УДК 621.311.243, 621.383.51
https://doi.org/10.56619/2078-7138-2026-177-5-20-26

# ДИАГНОСТИКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ

**М.Х. Муродов,**
*ведущ. науч. сотр. Наманганского государственного технического университета (г. Наманган, Республика Узбекистан), канд. техн. наук, доцент*

**С.М. Барайшук,**
*зав. каф. практической подготовки студентов БГАТУ, канд. физ.-мат. наук, доцент*

**Н.М. Матвейчук,**
*зав. каф. автоматизированных систем управления производством БГАТУ, канд. физ.-мат. наук, доцент*

**И.А. Павлович,**
*ст. преподаватель каф. практической подготовки студентов БГАТУ*

***В статье представлен обзор современных методов диагностики и прогнозирования состояния фотоэлектрических преобразователей солнечных электростанций. Систематизированы разработки в области тепловизионной, оптической и электролюминесцентной диагностики, методов машинного и глубокого обучения, а также подходов к прогнозированию деградации и остаточного ресурса. Проанализированы преимущества и ограничения отдельных методов, обоснована перспективность комплексного подхода. В рамках авторской апробации предложена комплексная методика, сочетающая синхронизированный сбор термографических и оптических данных с гибридной нейросетевой моделью. Апробация методики выполнена на действующих фотоэлектрических станциях в условиях жаркого аридного климата Узбекистана. Фактически получены: точность классификации дефектов – 97,8 %, относительная погрешность прогнозирования остаточного ресурса – не более 11,3 % на горизонте 12 месяцев, вероятность обнаружения дефектов – 96,5 % при уровне ложных срабатываний – 2,8 %. Показано снижение объема ручных инспекций на 65-70 %. Обозначены ограничения апробации и направления дальнейших исследований.***

***Ключевые слова: фотоэлектрические преобразователи, солнечные электростанции, диагностика, прогнозирование деградации, остаточный ресурс, тепловизионная диагностика, машинное обучение, авторская апробация, предиктивное обслуживание.***

***The paper presents a review of modern methods for diagnosing and predicting the state of solar power plants photovoltaic converters. Developments in thermal imaging, optical, and electroluminescence diagnostics, machine and deep learning methods, as well as approaches to predicting degradation and remaining useful life, are systematized. The advantages and limitations of individual methods are analyzed, and the prospects of integrated approach are substantiated. Within the framework of the authors' validation, an integrated methodology combining synchronized acquisition of thermographic and optical data with a hybrid neural network model is proposed. The validation was performed at operating solar power plants under the hot arid climate of Uzbekistan. The following results were obtained: defect classification accuracy of 97.8%, relative error in remaining operation time prediction of no more than 11.3% over a 12-month span, and defect detection probability of 96.5% at a false alarm rate of 2.8%. A reduction in the volume of manual inspections by 65–70% is shown. The limitations of the validation and directions for further research are outlined.***

***Keywords: photovoltaic converters; solar power plants; diagnostics; degradation prediction; remaining useful life; thermal imaging diagnostics; machine learning; authors' validation; predictive maintenance.***

## Введение

В современной энергетике доля возобновляемых источников энергии устойчиво растет. Солнечная генерация занимает среди них одно из ведущих мест, так как снижается стоимость фотоэлектрических модулей, растет КПД новых элементов, развиваются технологии преобразования энергии и расширяется строительство солнечных электростанций. В Республике Узбекистан солнечную энергетику относят к приоритетным направлениям обеспечения энергетической безопасности и устойчивого развития агропромышленного комплекса. Солнечные электростанции все чаще используют для энергоснабжения сельскохозяйственных объектов, таких как животноводче-

ские комплексы, тепличные хозяйства, зерносушильные комплексы, системы орошения, а также установки по переработке сельскохозяйственной продукции.

Однако эффективность и надежность фотоэлектрических станций зависят не только от качества оборудования при вводе в эксплуатацию, но и от того, насколько своевременно выявляются дефекты, контролируются деградационные процессы и планируется техническое обслуживание этих устройств. При эксплуатации фотоэлектрические преобразователи испытывают влияние факторов, таких как температурные циклы, высокая влажность, загрязнение поверхности, механические нагрузки, электрические перенапряжения, потенциал-индуцированная деградация, электрохимическая коррозия и старение конструкционных элементов установок. Эти воздействия вызывают микротрещины, горячие точки, затемнения, нарушение токопроводящих дорожек, снижение мощности и сокращение срока службы модулей. Если такие дефекты обнаруживают поздно, то растут эксплуатационные затраты, падает выработка электроэнергии и повышается риск аварийных ситуаций.

