогноза скорости СВ, которая далее использовалась нами как входной параметр при прогнозировании потоков РЭ ВРПЗ, мы использова-

ли пороговый алгоритм выделения КД на изображениях Солнца, полученных на длине волны 19.3 нм с КА SDO/AIA, и данные с магнитограмм SDO/HMI для разделения КД и каналов волокон [Shugay et al., 2011; Shugay et al., 2018]. КД идентифицируются как области, в которых интенсивность ниже порогового значения, которое определялось, как средняя интенсивность изображения без учета яркости лимба, умноженная на эмпирический коэффициент, зависящий от длины волны, на которой получено изображение. Для определения КД, влияющих на характеристики СВ, наблюдаемые на околоземной орбите, рассматривалась область около центрального меридиана:  $\pm 20^\circ$  по долготе и  $\pm 40^\circ$  по широте. Эта область выбрана на основе того, что ВСП СВ приходят на околоземную орбиту в основном из средне- и низкоширотных областей КД.

Кроме того, точность определения площади КД по интенсивности выше по лучу зрения, чем на боковых и полярных частях изображения Солнца. Скорость и время прихода СВ рассчитывается в баллистическом приближении по формуле (1):

$$V(S_i, t) = V_{\min} + A_i S_i(t_{i0})^{\alpha_i} \quad (1)$$

$S_i(t_{i0})$  – относительная площадь КД, попадающая в выделяемую по широте и долготе полосу, в момент  $t_{i0}$ , на длине волны  $\lambda_i$  (19.3 или 21.1 нм);  $V_{\min}$  – минимальная скорость СВ;  $A_i$  и  $\alpha_i$  – подбираемые параметры, зависящие от длины волны  $\lambda_i$ ,  $t$  – время прихода потока СВ на околоземную орбиту по прогнозу скорости. В работе были использованы следующие значения параметров:  $V_{\min} = 300$  км/с,  $A_i = 210$  и  $\alpha_i = 0.4$  для длины волны 19.3 нм. В данной модели время прихода СВ от поверхности источника до 1 а.е. рассчитывается по баллистической модели, в которой движение СВ в гелиосфере полагается равномерным и радиальным. Прогноз скорости квазистационарных потоков СВ в режиме реального времени доступен на сайте НИИЯФ МГУ ([http://swx.sinp.msu.ru/models/solar\\_wind.php?gcm=1](http://swx.sinp.msu.ru/models/solar_wind.php?gcm=1)).

Следует сказать, что на настоящее время погрешность существующих моделей прогноза скорости квазистационарных потоков СВ на околоземной орбите, рассчитанная за длительный период, составляет по времени прихода около суток, а по скорости 100 км/с. Наша модель показала погрешность прогноза за 2010–2018 год, равную  $\sim 90$  км/с. Однако, необходимо отметить, что в зависимости от фазы солнечного цикла точность прогноза может меняться. Так, среднеквадратичное отклонение прогноза скорости СВ от измерений на КА ACE было около 100 км/с в 2013–2015 гг. и около 85 км/с в 2011–2012 и 2017–2018 гг. Следует учесть, что часть ошибок

связана с тем, что представленная модель не прогнозирует приход корональных выбросов массы.

Учитывая существование корреляции между потоками релятивистских электронов во внешнем РПЗ и скоростью СВ, алгоритм представляет значительный интерес в рамках решения задачи прогнозирования потоков РЭ ВРПЗ ввиду возможности использовать значения скорости СВ, прогнозируемые на несколько суток вперед.

#### 4. РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ СРЕДНЕСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТОКОВ РЭ ВРПЗ НА ГЕОСТАЦИОНАРНОЙ ОРБИТЕ. МЕТОДИКА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

В настоящей работе использовался массив оперативных данных с 24 мая 2010 г. по 28 февраля 2017 г. Такой временной интервал был выбран по причине отсутствия данных SDO, по которым осуществлялось прогнозирование значения скорости СВ, за период ранее мая 2010 г. Использование оперативных данных объясняется тем, что разрабатываемая модель предназначена для работы в режиме онлайн, в котором данные, подаваемые на вход ИНС, являются оперативными, т.е. поступающими в режиме реального времени; модель должна быть приспособлена для работы с данными соответствующего качества.

Исходные данные всех типов были получены в виде часовых или среднечасовых значений. Далее для осуществления среднесрочного прогнозирования по исходным данным производилось вычисление суточных агрегатов — среднесуточных значений, максимальных или минимальных за сутки среднечасовых значений, интегральных суточных значений. Конкретные типы использованных агрегатов для каждой физической переменной указаны ниже.

