

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
имени М.В.ЛОМОНОСОВА»

ФИЗИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ

КАФЕДРА ФИЗИКИ КОСМОСА

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

«Разработка методики прогнозирования потоков солнечных протонов
при помощи искусственных нейронных сетей»

Выполнила студентка

414 группы

Шишкова Светлана Сергеевна

подпись студента

Научный руководитель

ст.н.с. к.ф.-м.н. Мягкова Ирина Николаевна

Допущена к защите

подпись научного руководителя

Зав.кафедрой _____
подпись зав.кафедрой

Москва

2018

ОГЛАВЛЕНИЕ

1. Введение	
1.1. Цель, задачи и актуальность работы	2
1.2. Солнечные протонные события	2
2. Основная часть	
2.1. Ускорение и выход частиц в межпланетное пространство	5
2.2. Современные методы прогнозирования СПС	8
2.3. Анализ данных, используемых для прогноза	
2.3.1. Используемые в работе данные	15
2.3.2. Критерии отбора СПС, результаты	17
2.4. Прогноз	
2.4.1. Анализ данных, разбиение на наборы	19
2.4.2. Структура сети	21
2.4.3. Обучение сети	24
2.4.4. Подбор оптимальной конфигурации входов	25
2.4.5. Результаты	41
3. Выводы	49
4. Заключение	50
5. Список литературы	51
6. Приложение	54

ВВЕДЕНИЕ

1.1. Цель, задачи, актуальность работы

Прогнозирование потоков протонов солнечных космических лучей в широком диапазоне энергий является актуальной задачей, поскольку эти потоки оказывают существенное влияние на радиационные условия в космическом пространстве. Поэтому создание автоматической системы, способной прогнозировать динамику солнечных протонных событий, необходимо для глобального онлайн прогноза космической погоды.

Целью данной работы является создание автоматической системы, способной осуществлять прогноз потока солнечных протонов с горизонтом 1-6ч. Для достижения поставленной цели планируется решить следующие задачи: сформировать выборку данных, на которых будет обучаться сеть; произвести отбор СПС, произошедших в течение выбранного временного промежутка; выбрать оптимальный набор входов, обучить сеть и проверить её работу на наборе данных, которые ранее не предъявлялись сети.

1.2. Солнечные протонные события

С тех пор, как человечество начало осваивать космос, люди стали замечать, что активность Солнца оказывает прямое влияние как на процессы, происходящие на Земле, так и на электронную аппаратуру и космонавтов, находящихся в околоземном пространстве.

Солнечная активность представляет собой совокупность динамичных процессов на Солнце, вызывающих соответствующие изменения в гелиосфере

и активизирующих магнитосферные возмущения [1]. Она имеет самые различные проявления: образования в атмосфере Солнца, отличающиеся от окружающего их вещества повышенной плотностью и пониженной температурой – протуберанцы [1], взрывные процессы выделения энергии в атмосфере Солнца — солнечные вспышки, выбросы вещества из солнечной короны — корональные выбросы массы (далее — КВМ). Ещё одним проявлением солнечной активности является инжекция в межпланетное пространство солнечных космических лучей (СКЛ) — ускоренных на Солнце во время вспышек заряженных частиц (протонов, электронов и ядер), энергия которых варьируется от нескольких кэВ до нескольких ГэВ.

Энергия СКЛ во много раз превосходит энергию других солнечных частиц и излучений, достигая иногда десяти ГэВ и выше. В этом случае СКЛ генерируют каскады в атмосфере Земли и регистрируются наземными установками, представляя собою особый класс событий СКЛ – так называемые наземные возрастания (Ground Level Events, далее — GLE) [2]. Для каждого из подобных событий принято проводить подробное исследование – так называемое case study. Примеры таких исследований приведены в работе [3].

В этой работе будет рассматриваться одно из проявлений солнечной активности — протонные события. Солнечным протонным событием (далее – СПС) считается такое возрастание потоков частиц на 1a.e., при котором максимальный поток протонов с $E_p > 10$ МэВ превышает $1 \text{ см}^{-2} \text{ с}^{-1} \text{ sr}^{-1}$, или, другими словами, $J_p (E_p > 10 \text{ МэВ}) > 1 \text{ pfu}$ [4]. На рис.1 представлен временной профиль серии протонных событий, произошедших в начале сентября 2017г.

Сравнительный анализ СПС 21-24 циклов солнечной активности приведён в работе [5].

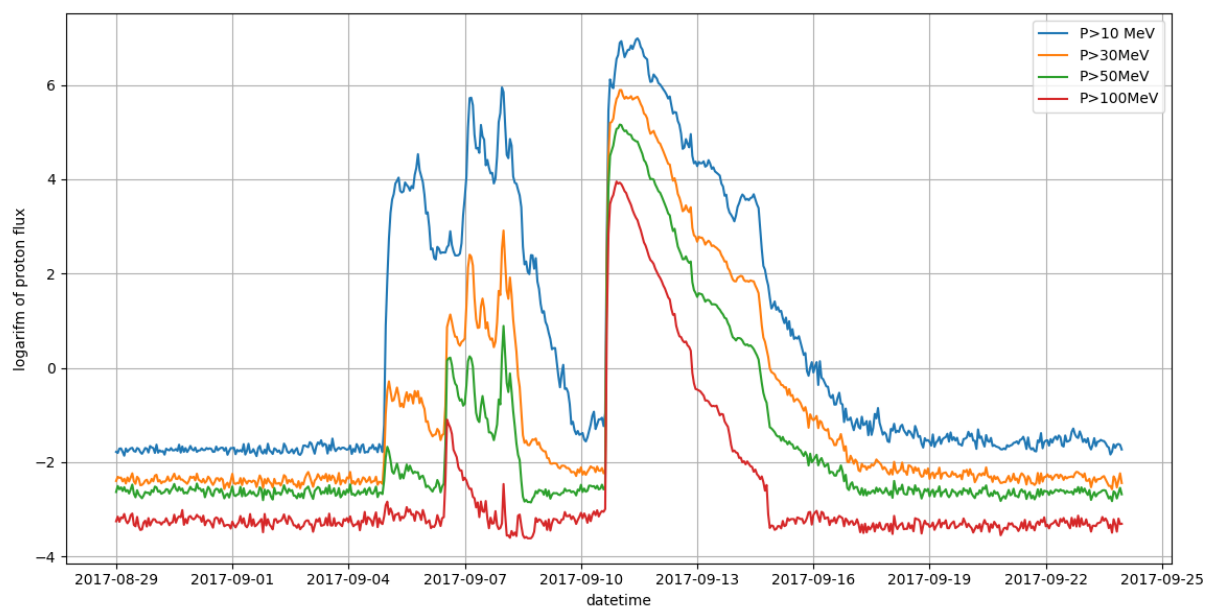


Рис. 1. СПС 5.09.2017 – 19.09.2017

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

2.1. Ускорение и выход частиц в межпланетное пространство

Прежде чем говорить о прогнозировании протонных событий, следует обратить внимание на механизмы некоторых процессов, происходящих на Солнце. А именно, на родительский для протонных выбросов процесс — солнечные вспышки.

Современные наблюдения и базирующиеся на них теоретические модели свидетельствуют в пользу предположения, что главный вспышечный процесс обусловлен накоплением и последующим быстрым выделением избыточной энергии магнитного поля в верхней хромосфере и нижней короне. Избыточная энергия активной области связана с токами, текущими в атмосфере Солнца над уровнем фотосферы, а процесс вспышки есть процесс быстрого изменения этих токов [6].

Инициацией вспышки принято считать пересоединение линий магнитного поля, которое приводит к ускорению заряженных частиц: протонов, электронов и ядер тяжёлых элементов. Поток этих частиц направляется вдоль линии магнитного поля и вторгается в плотные хромосферные слои.

Большая часть ускоренных во вспышках заряженных частиц попадает в плотные слои атмосферы Солнца, теряя свою энергию в столкновениях с ионами и электронами вещества. При этом электроны рождают фотоны — тормозное излучение, а протоны, сталкиваясь с ядрами, переводят последние в возбуждённое состояние, при обратном переходе из которого генерируется излучение с дискретным спектром и высвобождаются быстрые нейтроны. Заряженные частицы, попавшие на замкнутые силовые линии высоко в короне,

могут находиться на них достаточно долго, постепенно теряя энергию. Если же силовые линии вблизи области ускорения частиц уходят непосредственно в межпланетное пространство, тогда частицы получают возможность покинуть область сильного магнитного поля сразу после ускорения [6, 7].

Изучением условий генерации энергичных частиц в солнечных вспышках занимались многие научные группы в разных странах, в том числе в НИИЯФ МГУ. Так, например, в работе Ю.И. Логачёва и В.Г. Столповского «Изучение условий генерации энергичных частиц в солнечных вспышках» [8] изучалась связь амплитуды всплеска в диапазоне теплового рентгеновского излучения и максимального потока частиц ($E_e > 0.025, 0.07$ МэВ; $E_p > 1$ МэВ). Значение коэффициента корреляции между этими величинами составило 0.8 ± 0.03 , из чего был сделан вывод, что энергия, затрачиваемая на ускорение частиц, пропорциональна полной энергии вспышки. Также было выявлено, что связь событий СКЛ со вспышками в диапазоне теплового рентгеновского излучения больше, чем со вспышками в жёстком рентгеновском диапазоне. Значение коэффициента корреляции максимального потока частиц СКЛ с амплитудой всплеска последних составило меньше, чем 0.7.

Экспериментально доказано, что рост вероятности события СКЛ происходит с ростом мощности родительской вспышки. Временной ход интенсивности и спектр вспыхивающих СКЛ в точке наблюдения зависят не только от свойств источника на Солнце, но и от параметров межпланетной среды, в частности, от частотного спектра флуктуаций межпланетного магнитного поля (ММП). Поэтому учёт эффектов распространения необходим при экстраполяции наблюдаемых на орбите Земли потоков СКЛ к источнику. Для протонов и ядер потери энергии в межпланетной

среде обусловлены адиабатическим охлаждением, величина которого зависит от соотношения v и u , где v – скорость частицы, u — скорость солнечного ветра [8].

Процесс распространения энергичных солнечных частиц в межпланетном пространстве определяется структурой последнего. Определённую информацию о межпланетном пространстве и ММП можно получить из временных профилей потоков частиц, в частности, из формы спада потоков частиц [9]. В уменьшающемся с расстоянием поле должна происходить коллимация частиц, и на Земле должны регистрироваться направленные потоки излучения, однако вследствие неоднородности ММП частицы рассеиваются и коллимированные пучки наблюдаются крайне редко. Поскольку скорости частиц различных энергий значительно отличаются, отличается также и время их регистрации после вспышки. Так, максимум потока релятивистских протонов с $E > 1$ ГэВ может быть зарегистрирован спустя 30-40 мин. после момента их выброса, а максимум частиц с энергией 5-10 МэВ может наступить спустя 5-15 часов после вспышки [6].

Химический состав СКЛ отражает состав солнечной атмосферы в центрах активности, но не совпадает с химическим составом Солнца в целом. Кроме того, известные механизмы ускорения частиц обладают различной эффективностью для разных частиц и изотопов.

Зависимость числа зарегистрированных частиц от их энергии называется энергетическим спектром, где $dN/dE = f(E)$ — дифференциальный спектр, $N(> E) = F(E)$ — интегральный спектр. Ускоренные во вспышках заряженные частицы имеют падающий спектр. Максимальные энергии протонов достигают

15 ГэВ, а электронов — нескольких сотен МэВ. С точки зрения радиационной опасности, стоит учитывать протоны с энергиями более десятка МэВ [6].

Первое событие СКЛ было зарегистрировано 28 февраля 1942г. на уровне Земли. Полученные при этом данные ещё не были достаточно полными, т.к. событие было зафиксировано малым числом станций, оборудованных приборами для измерений μ -мезонной компоненты космического излучения. Однако на основании этих данных удалось получить предварительные сведения о спектре солнечных частиц, об их движении в межпланетном и земном магнитных полях и механизмах генерации и спуска частиц на Солнце. В частности, энергия частиц в выбросе была оценена как $E \sim 10^9$ эВ. С февраля 1942 г. по февраль 1984 г. на поверхности Земли было зафиксировано всего 34 подобных события. Самая мощная вспышка СКЛ была зарегистрирована 23 февраля 1956г [10].

Солнечные протонные события, произошедшие в 1970-1996гг. и в 1997-2006гг., представлены в каталогах, созданных научной группой под руководством Ю.И. Логачёва и Г.А. Базилевской [4,11,12,13].

2.2. Современные методы прогнозирования СПС

В настоящее время прогноз каких-либо процессов может быть основан на:

- физической модели процесса,
- статистическом анализе соответствующих данных за некоторый период,
- алгоритмах машинного обучения.

Прогноз протонных событий может являть собой прогнозирование вероятности наступления СПС и расчёт максимальной интенсивности потока частиц или же непрерывное прогнозирование потока солнечных протонов.

В работе Л.И. Дормана [14] предлагается метод, позволяющий отслеживать наступление GLE, основываясь на данных с наземных нейтронных мониторов, а также рассчитывать энергетический спектр на ранних этапах возрастания потоков (20-30 минут после начала события). Точность прогноза растёт с мощностью прогнозируемого события. Показано, что использование данных наземных нейтронных мониторов в реальном времени совместно со спутниковыми измерениями позволяет прогнозировать интегральные потоки высокоэнергичных протонов для разных энергий в течение первых 30-40 минут события и вычисления интегральной плотности потока частиц для продолжительных событий (до нескольких дней).

Суть метода состоит в том, что уравнение Паркера [15] позволяет рассчитать плотность потока протонов на расстоянии r от Солнца на основании информации о времени выброса, жёсткости спектра, коэффициента диффузии частиц вблизи орбиты Земли, а также параметра, характеризующего рост коэффициента диффузии с удалением от Солнца. Чтобы рассчитать плотность потока частиц в некоторый момент времени, было необходимо спрогнозировать поведение используемых при расчёте параметров. В работе [14] Лев Дорман описал спектр энергичных протонов уравнением аппроксимации (в первом приближении) и написал уравнение, в общем случае описывающее вариации показателей нейтронных мониторов. При учёте функций связи, позволяющих рассчитать интенсивность СКЛ из данных наземных нейтронных мониторов, решение системы этих уравнений позволяет выявить закономерности

поведения коэффициентов, которые Дорман впоследствии подставил в модель Паркера.

В настоящее время в университете Малаги (Universidad de Malaga), Испания разработана модель прогнозирования потоков солнечных протонов с энергиями более 10 и 100 МэВ [16,17].

Этот прогноз является сочетанием работы двух моделей: для событий, у которых наблюдалась явная связь с солнечной вспышкой, и для событий, которые нельзя было сопоставить с таковой.

