

Оценка эффективности метаэвристических стратегий отслеживания точки максимальной мощности (MPPT) для солнечных панелей в сложных условиях частичного затенения и изменения нагрузки

Абдулбари Талиб Насер^{a,d,*}, Нур Фадилах Аб Азиз^a, Карам Хайрулла Мохаммед^b, Кармила бинти Камил^a, Саад Мехилеф^c

^a Институт энергетики (IPE), Национальный университет Тенага, Каджанг 43000, Малайзия

^b Лаборатория исследований силовой электроники и возобновляемых источников энергии (PEARL), кафедра электротехники, Университет Малайзии, Куала-Лумпур, 50603, Малайзия

^c Инженерный факультет, Технологический университет Суинберна, Хоторн, VIC 3122, Австралия

^d Министерство внутренних дел, Багдад 10001, Ирак

Аннотация

Изменения погодных условий представляют собой серьезную проблему для фотоэлектрических (PV) систем при достижении оптимальной выходной мощности во время отслеживания точки максимальной мощности (MPPT), особенно в условиях частичного затенения (PSC). Для предотвращения возникновения перегрева в последовательно соединенных PV-модулях обычно устанавливаются обходные диоды. В результате кривая мощности демонстрирует несколько локальных пиков (LP) и один глобальный пик (GP). Традиционные MPPT обычно застревают в одном из этих LP, что приводит к значительному снижению как выходной мощности, так и общей эффективности PV-системы. Основным ограничением ряда методов оптимизации является их неспособность различать колебания солнечной радиации и изменения нагрузки. В данном исследовании мы анализируем семь различных методов MPPT. К ним относятся: алгоритм командной игры (TGA), алгоритм, вдохновлённый поведением лыжников, спускающихся с горы (SSD), дифференциальная эволюция (DE), оптимизация методом стаи серых волков (GWO), оптимизация методом роя частиц (PSO), алгоритм кукушки (CS) и метод «возмущай и наблюдай» (P&O). Эти алгоритмы были применены на практике, и их эффективность была экспериментально продемонстрирована при различных уровнях солнечной радиации при поддержании постоянной температуры. Результаты показывают, что подходы CS и TGA позволяют точно отслеживать MPPT в различных точках на кривой P-V. Эти методы достигают средней эффективности 99,59% и 99,54% соответственно. Кроме того, метод TGA демонстрирует превосходные результаты с самым коротким средним временем отслеживания — 0,92 с, превосходя существующие алгоритмы MPPT.

Ключевые слова: Отслеживание точки максимальной мощности (MPPT); Условия частичного затенения (PSC); Фотоэлектрическая система (PV); Оптимизация методом роя частиц (PSO).

0 Введение

Солнечная энергия является основным возобновляемым источником энергии для производства электроэнергии, а фотоэлектрические (PV) модули играют решающую роль в улавливании и преобразовании солнечной энергии. Метеорологические параметры, в частности температура и солнечная радиация, существенно влияют на производительность и эффективность PV-модулей. По сравнению с традиционными источниками энергии, возобновляемые источники, такие как солнечная энергия, вносят значительный вклад в борьбу с изменением климата благодаря своим преимуществам, таким как снижение выбросов парниковых газов и загрязнения воздуха. Широкое распространение и обилие солнечной энергии делают ее предпочтительным решением для производства электроэнергии, чему способствуют различные технологии, такие как фотоэлектрические системы и солнечные тепловые установки, которые удовлетворяют широкий

спектр энергетических потребностей [1-3]. На производительность солнечных панельных систем существенно влияют условия окружающей среды, особенно ситуации частичного затенения (PSC), которые могут значительно снизить выработку электроэнергии.

Следовательно, характеристики напряжения и мощности этих систем демонстрируют различные кривые и становятся все более сложными. Обычно предполагается, что GMPP представлена только наибольшими пиками на этих кривых [4]. В фотоэлектрических системах используется метод отслеживания точки максимальной мощности (MPPT) для смягчения воздействия PSC и оптимизации их производительности, что имеет решающее значение для повышения общей эффективности системы [5]. MPPT — это важный метод, используемый в фотоэлектрических системах для непрерывного изменения рабочих параметров солнечных панелей с целью максимизации их эффективности и получения максимально возможной выходной мощности. Поэтому в этой области были проведены обширные исследования, приведшие к разработке различных методов MPPT [6].

Традиционные методы, такие как «возмущай и наблюдай» (P&O) [7], метод инкрементальной проводимости (INC) [8] и метод восхождения на холм (HC) [9], обычно используются для эффективного мониторинга и оптимизации максимальной выходной мощности. Однако предполагается, что вольт-амперные (I-V) характеристики фотоэлектрических систем являются одномодальными; это создает ограничения в точном расчете GMPP в фотоэлектрических системах. Кроме того, на эффективность этих традиционных методов могут негативно влиять присущие им отклонения, возникающие во время MPPT, что может привести к потерям мощности и снижению общей эффективности.

Были проведены обширные исследования по разработке альтернативных стратегий оптимизации на основе мягких вычислений для преодоления ограничений традиционных методов MPPT. Для повышения производительности MPPT в фотоэлектрических солнечных элементах (PSC) были разработаны усовершенствованные алгоритмы, использующие методы искусственного интеллекта (AI). Искусственные нейронные сети (ANN) [10] и управление на основе нечеткой логики (FLC) являются двумя наиболее часто используемыми методами в этой области [11]. Эти подходы могут повысить производительность и точность при определенных условиях. Однако обучение этих моделей AI требует большого объема данных, специальных знаний о солнечных системах и значительных ресурсов памяти.

