

Прогнозирование генерации электроэнергии солнечными панелями с использованием нейронных сетей

Васильев Степан Петрович

Руководитель: ассистент Холодов Александр Сергеевич



ЦЕЛЬ

- ➤ Изучение функционала открытой нейросетевой библиотеки Keras.
- ▶ Прогнозирование генерации солнечной электростанции с помощью различных типов рекуррентных нейронных сетей: GRU, SimpleRNN, LSTM.



АКТУАЛЬНОСТЬ

- ➤ С нарастающей тенденцией перехода к децентрализованному энергоснабжению значительно увеличивается доля генерации возобновляемых источников энергии (ВИЭ).
- ➤ Солнечные панели перспективный способ генерации электричества.
- Для удовлетворения спроса и выполнения критерия надежности электроснабжения важно знать объем генерируемой мощности.



СОЛНЕЧНАЯ ЭНЕРГЕТИКА



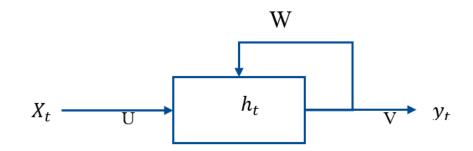
• Рисунок 1 – Карта эффективности использования ВИЭ

* С.В. Голубев Возобновляемые источники энергии в энергетике газовой отрасли. Перспективы и аспекты применения ВИЭ на объектах ПАО «Газпром» / Газовая промышленность, №12, 2016.



ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ СВОДКА

- Рекуррентные нейронные сети (РНС) вид нейронных сетей, архитектура которых состоит из трех слоёв: входного, скрытого и выходного. При этом скрытый слой имеет обратную связь сам на себя.
- РНС способны обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки.



Модель рекуррентного блока.

$$h_t = \sigma(Wh_{t-1} + Ux_t + b_h);$$

$$y_t = \sigma(Vh_t + b_y),$$

где σ — нелинейная функция;

 x_t – входной вектор номер t;

 h_t (hidden) – состояние скрытого слоя для входа x_t

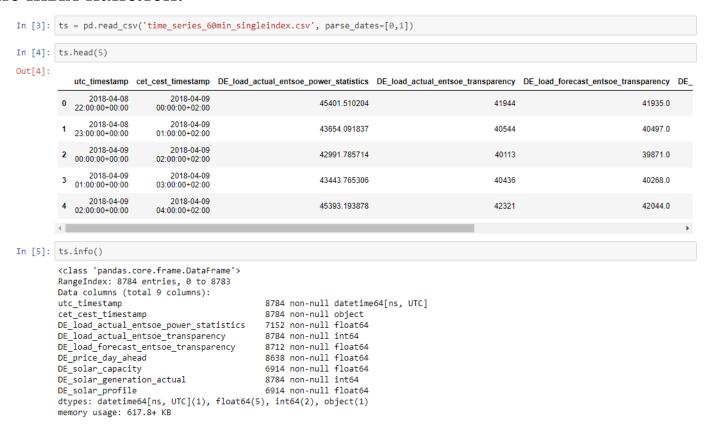
 y_t – выход сети для входа x_t ;

U, W, V – весовые матрицы нейронной сети;

 b_h, b_y (bias) – векторы сдвига.

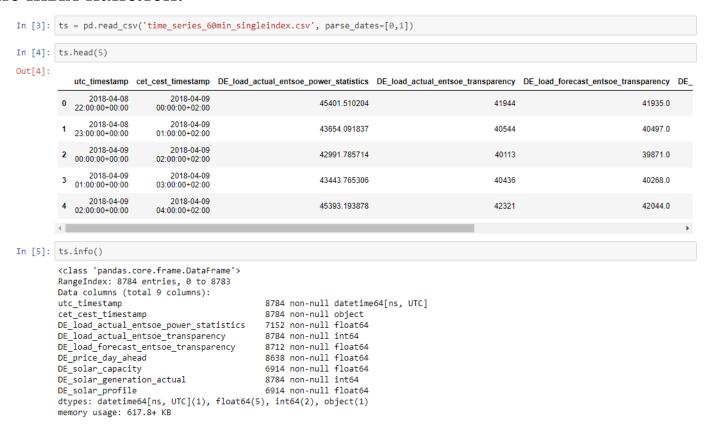


• В качестве исходных данных (ИД) выступает датасет с различными видами временных рядов в промежутке одного года дискретностью 1 час (60 минут): потребление электроэнергии, тариф на электроэнергию, генерация солнечных панелей.