Автор модели использует информацию о дифференциальных потоках протонов (энергии 9 – 500 МэВ) и данные об излучении в мягком рентгеновском диапазоне. Горизонт прогноза составляет до 8 часов; прогнозируется диапазон значений потока солнечных протонов. Точность прогноза составляет 80.72% для частиц с $E > 10$ МэВ и 80.85% для частиц с $E > 100$ МэВ. Вероятность ложной тревоги составляет 33.99% и 29.62% для частиц с $E > 10$ МэВ и $E > 100$ МэВ соответственно.

Модель для прогнозирования “связанных со вспышкой” событий с испусканием частиц с $E > 10$ МэВ основана на наблюдении запаздывающей корреляции между первой производной потока рентгеновского излучения и потоком протонов. При наблюдаемом возрастании излучения в рентгеновском диапазоне рассчитывается вероятность того, что вспышка повлечёт за собой генерацию солнечных протонов и максимальную интенсивность этого потока.

Модель для “слабо связанных со вспышкой” протонных событий построена с использованием алгоритмов машинного обучения. Она являет собой систему из 24 деревьев решений, содержащих сотни узлов в каждом. В узлах находятся

предыдущие значения потоков частиц. В “листьях” деревьев находятся регрессионные модели, предсказывающие значения потоков частиц в момент t . Результаты работы данного прогноза представлены на рис.2,3.

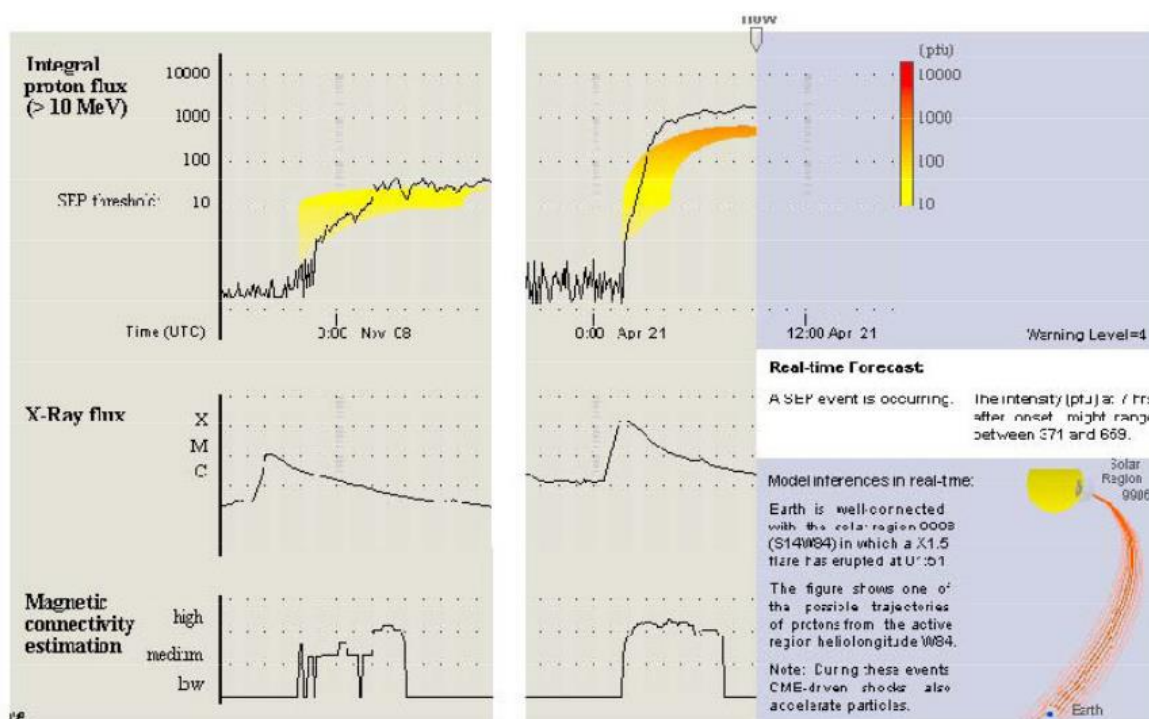


Рис.2 Прогнозы “связанных” со вспышкой СПС 8 ноября 1987г и 21 апреля 2002г.

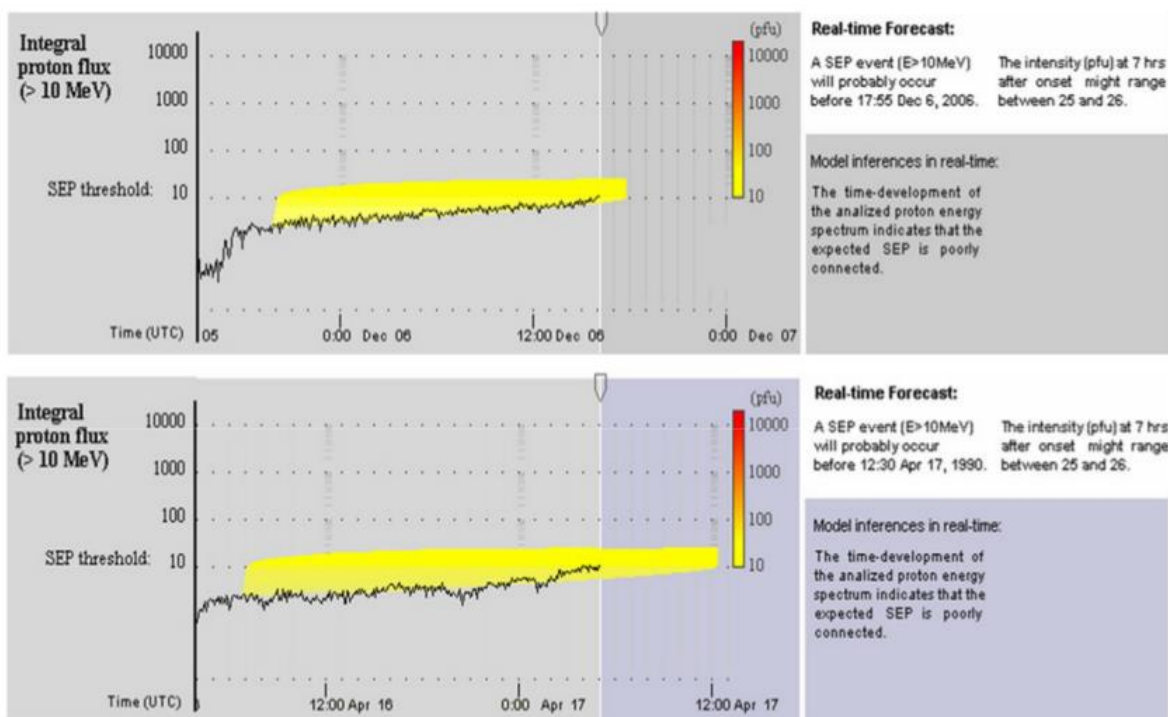


Рис.3 Прогноз “слабо связанных” со вспышками СПС 7 декабря 2006г и 16 апреля 1990г. Время, за которое было сделано предупреждение об СПС – 20 и 22ч соответственно.

Для прогнозирования потоков протонов с $E > 100 \text{ МэВ}$ используется только модель “связанных” событий. В данном случае также используются корреляционные зависимости между производными потоков протонов и рентгеновского излучения, однако данные преобразуются в бинарный формат: если в последний момент времени производная потока была положительной, то величина принимает значение «1», иначе - «0».

В работе [18] предлагается комплексная модель прогнозирования протонных событий. Прогноз начала СПС осуществляется с помощью модели Marlon Nunez [16,17]. В дополнение к ней была разработана Shock Arrival Model, основанная на дифференциальном уравнении, коэффициенты которого были подобраны на основании данных о 98 корональных выбросах массы.

Поток излучения солнечных вспышек в мягком рентгеновском диапазоне – не единственная характеристика солнечных вспышек, используемая при прогнозировании протонных событий. В работе Laurenza с соавторами [19] учитываются координаты, класс вспышки по классификации GOES, интенсивность мягкого рентгеновского излучения и радиоизлучения на частоте 1 МГц. Их прогнозирующая система основывалась на модели логистической регрессии, где наступление события характеризовалось бинарной переменной, принимающей значения «1» или «0» и рассчитывалось с помощью используемых параметров. Логистическая модель имела следующий вид:

$$\log \left[\frac{Prob(SEP_{event})}{Prob(no_{SEP_{event}})} \right] = \log \left[\frac{P}{1-P} \right] = \sum_{j=1}^p \beta_j x_j$$

где $\eta = \sum_{j=1}^p \beta_j x_j$ – функция входных переменных x_j (логарифм потока рентгеновского излучения X и интегрального потока излучения в радиодиапазоне R). Вероятность P выражалась как

$$P(\log X, \log R) = \frac{e^{\eta}}{1 + e^{\eta}}$$

после чего рассчитывалась вероятность наступления события.

Авторы работы стремились создать автоматическую прогнозирующую систему и максимизировать время от предупреждения до наступления события, однако ложные предупреждения составили, тем не менее, 42% от всех предупреждений. Среднее время между предупреждением и наступлением события составило 55мин.

Kahler, Ling в работе [20] прогнозируют вероятность наступления протонного события, используя данные об активных областях и вспышках, произошедших в них: максимального потока излучения в рентгеновском диапазоне при вспышке, излучения в радиодиапазоне, времени начала и максимума вспышки и её координатах. Максимальный поток протонов рассчитывается с помощью флюенсов от солнечных вспышек по уравнению:

$$\log [Flare\ fluence\ (J\ m^{-2})] = 0.61 \log [Sp\ (pfu)] - 2.10$$

где $Sp\ (pfu)$ = solar proton flux.

Метод, предложенный Balch [21] основан на предположении о связи интенсивности мягкого рентгеновского излучения солнечных вспышек и вероятности СПС. Прогноз основывается на данных о максимальных потоках рентгеновского излучения, координатах вспышки и информации о том, был ли в данный момент корональный выброс. Прогнозирование максимального потока солнечных протонов основывается на статистической связи логарифма максимального потока протонов и логарифма интегрального потока рентгеновского излучения соответствующей вспышки. Для прогнозирования также используется логарифм интегрального потока рентгеновского излучения последней вспышки, произошедшей в той же активной области, что и родительская для СПС вспышка. Прогнозирование времени роста потока (т.е. временной разницы между временем максимального потока рентгеновского излучения и временем максимального потока протонов) основано на эмпирическом соотношении времени роста потока и местоположения активной области родительской вспышки.

2.3. Анализ данных, используемых для прогноза

2.3.1. Используемые в работе данные

Как известно, в формирование потоков солнечных протонов вносят изменения динамические процессы на Солнце, в гелиосфере и магнитосфере.

Основными входными данными, на которых тренируется прогнозирующая потоки солнечных протонов сеть, являются значения потоков протонов за 1-6ч до прогнозируемого момента (т.н. погружённые значения). Для тренировки используются данные по выбранному энергетическому каналу и старшим каналам.

На состояние магнитосферы Земли влияют как рекуррентные высокоскоростные потоки солнечного ветра, так и спорадические солнечные события, сопровождающие солнечные вспышки – корональные выбросы массы (КВМ). Одним из основных параметров, характеризующим состояние магнитосферы Земли, является индекс Dst. Dst - индекс геомагнитной активности в низких широтах. Он был введён как мера изменения поля из-за кольцевых токов, возникающих в магнитосфере во время магнитных бурь. На земной поверхности влияние кольцевых токов сказывается в уменьшении горизонтальной составляющей магнитного поля с максимальным уменьшением в низких широтах. Для обучения системы Dst-индекс используется как обозначение прихода КВМ. Как было показано в работе [22], в случае коронального выброса массы, как правило, на геостационарной орбите наблюдается дополнительное возрастание потоков протонов с энергиями 10 и 30 МэВ, которое возникает за счет дополнительного ускорения протонов ударной волной КВМ.

Межпланетное магнитное поле (ММП) вносит существенные изменения в траектории протонов невысоких энергий ($E > 10$ МэВ, $E > 30$ МэВ), поэтому в

качестве входных параметров для обучения системы были также выбраны данные по z-компоненте ММП в системе GSM и модулю индукции ММП. Для анализа значимости других параметров, таких как плотность, скорость и температура солнечного ветра, отношение концентраций ионов гелия и протонов в солнечном ветре была посчитана таблица корреляции этих параметров со значениями потока протонов (табл.1).

	Dst	Kp*10	B _{z_gsm}	B _{magn}	H _{den_SWP}	SW_speed
P>10	-0.2455	0.1729	-0.032	0.176	0.0599	0.1208
P>30	-0.193	0.1103	-0.017	0.1151	0.0429	0.0892
P>50	-0.1471	0.0616	-0.0095	0.0662	0.0262	0.0595
P>100	-0.0873	0.0139	-0.0038	0.027	0.0238	0.0157

Табл.1. Фрагмент таблицы корреляций значений потока протонов и различных параметров

Из таблицы видно, что корреляция потоков протонов в младших энергетических каналах и скорости солнечного ветра достаточно велика, однако данные по скорости солнечного ветра содержат пропуски во время больших СПС, поэтому не могут считаться репрезентативными для обучения сети.

Таким образом, в качестве информации для обучения прогнозирующей системы были выбраны данные по потокам солнечных протонов, Dst-индексу и межпланетному магнитному полю: B_z в системе GSM и |B|.

Данные по потокам протонов со спутников серии GOES, находящихся на геостационарной орбите, были взяты из интернет-архива: https://satdat.ngdc.noaa.gov/sem/goes/data/new_avg/ (пятиминутные измерения). На спутниках серии GOES проводятся измерения потоков протонов и электронов на геостационарной орбите, излучения Солнца в мягком

рентгеновском диапазоне, а также измерения, касающиеся погодных и климатических явлений на Земле, с целью их мониторинга и прогнозирования. В ходе работы средние пятиминутные значения потоков были пересчитаны в среднечасовые и средние по пятнадцатиминутному интервалу времени и прологарифмированы. Значения потоков, усреднённые по интервалу 15 минут, использовались с целью улучшения качества прогноза, т.к. это должно было позволить системе раньше отследить изменение потока.

Информация по индексу Dst была получена с сайта World Data Centre for Geomagnetism (Kyoto) Мирового Центра Данных по Геомагнетизму в Киото: <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp/dstae/index.html> , где они представлены с временным разрешением один час.

Для краткосрочного прогнозирования было важно иметь оперативную информацию о значениях параметров ММП. Данные, использованные в этой работе, были получены на борту ИЗС ACE (Advanced Composition Explorer – <http://www.srl.caltech.edu/ACE>), находящемся в точке Лагранжа L1.

2.3.2. Критерии отбора СПС, результаты

Чтобы избежать некорректного обучения нейронной сети на данных, содержащих большое количество фона (т.е. данных в моменты времени, когда не было СПС), была сформирована выборка из отобранных солнечных протонных событий. Критерием отбора являлось превышение потоком среднего значения более, чем на 3 сигма в течение 3 часов и более. Событие считалось оконченным, если в течение 3 часов превышение среднего значения на 3 сигма не наблюдалось. Алгоритм автоматического отбора СПС был реализован с помощью языка Python. Проверка правильности отбора была осуществлена

согласно каталогу солнечных протонных событий 23 цикла СА, составленному Ю.И. Логачёвым и др.

