

ПРЕДСКАЗАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ СОЛНЕЧНОЙ АКТИВНОСТИ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ LSTM

Б. В. Козелов

Полярный геофизический институт

Апатиты, Россия

Аннотация

Построена численная модель предсказания параметров солнечной активности — числа солнечных пятен R и потока радиоизлучения на волне 10.7 см $F_{10.7}$ вперед на 28 суток. Численная модель использует искусственную нейронную сеть (ИНС) с LSTM (Long short-term memory) слоями. Как для числа солнечных пятен, так и для потока радиоизлучения модель предсказывает уровни и пределы вариации значений на 28 дней. Средняя абсолютная ошибка предсказания модели составляет менее 2 %. Модель в реальном времени реализована на сайте <http://aurora.pgia.ru> и может быть дополнением к долгосрочным прогнозам других ИНТЕРНЕТ-ресурсов.

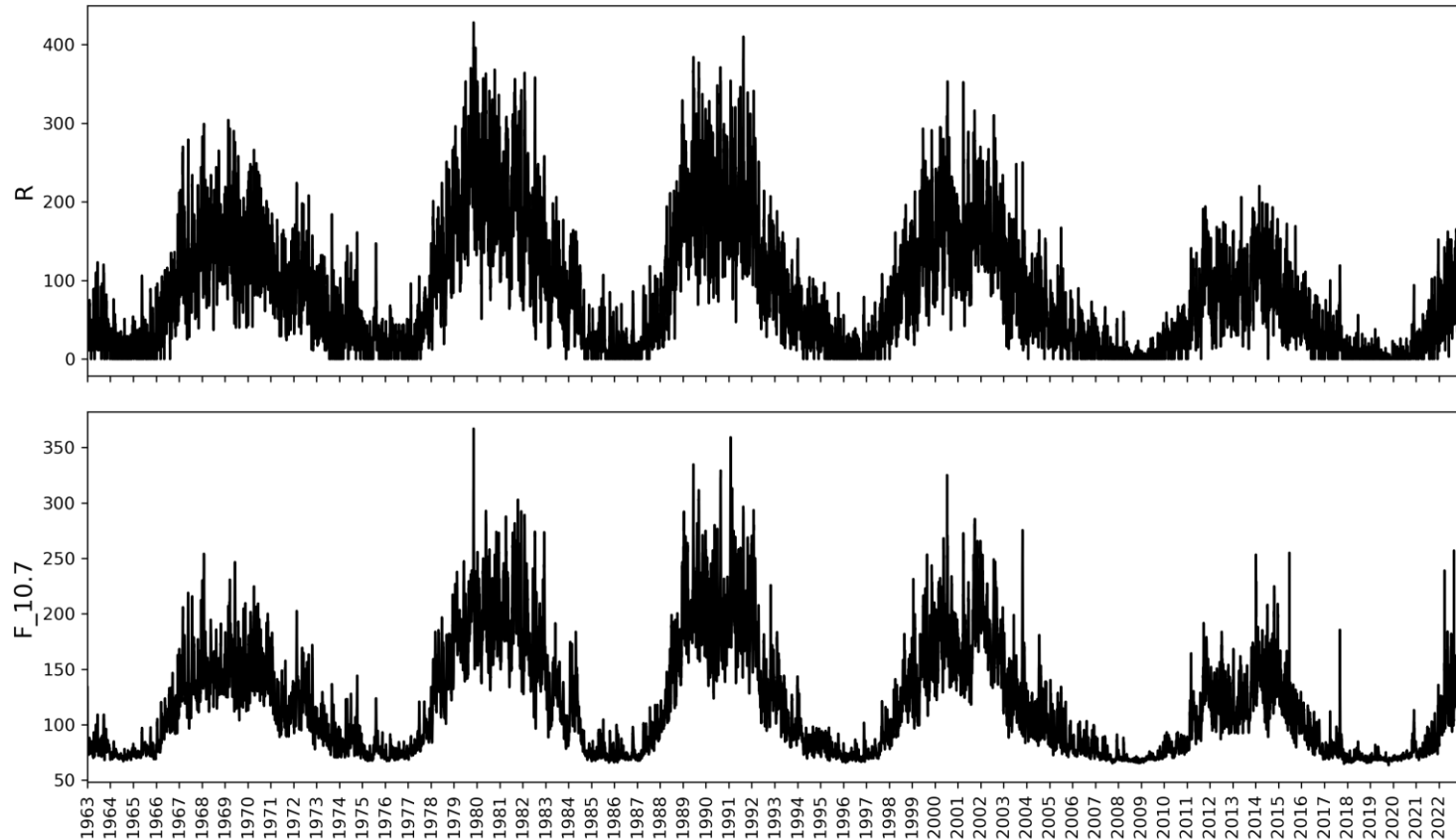
Работа поддержана РФФ, проект № 22-12-20017. Автор благодарит GSFC/SPDF OMNIWeb за подготовку использованных данных.