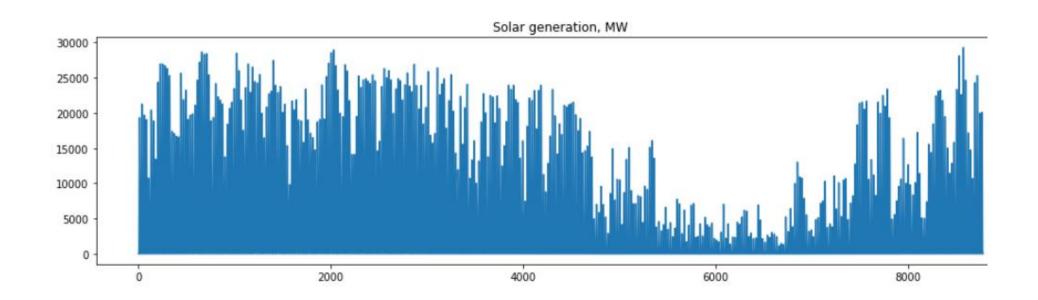




• В качестве исходных данных (ИД) выступает датасет с различными видами временных рядов в промежутке одного года дискретностью 1 час (60 минут): потребление электроэнергии, тариф на электроэнергию, генерация солнечных панелей.



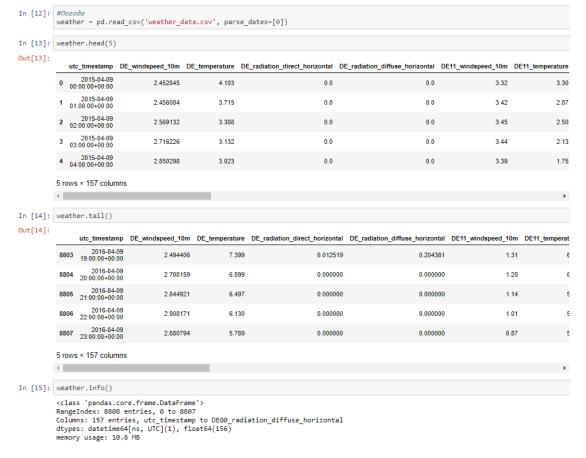




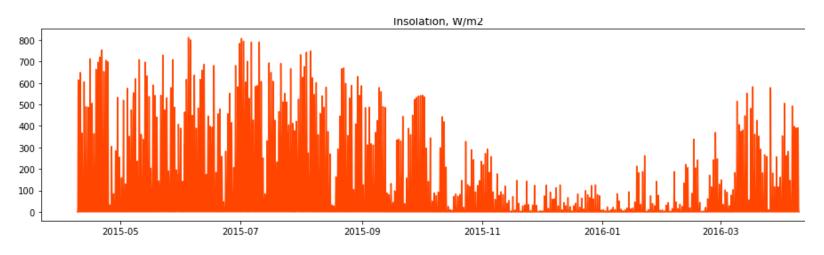
• Солнечная генерация



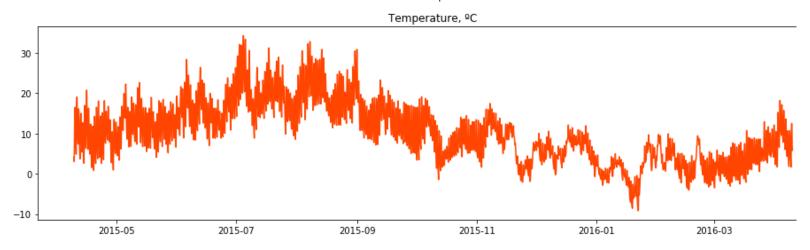
• В качестве проверки ИД на корректность был использован датасет с данными о состоянии окружающей среды, включающий скорость ветра, температуру, данные о солнечной радиации.