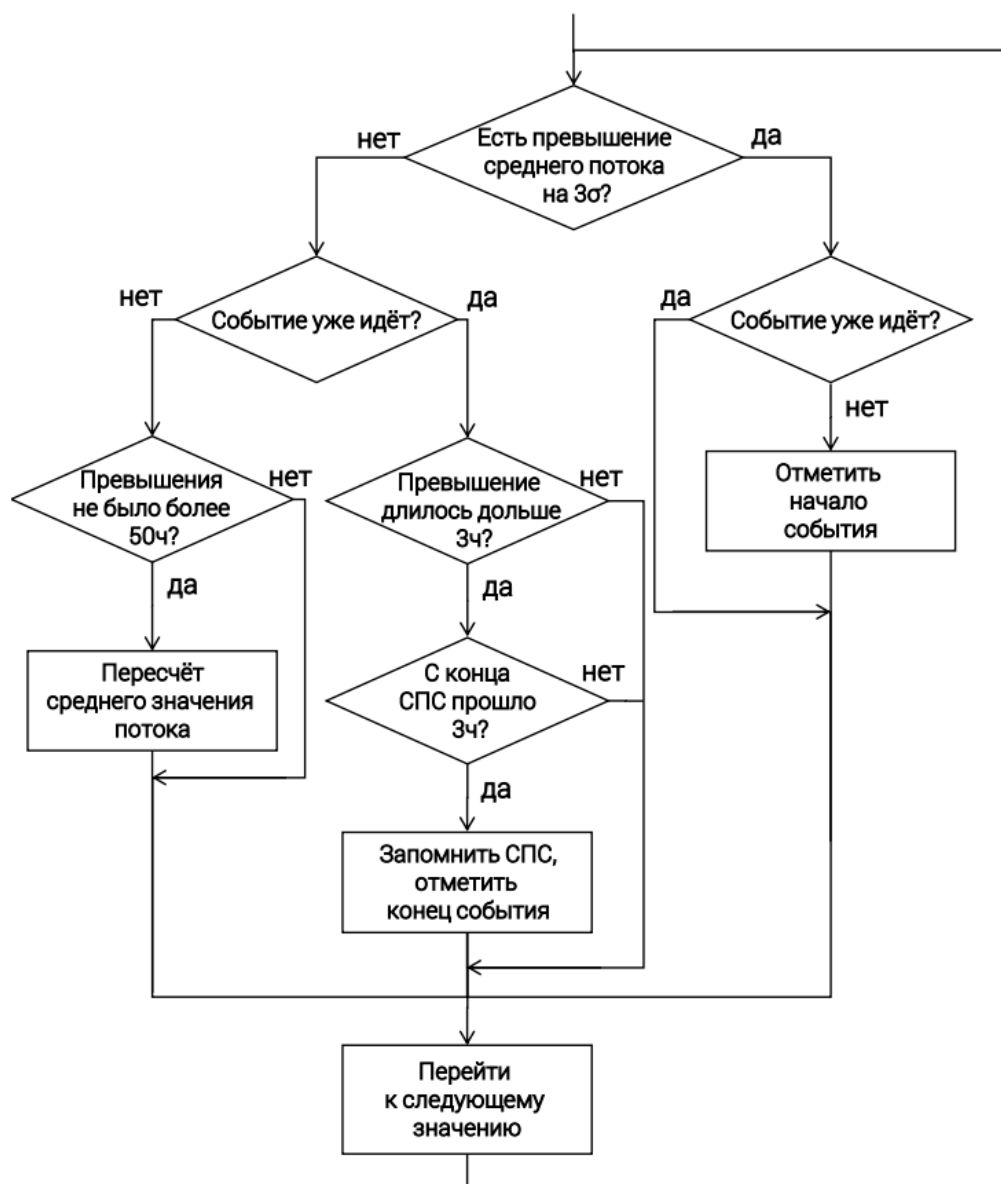


Рис.4. Блок-схема алгоритма отбора

В результате автоматического отбора СПС был получен набор данных, содержащий информацию о потоках солнечных протонов в интервалы времени, когда происходили солнечные протонные события за 1997-2017гг. Также был

составлен оперативный каталог СПС, произошедших в 24 цикле солнечной активности. Каталог представлен в приложении к данной работе.

2.4. Прогноз

2.4.1. Анализ данных, разбиение на наборы

В качестве прогнозирующей системы была выбрана нейронная сеть на основе многослойного персептрона. Использование нейронных сетей для прогнозирования радиационных условий в околоземном космическом пространстве ранее успешно применялось для прогноза потоков релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли (например, [23]).

Для обучения сети из файла данных были выделены три набора: тренировочный, валидационный и экзаменационный. Тренировочный набор данных служит для обучения сети, валидационный – для проверки качества прогноза в ходе обучения, экзаменационный набор представляет собой данные, которые сеть не видит в процессе обучения. Экзаменационный набор служит для проверки качества прогноза по окончании обучения. Тренировочный набор содержит в себе данные за 1998 — 2006г. включительно, валидационный — за 2010-2014г. включительно, экзаменационный — за 2015-2017г. Отношение количества примеров в выбранных наборах составляет 54:30:6. Также, чтобы убедиться, что все наборы представляют собой приблизительно равноценные по числу СПС периоды солнечной активности, было построено распределение числа СПС по годам (рис.5).



Рис. 5. Распределение числа солнечных протонных событий по годам.

В ходе разработки оптимального алгоритма было проведено обучение сети на различных наборах входных данных:

- часовые и 15-минутные значения потоков протонов и дополнительные параметры (Dst , B_z , $|B|$) – 138 входов
- часовые значения потоков протонов и дополнительные параметры (Dst , B_z , $|B|$) – 42 входа
- часовые и 15-минутные значения потоков протонов – 120 входов
- часовые значения потоков протонов – 24 входа

В ходе работы было выяснено, что использование $|B|$ и B_z как дополнительных параметров для обучения системы не приводит к улучшению

результата и было также проведено обучение сети на данных, содержащих в качестве дополнительного параметра только индекс Dst.

2.4.2. Структура сети

Персептрон — математическая или компьютерная модель восприятия информации, созданная Фрэнком Розенблаттом в 1957 году с целью построения модели мозга (<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=персептрон>). Персептрон состоит из трёх типов элементов, а именно: поступающие от «датчиков» сигналы передаются ассоциативным элементам, а затем — реагирующим элементам. Т.е., согласно терминологии нейросетевого программирования, существует три типа нейронов: входные, выходные и нейроны скрытого слоя. В последних и происходит процедура «принятия решения» (рис. 6) Сравнивая разработки Розенблатта и современные обзоры и статьи, можно выделить 4 довольно обособленных класса персептронов: персептрон с одним скрытым слоем (имеет по одному слою нейронов каждого типа), однослойный персептрон (модель, в которой входные элементы напрямую соединены с выходными с помощью системы весов), многослойный персептрон по Розенблатту (персептрон, содержащий несколько слоёв скрытых нейронов), многослойный персептрон по Румельхарту (частный случай многослойного персептрона по Розенблатту, обучение которого происходит по методу обратного распространения ошибки).

Для обучения многослойных сетей был предложен алгоритм обратного распространения ошибки — градиентный алгоритм обучения, проводящий сигнал ошибки, вычисленный выходами персептрона, к его входам.

В процессе обучения за одну эпоху с помощью тренировочного набора данных сеть подстраивает веса обучающихся слоёв, затем проверяет качество

прогноза на валидационном наборе (т.е. наборе, на котором делается «пробный» прогноз и рассчитывается величина ошибки), и пересчитывает ошибку прогнозирования. Если критерий остановки обучения не был выполнен, то происходит переход к следующей эпохе, в которой процедура повторяется.

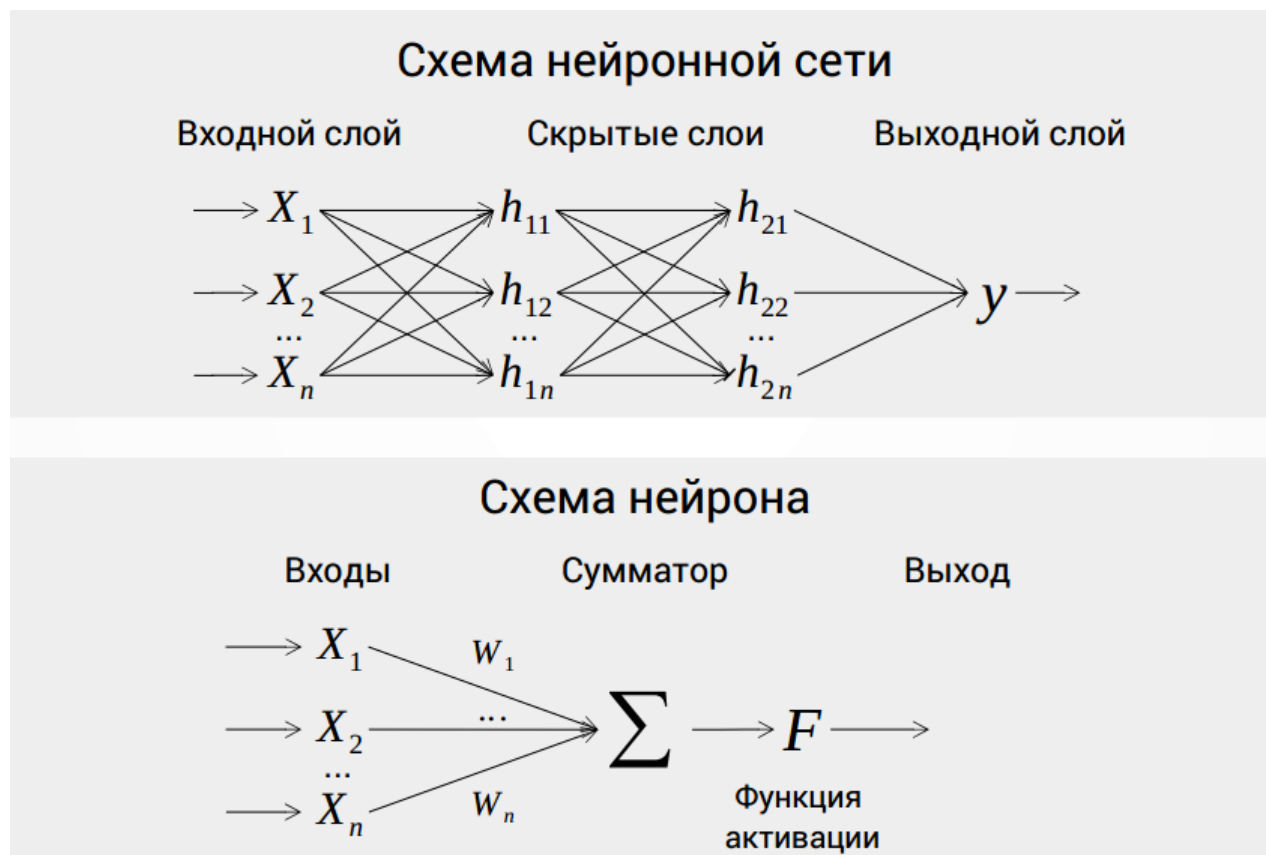


Рис. 6. Принципиальная схема нейронной сети.

Функция активации – функция, вычисляющая выходной сигнал искусственного нейрона. В качестве аргумента принимает сигнал, получаемый на выходе сумматора сигналов со всех нейронов слоя. Наиболее часто используются следующие функции активации: relu, линейная и сигмоидальная. Функция relu имеет формулу $f(x) = \max(0, x)$ и реализует пороговый переход в нуле. Линейная функция имеет два линейных участка, где функция активации

тождественно равна минимально допустимому и максимально допустимому значению и участок, на котором функция строго монотонно возрастает (рис. 7). Сигмоидальная функция – монотонно возрастающая всюду дифференцируемая S-образная нелинейная функция с насыщением. Позволяет усиливать слабые сигналы и не насыщаться от сильных сигналов (рис. 8). Примерами такой функции активации являются логистическая функция и гиперболический тангенс.

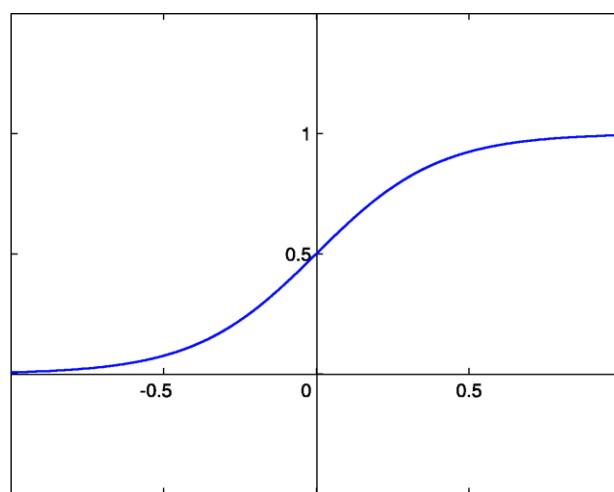
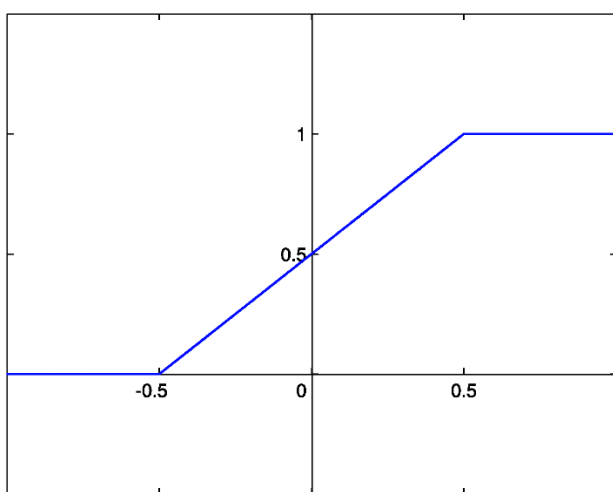


Рис. 7. Линейная функция активации Рис. 8. Сигмоидальная функция активации

Стандартным методом обучения нейронных сетей является метод стохастического градиентного спуска (Stochastic Gradient Descent — SGD). Этот метод обновляет каждый вес в сети, вычитая градиент оптимизируемой функции по соответствующему весу и масштабируя его на шаг обучения (параметр, определяющий скорость обучения сети).

RMSProp — метод адаптивного скользящего среднего градиентов, является модификацией SGD. RMSProp эффективно перемасштабирует шаг обучения для каждого веса в отдельности, учитывая историю всех прошлых

градиентов для этого веса. Перемасштабирование таким способом эффективно уменьшает шаг обучения для весов, которые имеют большую величину градиента. Также метод уменьшает сам шаг обучения со временем (<http://www.machinelearning.ru/wiki/images/7/71/Voron-ML-DeepLearning-slides.pdf>).

