

Научно-исследовательская работа
Астрономия

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ГЕОМАГНИТНЫХ БУРЬ
ПОСРЕДСТВОМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Выполнил:
Саутнер Даниил Олегович
учащийся 11 класса
МБОУ «Гимназия №1 г. Челябинска», Россия, г. Челябинск

Папулова Наталика Владимировна
научный руководитель,
МАУДО «Дворец пионеров и школьников им. Н.К.Крупской»,
Россия, г. Челябинск
Преподаватель дополнительного образования высшей
категории

Введение

Солнце — ближайшая к нам звезда, главный источник энергии для всего живого. С давних времен люди почитали и боялись его. Активность Солнца вызывает на Земле геомагнитные бури, которые негативно воздействуют как на живые организмы, так и на электронику и линии электропередач. До сих пор точный прогноз состояния магнитосферы является очень сложным,

поэтому актуальна разработка новых методов предсказания космической погоды.

Цель моей работы – написать программу, использующую алгоритм машинного обучения, для составления более точных, чем существующие, прогнозов возмущений магнитосферы.

Гипотеза: используя алгоритмы машинного обучения можно делать долгосрочные прогнозы о состоянии магнитосферы Земли.

Для выполнения цели были поставлены следующие задачи:

1. Изучить природу геомагнитных бурь;
2. Выявить измеряемые показатели состояния Солнца, наилучшим образом коррелирующие с геомагнитными бурями;
3. Изучить различные виды алгоритмов машинного обучения.
4. Выявить наиболее точный алгоритм.

Ожидаемым продуктом работы является компьютерная программа, способная делать прогнозы космической погоды на семь дней вперед.

В работе использованы следующие методы исследования: анализ литературных и электронных источников, анализ данных о состоянии Солнца в период с 2000 по 2018 года, изучение и обобщение, сравнение, моделирование, выявление наиболее значимых факторов, влияющих на класс геомагнитной бури.

1 Существующие виды прогнозов геомагнитных бурь

Существующие прогнозы делаются на основании показаний со спутников и наземных обсерваторий. В основе своей метод прогнозирования, используемый в настоящее время, включает в себя создание как можно более точных моделей и увеличение точности измерений, задающих начальные условия модели. 27-45-суточный прогноз опирается на текущие наблюдения Солнца и предсказывает возмущения геомагнитной активности, связанные с рекуррентными активными процессами на Солнце, то есть происходящими с периодичностью 27 суток, приблизительно равной периоду обращения Солнца вокруг своей оси.

7-суточный прогноз опирается на текущие наблюдения активных областей вблизи восточного лимба Солнца и предсказывает возмущения геомагнитной

активности, связанные с перемещением этих активных областей к линии Солнце — Земля (то есть к центральному меридиану) через время, примерно равное четверти периода обращения Солнца.

2-суточный прогноз опирается на текущие наблюдения активных процессов вблизи центрального меридиана Солнца и предсказывает связанные с этими процессами возмущения геомагнитной активности через время, близкое к характерным временам распространения возмущений от Солнца к Земле солнечного ветра (от 1,5 до 5 суток) и солнечных космических лучей (несколько часов).

1-часовой прогноз опирается на прямые измерения параметров плазмы солнечного ветра с помощью космических аппаратов, расположенных, как правило, в передней либрационной точке L1 на расстоянии 1,5 млн км от Земли, вблизи линии Солнце — Земля (Рисунок А.1).

Надежность 2-суточного и 1-часового прогноза составляют, соответственно, около 30-50 % и 95 %. Остальные прогнозы носят лишь общий информационный характер и имеют ограниченное практическое применение [1].

2 Магнитное поле Земли

В результате осевого вращения и движения по орбите в металлическом ядре Земли протекают вихревые токи, которые и обуславливают наличие магнитного поля. Магнитное поле Земли служит защитой от солнечного ветра, который весьма сложно взаимодействует с магнитосферой Земли [2]. В результате этого взаимодействия изменяется напряженность магнитного поля Земли, оно становится несимметричным: «обдуваемая» сторона поджимается к Земле. На противоположной стороне солнечный ветер давит на магнитное поле только с боков, поэтому силовые линии магнитного поля вытягиваются на очень большое расстояние (Рисунок А.2).