Публикация:

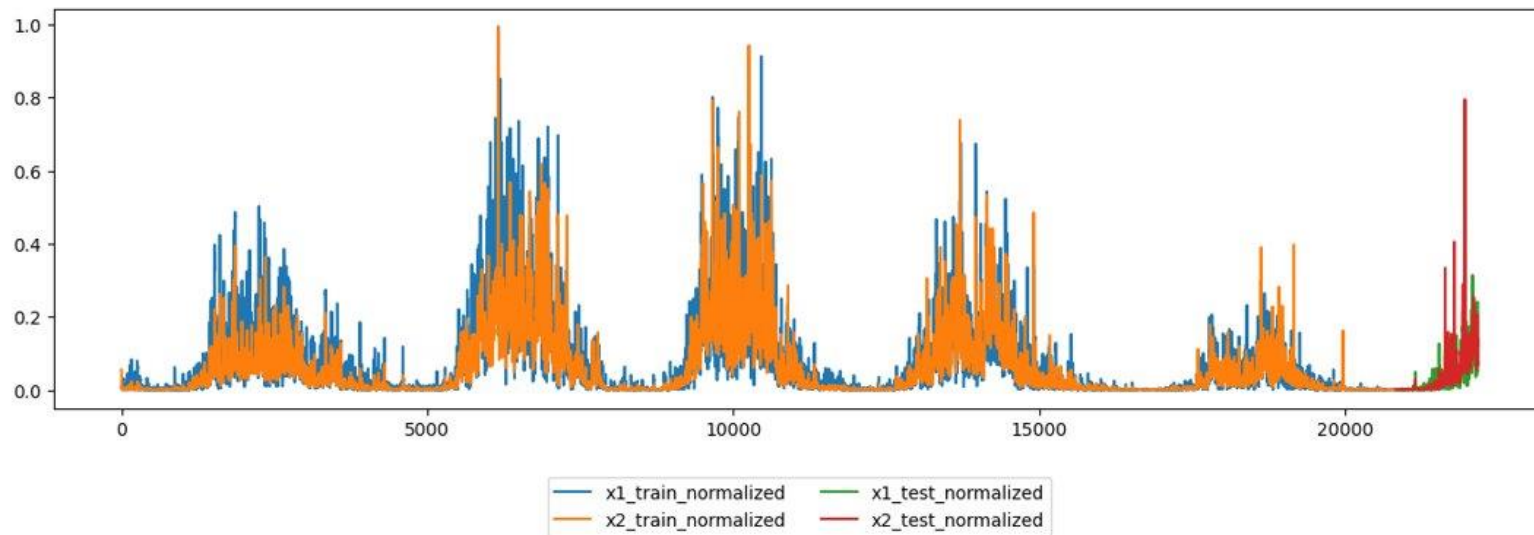
Труды Кольского научного центра РАН. Серия: Естественные и гуманитарные науки. 2023. Т. 2, № 2. С. 19–24.

Индексы солнечной активности

Набор данных представляет собой суточные значения параметров, характеризующих солнечную активность, число солнечных пятен R и среднесуточное значение потока радиоизлучения на волне 10.7 см, который измеряется в солнечных единицах потока: $1 \text{ с.е.п.} = 10^{-22} \text{ Вт}/(\text{м}^2 \text{ Гц})$. Временные ряды с 1 января 1961 года по 1 марта 2023 года взяты из базы данных OMNI. Известно, что оба ряда коррелируют между собой и содержат солнечные периодичности: 11 летний солнечный цикл и ~ 28 дневное собственное солнечное вращение. Отсутствующие отдельные значения во временном ряду были интерполированы по соседним.