Критерием остановки обучения может являться достижение заранее заданного количества эпох или достижение эпохи, на которой изменение loss-функции на валидационном наборе данных будет пренебрежимо мало.

В данной работе в качестве прогнозирующей системы был использован персептрон с двумя скрытыми слоями по 80 и 10 нейронов соответственно. В качестве алгоритма обучения был выбран RMSProp, в качестве loss-функции – средний квадрат ошибки

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Функции активации на обоих скрытых слоях сигмоидальные, на выходном слое – линейная.

2.4.3. Обучение сети

Обучение сети происходило в течение 1000 эпох. В ходе обучения сохранялись веса сети, имеющей наилучшие статистики обучения. Критерием качества обучения являлось достижение минимальной среднеквадратичной ошибки на валидационном наборе.

Для понимания того, что обучение сети происходит правильно, были получены графики поведения статистик (среднеквадратичной и средней абсолютной ошибки) во время обучения (см. рис.9). На тренировочном наборе

величина ошибок монотонно убывает; на валидационном – достигает минимума, а затем возрастает. Последнее свидетельствует о том, что на эпохах после 80й сеть начинает переучиваться. Сохранение весов лучшей сети позволяет избежать переучивания.

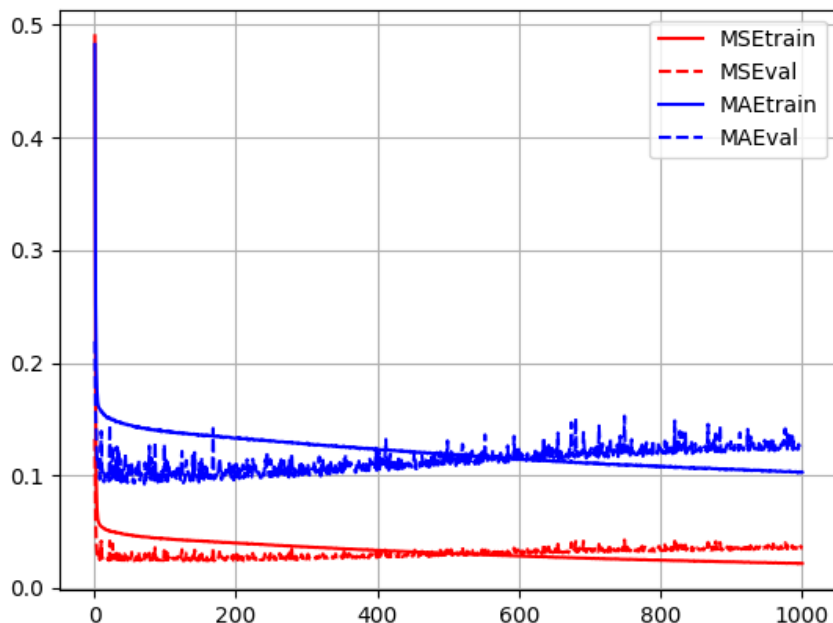


Рис.9. Статистики обучения на тренировочном и валидационном наборах данных. MSE_{train} – средний квадрат ошибки сети на тренировочном наборе, MSE_{val} – средний квадрат ошибки сети на валидационном наборе, MAE_{train} , MAE_{val} – средняя абсолютная ошибка сети на соответствующих наборах данных.

2.4.4. Подбор оптимальной конфигурации входов

Одним из этапов разработки методики прогнозирования потоков солнечных протонов является определение оптимальной выборки данных для обучения прогнозирующей системы. Критерием сравнения качества обучения

на различных выборках входных параметров являлись значения следующих статистик: средний квадрат ошибки (MSE), коэффициент детерминации (R^2), среднеквадратичная ошибка (RMSE) и коэффициент корреляции (r).

В ходе работы были проведены следующие сравнения результатов обучения модели:

1. Сравнение прогнозов сетей, обученных на полной выборке данных и на данных за интервалы времени, когда на Солнце происходили протонные события, для горизонта прогноза 1ч.
2. Сравнение прогнозов сетей, обученных на данных, содержащих информацию только о потоках протонов и данных, также содержащих информацию о выбранных параметрах (D_{st} , $|B|$, B_z). Сравнение проводилось для наборов, содержащих только часовые данные по протонам и наборов, содержащих также значения потоков протонов, усреднённые по 15-минутному интервалу времени.
3. Сравнение прогнозов сетей, обученных на выборках, содержащих индекс D_{st} в качестве единственного дополнительного обучающего параметра, и выборках, состоящих только из данных по протонам. Сравнение также проводилось для наборов, содержащих только часовые значения протонов, и наборов, дополненных 15-минутными значениями.
4. Сравнение прогнозов нейронной сети и модели линейной регрессии. Обе модели были обучены на выборке данных, содержащей часовые и 15-минутные значения потоков протонов, и D_{st} -индекс в качестве дополнительного параметра.

Из рис.10,11,12 видно, что значения коэффициента корреляции и коэффициента детерминации для сети, обученной на отобранных событиях, превышают значения соответствующих коэффициентов для сети, обученной на полном наборе данных для всех энергетических каналов. Тот факт, что

среднеквадратичная ошибка для сети, обученной на полном наборе данных, меньше, чем для сети, обученной на отобранных событиях, можно объяснить тем, что полный набор содержит в себе много данных за периоды, когда СПС не было. Проверая качество прогноза в том числе и на фоновых данных, сеть получает на выходе меньшую ошибку, чем при прогнозировании интервалов, соответствующих СПС. Исходя из полученных результатов, все дальнейшие исследования проводились для массива данных, содержащего только отобранные СПС.

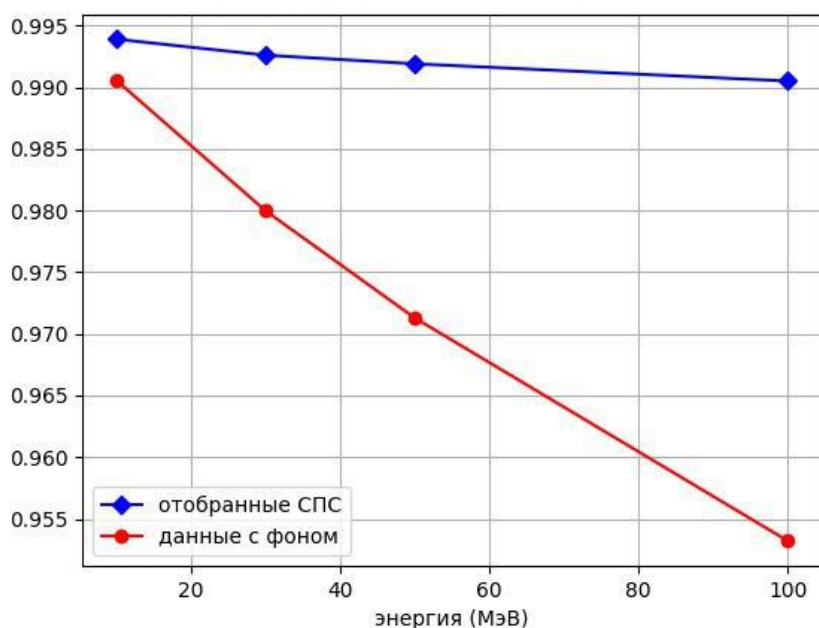


Рис. 10. Значения коэффициента корреляции на экзаменационном наборе данных для сети, обученной на полном наборе данных, и сети, обученной на отобранных СПС.

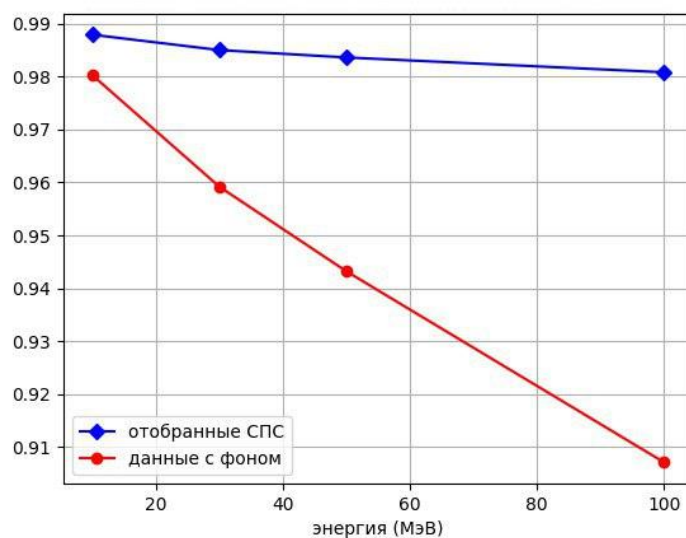


Рис. 11. Значения коэффициента детерминации на экзаменационном наборе данных для сети, обученной на полном наборе данных, и сети, обученной на отобранных СПС.

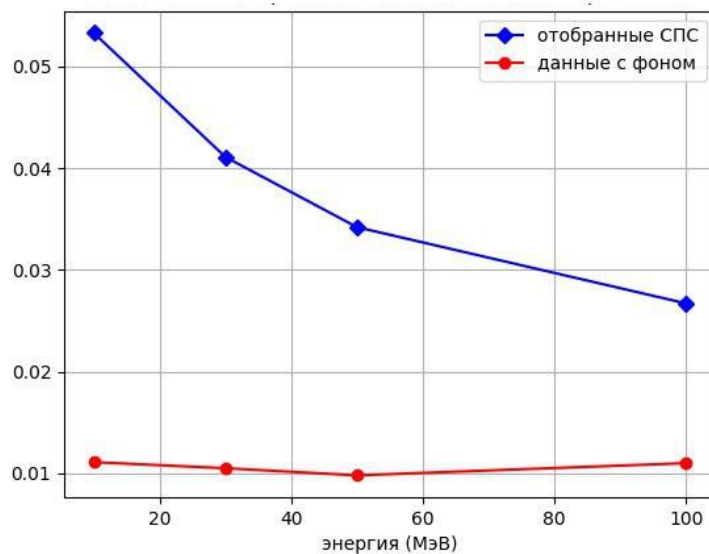
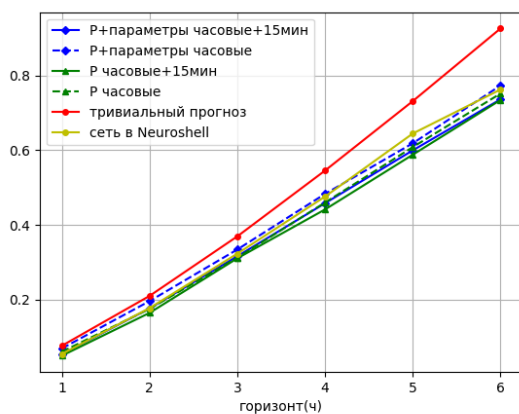


Рис. 12. Значения среднего квадрата ошибки на экзаменационном наборе данных для сети, обученной на полном наборе данных, и сети, обученной на отобранных СПС.

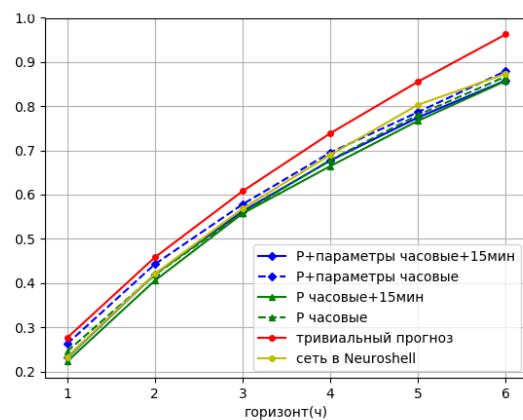
В процессе поиска оптимальной конфигурации входных данных было проведено сравнение статистик прогнозов сетей, обученных на различных наборах данных, а также статистик тривиального прогноза. Тривиальный прогноз – данные за последний момент, известный системе. Сравнение проводилось для всех энергетических каналов. На рис.13,14,15,16 изображена зависимость статистик прогноза, рассчитанных по экзаменационному набору данных, от горизонта прогноза. Синей сплошной линией обозначены статистики для сети, обученной на данных, содержащих часовые и 15-минутные значения потоков протонов, а также часовые значения дополнительных параметров D_{st} , B_z , $|B|$; синей пунктирной линией – статистики для сети, обученной на часовых значениях всех входных параметров; зелёной сплошной линией – статистики для сети, обученной только на значениях потоков протонов (часовых и 15-минутных); зелёной пунктирной – статистики для сети, обученной только на часовых значениях потоков протонов. Также для проверки правильности работы сети архитектура сети была воссоздана в пакете Neuroshell. Результаты прогноза этой сети также представлены на графиках (жёлтая сплошная линия). Статистики тривиального прогноза обозначены на графиках красной сплошной линией.

Из рис. 13,14,15,16 мы видим, что сплошные кривые, соответствующие коэффициенту детерминации и коэффициенту корреляции для наборов данных, содержащих средние значения потоков протонов по 15-минутному интервалу, лежат выше аналогичных пунктирных, соответствующих наборам часовых данных. Из этого можно сделать вывод, что учёт динамики потоков в течение предыдущего часа способствует улучшению качества прогноза, и данные по потокам протонов, усреднённые по интервалу 15 минут, следует использовать при обучении сети.

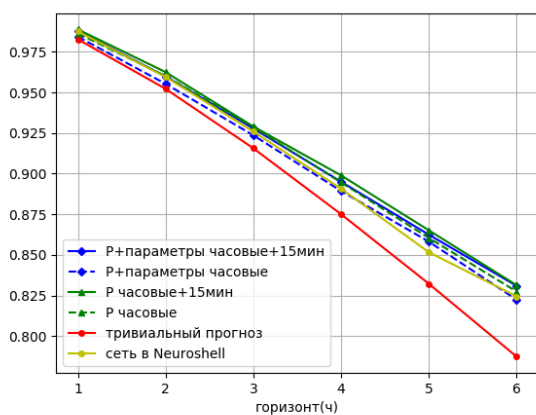
Также можно заметить, что использование дополнительных параметров (Dst , $|B|$, B_z) в качестве обучающих данных не приводит к улучшению результата прогнозирования. В случае частиц с энергией больше 50 и 100 МэВ это можно объяснить тем, что межпланетное магнитное поле практически не оказывает влияния на динамику потоков столь высокоэнергичных частиц. Для энергетических каналов $E > 10$ МэВ и $E > 30$ МэВ в части событий учёт параметров должен улучшать результат, однако это не наблюдается. Возможно, причиной этого является то, что среднечасовые B и B_z дают больше шума, чем полезной информации. Для уточнения наблюдаемых результатов было проведено сравнение качества прогноза сетью, обученной на наборе, содержащем данные о потоках протонов (усреднённые по часам и 15-минутным временным интервалам значения) и индексе Dst , и аналогичном наборе, не включающем в себя данные по Dst .