Ввиду особенностей данных, передаваемых с космических аппаратов, в них присутствует некоторое количество пропусков. Пропуски длиной 12 ч и менее заполнялись отдельно для каждого признака (физической переменной) методом линейной интерполяции. При обнаружении пропусков длиной более 12 ч никакие данные за соответствующие часы не использовались. Суточные агрегаты вычислялись по имеющимся часовым значениям каждого признака без учета пропусков. В случае, если все часовые данные какого-либо признака в пределах календарных суток оказывались пропущенными, все суточные данные за эти сутки из рассмотрения исключались.

Прогнозируемой величиной являлось значение десятичного логарифма интегрального потока (флюенса) релятивистских электронов с энергией  $>2$  МэВ на геостационарной орбите по данным КА серии GOES.

Отличительной особенностью данной работы являлось использование прогнозируемых значений скорости СВ в точке L1 в будущие моменты времени относительно текущего, полученных на основе площади КД на изображениях Солнца, алгоритм получения которых был описан в предыдущем разделе. С целью выяснения эффективности предлагаемой методики для повышения качества прогноза потоков РЭ ВРПЗ прогнозирование суточных потоков осуществлялось как с использованием прогноза скорости СВ по площади КД, так и без него.

Нейросетевая модель, обученная с помощью алгоритма обратного распространения ошибки на тренировочном наборе данных, проверяется на отдельном тестовом наборе, который не пересекается с тренировочным набором, и для которого также известны желаемые результаты. Оценка качества нейронной сети осуществляется при сравнении прогноза сети на примерах из тестового набора и реальных значений прогнозируемой величины для этих примеров, например, с помощью функции среднеквадратичной ошибки СКО (RMSE) или коэффициента множественной детерминации  $R^2$ . Тестовый набор должен быть достаточно большим, чтобы результат был статистически достоверным, и представлять ту же генеральную совокупность, что и тренировочный набор. Другими словами, тестовый набор должен набираться по тем же характеристикам, что и тренировочный.

При построении аппроксимационных моделей, в том числе нейросетевых, существует вероятность переобучения модели. Переобучение представляет собой явление, когда построенная модель хорошо описывает примеры из тренировочного набора, но относительно плохо работает на примерах из тестового набора. Это связано с тем, что в процессе обучения в тренировочном наборе обнаруживаются закономерности, отсутствующие в генеральной совокупности данных. Модель обучается под эти закономерности, что ведет к ухудшению качества прогноза при работе с данными, которые не участвовали в обучении.

Эта проблема решается разделением обучающей выборки данных на два непересекающихся подмножества примеров — собственно тренировочный и валидационный наборы. Тренировочный набор используется непосредственно для обучения сети, а остановка обучения осуществляется в тот момент, когда при регулярной проверке на валидационном наборе ошибка сети не убывает в течение заданного количества эпох обучения.

Прогноз осуществлялся с горизонтом от 1 до 4 сут, т.е. на 1–4 сут вперед, и для осуществления прогноза на вход ИНС подавались данные за текущий день и за несколько предыдущих дней, т.е. осуществлялось так называемое погружение вре-

менного ряда. Глубина погружения временного ряда, то есть временной промежуток, отсчитываемый от текущего момента времени в прошлое, данные которого использовались для получения прогноза, составлял от 1 до 4 сут для разных физических параметров. Например, при погружении временного ряда на 4 сут на вход ИНС подавалось 5 значений данной физической величины: текущее значение (погружение 0 сут) и значения 1, 2, 3, 4 сут назад.

Общее количество примеров после агрегации часовых данных в суточные, заполнения и отбрасывания пропусков составило 2474, из которых 1738 примеров были включены в тренировочный набор, 434 примера – в валидационный, 300 примеров – в тестовый. В качестве тестового набора были выбраны примеры с 4 мая 2016 года по 28 февраля 2017 г., в качестве обучающей выборки – с 24 мая 2010 по 3 мая 2016, причем разбиение обучающей выборки на тренировочный и валидационный наборы производилось случайным образом в соотношении 80% к 20%.