Нормировка данных



LSTM — нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью

Люди не запускают мыслительный процесс с нуля в каждый момент времени. Читая статью, вы понимаете смысл каждого слова на основе значений предыдущих слов. Мысли имеют свойство накапливаться и влиять друг на друга. Этот принцип используется в сетях рекуррентных нейронных сетях (РНС).

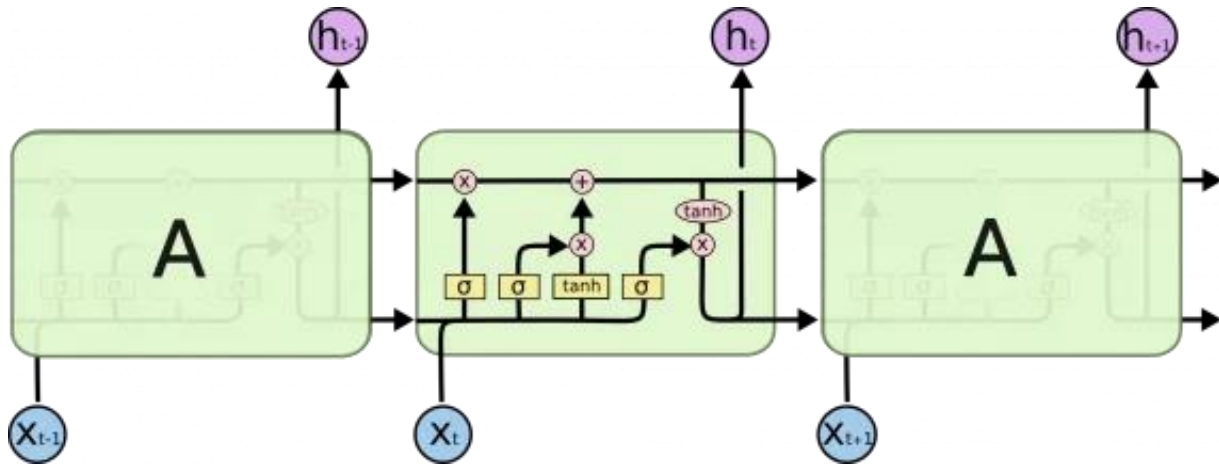
В теории РНС способны справиться с такими «долгосрочными зависимостями». К сожалению, на практике РНС не способны решить эту задачу. Проблема подробно исследована в работах [Hochreiter (1991)] и [Bengio, et al. (1994)], в которых выявлены фундаментальные ограничения РНС.

Существенным продвижением стали LSTM — специфического типа рекуррентные нейронные сети, которые решают отдельные задачи гораздо эффективнее стандартных методов.

LSTM (long short-term memory, дословно (долгая краткосрочная память) — тип рекуррентной нейронной сети, способный обучаться долгосрочным зависимостям. LSTM были представлены в работе [Hochreiter & Schmidhuber (1997)], впоследствии усовершенствованы другими исследователями

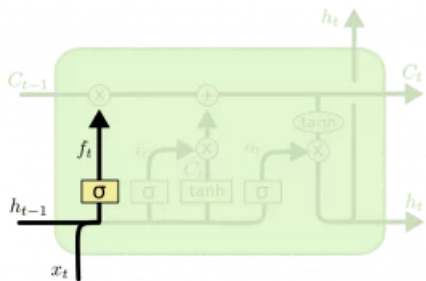
В работе использована реализация слоя LSTM в библиотеке keras в пакете TensorFlow

