

МЕТОДИКА И ПРОГРАММНОЕ СРЕДСТВО ПОИСКА АНОМАЛИЙ В ДАННЫХ ТЕЛЕМЕТРИИ СОЛНЕЧНОЙ ЭЛЕКТРОСТАНЦИИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ – АВТОКОДИРОВЩИК

К.С. Дик¹, Н.И. Мухуров², И. Крузе³, Р.М. Асимов⁴, В.С. Осипович⁵

¹Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск

²ГНПО «Оптика, оптоэлектроника и лазерная техника», Минск

³ООО «Сенсотроника», Минск

⁴ООО «Сансниффер», Нюрнберг, Германия

⁵Лаборатория корпорации Новотек, Чарльстон, Южная Каролина, США

METHODS AND SOFTWARE FOR ANOMALIES SEARCHING IN THE TELEMETRY DATA OF A SOLAR POWER PLANT BASED ON THE ARTIFICIAL NEURON NETWORK – AUTOENCODER

K.S. Dzick¹, N.I. Mukhurov², I. Kruse³, R.M. Asimov⁴, V.S. Asipovich⁵

¹Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk

²SSPA “Optics, Optoelectronics and Laser Technology”, Minsk

³LTD “Sensotronica”, Minsk

⁴LTD “Sunsniffer”, Nürnberg, German

⁵Novotech Laboratory INC, Charleston, SC, USA

Аннотация. Разработана новая методика и программное средство поиска аномалий в работе солнечных панелей на основе искусственной нейронной сети типа автокодировщик, обученной по данным телеметрии солнечной электростанции. Методика основана на статистических исследованиях отклонений, измеренных от восстановленных нейронной сетью значений силы тока и напряжения всех солнечных панелей электростанции. Введен критерий оценки наличия неисправности в работе солнечной панели на основе статистических исследований. С использованием разработанной методики и программного средства поиска аномалий в данных телеметрии за полгода наблюдений при разных критериях оценки обнаружены от 14 до 45 аномалий в 33 солнечных панелях. Все случаи проанализированы на предмет причин возникновения аномалий в работе солнечных панелей. Установлено, что использование при анализе результатов работы искусственной нейронной сети в качестве критерия обнаружения аномалий четыре среднеквадратических отклонения для среднедневных измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU даёт возможность обнаружить неисправные солнечные панели. А использование в качестве критерия обнаружения аномалий три и два среднеквадратического отклонения – снижение эффективности в работе солнечных панелей, связанной с деградацией, избыточным затенением и другими факторами.

Ключевые слова: солнечная панель, автокодировщик, искусственная нейронная сеть, поиск аномалий, солнечная электростанция, телеметрия.

Для цитирования: Методика и программное средство поиска аномалий в данных телеметрии солнечной электростанции на основе искусственной нейронной сети – автокодировщик / К.С. Дик, Н.И. Мухуров, И. Крузе, Р.М. Асимов, В.С. Осипович // Проблемы физики, математики и техники. – 2024. – № 3 (60). – С. 92–100. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_92. – EDN: HUPWAR

Abstract. A new method and software tool for identifying anomalies in the operation of solar panels have been developed based on an artificial neural network of the autoencoder type, trained using solar power plant telemetry data. The method is based on statistical studies of deviations measured from the values of current and voltage of all solar panels of the power plant restored by the neural network. A criterion for assessing the presence of a malfunction in the operation of a solar panel based on statistical studies is introduced. Using the developed methodology and software for searching for anomalies in telemetry data over six months of observations, 14 to 45 anomalies were detected in 33 solar panels under different evaluation criteria. All the cases were analyzed for the causes of anomalies in the operation of solar panels. It has been established that the use of four standard deviations for average daily measured values of current ΔI and voltage ΔU as anomaly detection criterion in the analysis of the results of the artificial neural network operation makes it possible to detect faulty solar panels. And the use of three and two standard deviations as anomaly detection criterion can help to detect a decrease in the efficiency of solar panels associated with degradation, excessive shading and other factors.

Keywords: solar panel, normalized power value, anomaly detection, maximum power point, solar power plant, telemetry.

For citation: Methods and software for anomalies searching in the telemetry data of a solar power plant based on the artificial neuron network – autoencoder / K.S. Dzick, N.I. Mukhurov, I. Kruse, R.M. Asimov, V.S. Asipovich // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2024. – № 3 (60). – P. 92–100. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2024_3_60_92 (in Russian). – EDN: HUPWAR

Введение

Увеличение объёмов производства электроэнергии с помощью солнечных электростанций способствует усовершенствованию систем контроля за их техническим состоянием, а также разработке методов автоматического обнаружения дефектных солнечных панелей и аномалий в их работе.

В качестве технических средств наблюдения за техническим состоянием солнечных панелей, работающих в составе электростанций, в настоящее время применяют облачные ресурсы (<https://www.solarfeeds.com/mag/solar-monitoring-systems-in-the-world/>, <http://www.sunsniffer.de/solution/what-is-sunsniffer.html>, <https://www.solareye.eu/platform/?r=site/page&view=features>, <http://www.pvsyst.com/en/>), которые обеспечивают сбор, хранение и визуализацию телеметрии при оснащении солнечных электростанций соответствующим оборудованием. Как правило, данными телеметрии в облачных сервисах являются напряжение, температура, сила тока каждой солнечной панели и освещённости для всех панелей электростанции. Поиск неисправностей в работе солнечной панели и классификация этих неисправностей зависят от внимания и квалификации специалиста, который использует облачный ресурс.