3 Геомагнитные бури и их причины

Термин магнитная буря был впервые введен Александром фон Гумбольдтом (1769-1859) в начале 19 века для обозначения периода внезапного понижения горизонтальной компоненты H геомагнитного поля, измеряемого на поверхности Земли (Рисунок А.3). По его инициативе в 30-х годах 19 века была создана сеть магнитных обсерваторий. Измерения показали, что вариации магнитного поля во время магнитных бурь имеют глобальный характер и демонстрируют общие закономерности развития: резкое повышение напряженности магнитного поля за 10-20 часов и его последующее восстановление в течение 2-6 суток [3].

Солнечная активность, в силу близкого расстояния, оказывает большое влияние на магнитосферу нашей планеты. Основное следствие этого воздействия — геомагнитные бури, то есть быстрые и сильные изменения в магнитном поле Земли. М.б. (магнитные бури) вызываются потоками солнечной плазмы из активных областей Солнца. Впереди потока идёт межпланетная ударная волна. В тот момент, когда ударная волна достигает магнитосферы Земли, наблюдается внезапное начало М.б. Сжатие магнитосферы под действием ударной волны проявляется на Земле в виде начальной фазы М.б. Протоны солнечного ветра с энергиями от 1 до 100 кэВ, попавшие в радиационные пояса Земли, создают экваториальный кольцевой ток в магнитосфере на расстоянии 3–6 радиусов Земли от её центра (Рисунок А.4). Магнитное поле, создаваемое этим током, ослабляет геомагнитное поле. Столкновение протонов с нейтральными атомами водорода атмосферы Земли и возникновение в околоземной плазме различного рода неустойчивостей приводят к распаду кольцевого тока и экспоненциальному затуханию магнитного поля тока в фазе восстановления. Резкие изменения магнитосферно-ионосферных токовых систем проявляются на поверхности Земли в виде нерегулярных магнитных возмущений [4].

4 Виды солнечной активности

Существуют различные виды солнечной активности, но лишь некоторые из них оказывают действительно большое влияние на магнитное поле нашей планеты. Среди них: солнечные вспышки и выбросы корональных масс. Именно они и интересуют нас в рамках данной работы.

4.1 Солнечные вспышки и пятна

Долгое время основной причиной возмущений земной магнитосферы считались солнечные вспышки. По природе своей это мощнейший взрыв, охватывающий все атмосферные слои звезды. Они появляются в виде маленького протуберанца, который резко вспыхивает, излучая рентгеновские, радио- и ультрафиолетовые лучи. Причина их в том, что Солнце вращается вокруг своей оси неравномерно. На полюсах его движение медленнее, чем на экваторе, поэтому в магнитном поле происходят скручивания. Взрыв происходит, когда напряжение в местах «скрутки» слишком сильное [5]. В это время освобождаются миллиарды мегатонн энергии. Обычно вспышки происходят в нейтральной области между черными пятнами разной полярности. Их характер определяется фазой солнечного цикла.

Пятна - это области на поверхности Солнца, температура которых на 1500 К ниже температуры окружающего вещества [6]. Обычно пятна парные: из одного выходят силовые линии локального магнитного поля и входят во второе, именно это поле тормозит конвекцию плазмы в области пятна, вследствие чего эти области холоднее окружающей среды (Рисунок Б.1). И пятна, и вспышки связаны с возникновением локальных магнитных полей на поверхности Солнца.

4.2. Выбросы корональных масс

Второй причиной магнитных возмущений являются СМЕ (coronal mass ejections) – выбросы корональных масс, они представляют собой гигантские объемы солнечного вещества, выбрасываемые в межпланетное пространство из

атмосферы Солнца в результате происходящих в ней активных процессов (Рисунок Б.2). По-видимому, именно вещество корональных выбросов, достигающее Земли, является главной причиной возмущений земной магнитосферы и магнитных бурь [7]. Природа выбросов и причины, по которым они происходят, понятны пока не до конца. Так, например, давно известно, что корональные выбросы массы часто (возможно всегда) связаны с солнечными вспышками, но механизм этой связи так до сих пор и не установлен. Не известно даже, предшествует ли выброс вспышке или, наоборот, является ее следствием [8].