• Инсоляция



Температура

DE_radiation_direct_horizontal



DE_radiation_diffuse_horizontal

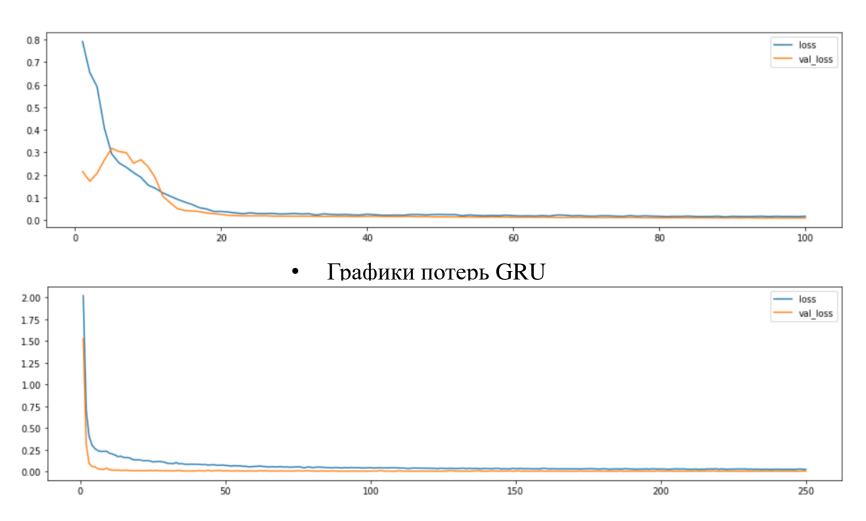
ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ. ОБРАБОТКА И ПРОВЕРКА КАЧЕСТВА

```
In [22]: sns.pairplot(comb, x vars=['DE windspeed 10m', 'DE temperature', 'DE radiation direct horizontal',
                                         'DE radiation diffuse horizontal'],
                        v vars=['DE solar generation actual'])
Out[22]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f4a2247fb10>
              30000
              20000
              10000
                                 10
                                                                                 500
                                                                                      750
                                                                            250
                                                                                                         200
                      DE windspeed 10m
                                                                     DE radiation direct horizontal
                                                 DE temperature
                                                                                             DE radiation diffuse horizontal
In [23]: sns.jointplot(x='DE radiation direct horizontal', y='DE solar generation actual', data=comb, kind='reg')
           sns.jointplot(x='DE_temperature', y='DE_solar_generation_actual', data=comb, kind='reg')
           sns.jointplot(x='DE radiation diffuse horizontal', y='DE solar generation actual', data=comb, kind='reg')
Out[23]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x7f4a24db3410>
                                                                                           30000
     30000
                                                                                           25000
     25000
                                                20000
                                                                                           20000
     20000
                                                                                           15000
     15000
                                                10000
                                                                                          b 10000
     10000
```

DE_temperature



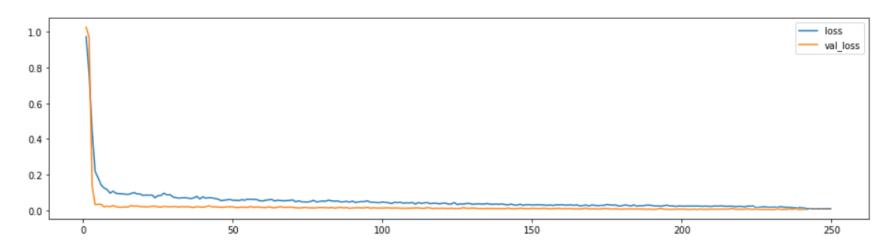
РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ



• Графики потерь SimpleRNN

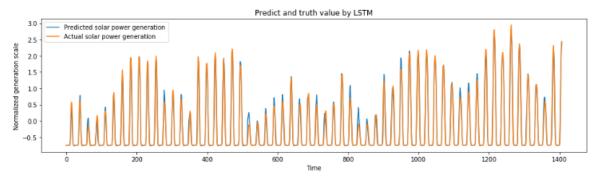


РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ



• Графики потерь LSTM

```
In [65]: plt.figure(figsize=(16,4))
    plt.plot(predLSTM_Test1[0:], label = 'Predicted solar power generation')
    plt.plot(truthLSTM_Test1[0:], label = 'Actual solar power generation')
    plt.title('Predict and truth value by LSTM')
    plt.xlabel('Time')
    plt.ylabel('Normalized generation scale')
    plt.legend();
```





РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОЛНЕЧНОЙ ГЕНЕРАЦИИ

Рекуррентная	Среднее абсолютное	Среднее абсолютное
нейросеть	отклонение	отклонение в
		именованных
		параметрах, МВт
GRU	0,09070427	718,40
SimpleRNN	0,097224064	770,04
LSTM	0,06989208	553,56



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

- 1. Освоены основные принципы использования НС для реализации моделей прогнозирования временных последовательностей.
- 2. Произведено прогнозирование генерации солнечных панелей с помощью различных типов рекуррентной нейронной сети. Лучшие результаты по итогам показала PHC LSTM.



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!

Васильев Степан Петрович <u>vardenwalle@gmail.com</u> +7(916)929-70-64