В контексте обнаружения аномалий в функционировании солнечных панелей некоторые исследователи предлагают применять их моделирование [1]–[3], сравнивая результат моделирования с телеметрией. В то время, как другие специалисты [4]–[10] рассматривают возможности использования алгоритмов для расчёта точки максимальной мощности (МРР) и сравнивать её с фактическими полученными значениями. Есть работы, которые развивают и дополняют оба рассмотренных способа [11]–[14], создавая цифрового двойника для каждой солнечной панели на основе результатов телеметрии.

Активно идёт поиск подходов к применению нейронных сетей для поиска аномалий в работе солнечных панелей. Авторы [15] приводят обзор применений нейронных сетей в поиске аномалий в солнечных панелях. Однако рассмотренные авторами применения направлены на поиск дефектов поверхности солнечных панелей на основе фотографий и нацелены на анализ изображений. Исследование [16] описывает результат использования нейронной сети *generalized regression neural networks* (GRNNs) для построения вольтамперных характеристик для шести различных солнечных панелей (отличие в материалах, из которых изготовлены). Обучение нейронной сети было осуществлено на данных, измеренных в лаборатории при нормальных условиях: STC. Применение для поиска аномалий в работе не рассматривалось. Авторы [17] приводят сравнение разных видов нейронных сетей при применении их для предсказания выработки

солнечной электростанции энергии в зависимости от погодных условий. В работе [18] был использован автокодировщик для поиска аномалий в сигнале на выходе инвертора на основании сигнала результата измерения освещённости. Все приведенные исследования не используют результаты телеметрии и имеют сложности применения их для поиска аномалий в работе отдельных солнечных панелей в электростанции.

Цель настоящего исследования – разработка методики и программного средства обнаружения аномалий в работе солнечных панелей по результатам телеметрии, представленной облачным ресурсом (<http://www.sunsniffer.de/solution/what-is-sunsniffer.html>) на основании искусственной нейронной сети типа автокодировщик.

1 Методика эксперимента

В ходе исследования использовались результаты телеметрии с электростанции *Südstadt-Forum*, расположенной в Нюрнберге, Германия. В состав установки входят три инвертора (модели SUN2000-20KTL, Sinvert PVM17 и Sinvert PVM20) с 16 последовательностями (цепочки солнечных панелей) и 287 солнечных панелей. Все цепочки состоят из 18 фотоэлектрических монокристаллических модулей M190 (STORM Energy GmbH, Германия).

В результате сбора телеметрии солнечной электростанции в облачном хранилище хранятся данные для API, включающие в себя следующие параметры: напряжение, силу тока, температуру в корпусе солнечной панели, уровень освещённости, временную метку. Интервал фиксации перечисленных параметров 2 мин. Набор данных собирался с июня 2019 г. по ноябрь 2019 г. включительно и в аналогичный период в 2018 г.

Для реализации и проверки предложенной методики и алгоритма использовались следующие средства разработки: Python, Tensorflow.

Проведение исследования проходило по следующему алгоритму:

- подготовка данных телеметрии (исходных датасетов для обучения и тестирования автокодировщика);
- обучение автокодировщика;
- поиск аномалий в работе солнечных панелей с использованием обученного автокодировщика.

Для подготовки датасета для обучения автокодировщика и для анализа работоспособности солнечных панелей результаты телеметрии были подвержены фильтрации, чтобы использовать только результаты сбора данных в солнечные дни. Параметры фильтра: сила тока – 0–15 А, освещённость – 360–1500 W/m², производная по току – –0,2–0,2, производная по освещённости – –3,8–3,8. Далее из результатов фильтрации были подготовлены векторы входных данных для обучения автокодировщика и векторы данных для

его тестирования. Вектор входных данных имел размерность 200×3 и включал в себя результаты телеметрии с 10.00 до 17.00 часов следующих параметров: временная метка, температура в корпусе солнечной панели T , уровень освещенности G . Вектор тестовых данных имел размерность 200×3 и включал в себя следующие параметры: временная метка, температура в корпусе солнечной панели T , уровень освещенности G . На выходе автокодировщика в обоих случаях был получен вектор 200×3 , то есть при подаче тестовых данных на вход нейронная сеть должна была по результатам обучения восстановить значения напряжения и силы тока на основании температуры в корпусе солнечной панели и уровня освещенности. Кроме того, для обучения автокодировщика были использованы данные телеметрии стабильно работающих солнечных панелей (без дефектов и сниженной эффективности в работе), отобранные в результате прямого анализа и применения других способов поиска аномалий в работе солнечных панелей.

Разработанная искусственная нейронная сеть представляет собой автокодировщик и состоит из семи слоёв нейронов. Её более детальная структурная схема с указанием функций активации слоёв отражена на рисунке 1.1.

Для определения критериев детектирования солнечных панелей в аномальном режиме работы были использованы среднедневные отклонения измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU от восстановленных автокодировщиком, а также количество строк l в векторе, средние отклонения в которых по напряжению или по силе тока превысили установленное значение.

$$\Delta I = \frac{\sum_{i=1}^N I'_i - I_i}{N},$$

где I' – восстановленная автокодировщиком сила тока, A ; I – сила тока, измеренная при сборе телеметрии, A ; N – количество точек в течение дня, использованных для расчётов.

$$\Delta U = \frac{\sum_{i=1}^N U'_i - U_i}{N},$$

где U' – восстановленное автокодировщиком напряжение, B ; U – напряжение, измеренное при сборе телеметрии, B ; N – количество точек в течение дня, использованных для расчётов.