5 Составление базы данных

В первую очередь, для использования технологии машинного обучения необходимо составить базу данных. Она должна включать в себя признаки, представляющие собой результаты измерений, выраженные в числовом виде, по которым нейронная сеть будет делать предсказания, и реальное значение предсказываемой величины. Так как задачу предсказания геомагнитных бурь можно фактически свести к задаче многоклассовой классификации, то предсказываемая величина будет иметь значение от 0 до 4 в соответствии с классом бури, где 0 соответствует спокойному состоянию магнитосферы. Причем, т.к. предсказания делаются на n дней вперед (где n некоторое натуральное число), значения предсказаний, должны быть сдвинуты относительно значений признаков на n дней, таким образом, программа будет находить взаимосвязь между изменениями, а значит и изменением состояния Солнца признаков в n -ый день и состоянием магнитосферы через 7 дней.

5.1 Выбор признаков

В результате анализа мы выбрали 13 признаков: класс вспышки и количество вспышек за день, минимальное угловое расстояние корональной дыры до центра видимого диска Солнца, суммарная площадь корональных дыр, угловое расстояние ближайшего к центру видимого диска солнечного пятна, количество пятен, суммарная площадь пятен, величина СМЕ (выброса корональных масс) в

градусах, максимальная скорость выброса, количество выбросов, день, год, день и месяц. Рассмотрим их подробнее:

5.2 Угловое расстояние корональных дыр и солнечных пятен до центра

Угловое расстояние рассчитывалось, исходя из координат пятна, взятых с сайта TESIS Lebedev. Для этого использовалась сферическая теорема Пифагора [10] (Формула В.1). Если в конкретный день наблюдалось несколько пятен/корональных дыр, то в базу заносилось наименьшее расстояние до центра видимого диска Солнца, т.е. такое пятно/корональная дыра считается потенциально опасным.

5.3 Нормализация данных

Последние два признака (СМЕ и солнечные вспышки) представлены значениями 0 и 1. Остальные данные необходимо было подвергнуть нормализации, т.е. их значения должны помещаться в промежутке от 0 до 1. Делается это для того, чтобы на начальном этапе сравнить влияние признаков, т.к. в ином случае признак с большим значением будет иметь большее влияние на предсказание [11]. Нормализация делается по формуле (Формула В.2). Нормализация была проведена с помощью библиотеки pandas.

6 Написание программы

Приступая к написанию программы, я изучил различные алгоритмы, используемые в машинном обучении. Как говорилось выше, задача предсказания бурь сводится к задаче многоклассовой классификации. Существует несколько алгоритмов, способных решать данную задачу, среди них: KNN (англ. K nearest neighbours), «К ближайших соседей», деревья решений и нейронные сети.

6.1 Выбор алгоритма

Первый алгоритм в процессе работы относит объект к тому классу, к представителям которого он находится ближе всего в пространстве признаков. Такой алгоритм требует большого числа (более 6) признаков для достижения высокой точности.

Если говорить о деревьях решений, то они представляют граф, вершины этого графа представляют собой либо узел, включающий в себя условие, которое определяет сравнение числового значения признака с пороговым значением, либо «лист», который задаёт собой целевой класс. Процесс обучения состоит в подборе пороговых значений, при котором ошибка классификации минимальна. Третий тип – нейронные сети, представляющие собой сеть из искусственных нейронов. На вход нейрона подаются числовые значения признаков, которые умножаются на веса и суммируются. После чего сумма проходит через функцию активации. В общем случае нейрон можно описать следующей математической функцией (Формула В.3)

Но один нейрон способен лишь на решение бинарной, т.е. включающей всего 2 класса, классификации. Решение этой задачи состоит в том, чтобы провести гиперплоскость (т.е. плоскость с размерностью $n-1$ в n -мерном пространстве), максимально точно разделяющую пространство признаков на две части. Поэтому для деления объектов на большее число классов используются нейронные сети, которые в отличие от одного нейрона могут воспроизводить нелинейные зависимости, за счет чего их точность в многоклассовой классификации существенно выше [12].