После определения GMPP используются метаэвристические методы для стабилизации солнечных энергетических систем путем фокусировки на наиболее выгодных местах для их мониторинга. Применение этого стратегического подхода повышает эффективность алгоритмов MPPT, тем самым снижая требования к вычислительным ресурсам и повышая стабильность и скорость реагирования [12]. Таким образом, эти методы обеспечивают наилучшие возможные рабочие характеристики и эффективно снижают колебания. Наиболее широко используемые метаэвристические методы включают оптимизацию роя сальп (SSO) [13], (ARMO) [14], алгоритм поиска белки (SSA) [15], модифицированный алгоритм оптимизации лысухи (MCOA) [16] и улучшенный алгоритм оптимизации роя крыс (IRSO) [17].

Метаэвристические алгоритмы обычно требуют комплексной настройки нескольких параметров, что может быть сложным и трудоемким процессом. Количество изменяемых параметров определяется на основе размера солнечной батареи. Для оптимизации роя частиц (PSO) необходимо настроить три параметра: C_1 , C_2 и W , как показано в [18]. Напротив, в алгоритме фейерверка [19] использовались пять параметров: A , a , b , m и f . Для алгоритма кукушки (CS) [20] требуются три параметра: P_a , β и α . Генераторы случайных чисел также вносят элемент непредсказуемости, что облегчает исчерпывающее исследование пространства поиска. Чрезмерная зависимость от случайности создает различные трудности, например, тенденцию

алгоритмов, подобных оптимизатору серого волка (GWO) [21], сходиться к LMPP, а не к предполагаемому GMPP. Поэтому крайне важно достичь подходящего баланса между случайными и детерминированными обновлениями параметров, чтобы повысить эффективность этих алгоритмов для точного определения GMPP.

В последние годы было разработано несколько систем MPPT, включая алгоритм летучей мыши (BA) [22], модифицированный алгоритм оптимизации бабочки (MBOA) [23], улучшенный алгоритм оптимизации лысухи (ICOA) [24] и алгоритм искусственной пчелиной колонии (ABC) [25]. Появились инновационные методы отслеживания MPPT для определения GMPP, такие как алгоритм оптимизации, вдохновлённый поведением лыжников, спускающихся с горы (SSD) [26], алгоритм поиска и спасения (SRA) [27], алгоритм оптимизации поиска пищи манти (MRFO) [28] и алгоритм командной игры (TGA) [29].

Кроме того, было разработано несколько методов для различения изменений освещенности и колебаний нагрузки, что позволяет алгоритмам предотвращать повторную инициализацию во время колебаний нагрузки. В работах [23,24] был представлен адаптивный метод отслеживания, который эффективно возвращается к точке максимальной мощности (MPP) без необходимости повторной инициализации с помощью размера шага возмущения (ΔD). Уменьшение шага увеличивает время отслеживания, что может вызвать колебания. В частности, для преобразователя постоянного тока было разработано уравнение преобразования сопротивления с использованием улучшенного подхода дифференциальной эволюции (IDE) [30]. Это позволяет преобразователю отслеживать обратно к GMPP [9], тем самым устраняя необходимость повторной инициализации частиц при изменении нагрузки. Однако этот подход требует корректировки уравнений при изменении конструкции преобразователя.

В данном исследовании мы выбрали и оценили несколько подходов с различными характеристиками. Простота реализации, небольшое количество параметров настройки и случайное число являются наиболее важными факторами при выборе метода. Методы MPPT, основанные на метаэвристических алгоритмах, демонстрируют повышенную эффективность, точность и более оперативное реагирование при отслеживании GMPP в условиях PSC по сравнению с традиционными методами. Это улучшение можно объяснить стохастическими процессами поиска, присущими метаэвристической оптимизации, что обеспечивает простую и понятную структуру [31]. Хотя алгоритмы, основанные на роевом движении, также могут обеспечивать быстрое отслеживание, они значительно различаются в других аспектах, главным образом из-за различных механизмов, используемых каждой популяцией роя. Эти методы обычно используют единую стратегию обновления в пространстве поиска (PSO, GWO, CS, SSD, TGA и IDE). Например, такие алгоритмы, как PSO, GWO, TGA, DE и SSD, включают случайные числа от 0 до 1 в свои формулы обновления, тогда как CS использует вероятностный параметр переключения и случайное перемещение с помощью полетов Леви, что повышает исследовательские возможности алгоритма. Такие механизмы значительно расширяют исследовательский потенциал метаэвристических алгоритмов, делая их весьма эффективными для обнаружения GMPP в сложных условиях затенения.

Алгоритмы отслеживания точки максимальной мощности (MPPT), рассмотренные до настоящего момента, не были оценены в стандартизированных условиях тестирования, таких как одинаковые схемы затенения. Отсутствие единообразия затрудняет установление надежного рейтинга на основе конкретных показателей сравнительной оценки. Тем не менее, по-прежнему важно оценивать их производительность, используя общие и объективные критерии, такие как сложность, уровни колебаний в установившемся режиме, способность отслеживания в условиях частичного затенения (PSC), стоимость, области применения и зависимость от фотоэлектрического модуля. В таблице 1 представлен сравнительный обзор этих показателей производительности для различных конфигураций и настроек системы.

Основные результаты данного исследования можно кратко сформулировать следующим образом:

1. Мы разработали экспериментальную модель и провели статистический анализ фотоэлектрической системы, оснащенной механизмом отслеживания точки максимальной мощности (MPPT), для сравнительного анализа ее производительности с использованием семи общепринятых эталонных алгоритмов MPPT.
2. Мы проанализировали влияние изменений нагрузки на производительность трех алгоритмов отслеживания точки максимальной мощности (TGA, SSD и IDE), подчеркнув их адаптивность к динамическим условиям окружающей среды и изменяющимся требованиям к нагрузке.