LSTM — нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью

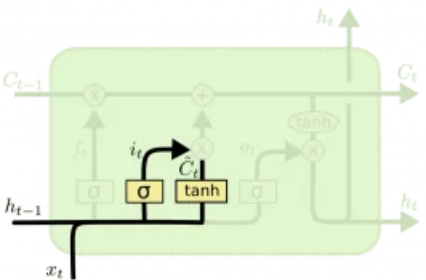


Повторяющийся модуль LSTM состоит из четырех взаимодействующих слоев

LSTM — нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью

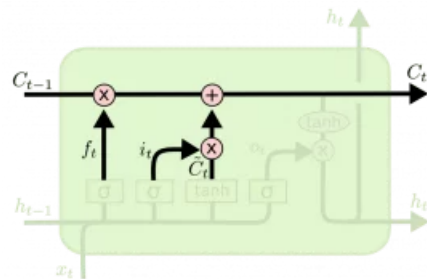


$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

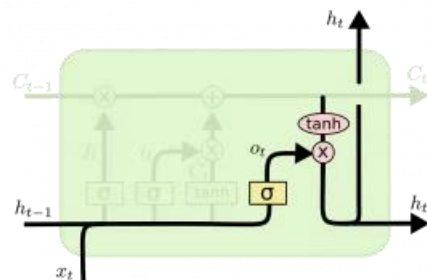


$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$



$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

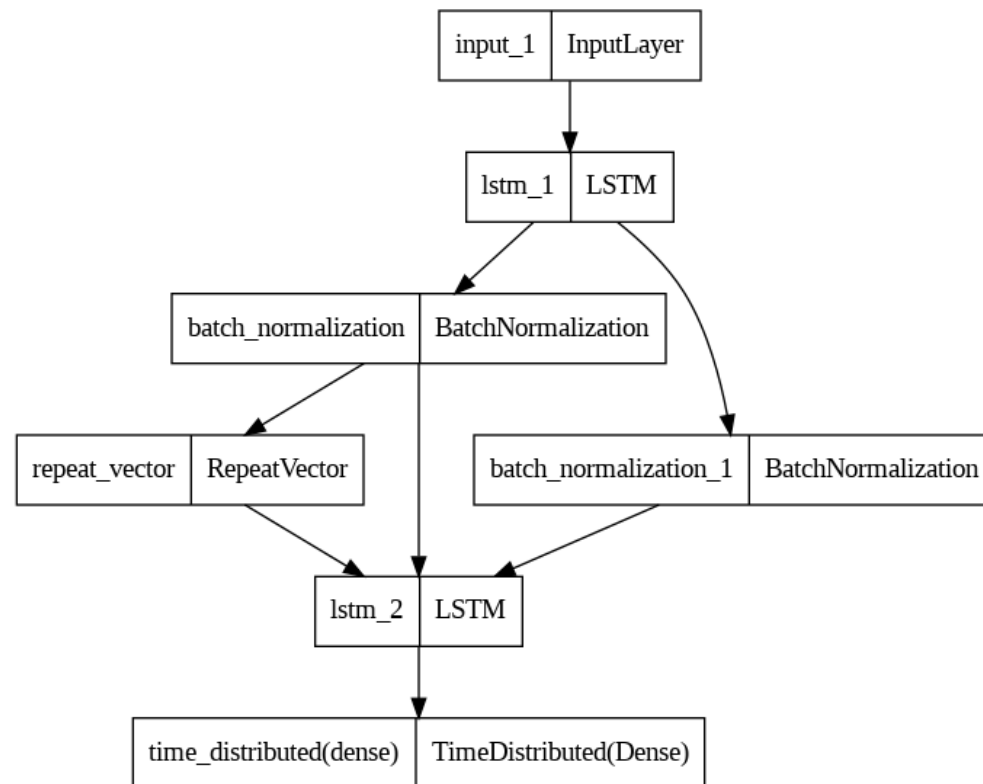
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Нейронная сеть для предсказания значений по предыстории

Для построения численной модели использована реализация LSTM (Long short-term memory) слоя на языке Python в пакете keras библиотеки tensorflow.

Сеть обучалась по данным за 5 солнечных оборотов (140 земных дней) предсказывать значения вперед на 28 дней. Для этого из всего ряда данных сформированы массивы векторов из 140 значений для подачи на вход сети, и соответствующие им массивы векторов из 28 истинных следующих за ними значений для подачи на выход сети во время тренировки.

Подаваемые на вход значения последовательно кодируются во внутреннем состоянии первой LSTM сети, которое подается на вторую LSTM сеть, которая предсказывает следующие значения. Эти значения сравнивались с истинными, в процессе обучения минимализировалась метрика «средняя абсолютная ошибка» MAE – mean absolute error). В данном случае использовались две LSTM-сети по 140 нейронов.