В данной работе на вход нейронной сети при решении задачи прогнозирования интегральных суточных потоков (флюенсов) релятивистских электронов подавались следующие данные с суточным временным разрешением:

1) Параметры солнечного ветра (СВ) в точке L1 между Землей и Солнцем:

Скорость СВ ( $V$ , км/с) и плотность протонов СВ ( $N_p$ , см<sup>-3</sup>) – максимальные за сутки среднечасовые значения и среднесуточные значения, за текущие и предыдущие сутки.

2) Параметры вектора межпланетного магнитного поля (ММП) в точке L1 ( $B$ , нТл) в системе GSM:  $B_z$  ( $z$ -компонента ММП) – минимальное за сутки среднечасовое значение и величина  $|B|$  (модуль ММП) – максимальное за сутки среднечасовое значение и среднесуточное значение, все за текущие и предыдущие сутки.

3) Геомагнитные индексы: экваториальный геомагнитный индекс  $Dst$  (нТл) (минимальное за сутки часовое значение и среднесуточное значение), планетарные индексы  $K_p$  (максимальное за сутки трехчасовое значение и среднесуточное значение) и  $A_p$  (суточное значение), все за текущие и предыдущие сутки.

4) Прогнозируемое описанным выше способом по площадям КД значение скорости СВ на 1, 2, 3, 4 сут вперед.

5) Суточное количество солнечных пятен за текущие и предыдущие сутки.

6) Временные ряды, учитывающие периодическое вращение Земли:  $\cos$  и  $\sin$  от времени с периодом 1 год.

7) Десятичный логарифм интегрального суточного потока электронов с  $E > 2$  МэВ внешнего

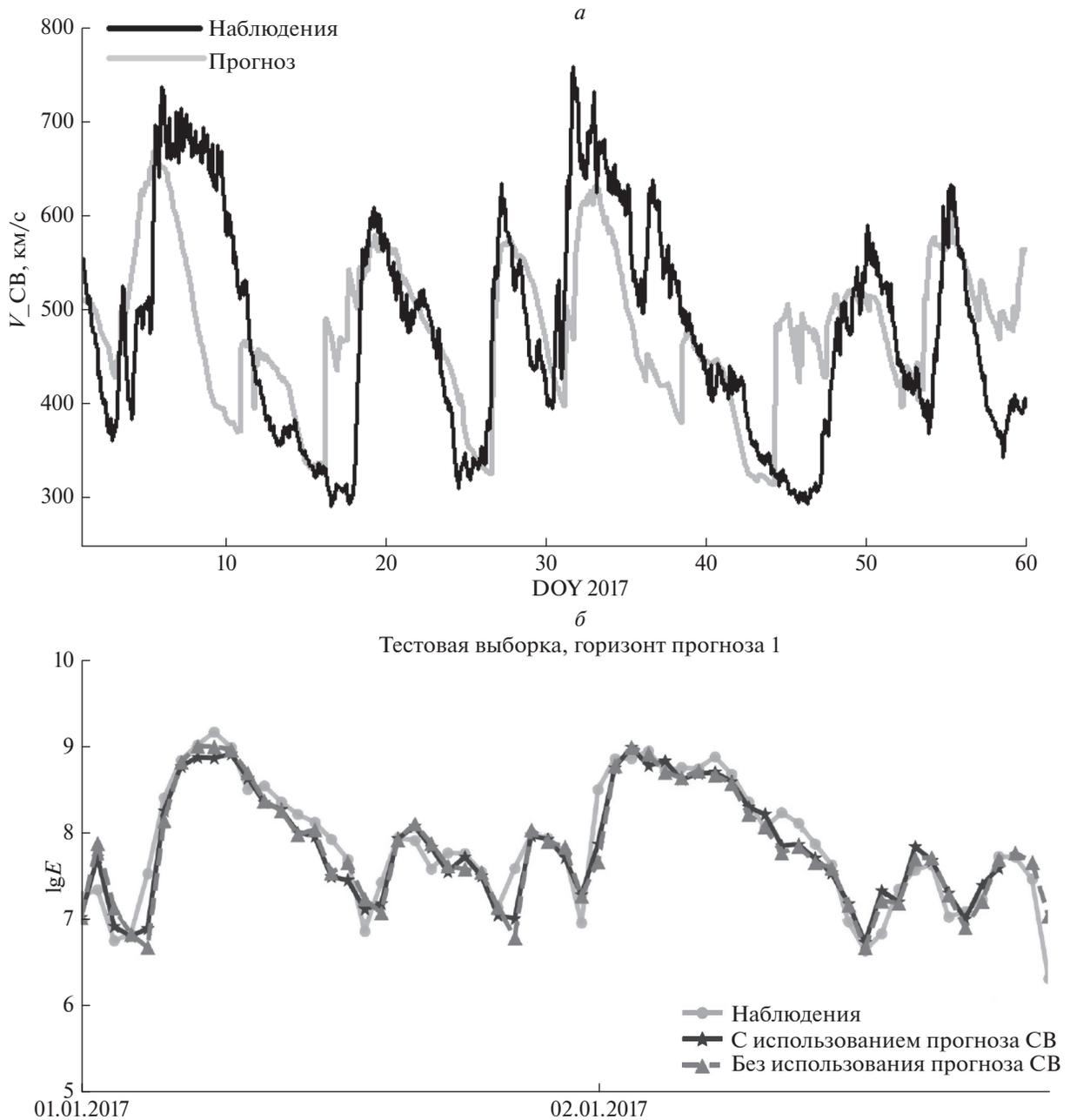
ППЗ (GOES) с погружением 0, 1, 2, 3, 4 сут, т.е. за текущие и четверо предыдущих суток.