Дальнейшая структура предложенной работы составлена следующим образом: Раздел 2 содержит подробное обсуждение моделирования частично затененных фотоэлектрических систем; Раздел 3 представляет анализ регуляторов, использующих метаэвристические подходы; Раздел 4 представляет результаты проведенных экспериментальных исследований; наконец, Раздел 5 завершает статью и содержит выводы и основные заключительные замечания.

1 Моделирование фотоэлектрических систем в рамках PSC

1.1 Модель на основе фотоэлектрических элементов

Фотоэлектрические модули преобразуют солнечную энергию в электрическую, используя фотоэлектрический эффект в полупроводниковых материалах. Фотоэлектрический модуль состоит из обширного PN-перехода. Когда солнечный свет достигает поверхности фотоэлектрического модуля, он активирует свободные носители заряда внутри полупроводника, вызывая их движение. Это движение создает различные разности потенциалов в разных областях модуля, тем самым генерируя электрический ток. Мы применили принципы теории электронных цепей для вывода аналогичной схемы и формулирования уравнений выходных характеристик для фотоэлектрических модулей. На рис. 1 показана соответствующая схема.

Таблица 1. Комплексное сравнение алгоритмов роевого интеллекта и методов отслеживания точки максимальной мощности (MPPT).

	Convergence Speed	Power oscillation	Converter type	Applications	Complexity	Cost
SSO [13]	High	Low	Boost	Stand alone	Medium	Medium
ARMO [14]	Very High	Low	Sepic	Stand alone	Medium	Medium
SSA [15]	High	Low	Sepic	Stand alone	Medium	Low
MCOA [16]	High	Low	Sepic	Stand alone	Medium	Low
IRSO [17]	High	Low	Sepic	Stand alone	Low	Low
PSO [18]	Medium	Medium	Buck-Boost	Stand alone	Medium	High
FWA [19]	Medium	Low	Boost	Grid	Medium	Medium
CS [20]	Medium	Low	Boost	Stand alone	Medium	Medium
GWO [21]	Medium	Low	Boost	Stand alone	High	High
BA [22]	Medium	Medium	Boost	Stand alone	Medium	Medium
MBOA [23]	High	High	Sepic	Stand alone	Medium	Medium
ICOA [24]	High	Low	Sepic	Stand alone	Medium	Low
ABC [25]	Medium	High	Boost	Stand alone	Low	Low
ISSD [26]	High	Medium	Sepic	Stand alone	Medium	Low
SRA [27]	High	Low	Boost	Stand alone	Medium	Medium
MRF [28]	High	Low	Boost	Stand alone	Medium	Medium
TGA [29]	High	Low	Sepic	Stand alone	Medium	Low
IDE [30]	High	Medium	Sepic	Stand alone	Medium	Medium

Фотоэлектрический модуль вырабатывал стабильный фототок при постоянном внешнем солнечном свете. В таких условиях фотоэлектрический модуль можно охарактеризовать как источник стабильного тока. Теоретическое описание фотоэлектрической ячейки основано на однодиодной модели, описывающей эту структуру. Ток, вырабатываемый фотоэлектрической ячейкой, определяется следующим образом:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_o \times \left(\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s * I_{pv})}{akT} \right) - 1 \right) - \frac{(V_{pv} + R_s * I_{pv})}{R_{sh}} C \quad (1)$$

где I_{ph} обозначает источник тока, а I_{pv} и V_{pv} обозначают выходной ток и напряжение фотоэлектрической системы соответственно.

Фототок I_{ph} солнечной батареи зависит от нескольких характеристик материала. R_s и R_{sh} обозначают омические значения последовательного и параллельного резисторов соответственно. Относительно точную оценку I_{ph} можно получить, рассматривая его как линейную функцию, как показано ниже:

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref}} [I_{sc,ref} + \mu_{sc}(T - T_{ref})] \quad (2)$$

где $I_{sc,ref}$ обозначает эталонный ток короткого замыкания солнечной батареи. G_{ref} обозначает эталонную интенсивность излучения, которая установлена равной 1000 W/m^2 , а T_{ref} обозначает температуру в градусах Цельсия. G обозначает фактическую интенсивность излучения, выраженную в Вт/м^2 , а μ_{sc} обозначает коэффициент тока короткого замыкания.

Токи насыщения диода аппроксимируются следующим образом:

$$I_o = I_{o,ref} \left(\frac{T_{ref}}{T} \right)^3 \exp \left[\frac{q}{nk} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right] \quad (3)$$

Где I_o обозначает обратный ток насыщения ячейки, q — элементарный заряд, n обозначает коэффициент идеальности, k — постоянная Больцмана, а T — абсолютная температура в Кельвинах.

Текущее значение $I_{o,ref}$ при полном насыщении можно получить следующим образом:

$$I_{o,ref} = \frac{I_{sc,ref}}{\exp \left(\frac{V_{oc,ref}}{nV_t} \right) - 1} \quad (4)$$

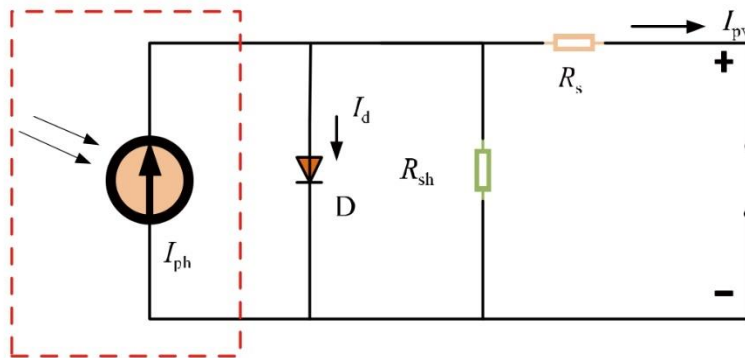


Рис. 1. Модель фотоэлектрического элемента.