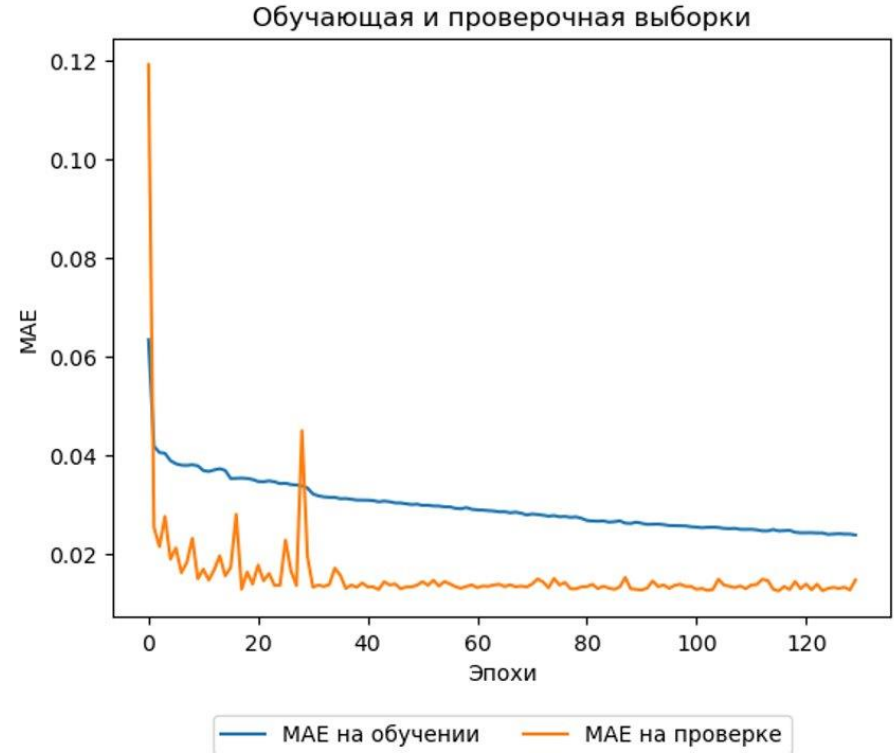


Обучение

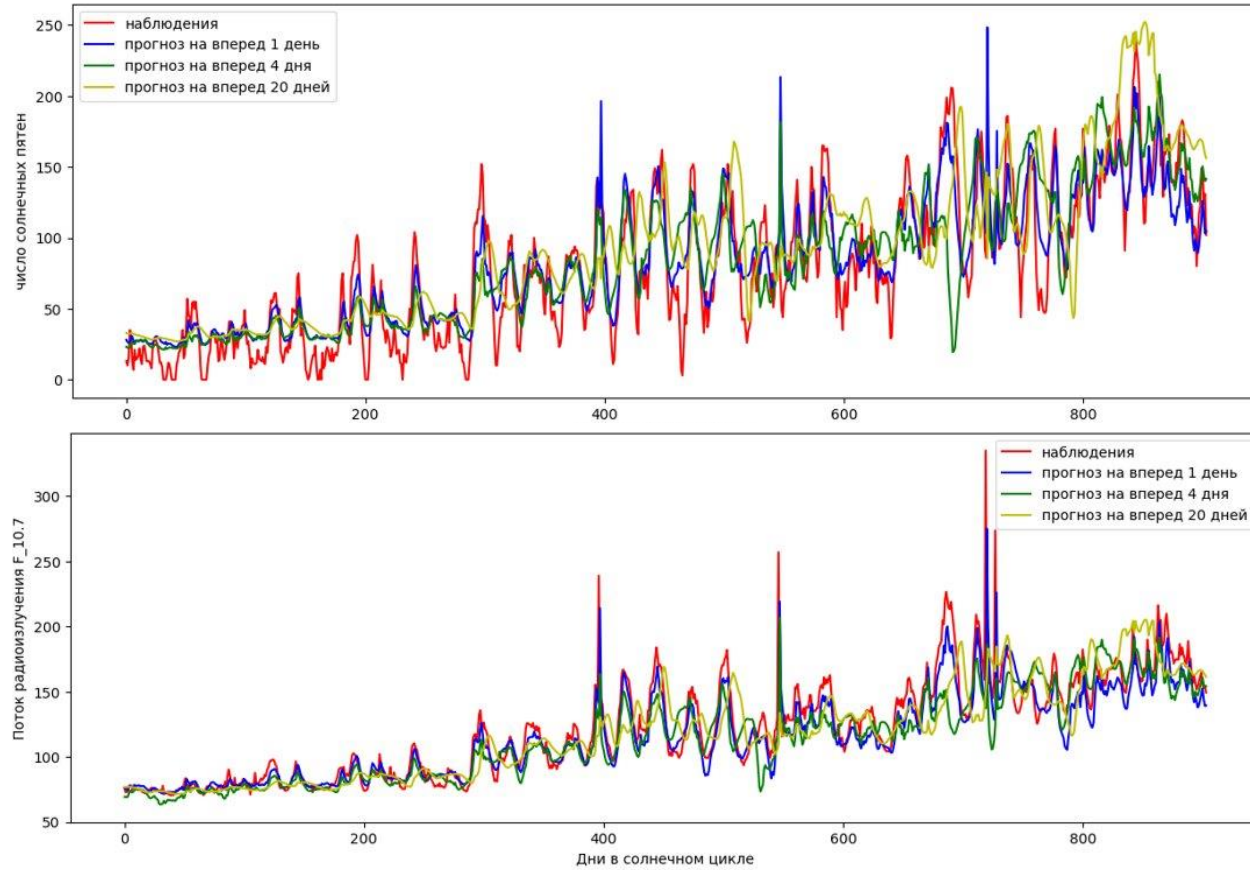
Сеть обучалась по 140 значениям предсказывать 28 следующих.