В настоящей работе использовались данные о параметрах СВ и ММП с КА ACE (Advanced Composition Explorer), полученные при помощи приборов SWEPAM (Solar Wind Electron Proton Alpha Monitor) (<http://www.srl.caltech.edu/ACE/Browse/Data>) и MAG, значения геомагнитных индексов от Всемирного Центра Данных по геомагнетизму в Киото (<http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/>), а также данные о потоках электронов с энергиями  $>2$  МэВ, полученные на КА серии GOES.

Для получения прогнозов использовался однородный комитет из трех ИНС типа многослойный перцептрон с идентичной архитектурой и различной инициализацией весов. Было проведено сравнение нейросетевых архитектур типа перцептрон с одним скрытым слоем и числом нейронов, варьирующимся от 8 до 128, после чего была выбрана как оптимальная архитектура с 64 нейронами в скрытом слое. ИНС обучались с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, итоговый прогноз является усредненным значением прогнозов трех сетей.

На вход нейронной сети подавались данные, линейно перенормированные отдельно для каждого входного признака в диапазон  $[-1, 1]$ , функцией активации в скрытом слое являлся гиперболический тангенс, в выходном слое использовалась линейная функция. В качестве функции ошибки использовался средний квадрат отклонения, в качестве алгоритма оптимизации был выбран стохастический градиентный спуск с моментом 0.5 и скоростью обучения 0.01. Максимальное количество эпох обучения модели составляло 3500, в качестве критерия останова было выбрано неубывание средней функции ошибки на валидационном наборе данных на протяжении 400 эпох обучения. Подстройка весов осуществлялась мини пакетным способом, размер пакета составлял 10 примеров. При проверке качества модели на валидационном наборе во время обучения было реализовано сохранение наиболее хорошо показавшей себя модели с последующим использованием ее для осуществления прогноза. Оценка качества нейросетевой модели производилась с помощью среднеквадратичной ошибки СКО (RMSE в англоязычной литературе) и коэффициента множественной детерминации  $R^2$ . Все вычислительные эксперименты производились на языке Python с помощью библиотек машинного обучения SciKit-learn (Sklearn, (<http://sidc.oma.be/silso/datafiles>)) и TensorFlow (<https://www.tensorflow.org/>).

Следует отметить, что использованный на данный момент подход имеет следующее принципиальное ограничение – при прогнозе значений скорости СВ, используемых для прогноза



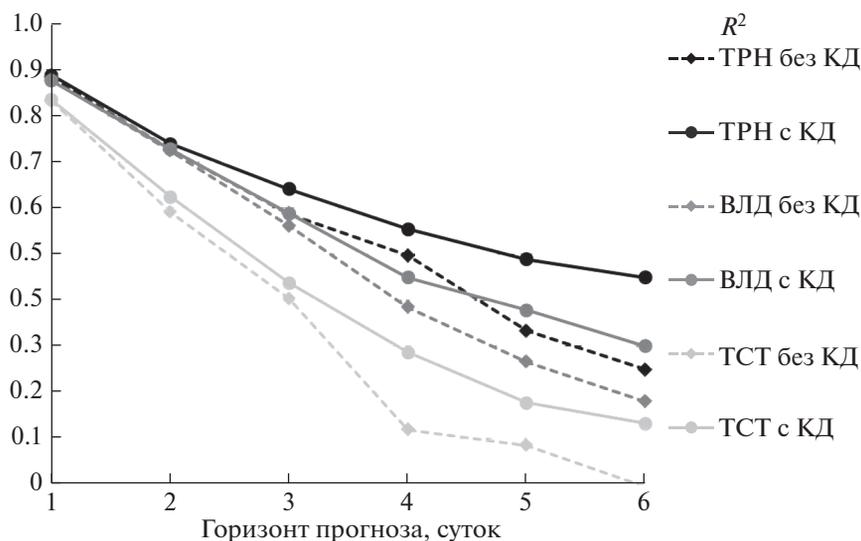
**Рис. 1.** Временные зависимости измеренной и прогнозируемой скорости СВ (а) и прогноз на 1(б), 2(в), 3(г), 4(д) суток вперед в сравнении с измеренными значениями на геостационарной орбите логарифма потоков электронов с энергией выше 2 МэВ.