Далее был осуществлён расчёт среднеквадратического отклонения для ΔI и ΔU каждой из солнечных панелей для комплекта солнечных дней по формулам.

$$\sigma_I = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M |\Delta I_i - \Delta I_{av}|^2}{M}}, \quad \sigma_U = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M |\Delta U_i - \Delta U_{av}|^2}{M}},$$

где ΔI_{av} и ΔU_{av} – среднее арифметическое для ΔI и ΔU , соответственно; ΔI_i и ΔU_i – значения ΔI и ΔU для одной панели соответственно; M – количество значений анализируемой выборки.

В качестве аномалий были рассмотрены солнечные панели, удовлетворяющие условию:

$$\Delta I > K\sigma_I \text{ или } \Delta U > K\sigma_U, \quad (1.1)$$

где K – коэффициент, являющийся критерием детектирования аномалии в солнечных панелях. В эксперименте были использованы значения коэффициента K – 2, 3 и 4.

Таким образом были сформированы списки солнечных панелей и аномалий в них.

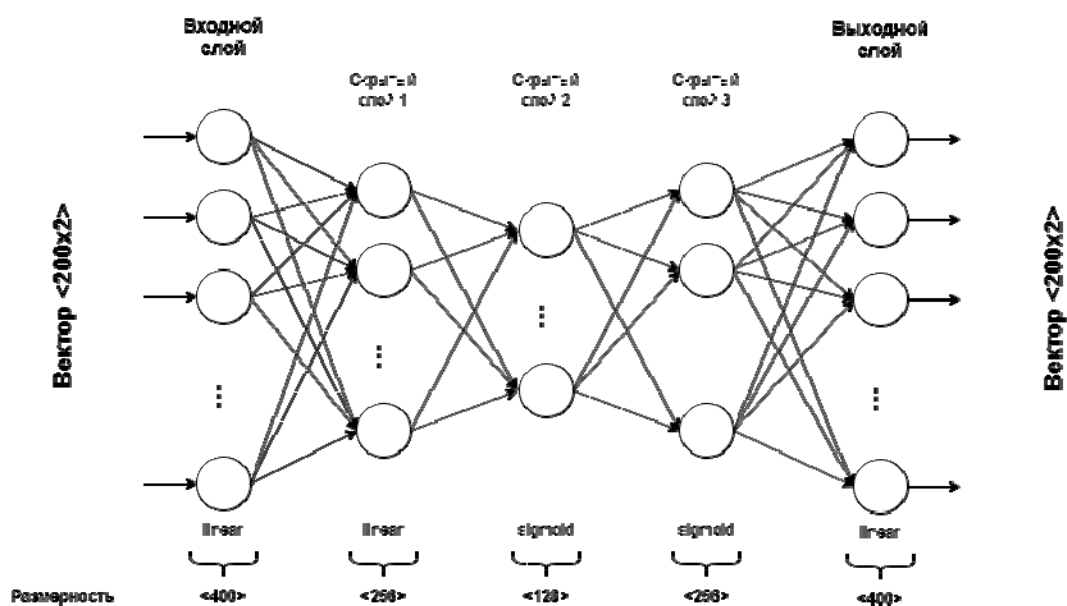


Рисунок 1.1 – Архитектура разработанного и используемого автокодировщика

2 Результаты исследования

Таблица 2.1 содержит результат применения условия (1.1) при поиске аномалий в работе солнечных панелей электростанции в течение шести месяцев (июнь – ноябрь) 2019 г. При этом в поиске аномалий участвовали только солнечные дни рассмотренного периода: 28 и 30 июня,

26 июля, 18-20 августа, 4 и 18 сентября, 14 и 26 октября, 13, 14 и 26 ноября. Таким образом, в выборку для анализа попали результаты расчёта средних отклонений силы тока ΔI и напряжения ΔU для 287 солнечных панелей для тринадцати дней.

Таблица 2.1 – Результаты поиска аномалий в течение шести месяцев (июнь – ноябрь) 2019 г.