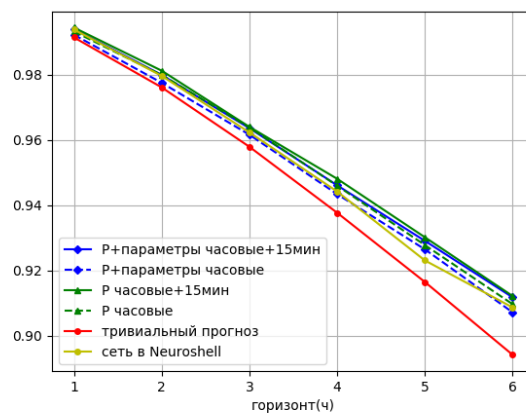
(а)



(б)

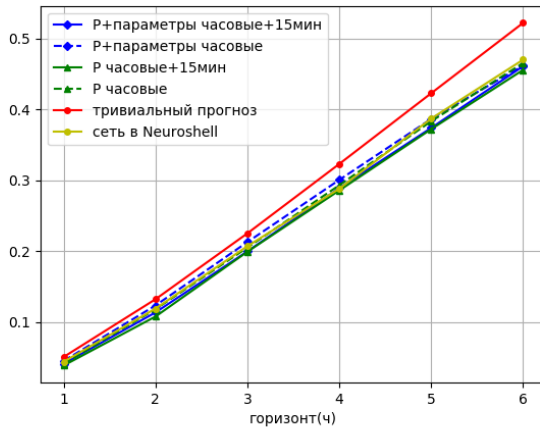


(в)

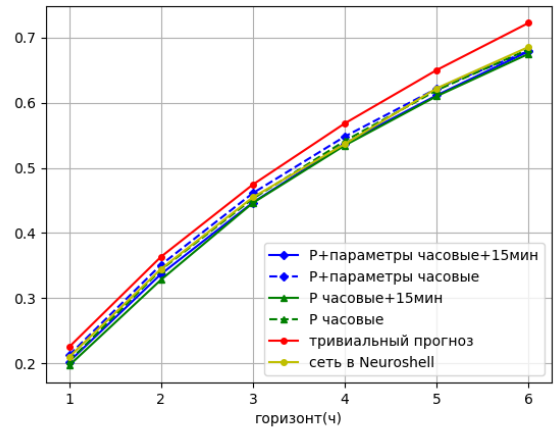


(г)

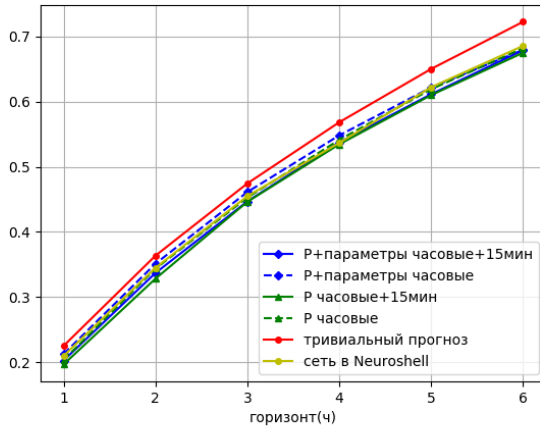
Рис. 13. Статистики для энергетического канала $E(p) > 10$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.



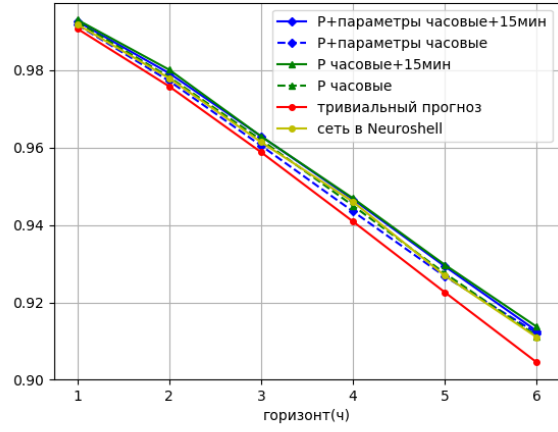
(а)



(б)

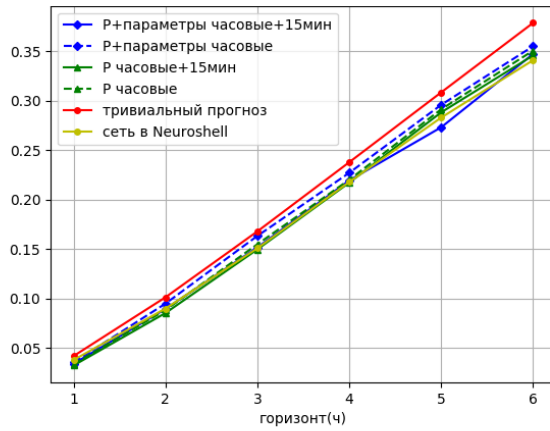


(в)

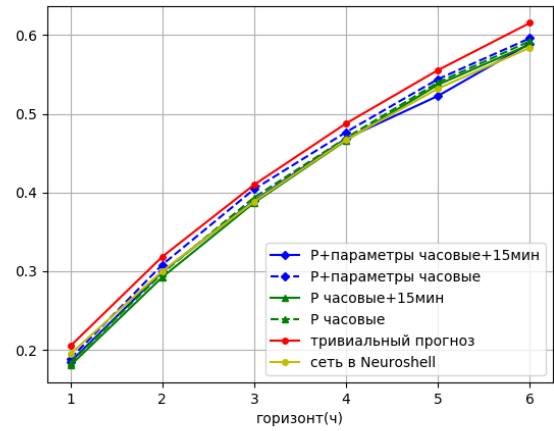


(г)

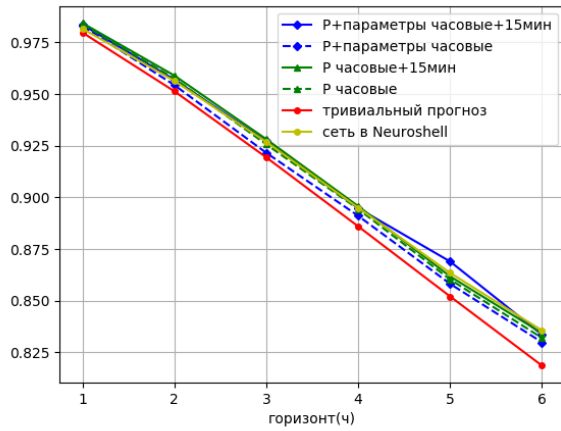
Рис. 14. Статистики для энергетического канала $E(p) > 30$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.



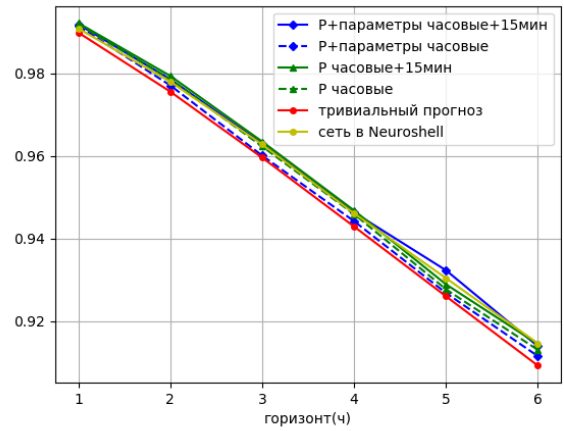
(а)



(б)

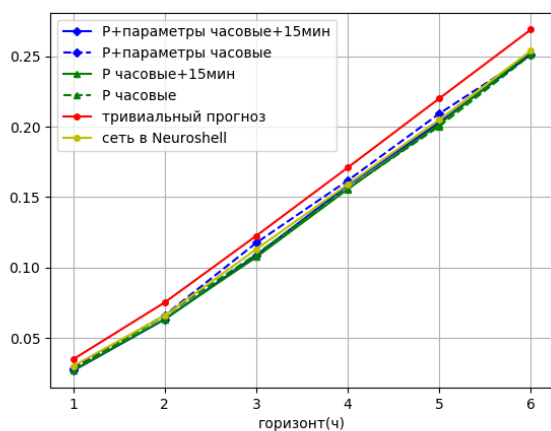


(в)

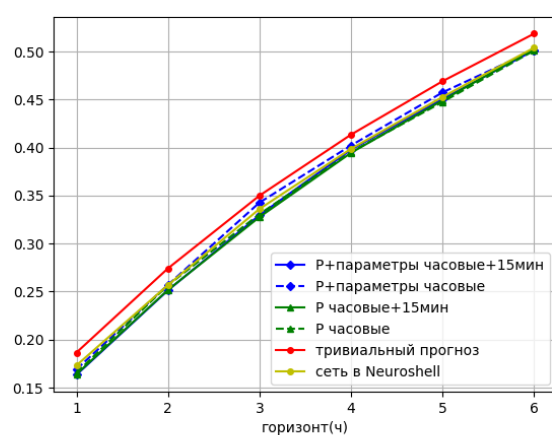


(г)

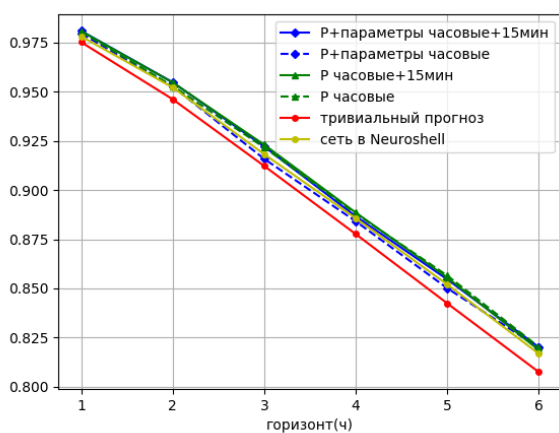
Рис. 15. Статистики для энергетического канала $E(p) > 50$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.



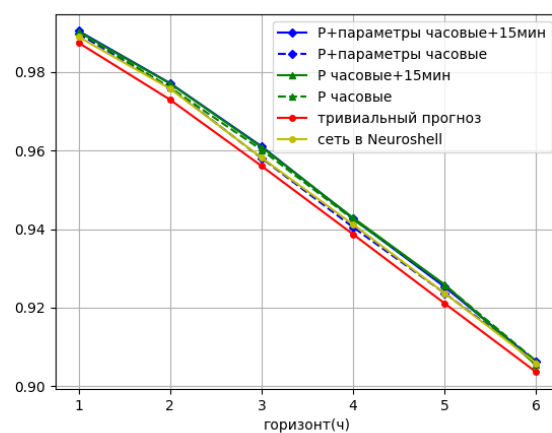
(а)



(б)



(в)



(г)

Рис. 16. Статистики для энергетического канала $E(p) > 100$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.

В результате было проведено сравнение качества прогнозов сети, обученной на данных по потокам протонов и сети, обученной на данных,

содержащих в качестве дополнительного параметра только индекс Dst. На рис. 17,18,19,20 приведена разность статистик прогнозов сети и тривиального прогноза (подобная форма позволит более явно представить разницу качества прогнозов).

Из рис.17-20 видно, что использование индекса Dst как дополнительного параметра при обучении даёт небольшое улучшение результата прогноза. Наблюдаемый эффект объясним с физической точки зрения: при сопровождении протонного события КВМ на геостационарной орбите должно наблюдаться дополнительное возрастание потоков протонов низких энергий, возникающее за счёт ускорения протонов ударной волной КВМ [22].

Также для горизонтов 3 и 4ч на рис.17-20 наблюдается отклоняющееся от ожидаемого поведение статистик для сетей, обученных на данных, содержащих 15-минутные значения потоков протонов. Наблюдаемое поведение статистик можно объяснить попаданием сети в локальный минимум в процессе обучения. Эта особенность проявляется только для данных с усреднёнными 15-минутными значениями потоков протонов, т.е. для сети с большим количеством входов, следовательно, весов — такая сеть более подвержена попаданию в локальный минимум. С целью уточнения результатов для каждого набора данных было проведено обучение трёх сетей с различной начальной инициализацией весов и построены графики для средних значений статистик с указанием погрешностей. На графиках с погрешностями можно заметить, что на горизонтах 3 и 4 часа имеет место значительное отклонение от среднего и большая дисперсия. Вполне вероятно, что наблюдаемые выбросы свидетельствуют о недоученности сети по причине попадания в локальный минимум.

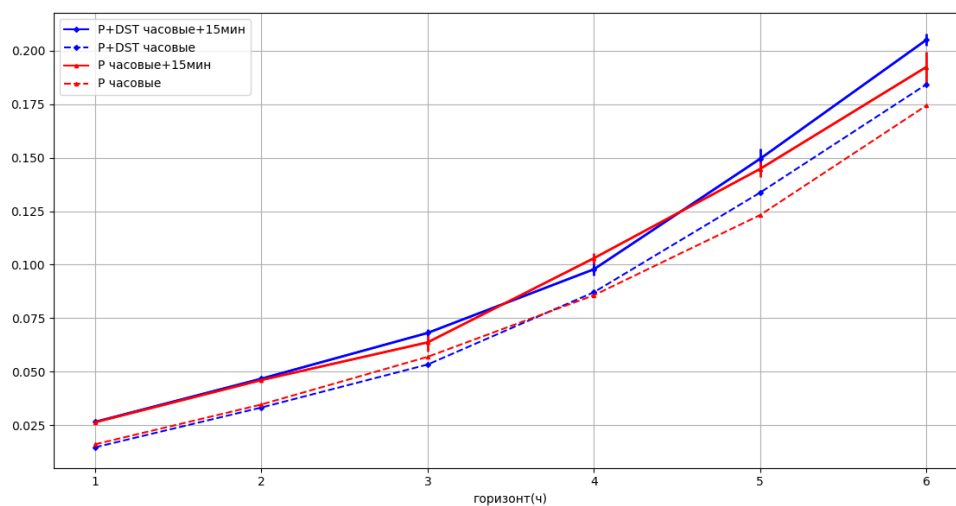


Рис.17. Зависимость среднего квадрата ошибки на экзаменационном наборе данных от горизонта прогноза.

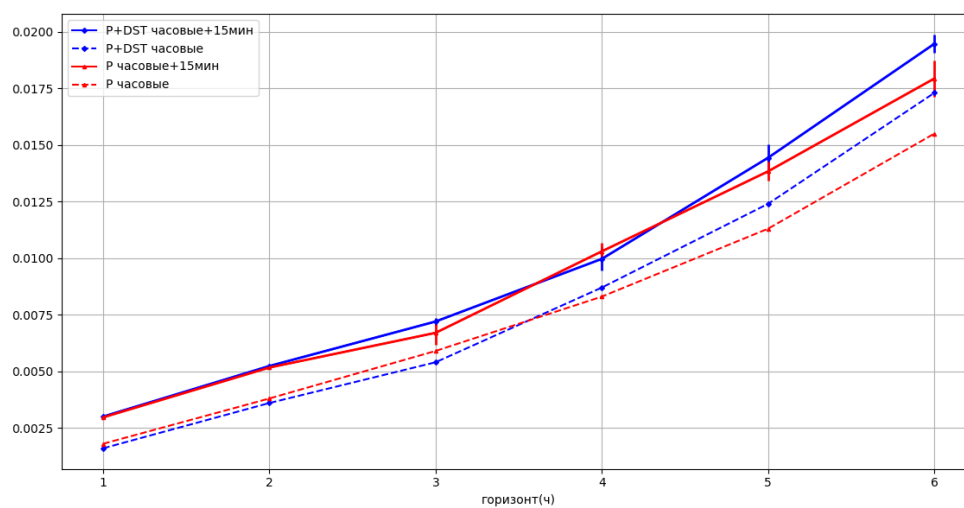


Рис.18. Зависимость коэффициента корреляции на экзаменационном наборе данных от горизонта прогноза.