6.2 Нейронные сети

В простейшем случае нейронная сеть состоит из входного слоя, который принимает значения признаков. Сами по себе нейроны этого слоя не имеют функций активации, они принимают числовые значения соответствующих им признаков и в неизменном виде передают их на следующий скрытый слой.

В отличие от первого слоя, скрытые слои могут иметь различное число нейронов, при этом количество скрытых слоёв может варьироваться, как и функции в них. Наиболее распространенные функции это: линейная, гиперболический тангенс или сигмоида [13]. Последний слой сети – выходной, количество нейронов этого слоя соответствует числу классов, а функция активации в случае многоклассовой классификации – Softmax (Формула В.4). Выход сети в этом случае представляет вектор значений X , с размерностью K ,

каждое из которых есть вероятность того, что объект относится к соответствующему классу. Причем сумма всех значений вектора равна 1 [15].

Обучение сети заключается в подборе весов, на которые домножаются входные значения нейронов. Оно происходит по методу обратного распространения ошибки, который заключается в следующем:

1. Вычисляется частная производная функции ошибки (англ. Loss function, в дальнейшем просто Loss) по каждому из входов.
2. Далее используется один из методов оптимизации, вычисляющий такие веса, при которых функция ошибки минимальна.

7 Реализация алгоритма

Программа реализована на высокоуровневом интерпретируемом языке программирования Python, с использованием следующих библиотек: Pandas, NumPy, PyTorch. Первая используется для упрощения работы с табличными данными; вторая предоставляет возможность работы со сложными математическими вычислениями. Последняя создана для упрощения работы с нейросетями. В том числе она обладает возможностью автодифференцирования, что значительно упрощает реализацию алгоритма оптимизации и упрощает работу с матрицами. Первые попытки были связаны с созданием одиночной нейронной сети, но такой подход не дал достаточной (более 50%) точности; поэтому было решено взять три лучших нейронных сети и объединить их в . Такой подход дал существенный (с 30% до 66.5%) прирост точности. Всего используется три классификатора различной архитектуры, гиперпараметры которых (количество слоёв, функция активации в каждом слое, размер слоёв и алгоритм оптимизации) были подобраны эмпирически (приложение таблица 1). Всего было испытано около 100 различных моделей, на что ушло около двух месяцев работы. Для того чтобы трактовать предсказанные значения нейронных сетей, используется ещё одна нейронная сеть. Которая рассчитывает окончательный прогноз на основе прогнозов других нейронных сетей.

Заключение

Мы исследовали природу геомагнитных бурь и выявили основные факторы их возникновения. С помощью общедоступных баз данных на сайте Nasa и Tesis Lebedev собрали базу данных, включающую в себя измерения наиболее значимых признаков, среди которых: : класс вспышки и количество вспышек за день, минимальное угловое расстояние корональной дыры до центра видимого диска Солнца, суммарная площадь корональных дыр, угловое расстояние ближайшего к центру видимого диска солнечного пятна, количество пятен, суммарная площадь пятен, величина CME (выброса корональных масс) в градусах, максимальная скорость выброса, количество выбросов, день, год, день и месяц. При этом мы воспользовались программами-парсерами для упрощения сбора большого объёма данных. Мы рассмотрели различные алгоритмы машинного обучения и среди них выбрали нейронные сети как наиболее подходящие. Реализовали нейросеть на языке Python с использованием библиотек PyTorch, Numpy, Pandas, Sunpy. И получили значительную - 66.5% точность предсказания, превышающую точность текущих прогнозов, что подтверждает нашу гипотезу.