где $V_{oc,ref}$ обозначает напряжение холостого хода для эталонного значения, а V_t обозначает термонапряжение ячейки.

1.2 Влияние PSC на MPPT

В типичных фотоэлектрических системах несколько солнечных элементов соединяются последовательно или параллельно, образуя модули и массивы. Однако частичное затенение может

негативно повлиять на эти системы, поскольку фотоэлектрические модули могут испытывать снижение напряжения и тока при затенении. Снижение выработки электроэнергии может привести к тому, что затененные модули будут действовать скорее как нагрузки, чем как производители электроэнергии, что снизит общую выходную мощность всей цепочки. Это стандартная процедура установки обходных диодов параллельно каждому фотоэлектрическому модулю для компенсации этого снижения производительности. Даже когда один или несколько модулей затенены, такая схема гарантирует, что энергия будет продолжать течь через цепочку.[32]. Кроме того, в цепочку включены блокирующие диоды для предотвращения обратного течения тока, вызванного разностью напряжений между параллельно соединенными цепочками.

При использовании методов MPPT для определения общей эффективности фотоэлектрической системы необходимо оценить влияние обходных диодов. Помимо обнаружения MPPT при наличии частичного затенения, эти алгоритмы должны уметь адаптироваться к изменяющимся локальным максимумам, вызванным различными схемами затенения. На рис. 2 и 3 показана схема фотоэлектрической системы с обходными диодами, а также кривые (PV) и (I-V), которые отображают характеристики работы системы при равномерном и частичном затенении соответственно [33-35].

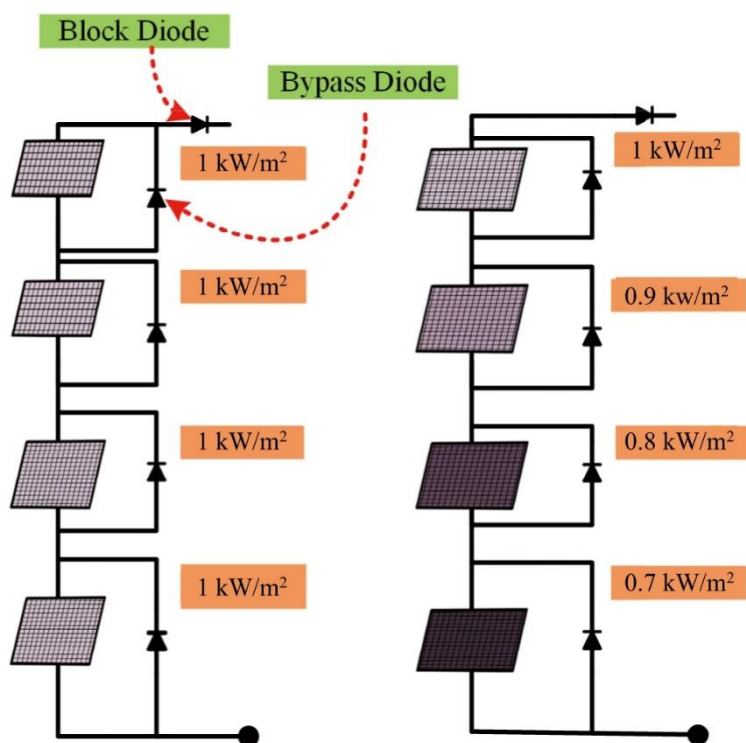


Рис. 2. Условия облучения для USCs (a) и PSCs (b).

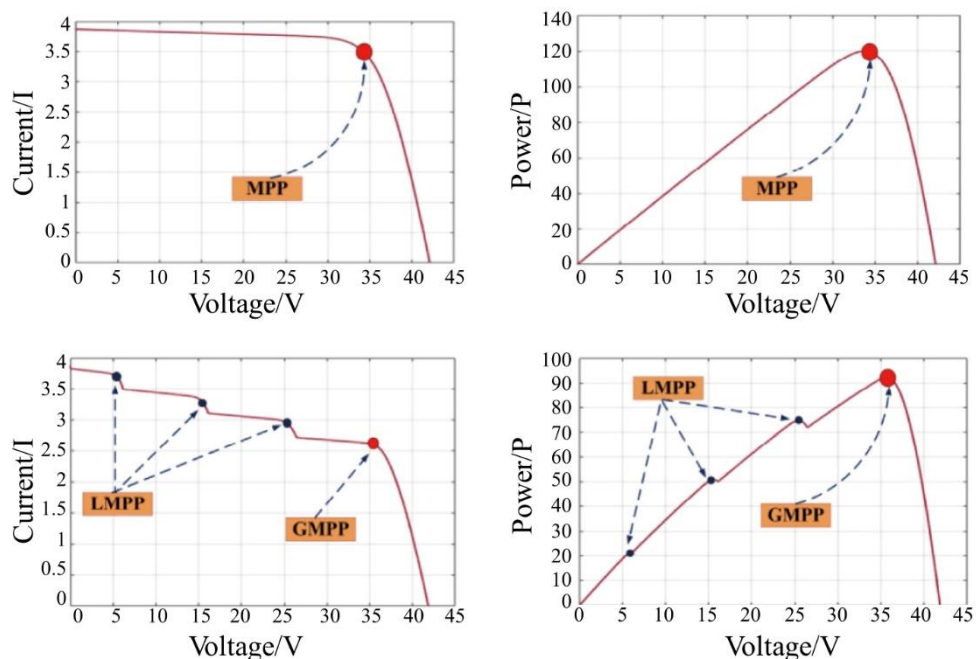


Рис. 3. I-V и P-V кривые для USC (a) и PSC (b).