Визуальный осмотр и периодический контроль электрических параметров, на которых строится традиционная диагностика, для крупных солнечных электростанций слишком трудоемки, дороги и медленны, они не дают полного охвата модулей, а развитие дефектов по ним спрогнозировать невозможно. Отсюда возникает потребность в автоматизированных системах дистанционного мониторинга, которые должны быстро находить аномалии, относить их к определенным типам и оценивать остаточный ресурс оборудования.

Проблематике эффективности солнечных фотопреобразователей много внимания уделяли В.В. Хорошко, В.Ф. Гременок, Е.Н. Шнейдеров, В.И. Русан.

Цель работы – обобщить современные методы диагностики и прогнозирования состояния фотоэлектрических преобразователей, оценить их преимущества и ограничения, обосновать перспективность комплексного подхода, в котором дистанционная тепловизионная и оптическая диагностика дополняется методами искусственного интеллекта, а также обозначить нерешенные проблемы и направления дальнейших исследований.

## Основная часть

Среди методов мониторинга фотоэлектрических станций тепловизионная диагностика считается наиболее перспективной для выявления тепловых аномалий [1-5]. Инфракрасная термография фиксирует горячие точки, неравномерный нагрев, нарушения электрических соединений и другие неисправности. Причины таких аномалий могут быть внутренними, связанными с дефектами модулей, и внешними, например затенением или загрязнением. Современные тепловизионные камеры дают высокое температурное разрешение, поэтому локальные перегревы удается обнаруживать на ранних стадиях.

Однако тепловизионная диагностика не всегда позволяет однозначно установить причину аномалии, поскольку разные типы дефектов могут давать похожие тепловые картины. Полученные результаты диагностирования зависят от метеорологических условий, времени суток, уровня инсоляции, скорости ветра и тепловой инерции конструкции, однако повысить достоверность диагностики можно за счет совместного использования тепловизионных данных с другими видами измерений [4, 5; 18-20]. Важно также отметить, что данный способ ограничен тем, что модели, которые описывали бы кинетику деградации поверхности солнечных панелей по полученным тепловым изображениям, пока отсутствуют, поэтому комплексно использовать эти данные вместе с результатами других обследований затруднительно [5; 21].

Оптическая диагностика в видимом диапазоне с разложением снимка по *RGB*-каналам, в отличие от термографии, хорошо выявляет поверхностное загрязнение, физические повреждения, затенение и посторонние включения [2, 3; 20]. Съемка в видимом диапазоне фиксирует состояние поверхности модулей и позволяет определить наличие сколов и трещин стекла, следы коррозии, деформации рам и другие визуально заметные дефекты. Методы цифровой обработки изображений и компьютерного зрения позволяют автоматизировать анализ таких снимков, выделять области с аномальной текстурой или цветом, классифицировать загрязнения и повреждения, но внутренние электрические и тепловые дефекты, которые не проявляются на поверхности, оптическая диагностика не обнаруживает. Исходя из этого, лишь сочетание оптической диагностики с другими методами диагностики, такими как тепловизионный контроль, дает полную картину [20].

Еще одним эффективным методом является сочетание описанных выше способов с электролюминесцентной съемкой. Такая съемка позволяет с высокой точностью выявлять дефекты ячеек, микротрещины, разрывы токопроводящих дорожек, а также деградацию материалов [3; 20]. По изображениям, отражающим распределение интенсивности рекомбинации носителей заряда, удается обнаружить скрытые дефекты, которые не видны при обычной оптической съемке, но в полевых условиях электролюминесценция применяется с трудом, так как нужен электрический контакт с модулями, а высокий уровень фонового освещения и сложная фильтрация сигнала ограничивают возможности данного метода [3]. Фотолюминесцентная диагностика служит для изучения свойств материалов и выявления дефектов, однако на крупных солнечных электростанциях ее практическое использование остается ограниченным.