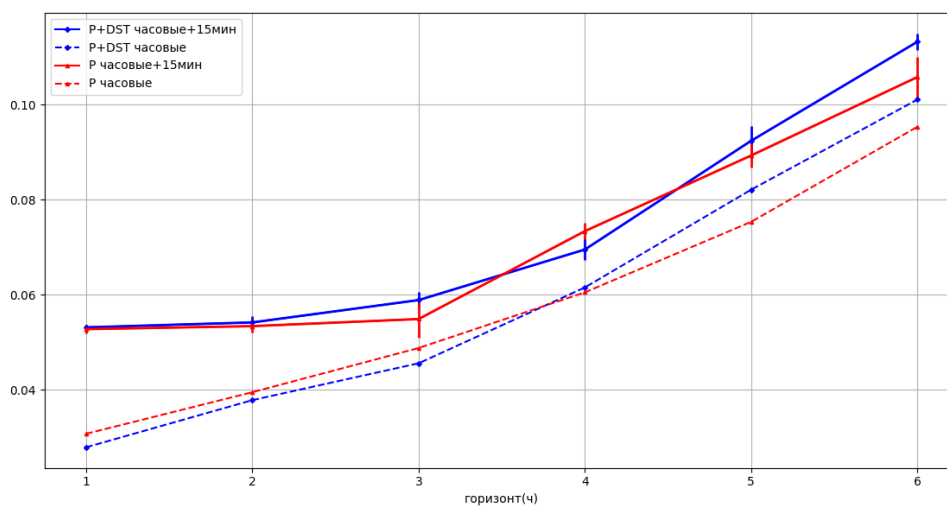


Рис.19. Зависимость среднеквадратичной ошибки на экзаменационном наборе данных от горизонта прогноза.

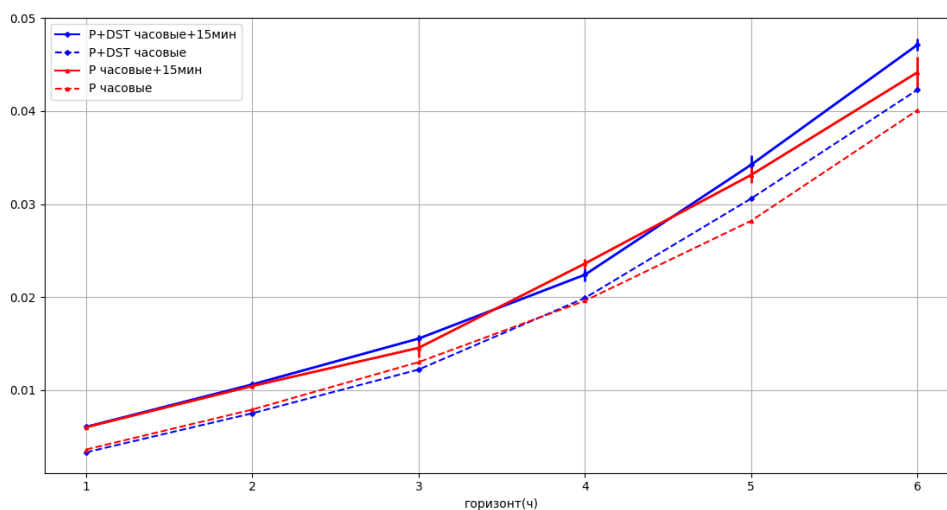


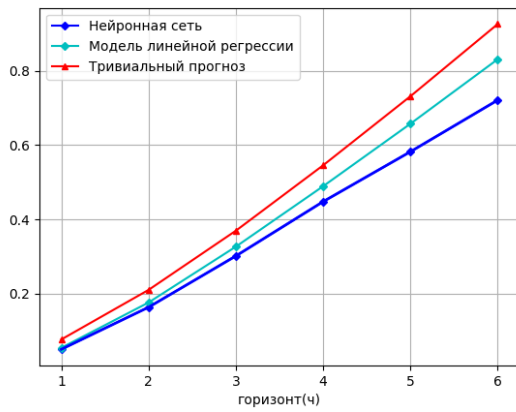
Рис.20. Зависимость коэффициента детерминации на экзаменационном наборе данных от горизонта прогноза.

Для оценки качества прогноза нейронной сетью в сравнении с другими моделями было проведено сравнение качества прогнозов сетью и моделью

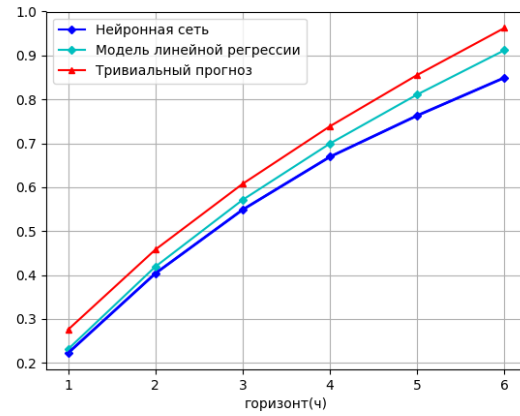
линейной регрессии. Прогноз был осуществлён для энергетических каналов $E > 10$ и $E > 50$ МэВ. Обе модели были обучены на часовых и 15-минутных данных по потокам протонов и часовым данным по индексу Dst. Обе модели обучались по три раза, статистики прогнозов усреднялись.

На рис.21 приведены статистики для канала $E > 10$ МэВ; на рис.22 — для $E > 50$ МэВ; на рис.23,24 — разность статистик прогнозов нейронной сети и модели линейной регрессии со статистиками тривиального прогноза для среднего квадрата ошибки (в такой форме более явно видна погрешность обучения). На графиках можно видеть, что для более старших энергетических каналов увеличиваются погрешности статистик. С ростом энергии протонов разница между статистиками прогнозов сетью и моделью линейной регрессии уменьшается, но для канала $E > 10$ МэВ она существенна.

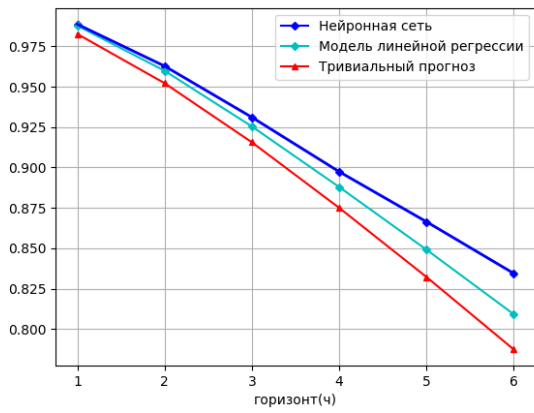
Сравнение показало, что результаты прогноза нейронной сети лучше, чем прогноза модели линейной регрессии. Возможно, зависимость выходных переменных от входных содержит в себе нелинейные закономерности, для учёта которых в дальнейших исследованиях лучше использовать нейронную сеть.



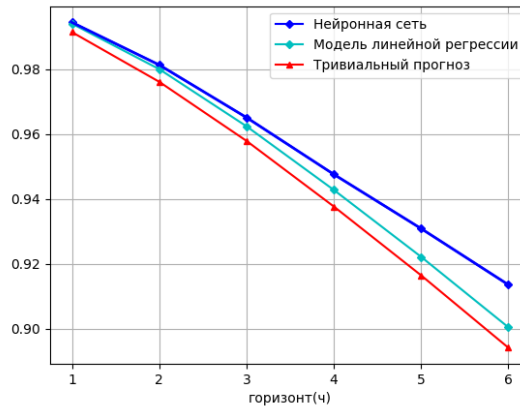
(а)



(б)

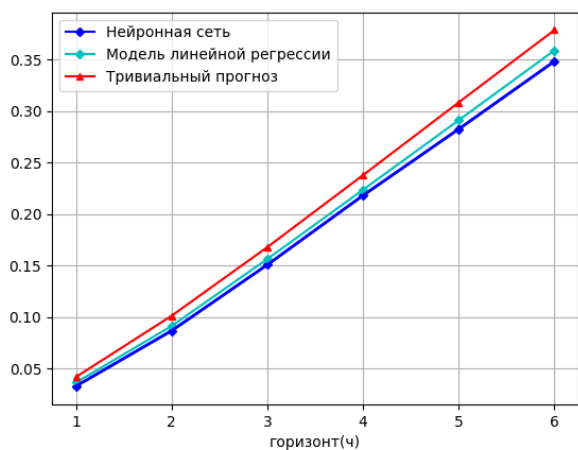


(в)

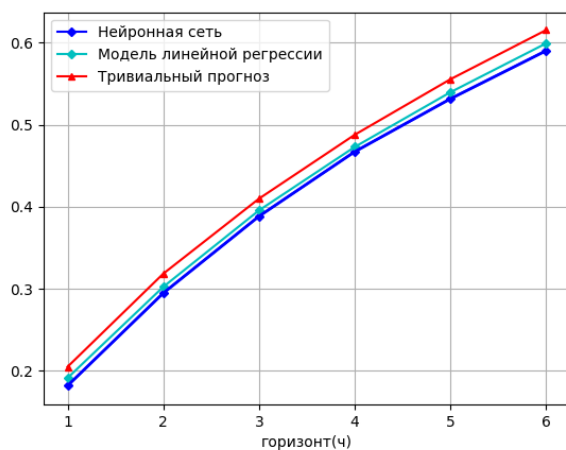


(г)

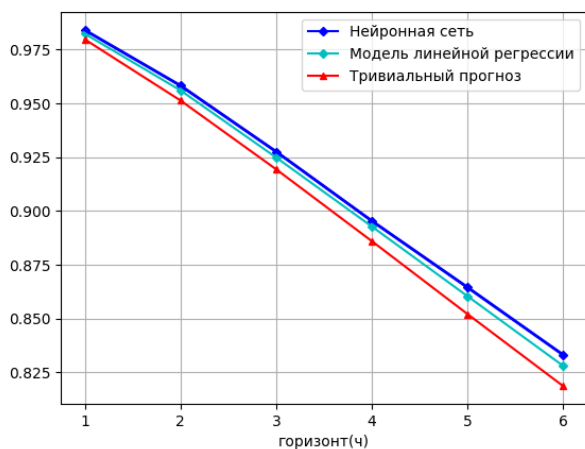
Рис. 21. Статистики для энергетического канала $E(p) > 10$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.



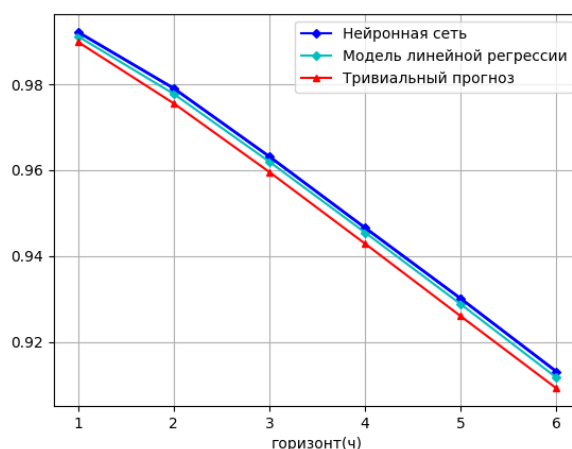
(а)



(б)



(в)



(г)

Рис. 22. Статистики для энергетического канала $E(p) > 50$ МэВ: а) средний квадрат ошибки, б) среднеквадратичная ошибка, в) коэффициент детерминации, г) коэффициент корреляции.

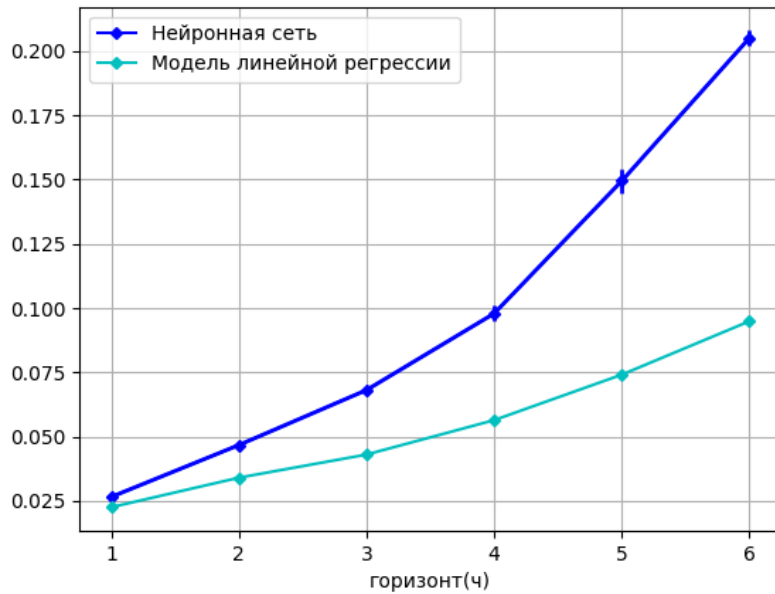


Рис. 23. Разность среднего квадрата ошибки (на экз. наборе) прогноза сети и тривиального прогноза для энергетического канала $E > 10$ МэВ.

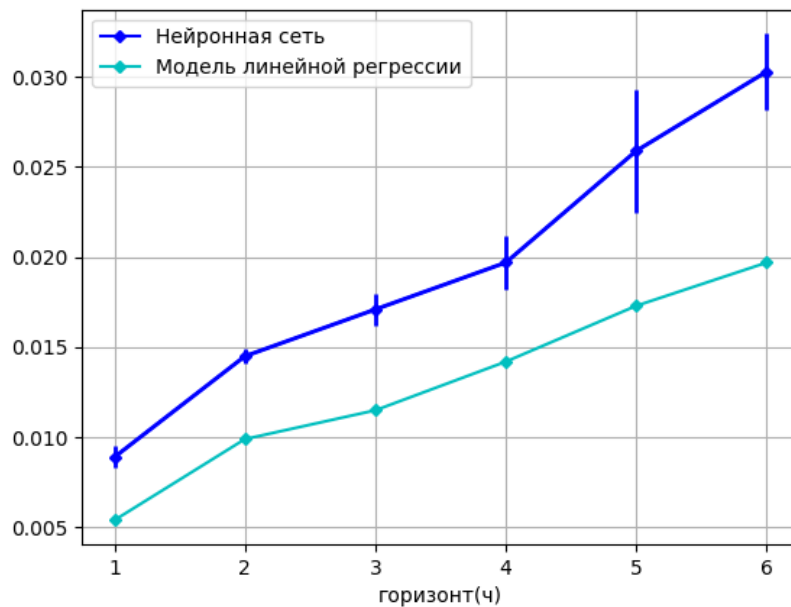


Рис. 24. Разность среднего квадрата ошибки (на экз. наборе) прогноза сети и тривиального прогноза для энергетического канала $E > 50$ МэВ.