130 эпох

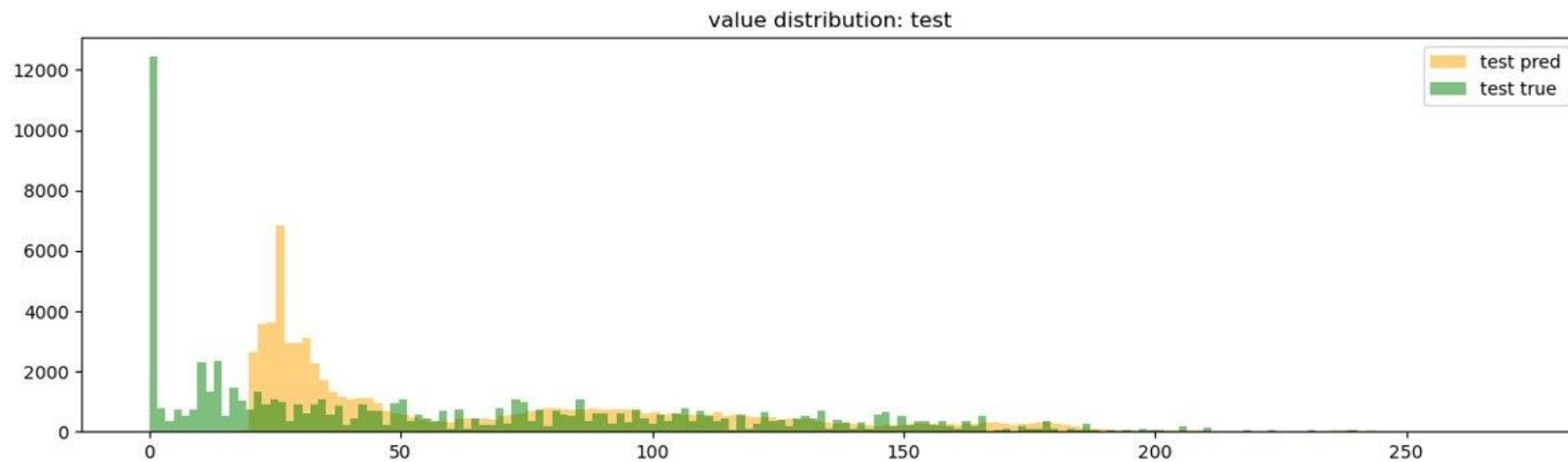
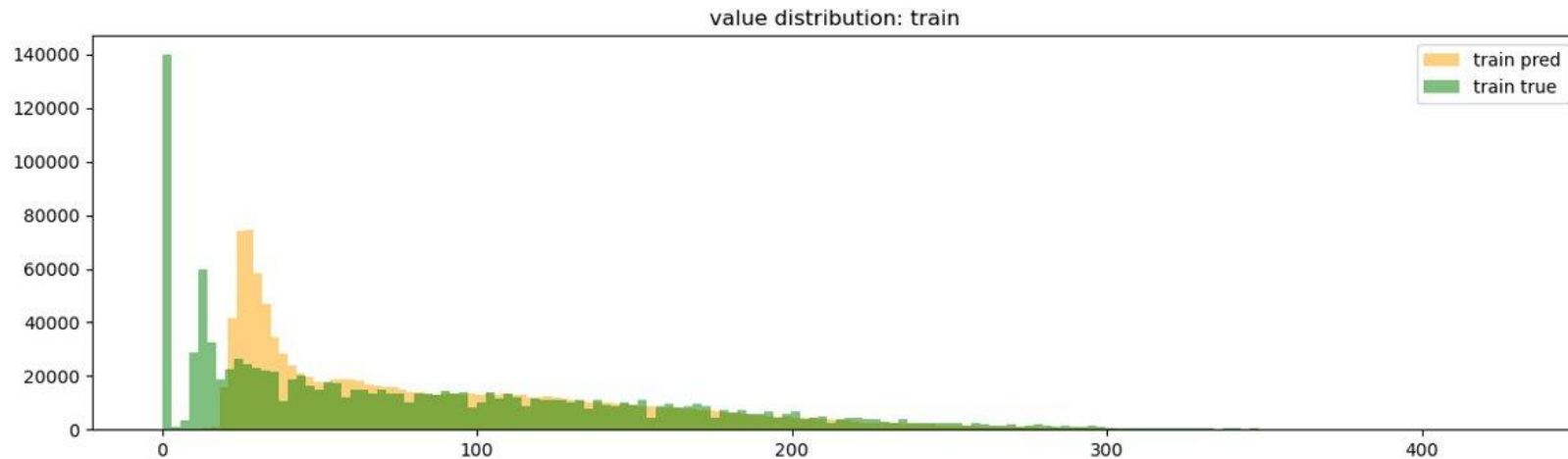
Средняя абсолютная ошибка предсказания модели составляет менее 2 %.