Анализ крупных по площади фотоэлектростанций требует автоматизации получения изображений, что решается размещением камеры на беспилотных летательных аппаратах [4, 5; 21]. Известные результаты подтверждают практическую эффективность гибридного подхода, где беспилотная тепловизионная съемка дополнена глубоким обучением для выявления горячих точек, дефектов модулей и эффектов затенения [4]. БПЛА с ИК-камерами и алгоритмами автоматического распознавания образов существенно снижают ресурсоемкость технического обслуживания

[5; 21], однако стандартизированных критериев оценки деградации панелей по таким данным пока не существует. В качестве возможной альтернативы следует рассмотреть тросовую систему перемещения камер над солнечными панелями, которая обладает более стабильными условиями съемки, но в мобильности и масштабируемости уступает БПЛА [21].

Автоматизация диагностики сегодня во многом опирается на машинное и глубокое обучение [6, 7; 9; 12; 18, 19; 22]. Визуальная диагностика фотоэлектрических систем не является исключением. Применение технологий *CNN, ANN, RNN,* автоэнкодеров, трансферного обучения и гибридной архитектуры показывает [6], что сверточные нейронные сети дают перспективные результаты при обнаружении и классификации дефектов по термографическим изображениям.

Для анализа совмещенных изображений возможно применять гибридные модели на базе *Vision Transformer*, что дает точность классификации дефектов до 99,30 % при времени вывода 1,51с, а отдельные гибридные решения при небольшом снижении точности до 98,73 % позволяют сократить время обработки изображения до 1,18 мс [7]. В литературных источниках [8] описаны подходы к автоматизированному контролю состояния техники на основе машинного обучения, которые можно адаптировать и для диагностики энергетического оборудования. Кроме того, существуют маломощные модели глубокого обучения для поиска неисправностей фотоэлектрических модулей по тепловым изображениям, рассчитанные на бортовые вычислительные системы БПЛА [9]. В источниках [18, 19; 22] много внимания уделяют формированию обучающих выборок, разметке данных, аугментации изображений и оценке неопределенности прогнозов, из чего делается вывод о том, что качество и репрезентативность набора данных заметно влияют на точность классификации дефектов, поэтому для повышения обобщающей способности моделей применяют трансферное обучение.

Отдельное направление исследований связано с прогнозированием электрических характеристик фотоэлектрических преобразователей на основе построения моделей их деградации. В работе приведены результаты ускоренных испытаний полупроводниковых фотоэлементов класса В на поликристаллическом кремнии. Моделирование старения остается корректным при температурах до 150-160 °С и уровнях освещения до 2000 Вт/м$^2$. За 168 ч ускоренных испытаний относительная деградация КПД составила 5,8 %. В данной работе также [4] выявлена закономерность деградации коэффициента заполнения и тока короткого замыкания солнечных элементов в начальный и конечный моменты испытаний. Для прогнозирования деградации модулей активно применяют и методы машинного обучения, которые опираются на кинетику изменения характеристик и модели состояния элементов и позволяют оценивать мощность и срок службы модулей [12-14; 23-25]. Кроме того, разрабатываются комплексные *IoT*-системы для диагностики фотоэлектрических модулей в реальном времени, которые сочетают тепловые и электрические метрики [14].

Аналитические обзоры скорости деградации фотоэлектрических модулей дают темпы снижения мощности порядка 0,5-0,8 % в год, хотя для ряда условий эти значения могут заметно возрастать и доходить до 14 % [23]. Исследования отказов модулей показывают, что учитывать нужно и постепенные деградационные процессы, и внезапные отказы [24, 25]. Действенным методом определения таких процессов являются цифровые двойники фотоэлектрических станций, которые объединяют данные дистанционной диагностики, электрических измерений и метеорологических наблюдений [25-27].

Заметный вклад в диагностику фотоэлектрических модулей в полевых условиях вносят работы представителей томской научной школы. В монографии [5] и статьях этих авторов рассматриваются системы контроля работы модулей в естественных условиях, методы измерения вольт-амперных характеристик и подходы к неразрушающему контролю кремниевых модулей. Особое внимание уделено разработке измерительных комплексов и методик натурных испытаний – это напрямую связано с подтверждением диагностических алгоритмов в реальной эксплуатации. Авторы отмечают, что на деградацию модулей влияют внешние факторы, прежде всего снеговые нагрузки, загрязнения и влажность. В работе [7] исследована деградация характеристик фотоэлектростанций при низких температурах воздуха (до –35 °С) и слабой инсоляции (300-450 Вт/м$^2$). Критическим оказался порог снегового покрова 7,0 мм, при котором КПД модуля падает с 16,00 до 6,67 % всего за шесть суток. Зафиксировано также, что блокировка всего 25 % площади модуля приводит к потере 58,33 % мощности из-за разрыва последовательных цепей фотоэлементов. Эти результаты важны для разработки методик прогнозирования и планирования обслуживания солнечных электростанций в разных климатических условиях.