Критерий и количество солнечных панелей/аномалий	Номер солнечной панели	Месяц	Среднедневные отклонения измеренных значений силы тока ΔI , А	Среднедневные отклонения измеренных значений напряжения ΔU , В
Для $\Delta I > 4\sigma_I$ или $\Delta U > 4\sigma_U$; 5 солнечных панелей; 14 аномалий	Module 2,2_2	Август	-3,65	2,62
		Ноябрь	-0,26	5,54
	Module 2,3_10	Июнь	-0,76	10,84
		Июль	0,25	10,57
		Август	-1,61	13,01
		Сентябрь	0,54	5,48
		Октябрь	0,18	6,77
		Ноябрь	0,48	9,67
		Август	-1,58	7,26
	Module 2,4_14	Сентябрь	-0,99	3,7
		Июль	2,59	6,96
	Module 1,4_3	Август	2,44	6,52
		Ноябрь	0,07	4,44
		Август	-1,14	6,04
Для $\Delta I > 3\sigma_I$ или $\Delta U > 3\sigma_U$; 18 солнечных панелей; 29 аномалий	Module 1,1_2	Июнь	-1,98	2,52
	Module 1,1_11	Ноябрь	-0,13	5,52
	Module 1,11_14	Август	-0,77	6,31
	Module 1,11_15	Ноябрь	-0,63	4,22
	Module 1,12_11	Июнь	-1,95	2,31
	Module 2,2_15	Август	-1,48	5,51
	Module 1,9_2	Август	-2,28	4,34
	Module 1,9_3	Август	-1,93	1,9
	Module 1,9_10	Август	-2,14	3,3
	Module 1,9_16	Август	-1,41	6,34
	Module 1,9_18	Август	-2,31	3,43
	Module 1,5_7	Ноябрь	0,88	6,25
	Module 1,5_8	Июнь	-1,65	3,76
		Август	-2,47	2,02
		Ноябрь	0,68	6,15
Для $\Delta I > 2\sigma_I$ или $\Delta U > 2\sigma_U$; 33 солнечных панелей; 45 аномалий	Module 1,2_8	Июнь	0,17	3,87
	Module 1,2_11	Июнь	0,14	3,65
	Module 1,2_12	Июнь	0,20	3,77
	Module 1,2_14	Июнь	0,17	3,66
	Module 1,3_12	Июнь	0,15	4,56
	Module 1,3_15	Июнь	-0,41	3,83
	Module 1,3_16	Июнь	-0,52	4,29
	Module 1,11_5	Июнь	-1,95	2,68
	Module 1,11_11	Август	-0,99	4,95
	Module 1,11_18	Август	-1,23	4,49
	Module 1,12_1	Август	-1,45	3,76
	Module 2,3_12	Июнь	0,91	-3,81
	Module 1,4_1	Июль	0,87	-4,52
	Module 1,5_14	Ноябрь	1,23	5,54
	Module 1,6_18	Ноябрь	0,16	4,48
	Module 1,8_4	Август	-1,36	4,32

Знак «минус» у среднего отклонения измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU от восстановленных автокодировщиком свидетельствует о том, что при заданных входных кривых освещённости и температуры исследуемые солнечные панели выдали измеренные силу тока и напряжение выше, чем рассчитала искусственная нейронная сеть при таких входных данных. Такая ситуация характерна для значений среднего отклонения измеренных значений силы тока ΔI и говорит о том, что солнечная панель функционировала в более эффективном режиме, чем ожидалось по результатам расчёта нейронной сети. Положительные значения ΔI и ΔU свидетельствуют о снижении измеренных характеристик относительно ожидаемых нейронной сетью. В таблице зафиксированы оба вида аномальной работы солнечных панелей.

Применение различного значения критерия детектирования аномалий K приводит к детекции разного количества аномалий в солнечных панелях: от 14 аномалий в 5 солнечных панелях при $K = 4$, до 45 аномалий в 33 панелях при $K = 2$. При использовании критерия детектирования аномалий $K = 4$ разработанное программное

обеспечение говорит о наличии 14 аномалий в пяти солнечных панелях с номерами: Module 2,2_2, Module 2,3_10, Module 2,4_14, Module 2,4_3 и Module 1,1_15. Среднедневные отклонения силы тока ΔI измеренных значений от восстановленных автокодировщиком при этом варьируются от $-3,65$ до $2,59$ А (среднее значение $-0,25$ А), а среднедневные отклонения напряжения ΔU – от $2,62$ до $13,01$ В (среднее значение $7,1$ В).

В случае применения в качестве критерия значения $K = 3$, количество аномалий увеличивается до 29 в 18 солнечных панелях. Диапазон изменения среднедневных отклонений силы тока ΔI и напряжения ΔU при этом остаётся прежним, а средние значения составляют $-0,79$ А и $5,63$ В. То есть, среднее значение ΔI смещается в отрицательную сторону, что говорит об аномалиях, связанных с более эффективной работой солнечных панелей, чем этого ожидала искусственная нейронная сеть при заданных условиях, среднее значение ΔU снижается.

Критерий детектирования аномалий $K = 3$ увеличивает количество аномалий до 45 в 33 солнечных панелях при средних значениях ΔI и ΔU $-0,6$ А и $4,73$ В соответственно.