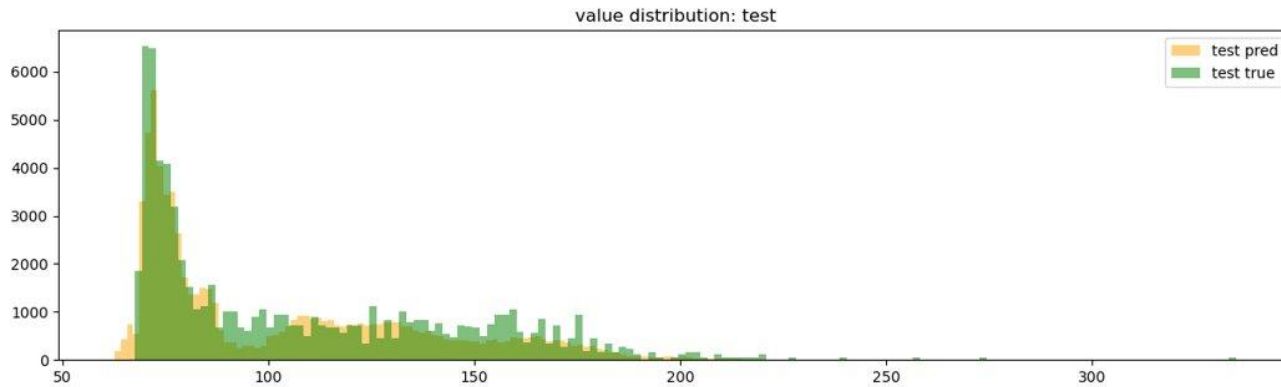
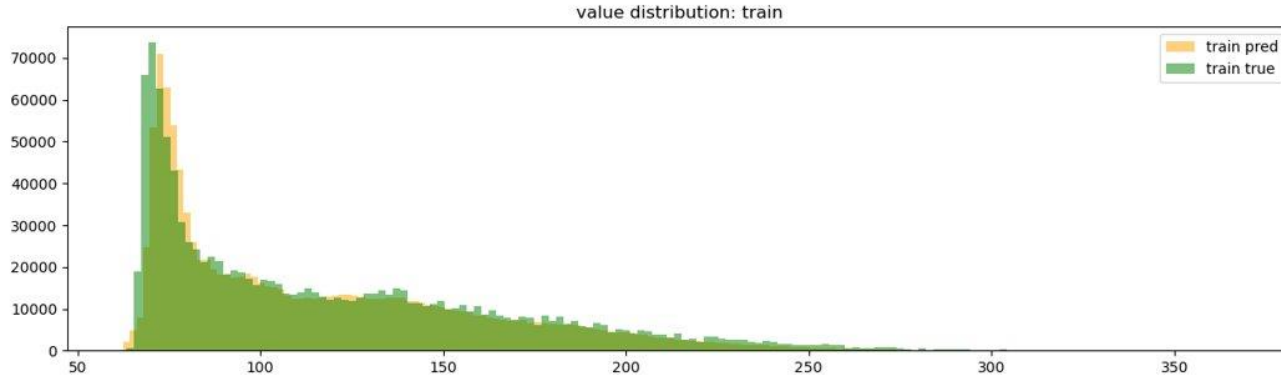
Сравнение на тестовых данных