2.4.5. Результаты

В ходе проведённой работы было продемонстрировано, что использование нейронной сети для прогнозирования часовых значений потоков солнечных протонов возможно. В качестве оптимального набора входных параметров были выбраны часовые и 15-минутные данные по протонам и часовые данные по Dst-индексу.

Статистики прогноза сети по экзаменационному набору представлены в табл.2-5. На рис.25-27 представлены спрогнозированные с горизонтом 1ч и контрольные значения потоков солнечных протонов во всех энергетических каналах для трёх СПС из экзаменационного набора. На рис.28,29 представлены значения потоков частиц, спрогнозированные с горизонтами 1,2 и 4 часа и контрольные значения потоков для энергетических каналов $E > 10$ и $E > 50$ МэВ соответственно. На рис.30,31 приведена зависимость спрогнозированных значений от контрольных для экзаменационного набора данных (scatterplot).

На графиках можно видеть, что возрастание потока хорошо прогнозируется не более, чем на час вперёд. Качество прогноза спада потока протонов выше, чем качество прогноза фронта события. Также для больших горизонтов виден недопрогноз – спрогнозированные значения меньше, чем контрольные (см. рис.31).

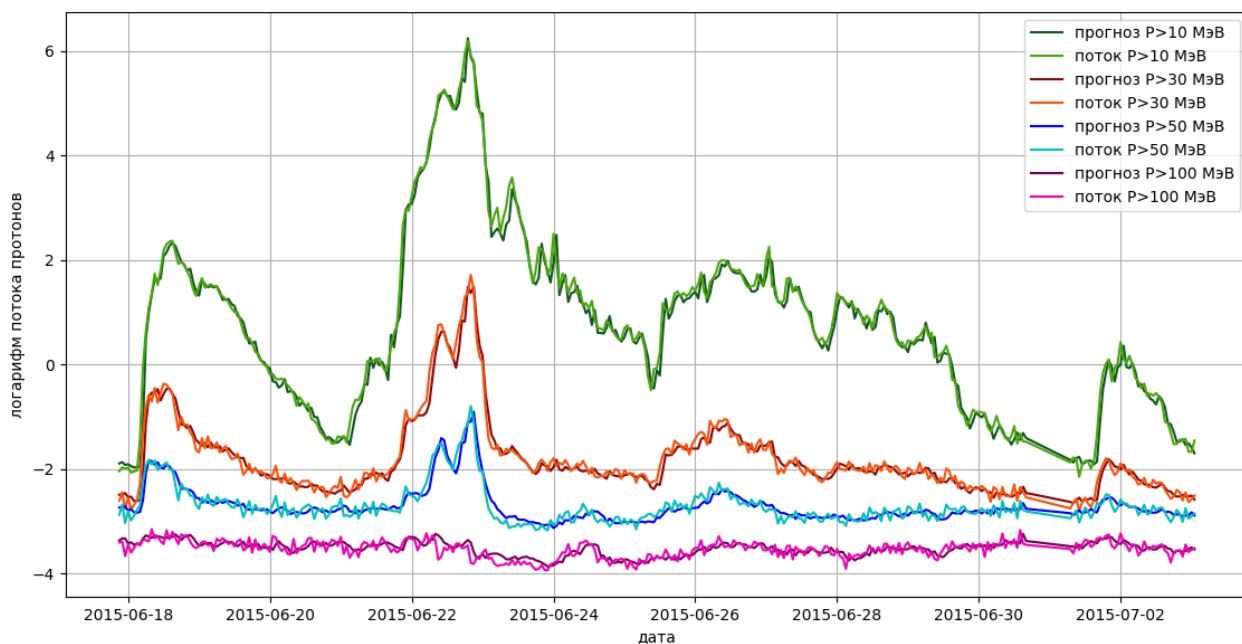


Рис.25. Спрогнозированные и контрольные значения потоков протонов для СПС 18.06.2015 – 3.07.2015. Горизонт прогноза - 1ч.

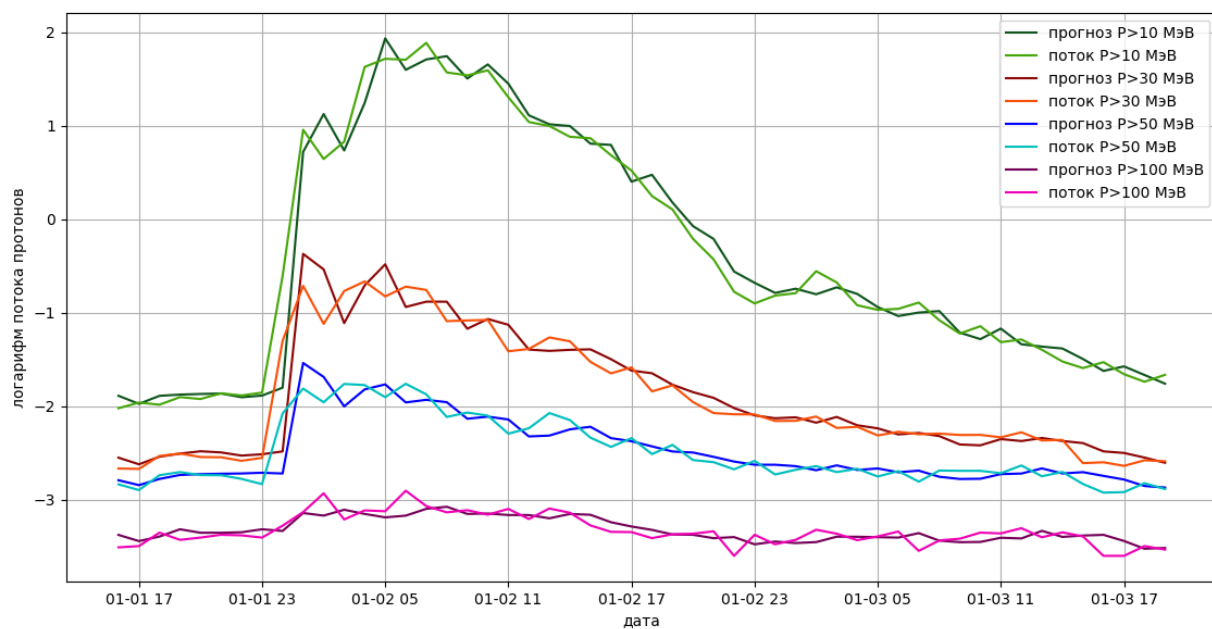


Рис.26. Спрогнозированные и контрольные значения потоков протонов для СПС 1.01.2016 – 3.01.2016. Горизонт прогноза - 1ч.

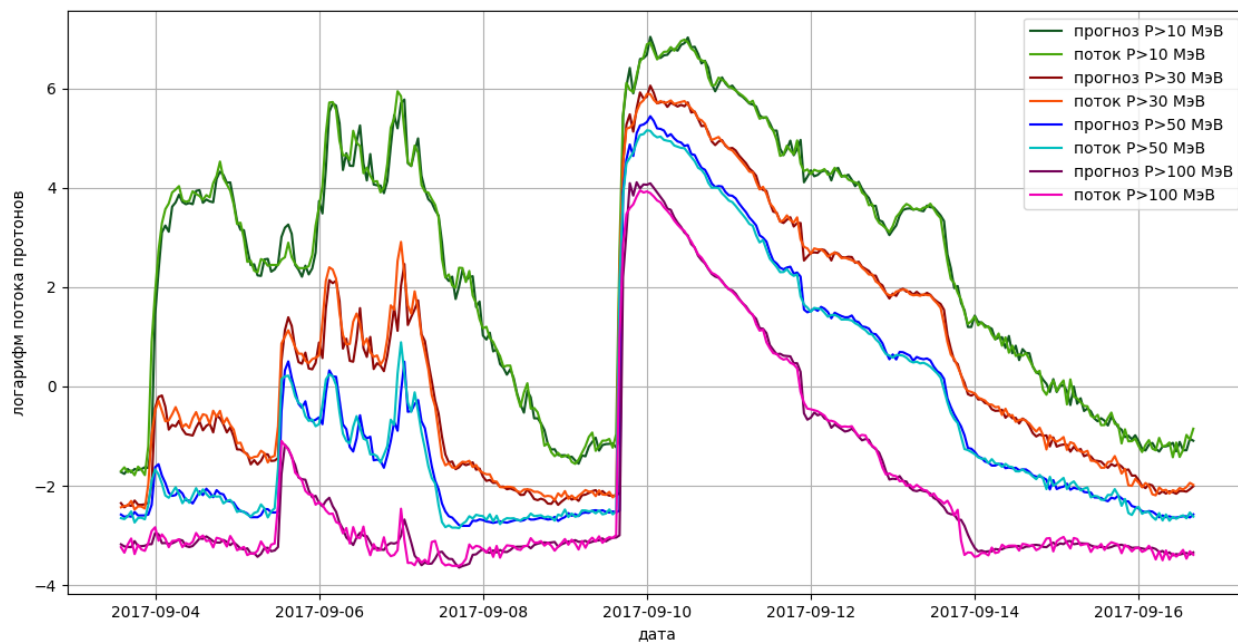


Рис.27. Спрогнозированные и контрольные значения потоков протонов для СПС 4.09.2017 – 17.09.2017. Горизонт прогноза - 1ч.

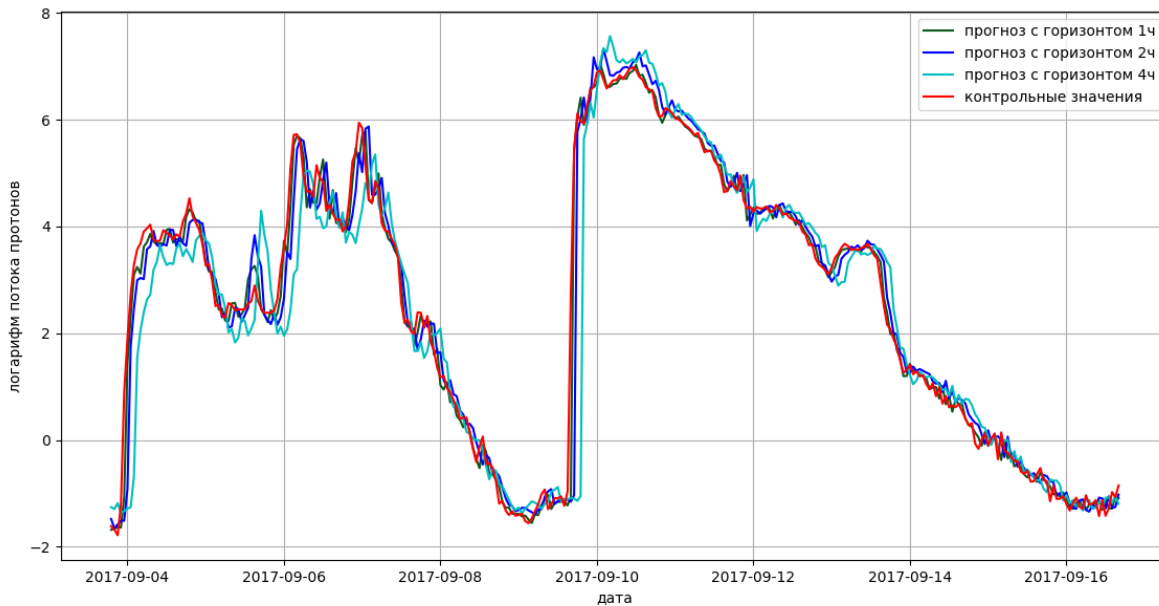


Рис.28. Спрогнозированные и контрольные значения потоков протонов $E > 10$ МэВ для СПС 4.09.2017 – 17.09.2017. Горизонты прогноза – 1,2,4ч.

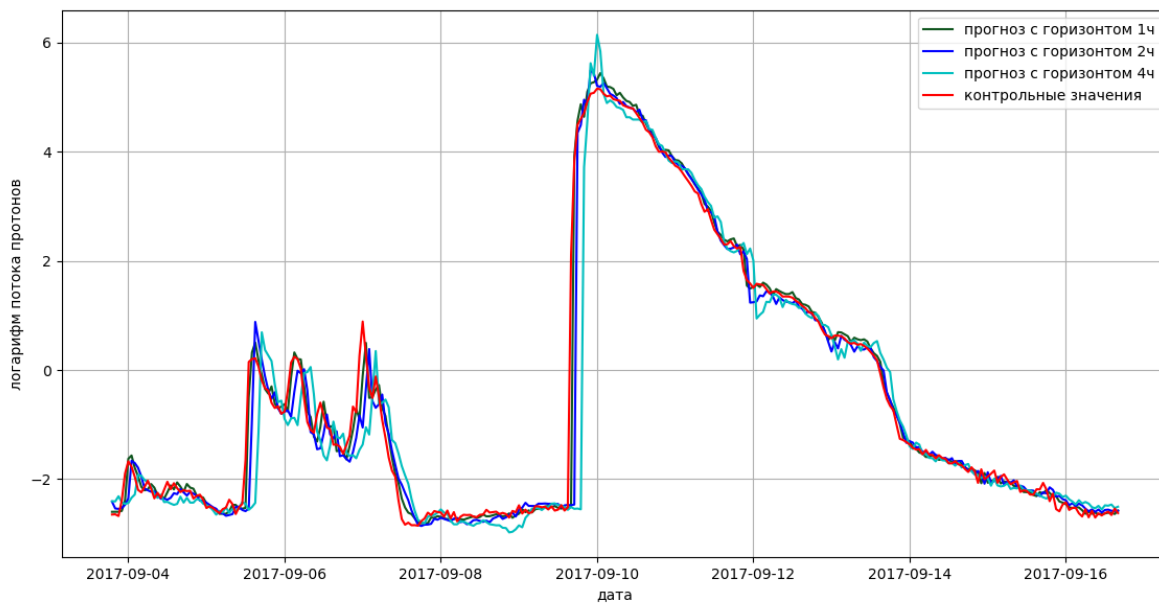


Рис.29. Спрогнозированные и контрольные значения потоков протонов $E > 50$ МэВ для СПС 4.09.2017 – 17.09.2017. Горизонты прогноза – 1,2,4ч.