1.3 Разграничение изменений интенсивности излучения и нагрузки

В фотоэлектрических солнечных элементах вольт-амперная кривая (I-V) отображает зависимость выходного напряжения и тока элемента при определенных условиях солнечной радиации. Изменения солнечной радиации изменяют I-V кривую, вызывая смещение рабочей точки элемента вдоль кривой. На рис. 4 показаны I-V кривая для трех фотоэлектрических цепочек, PSC-A, PSC-B и PSC-C, при различных уровнях солнечной радиации, сгенерированные с помощью MATLAB Simulink на основе разработанной модели. Первоначально для PSC-A точка максимальной мощности (MPP) расположена на нагрузочной линии, с напряжением V_{mpp} 38,96 В и током I_{mpp} 1,36 А. При изменении схемы затенения с PSC-A на PSC-B получают более высокие значения напряжения и тока — 28,15 В и 1,16 А соответственно — по сравнению с отслеживаемыми значениями при PSC-A. Эти свойства согласуются с показанными в уравнении (5), которые демонстрируют, что изменения солнечной радиации напрямую влияют на уровни напряжения (V_{PV}) и тока (I_{PV}) в фотоэлектрической системе.

$$\left[\begin{array}{c} V_{PV} - V_{mpp} > 0 \\ \text{AND} \\ I_{PV} - I_{mpp} > 0 \end{array} \right] \text{OR} \left[\begin{array}{c} V_{PV} - V_{mpp} < 0 \\ \text{AND} \\ I_{PV} - I_{mpp} < 0 \end{array} \right] \quad (5)$$

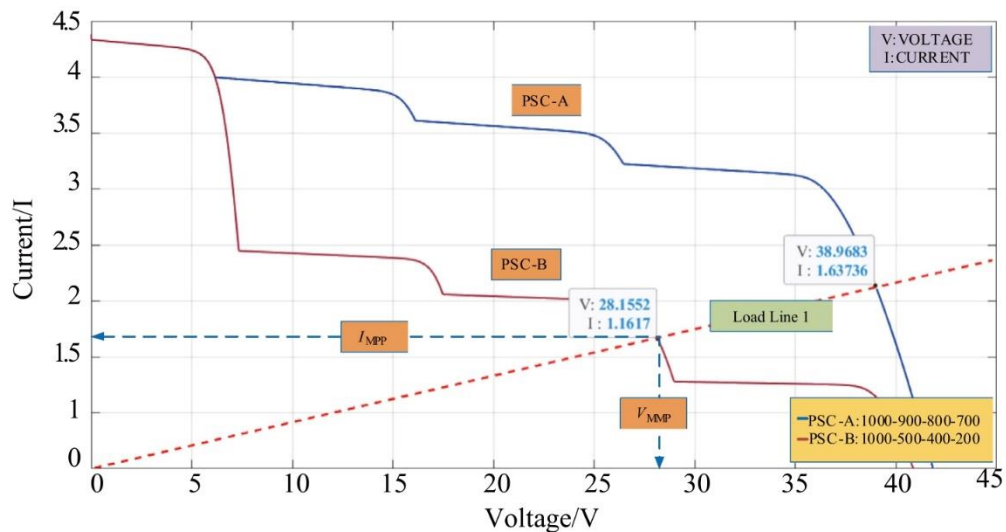


Рис. 4. Вольт-амперные характеристики фотоэлектрического элемента при динамическом изменении затенения.

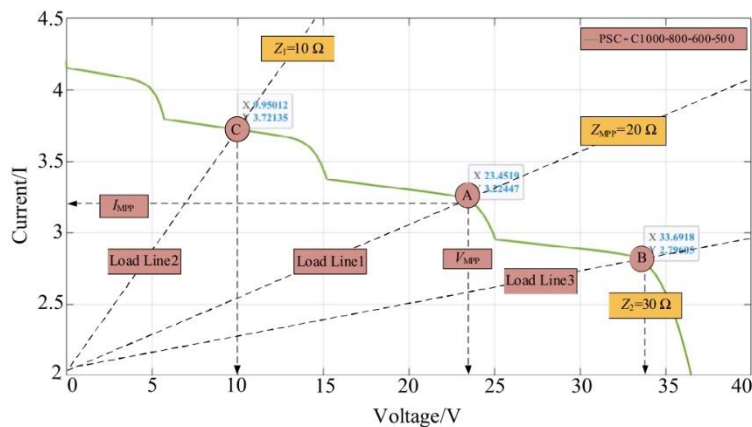


Рис. 5. Зависимость вольт-амперной кривой от различных условий нагрузки.

После определения глобальной максимальной мощности алгоритм непрерывно отслеживал систему на основе уравнения (6). Алгоритм продолжает свою работу, если указанное условие не выполняется. И наоборот, если условие в уравнении (6) выполняется, это указывает на то, что система столкнулась либо с изменением интенсивности излучения, либо с изменением нагрузки.

$$\frac{|P_{MPP} - P_V|}{P_{PV}} > 0.05 \quad (6)$$

Изменения нагрузки удовлетворяют требованию (6), если условие (5) не выполняется. На рис. 5 показано изменение вольт-амперной кривой в зависимости от колебаний нагрузки в системе. Можно заметить, что рабочая точка смещается от А к С или от линии нагрузки 1 к линии нагрузки 2 по мере уменьшения нагрузки после достижения MPP в точке А. Этот переход вызывает уменьшение напряжения и увеличение тока. И наоборот, рабочая точка перемещается от А к В при увеличении нагрузки от линии нагрузки 1 к линии нагрузки 3, вызывая уменьшение тока и увеличение напряжения.