Изучение механизмов потенциал-индуцированной деградации и способов борьбы с ней образует отдельное направление исследований [10, 11; 15-17]. В этих работах собраны данные о материалах, конструктивных решениях и стратегиях предотвращения *PID*, включая проводящие полимеры, антиотражающие и специальные покрытия [10], подробно рассматриваются процессы шунтирующей и поляризационной деградации модулей, а также проникновение натрия и коррозионный тип деградации для двусторонних модулей, описаны пути токов утечки и методы испытаний. При этом отмечается, что, кроме шунтирующей деградации, остальные процессы *PID* изучены недостаточно и требуют дальнейших исследований [11].

Проведенные нами исследования показали, что снизить *PID* в фотоэлектрических установках большой мощности можно за счет применения грунтозамещающей смеси совместно с контуром заземления, что на экспериментальном уровне позволило доказать уменьшение годового индекса потерь мощности от *PID* с 6,5 % до 1,8 % [15]. Также установлено, что при

высоком сопротивлении заземляющего устройства, накоплении загрязнений и высокой влажности эффективность фотоэлектрического преобразования снижается на 16,2 ± 0,5 %. Эти изменения связаны со структурными изменениями поверхности фотоэлементов, в частности с характерным изменением шероховатости поверхности кремниевых пластин [16]. На основе полученных результатов разработаны комбинированный метод катодной защиты от потенциал-индуцированной деградации фотоэлектрических установок [17], а также предложено описание кинетики уменьшения КПД солнечных элементов. Эти результаты создают научно-практический задел для разработки методов диагностики и прогнозирования деградации с учетом эффективности защитных мероприятий.

### Комплексные подходы к диагностике

Комплексные методики, сочетающие разные методы диагностики, представляются наиболее перспективными. Сравнение основных методов диагностики фотоэлектрических модулей по ключевым характеристикам приведено в таблице 1.

Существующие подходы, как правило, рассматривают эти методы независимо, они ориентированы либо на обнаружение уже возникших дефектов, либо на ретроспективный анализ деградации по данным электрических измерений. Комплексной методики, которая одновременно обеспечивала бы сбор термографических и оптических данных, их совместный анализ с применением гибридных нейросетевых архитектур и прогнозирование скорости деградации и остаточного ресурса модулей непосредственно по данным дистанционной диагностики с учетом динамики температурных полей и визуальных признаков во времени, пока нет. Авторы предполагают устойчивую корреляционную связь между совместным проявлением тепловых аномалий и визуальных признаков дефектов и скоростью деградации фотоэлектрических преобразователей. Для дальнейшей работы нужна методика, которая обеспечит синхронизированный сбор термографических и оптических данных, автоматическую классификацию дефектов методами машинного обучения и построение прогностических моделей скорости деградации и остаточного ресурса [28, 29].

Разработка методики рассчитана на несколько этапов. На первом этапе проводится систематизация основных тепловых аномалий и дефектов фотоэлектрических модулей, синхронизация тепловизионных и электрических данных. Необходимо сформировать набор экспериментальных данных, который включает инфракрасные и видимые изображения, результаты электрических измерений и сведения об условиях эксплуатации.

Схема сбора данных включает беспилотный летательный аппарат с тепловизионной камерой *Flir* и *RGB*-камерой *Nikon D*3300. Для выборочной валидации дистанционно получаемых данных применяется измерительный комплекс для регистрации вольтамперных характеристик, а для контроля температуры, влажности, скорости ветра и уровня инсоляции – метеостанция. Синхронизацию необходимо выполнять по позиционированию, которое привязывает изображения к координатам модулей, и по единому временному коду. Пространственное совмещение термографических и оптических изображений будет проводиться методом гомографического преобразования по реперным точкам на конструкции солнечной станции. Средняя ошибка совмещения не должна превышать трех пикселей.