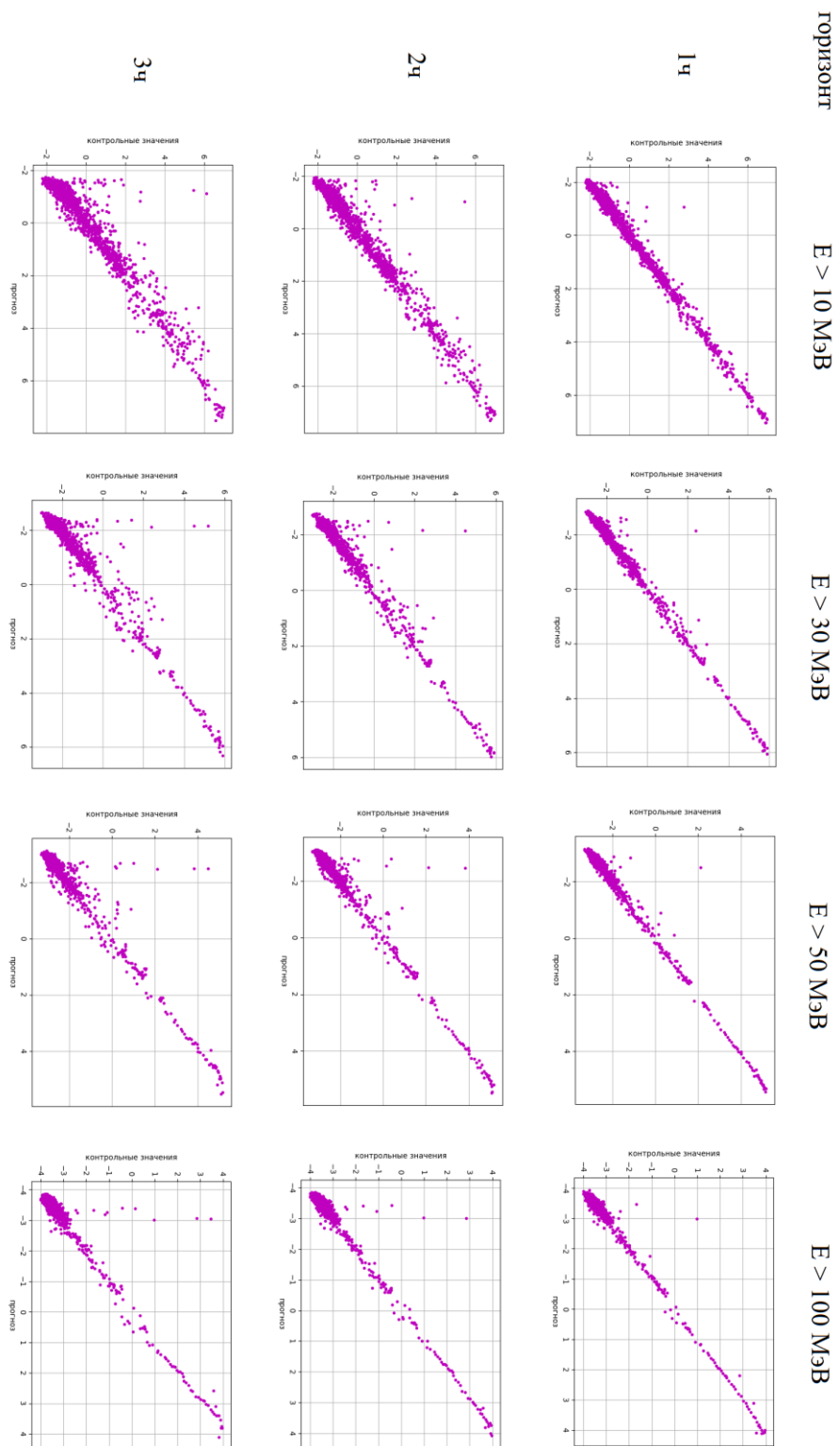


Рис.30. Зависимость спрогнозированных значений от контрольных для горизонтов 1-3ч
(экзампационный набор данных)

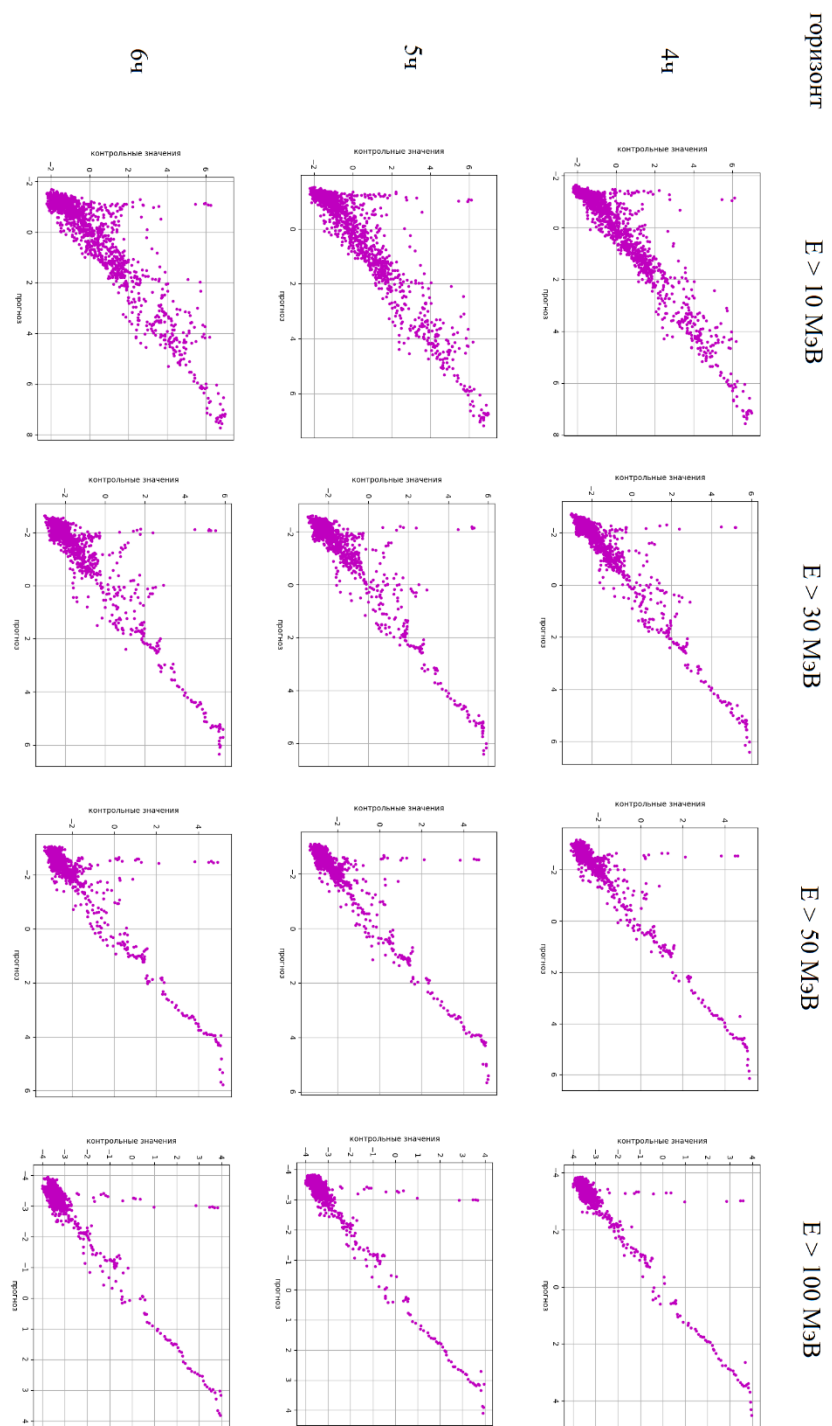


Рис.31. Зависимость спрогнозированных значений от контрольных для горизонтов 4-6ч
(экзампционный набор данных)

Горизонт прогноза	MSE	RMSE	R ²	corr
1	0.0495	0.2226	0.9887	0.9944
2	0.1630	0.4037	0.9628	0.9813
3	0.3012	0.5488	0.9311	0.9651
4	0.4479	0.6692	0.8974	0.9476
5	0.5824	0.7631	0.8664	0.9309
6	0.7215	0.8494	0.8344	0.9136

Табл.2. Статистики прогноза сети (на экз. наборе) для канала $E>10$

Горизонт прогноза	MSE	RMSE	R ²	corr
1	0.0388	0.1969	0.9858	0.9929
2	0.1083	0.3291	0.9604	0.98
3	0.1964	0.4432	0.9282	0.9635
4	0.2851	0.5339	0.8957	0.9467
5	0.3747	0.6121	0.863	0.929
6	0.443	0.6655	0.838	0.9157

Табл.3. Статистики прогноза сети (на экз. наборе) для канала $E>30$

Горизонт прогноза	MSE	RMSE	R ²	corr
1	0.0331	0.1819	0.9841	0.9921
2	0.0869	0.2947	0.9583	0.9791
3	0.1509	0.3884	0.9376	0.9632
4	0.2182	0.4617	0.8953	0.9465
5	0.2826	0.5316	0.8645	0.9301
6	0.3483	0.5902	0.8331	0.9131

Табл.4. Статистики прогноза сети (на экз. наборе) для канала $E>50$

Горизонт прогноза	MSE	RMSE	R ²	corr
1	0.0273	0.1652	0.9804	0.9902
2	0.0621	0.2491	0.9555	0.9776
3	0.108	0.3286	0.9226	0.9607
4	0.1615	0.4018	0.8843	0.9412
5	0.2024	0.4498	0.8551	0.9251
6	0.2536	0.5035	0.8185	0.9061

Табл.5. Статистики прогноза сети (на экз. наборе) для канала $E>100$

ВЫВОДЫ

В ходе работы были получены следующие результаты:

- 1) Разработана автоматическая система отбора СПС, с её помощью создан предварительный оперативный каталог СПС (23-24 цикл СА);
- 2) В качестве оптимальной конфигурации входов для обучения сети выбраны часовые и 15-минутные данные по потокам протонов, соответствующие временным интервалам отобранных СПС, и данные по индексу Dst;
- 3) Показано, что результаты прогноза нейронной сети оказались лучше, чем прогноза модели линейной регрессии.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для улучшения качества прогноза выбранной модели можно провести подбор оптимальной архитектуры сети, увеличить объём выборки обучающих данных, а также провести сравнение прогноза сети и прогноза моделью дерева решений. Также к потенциальному улучшению качества прогноза может привести учёт координат вспышек, родительских для СПС, однако проверка этого факта требует проведения дополнительного исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Сурдин В.Г. Солнечная активность. <http://www.astronet.ru/db/msg/1162974>
- [2] Белов А.В., Ерошенко Е.А., Крякунова О.Н. и др. Наземные возрастания солнечных космических лучей в трёх последних циклах солнечной активности // Геомагнетизм и аэрономия, 2010. т.50, №1, с. 23–36.
- [3] Веселовский И.С., Панасюк М.И., Авдюшин Г.А. и др. Солнечные и гелиосферные явления в октябре–ноябре 2003 г.: причины и следствия // Космич. исслед. 2004. Т. 42. №5. С. 453–508.
- [4] Логачёв Ю.И. и др.
http://www.wdcb.ru/stp/data/SPE/Catalog_SPE_23_cycle_SA.ru.pdf
- [5] Г.А. Базилевская, Ю.И.Логачев, Э.В. Вашенюк и др. Солнечные протонные события в циклах солнечной активности 21-24. // Известия Российской академии наук, 2005. Серия физическая, т.79, №5. - С.629-633
- [6] М.И. Панасюк, Н.Н. Калмыков, А.С. Ковтюх и др. Радиационные условия в космическом пространстве // Учебное пособие / Под ред. М.И. Панасюка. – М.: Библион – Русская книга, 2006. – 132с.
- [7] Мурзин. Введение в физику космических лучей // Учебное пособие / – М.: Атомиздат, 1979. – 304с.
- [8] Логачев Ю.И., Столповский В.Г. Изучение условий генерации энергичных частиц в солнечных вспышках // М.: Вестник Московского Университета, 1986. Серия 3: физика, астрономия. т.27, № 1, с. 16-22
- [9] Дайбог Е.И., Логачев Ю.И., Кейлер С., Кечкемети К. Корреляции характеристик временных профилей событий в энергичных частицах на фазе

их спада с параметрами межпланетной среды // Известия Российской академии наук. Серия физическая, т.6, № 69, с. 789-792

[10] Л.И. Дорман, Л.И. Мирошниченко. Солнечные космические лучи // – М.: Наука, 1968. – 468с.

[11] Акиньян С.Т., Базилевская Г.А., Ишков В.Н. и др. Каталог солнечных протонных событий 1970–1979 гг. // М.: ИЗМИРАН, 1982. 184 с.

[12] Г.А.Базилевская, Э.В.Вашенюк, В.Н.Ишков и др. Каталог солнечных протонных событий 1980-1986 гг. // М.: 1990. 117 с.

[13] А.И.Сладкова, Г.А.Базилевская, В.Н.Ишков и др. Каталог солнечных протонных событий 1987-1996 гг. // М.: 1998. 245 с.

[14] Dorman L.I. et al. Monitoring and forecasting of great solar proton events using the neutron monitor network in real yime // IEEE for Plasma Science, 32, №4, part 1, 1478-1488, 2004.

[15] Parker, E.N., “Dynamically Interplanetary Processes”, Intersci. Publ., Chicago, 1963

[16] Marlon Núñez. Predicting Solar Energetic Proton Events ($E > 10$ MeV) // Space Weather, 9 (7) (2011)

[17] Marlon Núñez. Real-time prediction of the occurrence and intensity of the first hours of $E > 100$ MeV solar energetic proton events // Space Weather, 13 (11), 807-819 (2015)

[18] Alberto Garcia-Rigo, Marlon Núñez. Prediction and warning system of SEP events and solar flares for risk estimation in space launch operations // J. Space Weather Space Clim., 6, A28 (2016)

- [19] Laurenza et al. A technique for short-term warning of solar energetic particle events based on flare location, flare size, and evidence of particle escape // Space Weather, 7, S04008 (2009)
- [20] S.W. Kahler, A. Ling, S.M. White. Forecasting SEP events with same active region prior flares // Space Weather, 13 (2), 116-123 (2015). DOI: 10.1002/2014SW001099
- [21] Christopher C. Balch. Updated verification of the Space Weather Prediction Center's solar energetic particle prediction model // Space Weather, 6 (1), (2008). DOI: 10.1029/2007SW000337
- [22] I.S. Veselovsky, Irina N. Myagkova. "Dynamics of the energy spectra of solar proton events observed in solar cycle 23" Solar System Research, 2012, Vol. 46, No. 3, pp. 220–242
- [23] И.Н. Мягкова, С.А. Доленко, А.О. Ефиторов, В.Р. Широкий, Н.С. Сентемова. Прогнозирование потока релятивистских электронов внешнего радиационного пояса Земли на геостационарной орбите с помощью адаптивных методов // Геомагнетизм и аэрономия, 2017, т.57, №1, с.10-18