Сравнение распределений для R



Сравнение распределений для $F_{10.7}$



Реализация на сайте

Ссылка:

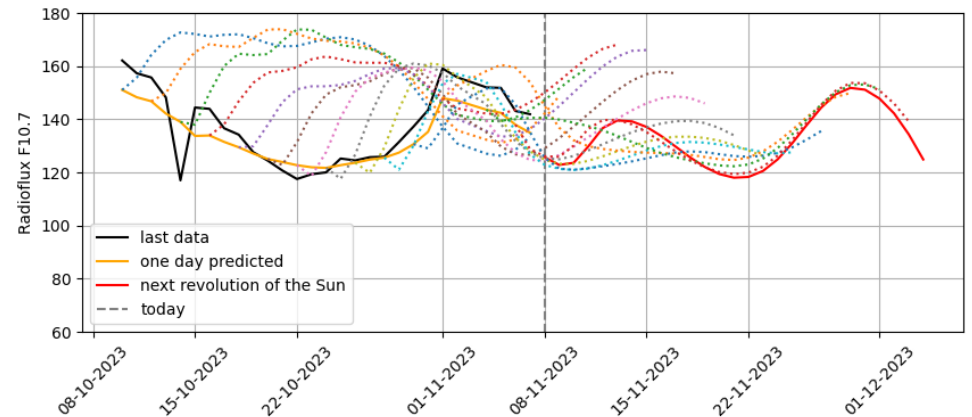
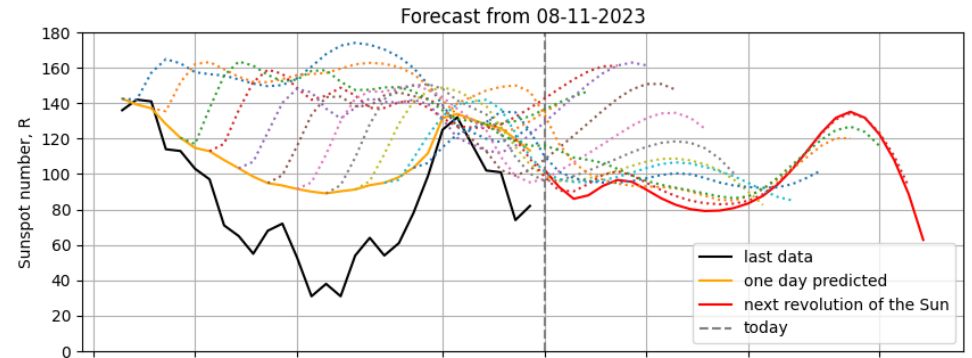
http://aurora.pgia.ru/AI/?id=R_f107

Прогноз обновляется раз в сутки.

Текущие значения загружаются с web-сайтов

<https://www.spaceweather.gc.ca/forecast-previous/solar-solaire/solarflux/sx-5-flux-en.php>

https://www.sidc.be/SILSO/DATA/EISN/EISN_current.txt



Спасибо за внимание!