Список источников информации

1. «Связь геомагнитной активности с явлениями на Солнце».
http://elektrichestvo.vsesekreti.net/a_elektrichestvo&magnitnie-buri&1.htm
2. «Понятие о геомагнитном поле».-
https://studref.com/426695/ekologiya/ponyatie_geomagnitnom_pole
3. «Магнитные бури».- <http://nuclphys.sinp.msu.ru/magn/magn2.htm>
4. «Магнитные бури».- <https://bigenc.ru/physics/text/2153118>
5. «Что такое солнечная вспышка? Последствия и прогнозирование явления».-<http://fb.ru/article/271320/chto-takoe-solnechnaya-vspyishka-posledstviya-i-prognozirovanie-yavleniya>
6. Обридко В. Н. Солнечные пятна и комплексы активности. — М.: Наука, 1985. — 256 с.

7. Мирошниченко Л. И. Физика Солнца и солнечно-земных связей. М.: Университетская книга, 2011. — 174с.
8. Солнечная система / под ред. А.А. Бережной, В.В. Бусарев, Л.В. Ксанфомалити, В.Г. Сурдин, К.В. Холшевников.- М.: Изд-во «ФИЗМАТЛИТ», 2008 г. – 397 с.
9. Витинский Ю. И., Копецкий М., Куклин Г. В. Статистика пятнообразовательной деятельности Солнца. — М.: Наука, 1986. — 201 с.
10. Степанов Н.Н. Сферическая теорема Пифагора // Сферическая тригонометрия. — М.—Л.: ОГИЗ, 1948. — С. 42—44. — 154 с.
11. «Зачем нужна нормализация количественных признаков?».- <https://toster.ru/q/290049>
12. «Применение нейронных сетей для задач классификации».- <https://basegroup.ru/community/articles/classification>
13. «Функции активации нейросети: сигмоида, линейная, ступенчатая, ReLu, tahn».- <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/activation-functions/>
14. «Для исследования Венеры специалисты НАСА создают парусник на колесах».-<http://expertpost.ru/dlya-issledovaniya-venery-specialisty-nasa-sozdayut-parusnik-na-kolesah/>
15. «Softmax as a Neural Networks Activation Function».- <https://sefiks.com/2017/11/08/softmax-as-a-neural-networks-activation-function/>
16. «Стохастический градиентный спуск».- <https://habr.com/ru/company/ods/blog/326418/>

Приложение А

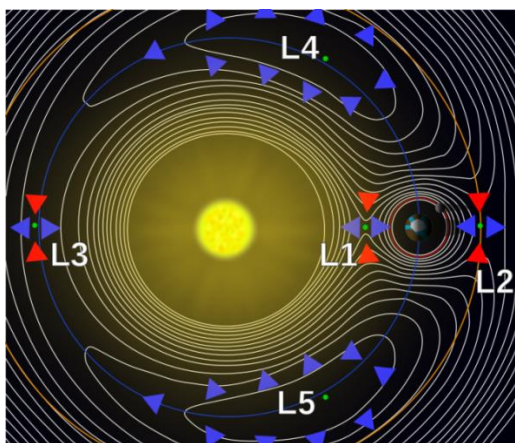


Рисунок А.1 Либрационные точки в системе Солнце–Земля

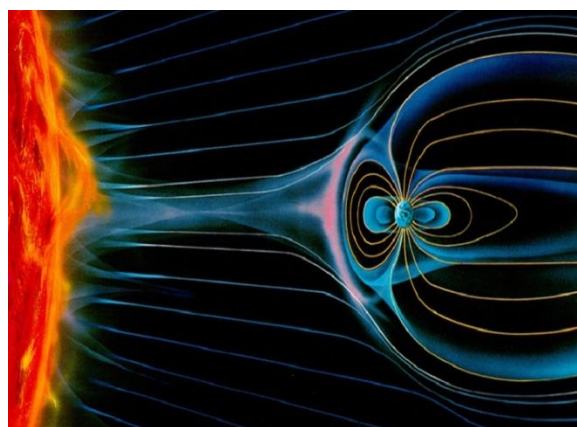


Рисунок А.2 Взаимодействие магнитного поля Земли с Солнечной плазмой

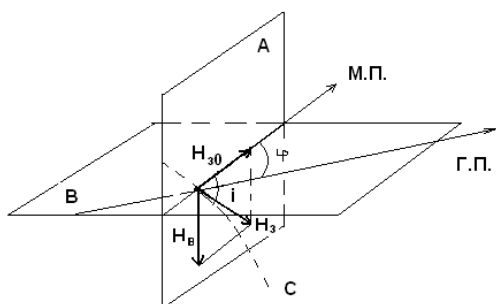


Рисунок А.3 Компоненты магнитного поля Земли, где H_{30} – горизонтальная компонента геомагнитного поля