потоков РЭ ВРПЗ, учитываются только рекуррентные ВСП СВ из КД, и не берутся в расчет изменения скорости СВ при приходе к Земле корональных выбросов массы (КВМ). Данный недостаток модели будет ликвидирован при создании прогноза скорости СВ с учетом КВМ. С другой стороны — в наступившем минимуме СА, когда КВМ достаточно редки, начиная с 2017 г., разрабатываемая модель полезна и с практической точки зрения, несмотря на ее ограничения.

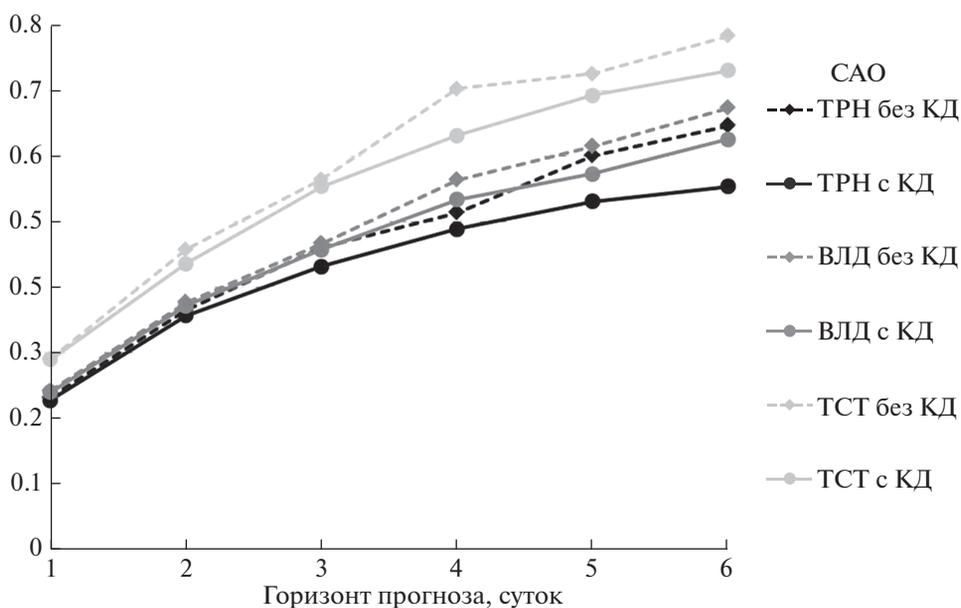
## 5. РЕЗУЛЬТАТЫ

На четырех нижних панелях рис. 1 представлено сравнение временных зависимостей логарифма измеренного на КА GOES потока релятивистских (энергия >2 МэВ) электронов (светло-серые кривые с кружочками) с результатами прогноза логарифма потоков РЭ с использованием значений прогноза скорости солнечного ветра (темно-серые кривые с треугольниками) и без их использования (черные кривые со звездочками), с гори-





**Рис. 2.** Значения коэффициента множественной детерминации как показателя качества прогнозирования логарифма потока РЭ внешнего РПЗ на тренировочном, валидационном и тестовом наборах данных и сравнение их с результатами прогноза с использованием спрогнозированной по изображениям Солнца скорости СВ.