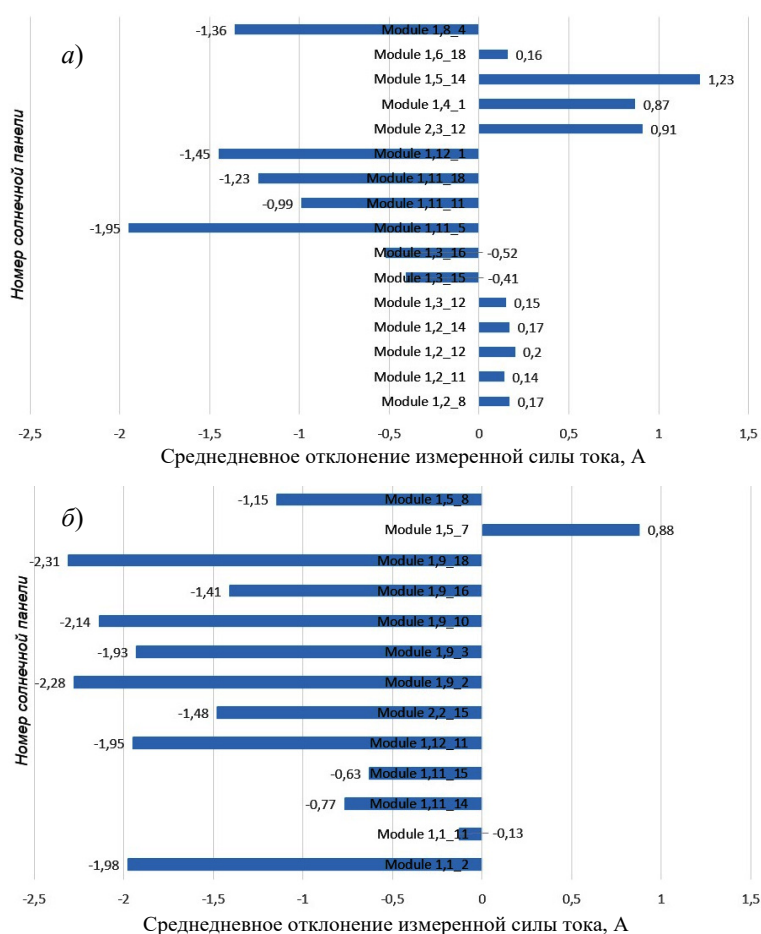


Рисунок 2.1 – Диаграммы среднедневных отклонений измеренных значений силы тока ΔI , А: а) $K = 2$ (за вычетом случаев для $K = 4$ и $K = 3$); б) $K = 3$ (за вычетом случаев для $K = 4$)

Трёхмерная диаграмма для всех анализируемых дней, где по оси Z отложены номера панелей, отражена на рисунке 2.2. Для каждого солнечного дня облако точек на диаграмме средних отклонений измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU от восстановленных автокодирующим выглядит индивидуально (рисунок 2.3), что связано с различием в измеренных фактических значениях для уровня освещённости G и температуры в корпусе панели T , а также

режимах работы инверторов и факторов, связанных с затенением или запылением части солнечных панелей. При этом рисунок 2.3 позволяет визуально идентифицировать аномальные значения ΔI и ΔU . Солнечные панели, имеющие аномалию в работе, выделяются из общего облака точек либо на всех диаграммах, если дефект стабилен от месяца к месяцу, либо на диаграмме определённого дня, если дефект присущ исследуемому дню.

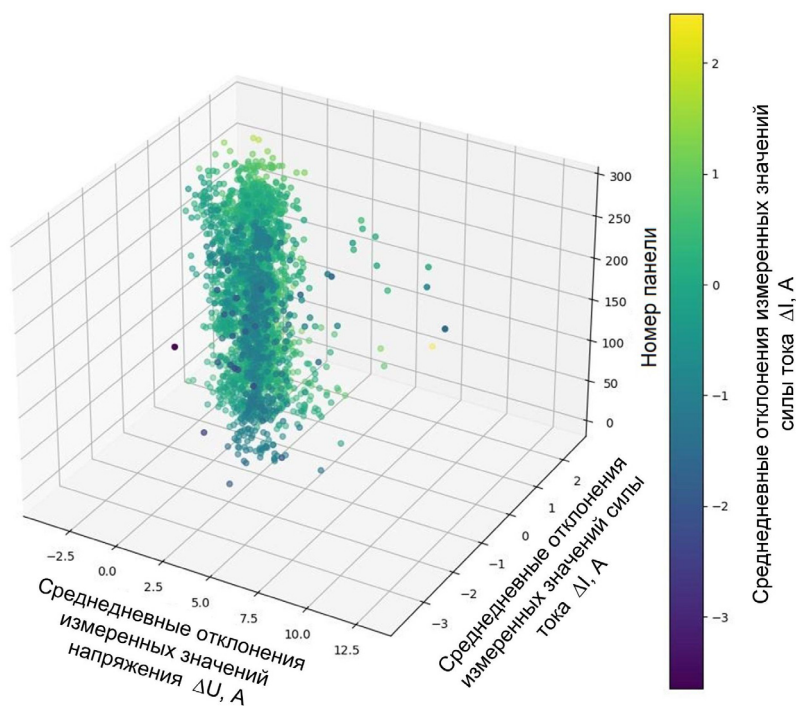


Рисунок 2.2 – Результат построения средних отклонений измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU от восстановленных автокодирующим в привязке к номеру солнечных панелей электростанции для исследуемых солнечных дней в трёхмерном пространстве