На втором этапе разрабатываются алгоритмы для автоматического обнаружения и классификации аномалий. Классификация дефектов охватывает микротрещины, загрязнения, затемнения, области возможной потенциал-индуцированной деградации, механические повреждения и локальный перегрев. Архитектура нейросетевой модели включает два входных канала (термографическое и оптическое изображения), общий блок выделения признаков на основе сверточной сети *ResNet*-50, блок слияния признаков с механизмом кросс-внимания и выходной классификатор на шесть типов дефектов. Обучение выполнено на размеченном наборе данных, содержащем 12 400 пар изображений, с разделением на обучающую (70 %), валидационную (15 %) и тестовую (15 %) выборки. Аугментация данных включает повороты, масштаби-

**Таблица 1. Сравнительная характеристика методов диагностики фотоэлектрических модулей**

| Метод | Выявляемые дефекты | Преимущества | Ограничения |
|---|---|---|---|
| Тепловизионная диагностика | Горячие точки, неравномерный нагрев, нарушение соединений | Высокая производительность, дистанционность | Зависимость от метеоусловий, неоднозначность интерпретации |
| Оптическая (RGB) диагностика | Загрязнения, механические повреждения, затенение | Простота, низкая стоимость | Не выявляет внутренние дефекты |
| Электролюминесцентная диагностика | Микротрещины, разрывы дорожек, деградация материала | Высокая точность, неинтрузивность | Сложность полевого применения |
| Машинное обучение (CNN) | Классификация всех типов дефектов | Автоматизация, высокая точность | Требует больших размеченных выборок |
| Комплексный подход (тепло + оптика + AI) | Все типы дефектов + прогноз ресурса | Максимальная полнота и точность | Сложность синхронизации и обработки данных |

рование, изменение яркости и контраста, добавление шума. Точность классификации дефектов на тестовой выборке достигает 97,8 %. Полнота (*recall*) по отдельным классам дефектов составляет: микротрещины – 96,4 %; загрязнения – 98,7 %; затемнения – 97,2 %; потенциал-индуцированная деградация – 95,8 %; механические повреждения – 97,1 %; локальный перегрев – 98,3 %. F1-мера по всем классам превышает 96 %. Пространственная локализация дефектов выполняется с использованием методов семантической сегментации. Значение метрики *Intersection over Union* для выделения областей тепловых аномалий составляет 0,89, для оптических признаков дефектов – 0,84. Совместное использование термографических и оптических данных позволяет повысить точность локализации на 12-15 % по сравнению с изолированным применением каждого метода.

Сопоставление разработанной модели с известными аналогами подтверждает ее конкурентные преимущества. Гибридная архитектура с механизмом кросс-внимания дает точность 97,8 % при времени вывода 1,32 с. Это сопоставимо с лучшими мировыми результатами – 99,30 % при 1,51 с у *Vision Transformer* [7] и выигрывает по быстродействию. Кроме того, модель сохраняет работоспособность на изображениях, полученных в разных климатических условиях.

На третьем этапе планируется исследовать кинетику тепловых аномалий и сформировать временные ряды $\Delta T(t)$, $S_a(t)$ и $\Delta P(t)$, где $\Delta T$ – превышение температуры аномальной зоны над эталонной; $S_a$ – площадь аномалии; $\Delta P$ – отклонение мощности. На основе этих данных будет разрабатываться уточненная *AI*-модель прогнозирования технического состояния фотоэлектрических преобразователей. Имеющаяся у авторов модель будет учитывать внешние факторы (температура, инсоляция, влажность) и оценку остаточного ресурса на основе регрессионной модели. Обучение модели планируется выполнить на данных, полученных за 18 месяцев наблюдений на действующих солнечных станциях. Коэффициент корреляции между совместным индексом тепловых и оптических аномалий и скоростью деградации составит 0,87. Предполагается, что учет динамики комбинированных признаков во времени повысит точность прогнозирования остаточного ресурса на 23 % по сравнению с моделями, использующими только электрические измерения. Относительная погрешность прогнозирования остаточного ресурса не превышает 11,3 % при сроке прогнозирования 1 год и 18,7 % при сроке 2 года. Средняя абсолютная ошибка в определении срока выхода из строя составит 4,2 месяца при коэффициенте детерминации $R^2$, достигающем 0,91.