**Рис. 3.** То же для средней абсолютной ошибки (CAO).

воляют получить адекватный прогноз исследуемого временного ряда при малом горизонте прогноза – 1 сут даже без использования результатов прогнозирования скорости СВ по изображениям Солнца. Но с увеличением горизонта прогноза до трех и более суток наблюдается ожидаемое ухудшение качества, что делает использование результатов прогноза скорости СВ необходимым. Из рисунка 1 видно, что использование прогноза скорости солнечного ветра дает преимущество, заметное на горизонте прогноза 3, 4 сут – становится

возможным прогнозировать возрастание потока электронов. Без использования спрогнозированной скорости СВ прогноз потоков РЭ не работает – возрастание потоков РЭ прогнозируется на несколько суток позже, и в начале января, и в начале февраля 2017, и во время более слабых возрастаний. Из рисунка 1 также хорошо виден еще один ожидаемый результат – чем точнее удастся спрогнозировать скорость СВ, тем точнее получаемый прогноз возрастаний потоков РЭ ВРПЗ – особенно это хорошо видно при сравнении воз-

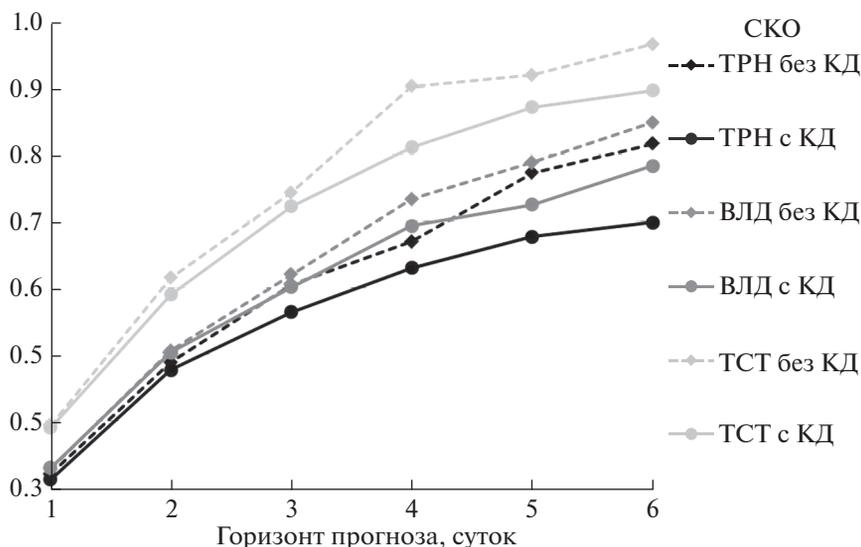


Рис. 4. То же для среднеквадратичной ошибки (СКО).

растаний потоков РЭ в начале и в конце февраля 2017.

Количественно оценивать погрешность прогноза принято с помощью коэффициента множественной детерминации  $R^2$ , средней абсолютной ошибки (САО) и среднеквадратичной ошибки (СКО). Их зависимости от величины горизонта прогноза, полученные для тренировочного, валидационного и тестового наборов, представлены на рис. 2, 3 и 4. Прогнозируемая величина имеет размерность десятичного логарифма потока РЭ в  $(\text{см}^2 \text{ с ср})^{-1}$ .

Из всех трех рисунков видно ожидаемое падение качества прогноза с увеличением горизонта, а также то, что при построении нейросетевой модели не удалось полностью избежать ее переобучения: результаты на тестовом наборе данных существенно хуже результатов на тренировочном и валидационном наборах. Это связано как с небольшим размером тестового набора данных (10 мес.) и его выделением с конца имеющегося временного ряда данных, так и с тем, что длина всего имеющегося временного ряда для обучения составляет всего 6 лет, т.е. около половины солнечного цикла, что явно недостаточно для того, чтобы модель могла при обучении усвоить информацию об имеющихся взаимосвязях, характерную для любой фазы цикла (в том числе и для той, к которой принадлежит тестовый набор).

Несмотря на это, рис. 2–4 убедительно иллюстрируют основной результат данной работы: показатели качества прогноза для всех трех наборов при горизонте прогнозирования от 3 сут и более оказались существенно выше при использовании в качестве дополнительных входных признаков результатов прогноза скорости СВ по изображе-

ниям Солнца, что особенно хорошо заметно на рис. 2. Так, при горизонте прогнозирования в 3 сут коэффициент множественной детерминации  $R^2$  на тренировочном наборе данных возрос с 0.588 до 0.642, а среднеквадратичное отклонение упало с 0.605 до 0.564; при горизонте в 4 сут  $R^2$  возрос с 0.497 до 0.555, а СКО упало с 0.669 до 0.630; таким образом, СКО снизилось на 6–7%. При дальнейшем увеличении горизонта разница является еще более существенной, однако показатели прогноза логарифма потоков РЭ даже с учетом прогноза скорости СВ ( $R^2 < 0.5$  на тренировочном наборе данных) не позволяют говорить об удовлетворительном качестве прогноза. При горизонте прогнозирования в одни сутки получаемое различие в качестве прогнозов отсутствует или не является значимым.