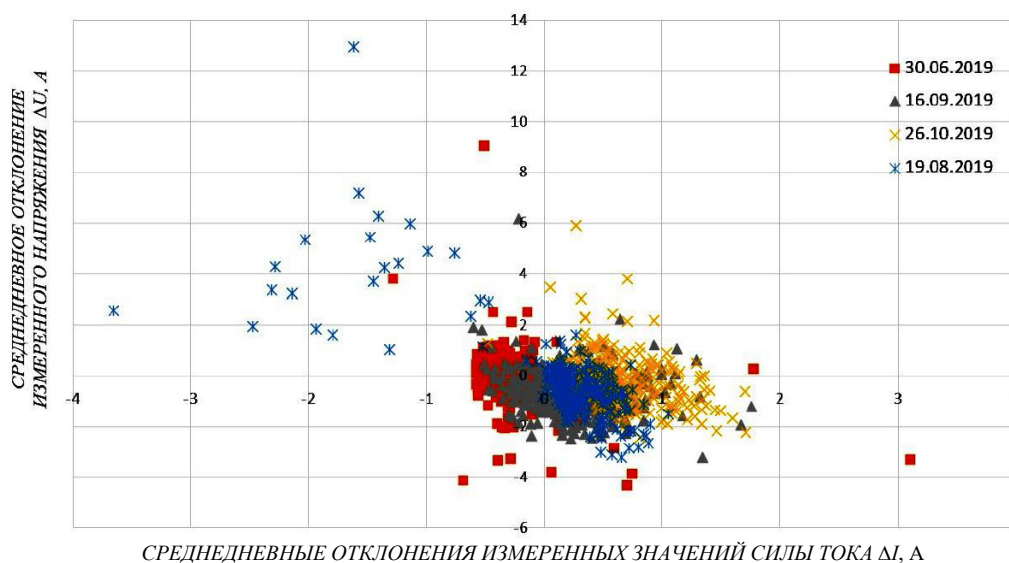


Рисунок 2.3 – Результат построения средних отклонений измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU от восстановленных автокодирующим для всех солнечных панелей электростанции для следующих четырёх солнечных дней: 30 июня, 18 августа, 16 сентября, 26 октября 2019 г.

Проанализируем кривые напряжения, силы тока, освещённости и температуры, измеренные и восстановленные автокодировщиком для некоторых солнечных панелей из таблицы.

Аномальная работа солнечной панели Module 2,3_10 сохраняется все шесть месяцев, при этом средние отклонения измеренных значений напряжения ΔU изменяются от 5,48 В (при $\Delta I = 0,54$ А) до 13,01 В (при $\Delta I = -1,61$ А). Аномальная работа солнечной панели с номером Module 2,3_10 подтверждается и другими способами поиска и анализа аномалий [20], [21], в том числе и основанными на оценке выработки электроэнергии.

На рисунке 2.4 отражены кривые для солнечной панели с номером Module 2,3_10. Кривые показывают, что измеренное для солнечной панели Module 2,3_10 напряжение на 10 В ниже, чем рассчитанное автокодировщиком при кривой

освещённости и температуре измеренных 18 августа 2019 г. Это может свидетельствовать об открытии одного из защитных диодов в солнечной панели, которые предназначены для отключения от цепи частей солнечной панели. Аналогичные выводы по этой солнечной панели и кривая напряжения сравнения с рабочей панелью приведены в [20]. При этом кривая силы тока, рассчитанная автокодировщиком, практически совпадает с кривой, построенной по результатам измерения. Отличие наблюдается только в начале дня: от нулевой до сотой точки сила тока имеет значения, близкие к нулю, и затем резко вырастает до 2,2–2,3 А. Такое поведение кривой скорее всего связано с затенением солнечной панели в утреннее время при том, что датчик освещённости не попадает в область затенения, так как построенная по его показаниям кривая в этот период имеет плавный рост.

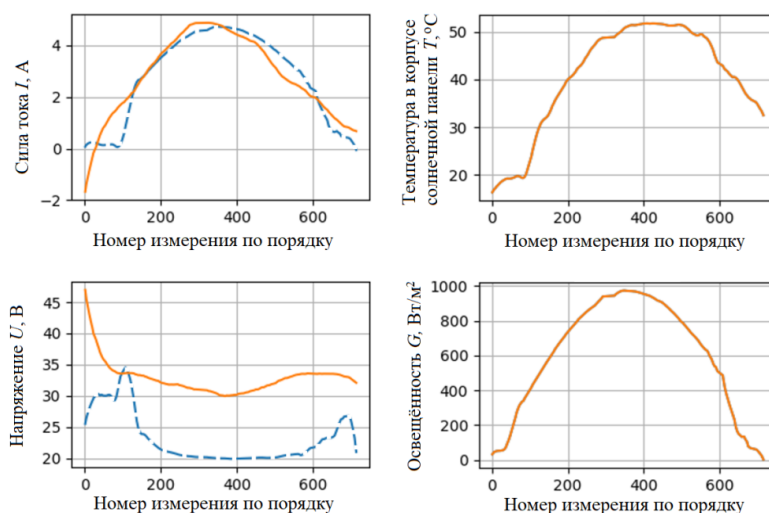


Рисунок 2.4 – Кривые силы тока I , напряжения U (синим цветом измеренные значения, оранжевым – рассчитанные автокодировщиком), температуры в панели T и освещённости G (оранжевым цветом измеренные) в течение дня для солнечной панели с номером Module 2.3_10

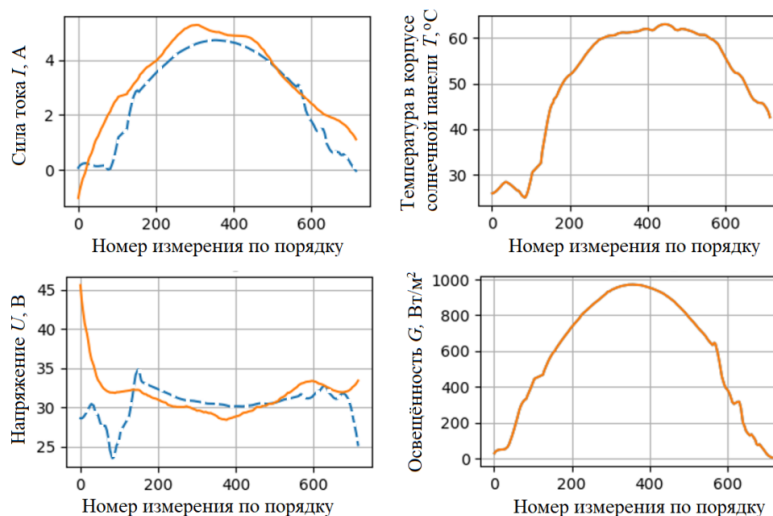


Рисунок 2.5 – Кривые силы тока I , напряжения U (синим цветом измеренные значения, оранжевым – рассчитанные автокодировщиком), температуры в панели T и освещённости G (оранжевым цветом измеренные) в течение дня для солнечной панели с номером Module 2.3_11