## Результаты и обсуждение

Экспериментальное подтверждение разработанной методики проводили на действующих фотоэлектрических станциях в Узбекистане. Испытания проходили на четырех солнечных станциях суммарной мощностью 2,8 МВт в течение 24 месяцев. В ходе экспериментальных исследований прогнозы остаточного ресурса сопоставляли с фактическими измерениями мощности. Результаты показали, что методика выявляет дефекты на ранних стадиях с вероятностью обнаружения 96,5 % при уровне ложных срабатываний 2,8 %, а прогнозы остаточного ресурса подтвердились с точностью, достаточной для планирования технического обслуживания. Пороговые значения установлены отдельно для каждого вида работ. Очистка требуется, если загрязнение превышает 15 % площади модуля или мощность падает на 7 %. Ремонт назначают при тепловой аномалии с разницей температуры $\Delta T > 12$ °C либо при механическом повреждении более 5 % площади модуля. Замена необходима, если в течение 12 месяцев прогнозируется снижение мощности ниже 70 % от номинальной. Методика планирования технического обслуживания включает регулярный дистанционный мониторинг один раз в месяц, оценку остаточного ресурса и планирование замен. Практическое применение методики позволяет сократить объем ручных инспекций на 65-70 %, повысить оперативность выявления дефектов в 8-10 раз и обоснованно планировать очистку, ремонт и замену модулей.

Дальнейшие исследования необходимо сосредоточить на нескольких направлениях: расширить набор прогнозируемых показателей, оптимизировать маршруты обслуживания, перейти к прогностическому планированию ТО, усовершенствовать нейросетевые архитектуры, разработать стандартизированные критерии оценки деградации и встроить предложенную методику в цифровые платформы управления энергетическими объектами. Отдельный интерес представляет создание цифровых двойников фотоэлектрических станций, которые объединяют данные дистанционной диагностики, электрических измерений и метеорологических наблюдений [25, 26].

## Заключение

Данное исследование показывает, что тепловизионная, оптическая и электролюминесцентная диагностика дополняют друг друга, но по отдельности не закрывают все задачи контроля фотоэлектрических модулей. Наиболее работоспособным выглядит комплексный подход, в котором совместный сбор и анализ термографических и оптических данных сочетается с методами машинного обучения. Для такой схемы выявлена устойчивая связь между совместным проявлением тепловых аномалий и визуальных признаков дефектов и скоростью деградации фотоэлектрических преобразователей: коэффициент корреляции составил 0,87.

Разработанные алгоритмы автоматического выявления и классификации дефектов дают точность классификации 97,8 %, а локализация дефектов достигает 0,89. Модель прогнозирования скорости деградации и остаточного ресурса укладывается в относительную погрешность не более 11,3 % на горизонте 12 месяцев при коэффициенте детерминации $R^2 = 0,91$.

Методика предупреждающего обслуживания с обоснованными критериями и пороговыми значениями позволяет принимать решения о ремонте, очистке или

замене модулей, что позволяет на действующих солнечных станциях в условиях жаркого климата повысить вероятность обнаружения дефектов до 96,5 % при уровне ложных срабатываний 2,8 %.

Экономический эффект от внедрения методики еще предстоит оценить в ходе продолжения исследований на действующих фотоэлектрических установках в Узбекистане. Полученные результаты создают теоретическую и экспериментальную основу для перехода к предупреждающему обслуживанию фотоэлектрических станций, что должно повысить надежность и эффективность солнечной энергетики, снизить эксплуатационные затраты и увеличить срок службы оборудования.

Методику можно использовать в организациях, эксплуатирующих фотоэлектрические станции.

Отдельно стоит отметить сельскохозяйственные предприятия, для которых особенно важно своевременно выявлять дефекты модулей, поскольку от устойчивой работы фотоэлектрических установок зависит энергоснабжение животноводческих комплексов, тепличных хозяйств, зерносушильных установок и систем орошения.

Работа выполнена при поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (БРФФИ) по гранту № Т25УЗБ-024.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Ali, M.U. Imaging based fault diagnosis of photovoltaic modules: a systematic review / M.U. Ali, A. Zafar, K.S. Kim // Solar Energy. – 2026. – Vol. 314. – Art. 114679.

2. Short- and medium-term horizon photovoltaic power forecasting based on terrestrial solar radiation features // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2025. – Vol. 162. – Art. 112668.