## 6. ВЫВОДЫ

В настоящей работе показано, что алгоритмы машинного обучения позволяют с приемлемой точностью прогнозировать значения логарифма суточных потоков (флюенсов) релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли на несколько суток вперед. Горизонт удовлетворительной точности прогноза на независимых данных (САО = 0.55, СКО = 0.72) составляет при этом трое суток, горизонт минимально приемлемой точности (САО = 0.63, СКО = 0.81) – четверо суток.

Использование прогноза скорости квазистационарных потоков СВ по площади КД, определяемых по изображениям Солнца в ультрафиолетовом излучении, позволяет добиться существенного улучшения качества прогноза десятичного

логарифма потоков РЭ ВРПЗ при прогнозировании на двое, трое и четверо суток (уменьшение САО и СКО на независимых данных составляет от 4–5% на горизонте в 2 сут до 10% на горизонте в 4 сут). При прогнозе потоков РЭ ВРПЗ на сутки использование данных о площадях КД улучшения практически не дает (уменьшение погрешности составляет не более 1%).

#### ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 16-17-00098-П).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Белов А.В., Виллорези Дж., Дорман Л.И., Ерошенко Е.А., Левитин А.Е., Паризи М., Птицына Н.Г., Тясто М.И., Чиженков В.А., Ючки Н., Янке В.Г. Влияние космической среды на функционирование искусственных спутников Земли // Геомagnetизм и аэрoномия. Т. 44. № 4. С. 502–510. 2004.
- Мягkова И.Н., Шугай Ю.С., Веселовский И.С., Яковчук О.С. Сравнительный анализ влияния рекуррентных высокоскоростных потоков солнечного ветра на радиационное состояние околоземного космического пространства в апреле-июле 2010 года // Астрoн. вестн. Т. 47. № 2. С. 141–155. 2013.
- Мягkова И.Н., Доленко С.А., Ефиторов А.О., Широкий В.Р., Сентемова Н.С. Прогнозирование потока релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли на геостационарной орбите с помощью адаптивных методов // Геомagnetизм и аэрoномия. Т. 57. № 1. С. 10–18. 2017.
- Романова Н.В., Пилипенко В.А., Ягова Н.В., Белов А.В. Статистическая связь частоты сбоев на геостационарных спутниках с потоками энергичных электронов и протонов // Космич. исслед. Т. 43. № 3. С. 186–193. 2005.
- Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 1104 с. 2006.
- Baker D.N., McPherron R.L., Cayton T.E., Kebedadel R.W. Linear prediction filter analysis of relativistic electron properties at 6.6 RE // J. Geophys. Res. V. 95(A9). P. 15133–15140. 1990.
- Bortnik J., Chu X., Ma Q., Li, W., Zhang X., Thorne R.M., Baker D.N. Artificial Neural Networks for Determining Magnetospheric Conditions. In Machine Learning Techniques for Space Weather. P. 279–300. 2018
- Cole D.G. Space weather: Its effects and predictability // Space Science Rev. V. 107. P. 295–302. 2003
- Friedel R.H., Reeves W.G.P., Obara T. Relativistic electron dynamics in the inner magnetosphere – A review // J. Atmos. Solar.-Terr. Phys. V. 64. P. 265–283. 2002.
- Fukata M., Taguchi S., Okuzawa T., Obara T. Neural network prediction of relativistic electrons at geosynchronous orbit during the storm recovery phase: effects of recurring substorms. Annales Geophys. V. 20. Issue 7. P. 947–951. 2002.
- Harvey J.W., Sheeley N.R. Coronal holes, solar wind streams, and geomagnetic activity during the new sunspot cycle // Sol Phys. V. 59: P. 159–173. 1978.
- Koons H.C., Gorney D.J. A neural network model of the relativistic electron flux at geosynchronous orbit // J. Geophys. Res. V. 96. P. 5549–5556. 1990.
- Krista L.D., Gallagher P.T. Automated coronal hole detection using local intensity thresholding techniques // Sol. Phys. V. 256. № 1. P. 87–100. 2009.