2. Регуляторы, использующие метаэвристические подходы

В этом разделе представлен обзор выбранных метаэвристических алгоритмов. Целью обзора было получение представления о функционировании каждого алгоритма и анализ его основных принципов, блок-схемного представления и соответствующих математических моделей.

2.1 Алгоритм командной игры (TGA)

Махмудабади и др. предложили TGA в 2018 году [36] - алгоритм, используемый для эволюционного анализа. TGA обладает различными преимуществами с точки зрения простоты и легкости применения и основан на командном поведении в игровых видах спорта. Он демонстрирует значительный потенциал для эффективного решения задач непрерывной оптимизации. TGA постепенно повышает качество решения путем многократного выполнения этих шагов. В командной игре TGA игроки делятся на две команды. В рамках TGA отдельные игроки представлены в виде частиц, а их производительность оценивается на основе их выносливости. Подобно настоящей игре, метод TGA включает в себя три действия, которые могут выполнять частицы: передача мяча, совершение ошибок и замена. Эти действия способствуют взаимодействию между частицами и обмену информацией, имитируя динамический характер командной игры. Метод TGA улучшает производительность частиц за счет систематического применения этих принципов для оптимизации решения.

This method begins by stochastically initializing the locations of n players. Two teams, denoted as A and B, are created with an equal number of players. The passing procedure involves an exchange of information between a player possessing the ball, $(x_i(k))$, the team leader, $(x_{best}(k))$, and a randomly selected player, $(x_{rand}(k))$. The value of the communication factor, $C_i(k+1)$, is determined as follows:

$$C_i(k+1) = 2 \cdot x_{best}(k) - x_i(k) - x_{rand}(k) \quad (7)$$

Местоположение игрока, $x_i(k+1)$, обновляется следующим образом:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + r \times C_i(k+1) \quad (8)$$

Ошибочная операция происходит, когда выполняется указанный критерий вероятности, в результате чего игрок получает мяч и случайным образом изменяет его размеры, как описано ниже:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + z \cdot (x_j(k) - x_i(k)) \quad (9)$$

где $x_i(k)$ обозначает позицию i -го игрока в команде, владеющей мячом, а $x_j(k)$ обозначает позицию игрока из команды соперника. Кроме того, z обозначает случайное значение, сгенерированное в интервале $[-1, 1]$. Процесс замены оценивает производительность игрока в конце каждого повтора, заменяя игрока, чей профиль остается неизменным или не улучшается. Для оптимизации извлечения энергии из фотоэлектрической батареи использовался TGA, как показано на рис. 6.

2.2 Алгоритм оптимизации, вдохновлённый поведением лыжников, спускающихся с горы

Этот метод представляет собой инновационный подход к оптимизации, основанный на движении лыжников вниз, как описано в ссылке [37]. Он эффективно решает нелинейные задачи и может оптимизировать мощность путем всестороннего анализа кривой P-V. Алгоритм работает в четыре последовательных этапа: во-первых, он случайным образом выбирает позиции для агентов в пределах заданной области поиска; во-вторых, он определяет пригодность каждого агента с

помощью целевой функции; в-третьих, он определяет лучшего агента, сравнивая его пригодность с пригодностью предыдущих итераций; наконец, он вычисляет глобальное среднее значение для трех лучших агентов, направляя всех агентов к этой средней точке. Эта процедура продолжалась до тех пор, пока не были выполнены требования завершения.

Среднее глобальное значение, $(M(k))$, рассчитывается на основе среднего значения трех лучших агентов, причем каждый агент стремится к точке среднего глобального значения. Оно определяется следующим образом:

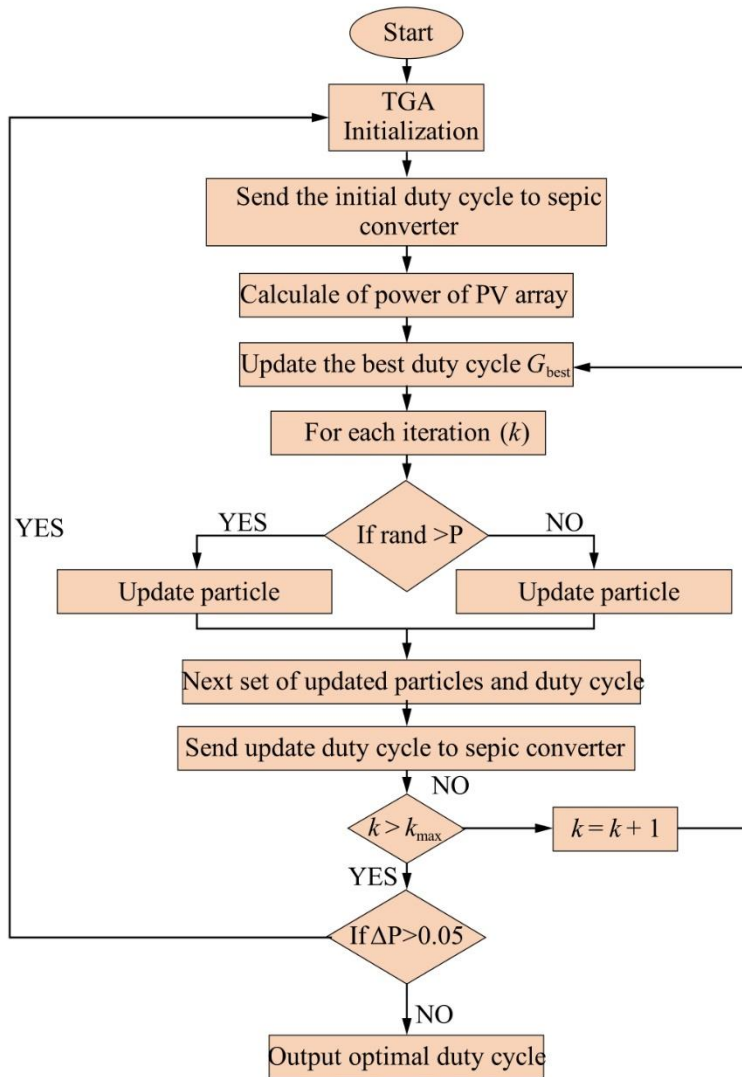


Рис. 6. Блок-схема TGA

$$M(k) = \left(\frac{X\alpha(k) + X\beta(k) + X\gamma(k)}{3} \right) \quad (10)$$

где, $X\alpha(k)$, $X\beta(k)$, and $X\gamma(k)$ - три верхние позиции в пространстве поиска, которые определяются на основе значений пригодности, полученных из целевой функции.

$$c = c(k + 1) = ac(k) \quad (11)$$

$$\tilde{V}_i(k + 1) = c \sin(r1)(P_i(k) - X_i(k)) + \sin(r1)(M(k) - X_i(k)) \quad (12)$$

$$ifr2 < 0.5$$

$$\tilde{V}_i(k + 1) = c \cos(r1)(P_i(k) - X_i(k)) + \cos(r1)(M(k) - X_i(k)) \quad (13)$$

$$ifr2 > 0.5$$

$$X_i(k + 1) = X_i(k) + V_i(k + 1) \quad (14)$$

The SSD approach selects two random values, $r1$, and $r2$, between 0 and 1, and $P_i(k)$ denotes the best solution for the i -th agent. A parameter, (c), is employed to achieve a balance between exploration and exploitation, and its value decreases with the increase in the number of repetitions, (k). The value of (c) progressively approaches 0 as (k)

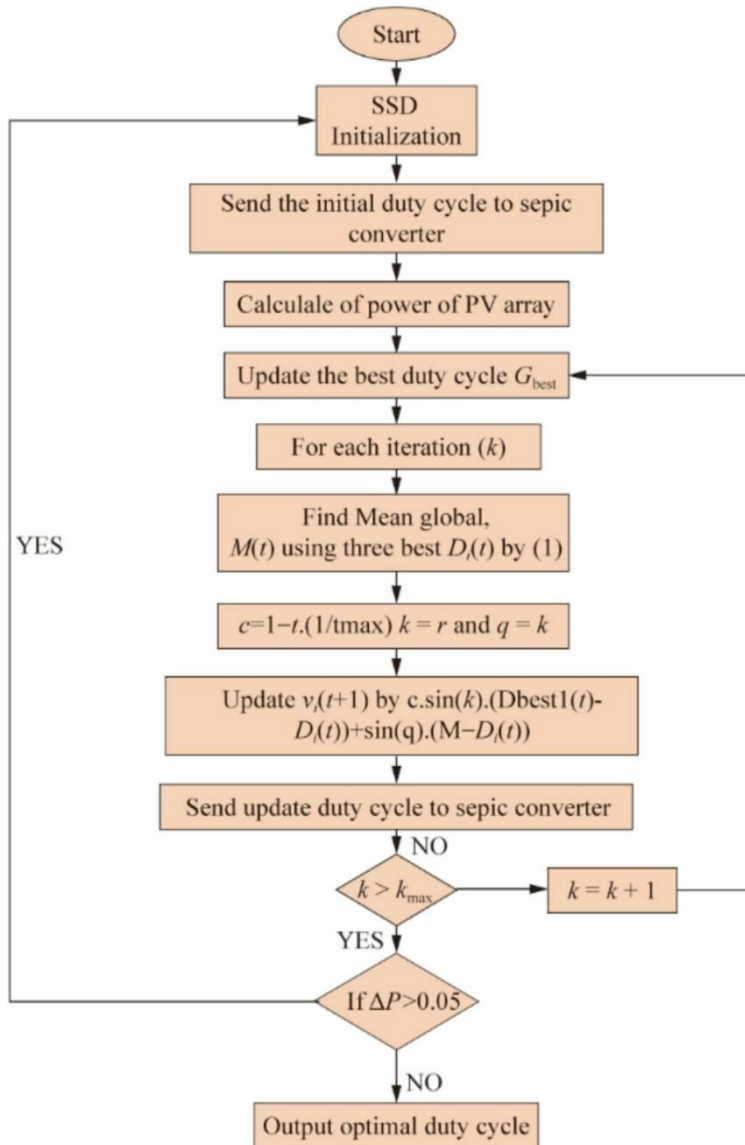


Рис.7.Блок-схема алгоритма ISSD.

approaches the maximum iteration limit, ($t_{\max}$). Fig. 7 depicts a flowchart of the SSD approach used for MPPT.

2.3 Дифференциальная эволюция (DE)

В 1996 году Сторн и Прайс представили дифференциальную эволюцию (DE) как метод преодоления проблем глобальной оптимизации [38]. Размер популяции частиц и максимальное количество повторов — единственные два параметра, необходимые для этого простого, но эффективного подхода. DE — это структура глобального поиска, которая эффективно обрабатывает многомерные, искажённые, не непрерывные и нелинейные задачи оптимизации, сочетая аспекты имитации отжига (SA) и генетического алгоритма Голдберга (GA). Этот подход включает в себя применение операции мутации к целевым векторам. (X_i), на каждом повторе генерирует новые варианты решений. Этот процесс гарантирует, что все агенты в популяции постепенно сходятся к агенту, демонстрирующему наилучшие результаты. Основные параметры управления в DE включают общее количество агентов, константу перехода, (CR), коэффициент масштабирования (F). На рис. 8 представлена математическая формулировка DE после фазы инициализации.