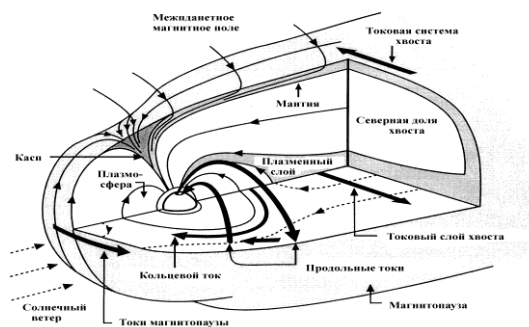


Рисунок А.4 Возникновение кольцевого тока вокруг Земли

Приложение Б

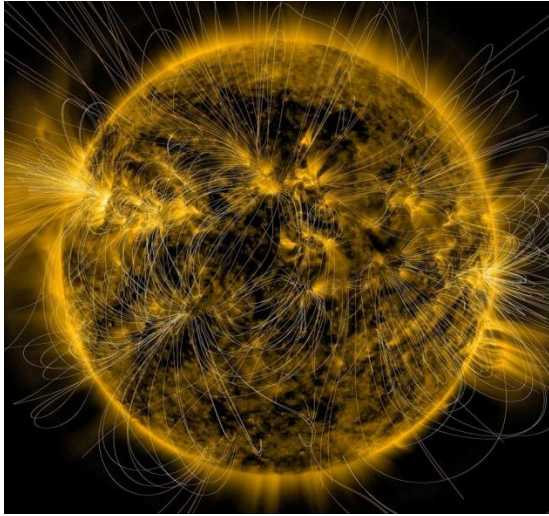


Рисунок Б.1 Магнитное поле
вокруг солнечных пятен

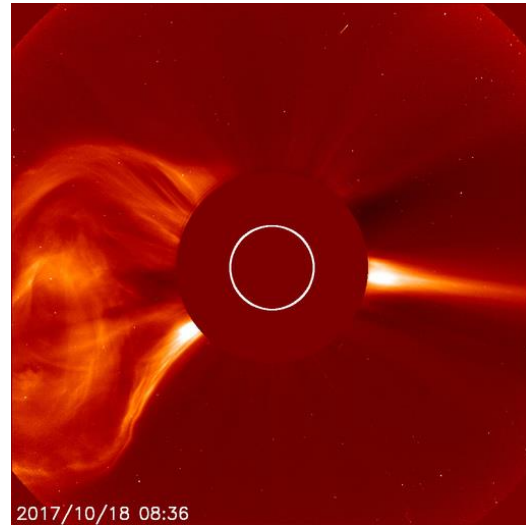


Рисунок Б.2 Выброс корональных
масс

Приложение В

$\cos \omega = \cos x * \cos y \Rightarrow \omega = \arccos(\cos x * \cos y)$, где

ω - угловое расстояние до центра,

x- широта,

y- долгота.

Формула В.1

Сферическая теорема Пифагора

$\frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$, где

x_i – исходное числовое значение признака,

x_{min} – наименьшее в столбце значение признака,

x_{max} – наибольшее в столбце значение признака

Формула В.2

Формула нормализации значений

$\hat{y} = F$, где

\hat{y} - предсказанное значение,

X_i – i -ый признак,

W_i – i -ый вес,

W_0 - Байес или иначе смещение.

Формула В.3

Математическое описание искусственного нейрона

$$\sigma(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{k=1}^K e^{x_k}}$$

Формула В.4

Формула функции Softmax