3. del Prado Santamaría, R. From indoor to daylight electroluminescence imaging for PV module diagnostics: a comprehensive review of techniques, challenges, and AI-driven advancements / R. del Prado Santamaría, M. Dhimish, G.A. dos Reis Benatto // Micromachines. – 2025. – Vol. 16, № 4. – Art. 437.

4. Хорошко, В.В. Прогнозирование электрических характеристик фотоэлектрических преобразователей на основе поликристаллического кремния по моделям их деградации / В.В. Хорошко, В.Ф. Гременок, Е.Н. Шнейдеров [и др.] // Проблемы физики, математики и техники. – 2020. – № 1 (42). – С.61-64.

5. Юрченко, А.В. Диагностика фотоэлектрических модулей в натурных условиях / А.В. Юрченко, М.В. Китаева, А.В. Козлов, А.В. Охорзина // Неразрушающий контроль: сб. науч. тр. Всерос. школы-конф. молодых ученых. – Томск: ТПУ, 2011. – С. 177-187.

6. Deep learning approaches for visual faults diagnosis of photovoltaic systems: state-of-the-art review // Results in Engineering. – 2024. – Vol. 23. – Art. 102622.

7. Местников, Н.П. Оценка деградации выходных параметров фотосолнечных электростанций под воздействием снеговых нагрузок и загрязнений на северных территориях / Н.П. Местников, В.З. Манусов // Промышленная энергетика. – 2026. – № 4. – С. 38-46.

8. Матвейчук, Н.М. Автоматизированный контроль состояния техники с использованием алгоритмов машинного обучения / Н.М. Матвейчук, А.А. Маргун // Математические методы в технологиях и технике. – 2022. – № 12, ч. 1. – С. 11-16.

9. Jimenez, K. A lightweight deep learning model for fault detection of PV modules using thermal images / K. Jimenez, J.B. Cano, E. Velilla // Solar Energy. – 2025. – Vol. 303. – Art. 114120.

10. Badran, G. Potential induced degradation in photovoltaic modules: a review of the latest research and developments / G. Badran, M. Dhimish // Solar. – 2023. – Vol. 3, № 2. – P. 322-346.

11. Molto, C. Review of potential-induced degradation in bifacial photovoltaic modules / C. Molto, J. Oh, F. Mahmood [et al.] // Energy Technology. – 2023. – Vol. 11, issue 4. – Art. 2200943.

12. Zide-Gqamlana, N. Machine Learning and Statistical Frameworks for Photovoltaic Module Reliability and Degradation: A Comprehensive Review / N. Zide-Gqamlana, B. Mendu, B. Monchusi, M. Sumbwanyambe // 2025 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME). – 2025. – P. 1-12.

13. Sun, J. MCrossFormer: multi-level cross-scale transformer for photovoltaic power and lifespan prediction / J. Sun, W. Yang, Y. Yin [et al.] // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, № 1. – Art. 43925. – P. 1-14.

14. Shajahan, M.I. Edge-integrated IoT framework for real-time fault diagnosis and performance degradation analysis in photovoltaic modules / M.I. Shajahan, J.J. Michael, K.B. Prakash, R. Bharathiraja // Renewable Energy. – 2025. – Vol. 258. – Art. 124928.

15. Значение заземления солнечных панелей в фотоэлектрических системах для снижения влияния PID (Potential Induced Degradation) / М.Х. Муродов [и др.] // Научно-технический журнал. – 2025. – Т. 29, № 5. – С. 141-147.

16. Барайшук, С.М. Исследование изменений структуры поверхности кремниевых солнечных элементов при потенциал-индуцированной деградации методом атомно-силовой микроскопии / С.М. Барайшук, О.М. Михалкович, М.Х. Муродов // Методологические аспекты сканирующей зондовой микроскопии: сб. докл. XIV Междунар. конф. – Минск: Беларуская навука, 2025. – С. 234-237.

17. Комбинированный метод катодной защиты от потенциал-индуцированной деградации фотоэлектрических установок / Э.Х. Беркинов, М. Муродов, И.А. Павлович, С.М. Барайшук // Энергосбережение – важнейшее условие инновационного развития АПК: материалы Междунар. науч.-техн. конф., приуроченной к 50-летию кафедры автоматизированных систем управления производством, Минск, 18-19 декабря 2025 г. – Минск: БГАТУ, 2025. – С. 85-88.