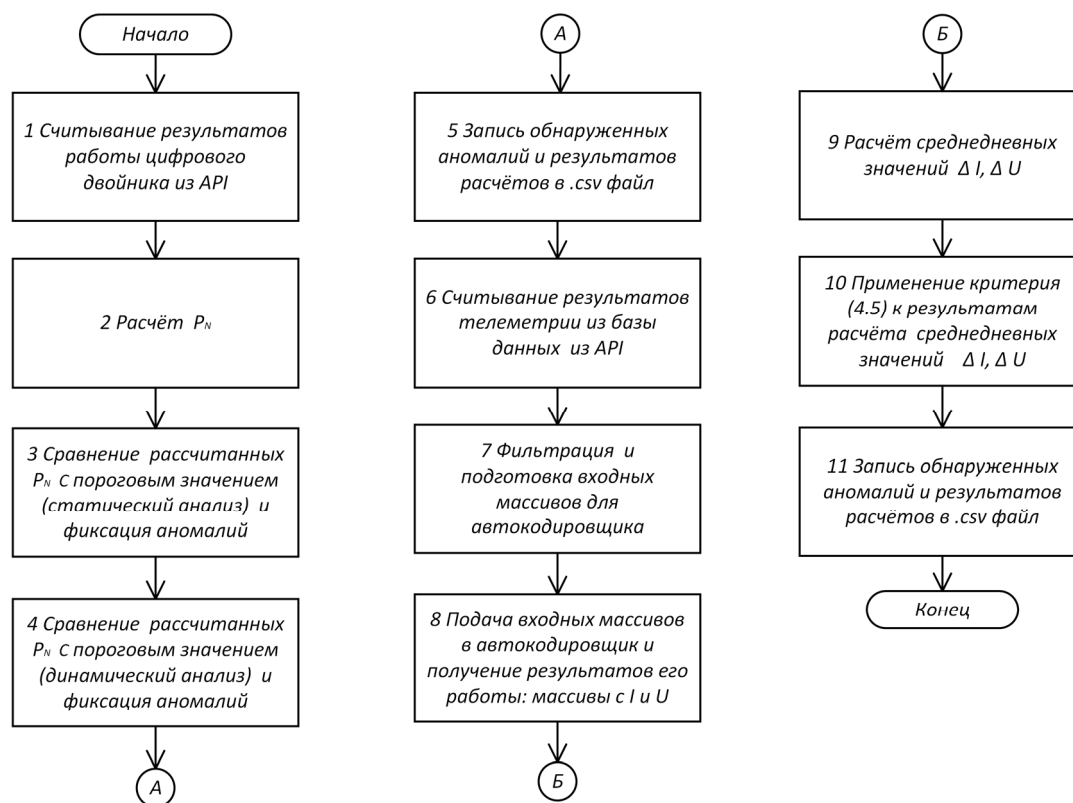


Рисунок 2.6 – Блок-схема алгоритма программного обеспечения для поиска аномалий в работе солнечных панелей, разработанного на основе предложенной методики

По результатам проведенных исследований было разработано программное средство, алгоритм работы которого представлен на рисунке 2.6. Входными данными для программного средства являются результаты телеметрии из базы данных от API (<http://www.sunsniffer.de/solution/what-is-sunsniffer.html>), а выходными данными – список солнечных панелей с обнаруженными в них аномалиями в привязке к анализируемой дате.

Заключение

Результаты исследования показали, что использование автокодировщика для поиска аномалий в работе панелей солнечной электростанции позволяет обнаруживать аномалии. При этом установлено, что использование в качестве критерия обнаружения аномалий четыре среднеквадратических отклонения для средневзвешенных измеренных значений силы тока ΔI и напряжения ΔU дают возможность обнаружить неисправные солнечные панели. А использование в качестве критерия обнаружения аномалий три и два среднеквадратического отклонения – снижение эффективности в работе солнечных панелей, связанное с деградацией, избыточным затенением и другими факторами.

Для повышения точности поиска аномалий в работе солнечных панелей при использовании разработанного программного обеспечения сле-

дует использовать комбинацию двух искусственных нейронных сетей (автокодировщиков), где в качестве обучающего датасета для одной нейронной сети использовать результат телеметрии сразу после монтажа электростанции, в качестве обучающего датасета для другой нейронной сети – отдельной солнечной панели, что нивелирует влияние на результат обучения автокодировщика результатов воздействия таких факторов, как деградация и загрязнение.