- Kudela K. Space weather near Earth and energetic particles: selected results // J. Physics: Conf. Series. V. 409. Issue 1. Article id. 012017. 2013.  
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/409/1/012017>
- Ling A.G., Ginet G.P., Hilmer R.V., Perry K.L. A neural network-based geosynchronous relativistic electron flux forecasting model. Space Weather. V. 8. Issue 9. CiteID S09003. 2010.  
<https://doi.org/10.1029/2010SW000576>
- Myagkova I.N., Panasyuk M.I., Denisov Yu.I. et al. Correlation between the earth’s outer radiation belt dynamics and solar wind parameters at the solar minimum according to EMP instrument data onboard the coronas-photon satellite // Geomagnetism and Aeronomy. V. 51. № 7. P. 897–901. 2011.
- Nolte J.T., Krieger A.S., Timothy A.F., Gold R.E., Roelof E.C., Vaiana G., Lazarus A.J., Sullivan J.D., McIntosh P.S. Coronal holes as sources of solar wind // Solar Phys. V. 46. P. 303–322. 1976.
- Pulkkinen T. Space Weather: Terrestrial Perspective // Living Rev. Solar Phys. 4. 1. URL (cited on 18 September 2007): <http://www.livingreviews.org/lrsp-2007-1>. 2007.
- Reeves G.D., McAdams K.L., Friedel R.H.W., O’Brien T.P. Acceleration and loss of relativistic electrons during geomagnetic storms. // Geophys. Res. Lett. V. 30. P. 1529. 2003.  
<https://doi.org/10.1029/2002GL016513>
- Reeves G.D., Morley S.K., Friedel R.H.W., Henderson M.G., Cayton T.E., Cunningham G., Blake J.B., Christensen R.A., Thomsen D. On the relationship between relativistic electron flux and solar wind velocity: Paulikas and Blake revisited // J. Geophys. Res. V. 116. A02213. 2011.  
<https://doi.org/10.1029/2010JA015735>
- Paulikas G.A., Blake J.B. Effects of the solar wind on magnetospheric dynamics: Energetic electrons at the synchronous orbit, in Quantitative Modeling of Magnetospheric Processes // Geophys. Monogr. Ser. V. 21 / Edited by W.P. Olson. P. 180–202. AGU. Washington D.C. 1979.  
<https://doi.org/10.1029/GM021p0180>
- Simms L.E., Engebretson M.J., Piliipenko V., Reeves G.D., Clilverd M. Empirical predictive models of daily relativistic electron flux at geostationary orbit: Multiple regression analysis // J. Geophys. Res. Space Physics. V. 121. P. 3181–3197. 2016.  
<https://doi.org/10.1002/2016JA022414>
- Shin D.-K., Lee D.-Y., Kim K.-C., Hwang J., Kim J. Artificial neural network prediction model for geosynchronous electron fluxes: Dependence on satellite position and particle energy // Space Weather. V. 14. № 4. P. 313–321. 2016.
- Shugay Y.S., Veselovsky I.S., Seaton D.B., Berghmans D. Hierarchical approach to forecasting recurrent solar wind streams // Sol. Syst. Res. V. 45. P. 546–556. 2011.

- *Shugay Yu., Slemzin V., Rodkin D., Yermolaev Yu., Veselovsky I.* Influence of coronal mass ejections on parameters of high-speed solar wind: a case study // *J. Space Weather Space Clim.* V. 8 A28. 2018.  
<https://doi.org/10.1051/swsc/2018015>
- *Turner D.L., Shprits Y., Hartinger M., Angelopoulos V.* Explaining sudden losses of outer radiation belt electrons during geomagnetic storms // *Natural Physics.* V. 8. P. 208–212. 2012
- *Varotsou A., Boscher D., Bourdarie S., Horne R.B., Glauert S.A., Meredith N.P.* Simulation of the outer radiation belt electrons near geosynchronous orbit including both radial diffusion and resonant interaction with Whistler-mode chorus waves // *Geophys. Res. Lett.* V. 32. L19106. 2005.  
<https://doi.org/10.1029/2005GL023282>
- *Vršnak B., Temmer M., Veronig A.M.* Coronal holes and solar wind high-speed streams: I. forecasting the solar wind parameters // *Solar Phys.* V. 240. P. 315–330. 2007.
- *Machine Learning Techniques for space weather.* Ed. by Camporeale E., Wing S., Johnson J.R. Elsevier Inc. 454 p. 2018.  
<https://doi.org/10.1016/C2016-0-01976-9>