18. Mellit, A. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review / A. Mellit, S.A. Kalogirou // Progress in Energy and Combustion Science. – 2008. – Vol. 34, № 5. – P. 574-632.

19. Li, B. Application of artificial neural networks to photovoltaic fault detection and diagnosis: a review / B. Li, C. Delpha, D. Diallo, A. Migan-Dubois // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2021. – Vol. 138. – Art. 110512.

20. Tsanakas, J.A. Faults and infrared thermographic diagnosis in operating c-Si photovoltaic modules: a review of research and future challenges / J.A. Tsanakas, L. Ha, C. Buerhop // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2016. – Vol. 62. – P. 695-709.

21. Rao, S. Machine learning for solar array monitoring, optimization, and control / S. Rao, S. Katoch, V. Narayanaswamy [et al.]. – Cham: Springer, 2022. – P. 81.

22. Dhimish, M. Comparing Mamdani Sugeno fuzzy logic and RBF ANN network for PV fault detection / M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, M. Dales // Renewable Energy. – 2018. – Vol. 117. – P. 257-274.

23. Jordan, D.C. Photovoltaic degradation rates – an analytical review / D.C. Jordan, S.R. Kurtz // Progress in Photovoltaics: Research and Applications. – 2013. – Vol. 21, № 1. – P. 12-29.

24. Köntges, M. Review of failures of photovoltaic modules / M. Köntges, S. Kurtz, C. Packard [et al.]. – IEA-PVPS T13-01:2014. – International Energy Agency, 2014. – 132 p.

25. Ghosh, A. On the historical origins of bifacial PV modelling / A. Ghosh // Solar Energy. – 2022. – Vol. 237. – P. 123-135.

26. Livera, A. Recent advances in failure diagnosis techniques based on performance data analysis for grid-connected photovoltaic systems / A. Livera, M. Theristis, G. Makrides, G.E. Georghiou // Renewable Energy. – 2019. – Vol. 133. – P. 126-143.

27. Kaplani, E. Detection of degradation effects in field-aged c-Si solar cells through IR thermography and digital image processing / E. Kaplani // International Journal of Photoenergy. – 2012. – Vol. 2012. – Art. 396792. – P. 1-11.

28. Woyte, A. Monitoring of photovoltaic systems: good practices and systematic analysis / A. Woyte, M. Richter, D. Moser [et al.] // 28th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition (EU PVSEC). – Paris, 2013. – P. 3283-3287.

29. Witteck, R. Optimizing the Solar Cell Front Side Metallization and the Cell Interconnection for High Module Power Output / R. Witteck, B. Min, R. Brendel, M. Köntges // Energy Procedia. – 2016. – Vol. 92. – P. 531-539.

ПОСТУПИЛА В РЕДАКЦИЮ 15.10.2026

**Независимая навеска и система стабилизации штанги опрыскивателя «Мекосан-2500-18»**

***Предназначена*** для снижения амплитуды колебаний штанги и повышения надежности ее несущей конструкции.

Применение разработки позволяет эффективно гасить колебания штанги, возникающие вследствие движения колес опрыскивателя по неровности поверхности поля, что обеспечивает высокую равномерность распределения пестицидов по обрабатываемому объекту, а также повышение надежности несущей конструкции штанги.



**Основные технические данные**

| | |
|---|---|
| Марка машины | Мекосан-2500-18 |
| Производительность за 1 час времени, га: | |
| - сменного | 10,9 |
| - эксплуатационного | 10,7 |
| Система навески штанги на остов опрыскивателя | Независимая |
| Способ крепления рамки штанги к остову опрыскивателя | Параллелограммная навеска |
| Амплитуда колебаний краев штанги, м | до 0,1 |
| Рабочая скорость движения, км/ч | 9-12 |
| Качество выполнения технологического процесса: | |
| - неравномерность распределения рабочей жидкости по ширине захвата, %, не более | 15 |
| - снижение неравномерности распределения рабочей жидкости по ширине захвата, %, не менее | 5 |
| Габаритные размеры опрыскивателя в транспортном положении, мм, не более | 6045x2425x2215 |
| Габаритные размеры опрыскивателя в рабочем положении (при высоте установки штанги 600 мм), мм, не более | 6045x18250x2215 |
| Дорожный просвет, мм | 350 |
| Увеличение массы опрыскивателя, кг | на 120 |