ЛИТЕРАТУРА

1. Dorin, P. Modelling and simulation of photovoltaic cells / P. Dorin, C. Farcas, I. Ciocan // ACTA Technica Napocensis. – 2008. – Vol. 49, № 1. – P. 42–47.
2. Modeling and simulation of energy recovery from a photovoltaic solar cell / O.D. Adeniyi [et al.] // Nigerian J. of Technological Research. – 2016. – Vol. 11. – P. 26–31.
3. MATLAB/Simulink based modelling of solar photovoltaic cell / T. Salmi [et al.] // Intern. J. of Renewable Energy Research. – 2012. – Vol. 2, № 2. – P. 213–218.
4. Tina, G. Monitoring and diagnostics of photovoltaic power plants / G. Tina, F. Cosentino, C. Ventura // Renewable Energy in the Service of Mankind; ed. A. Sayigh. – Springer, Cham. – 2016. – Vol. 2. – P. 505–516.

5. *Ibbini, M.* Analysis and design of a maximum power point tracker for a stand-alone photovoltaic system using Simscape / M. Ibbini, A. Adawi // Intern. J. of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. – 2019. – Vol. 8, № 1. – P. 54–57.
6. *Rashid, Md.M.* Design and construction of the solar photovoltaic simulation system with the implementation of MPPT and boost converter using Matlab/Simulink / Md.M. Rashid, A. Habib, M. Mahdi Hasan // Asian J. of Current Research. – 2018. – Vol. 3, № 1. – P. 27–36.
7. *Flatness-based control for the maximum power point tracking in a photovoltaic system / G.-A. Leopoldo [et al.] // Energies.* – 2019. – Vol. 12. – P. 1843–1862. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en12101843>
8. *Modeling of PV module with consideration of environmental factors / N. Kishor [et al.] // 2010 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conf. Europe (ISGT Europe), Gothenburg, Sweden, 11–13 Oct. 2010.* – Gothenburg, 2010. – P. 121–126.
9. *Simulation of PV array output power for modified PV cell model / N. Kishor [et al.] // 2010 IEEE Intern. Conf. on Power and Energy, Kuala Lumpur, Malaysia, 29 Nov. – 01 Dec. 2010.* – Kuala Lumpur, 2010. – P. 533–538.
10. *Steady-state model and power flow analysis of grid-connected photovoltaic power system / Y. Wang [et al.] // 2008 IEEE Intern. Conf. on Industrial Technology, Chengdu, China, 21–24 Apr. 2008.* – Chengdu, 2008. – P. 1–6.
11. *Virtual laboratory for testing of solar power plants in big data analysis / R.M. Asimov [et al.] // Collection of Materials of the V Intern. Scientific and Practical Conf. “Big Data and Advanced Analytics”, Minsk, 13–14 Mar. 2019.* – Minsk, 2019. – P. 61–65.
12. *Asipovich, V.S.* Digital twin in the analysis of a big data / V.S. Asipovich, R.M. Asimov, S.V. Chernoshey // Collection of Materials of the IV Intern. Scientific and Practical Conf. “Big Data and Advanced Analytics”, Minsk, 3–4 May 2018. – Minsk, 2018. – P. 69–78.
13. *Digital twin for PV module fault detection / S. Valevich [et al.] // J. of Engineering Science.* – 2020. – Vol. XXVII, № 4. – P. 80–87.
14. *Digital twin for PV plant’s power generation analysis / R. M. Asimov [et al.] // Collection of Materials of the VI Intern. Scientific and Practical Conf. “Big Data and Advanced Analytics”, Minsk, 20–21 May 2020.* – Minsk, 2020. – P. 78–88.
15. *Deep Learning-Based Fault Diagnosis of Photovoltaic Systems: A Comprehensive Review and Enhancement Prospects / M. Mansouri, M. Trabelsi, H. Nounou, M. Nounou // IEEE Access.* – 2021. – Vol. 9. – P. 126286–126306.
16. *Prediction Model for the Performance of Different PV Modules Using Artificial Neural Networks / M. Jaber, A. Sufiyan, A. Hamid, K. Sopian, A. Fazlizan, A. Ibrahim // Appl. Sci.* – 2022. – Vol. 12. – P. 3349.
17. *Data-Driven Day-Ahead PV Estimation Using Autoencoder-LSTM and Persistence Model / Y. Zhang, C. Qin, A.K. Srivastava, C. Jin; R.K. Sharma // IEEE Transactions on Industry Applications.* – 2020. – Vol. 56, № 6. – P. 7185–7192. – DOI: [10.1109/TIA.2020.3025742](https://doi.org/10.1109/TIA.2020.3025742)
18. *Machine Learning Schemes for Anomaly Detection in Solar Power Plants / M. Ibrahim, A. Alsheikh, F.M. Awaysheh, M.D. Alshehri // Energies.* – 2022. – № 15. – P. 1082.
19. *Информационное обеспечение мониторинга технического состояния солнечных электростанций / С. В. Валевич [и др.] // Информационные технологии.* – 2020. – Т. 26, № 10. – С. 594–601.
20. *Дик, К.С.* Методика поиска дефектных солнечных панелей в данных телеметрии электростанции на основе результатов работы цифрового двойника / К.С. Дик // Доклады БГУИР. – 2023. – Т. 21, № 6. – С. 113–120.
21. *Methods and software tool for automating static and dynamic search for anomalies in telemetry data of a solar power plant / K.S. Dzik [et al.] // International Journal of Advanced Research.* – 2023. – Vol. 11, № 8. – P. 143–155.

Поступила в редакцию 22.05.2024.

Информация об авторах

Дик Константин Сергеевич – аспирант
Мухуров Николай Иванович – д.т.н., профессор
Крузе Ингмар – директор
Асимов Рустам Мустафьевич – к.т.н., директор
Осипович Виталий Семенович – к.т.н., доцент, технический директор