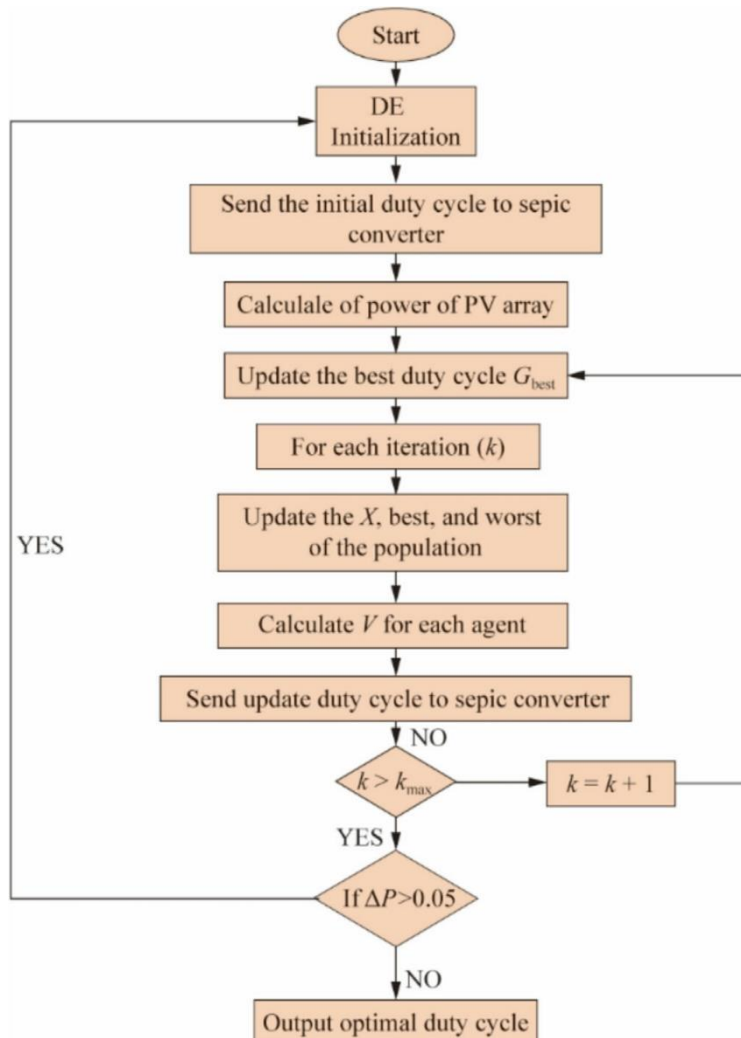


Рис. 8. Блок-схема алгоритма DE.

$$v_i(k+1) = X_i(k) + F \cdot (X_{2i}(k) - X_{3i}(k)) F \in [0, 2] \quad (15)$$

$$v_j(k+1) = X_i(k) + r \cdot (X_{\text{best}}(k) - X_i(k)) \quad (16)$$

$$u_{ji}(k+1) = \begin{cases} v_i(k+1) & \text{if } r \leq CR \\ v_j(k+1) & \text{if } r > CR \end{cases} \quad (17)$$

$$X_i(k+1) = \begin{cases} u_{ji}(k+1) & \text{if } u_{ji} > CR \\ X_i(k) & \text{if } u_{ji} < CR \end{cases} \quad (18)$$

где F находится в диапазоне от 0 до 1, (r) обозначает случайное число rand в диапазоне $[0,1]$ и сравнивается с частотой перехода CR в диапазоне $[0,1]$.

2.4 Оптимизация методом стаи серых волков (GWO)

Метод GWO — это подход к оптимизации, имитирующий иерархическую организацию и охотничьи повадки стаи серых волков, был предложен Мирджалили и др. [39]. Этот алгоритм описывает социальную структуру волчьей стаи, используя четыре типа волков: альфа (α), бета (β), дельта (δ) и омега (ω). Волк альфа представляет собой идеальный ответ, тогда как волки бета и дельта представляют собой второй и третий лучшие варианты соответственно. Оставшиеся претенденты были отнесены к категории волков-омега. Охота, преследование и выслеживание добычи — три основных этапа GWO. Во время фазы охоты серые волки окружают цель, что численно выражается определенными уравнениями. Расстояние между текущим местоположением серого волка и его добычей определяется следующим образом:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_p(k) - \vec{X}_p(k) \right| \quad (19)$$

Положение серого волка может изменяться в зависимости от поведения окружающих, и определяется следующим образом:

$$\vec{X}(k+1) = \vec{X}_p(k) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (20)$$

The current iteration in the given equations is indicated by the variable, (k) . (X) denotes the location vectors of the grey wolves, whereas (X_p) and (X) represent the respective position vectors of the prey and predator. Vectors (A) and (C) are used in the following computations:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r1} - \vec{a} \quad (21)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r2} \quad (22)$$

В приведенных выше уравнениях элементы вектора (a) , линейно уменьшались от 2 до 0 с увеличением числа повторов. Диапазон $[0, 1]$ ограничивает случайные векторы $(r1)$ и $(r2)$. На рис. 9 представлена блок-схема алгоритма MPPT с использованием подхода GWO.

2.5 Оптимизация методом роя частиц (PSO)

Кеннеди и Эберхарт предложили алгоритм PSO, который использует метаэвристический метод, основанный на популяции, для решения задач оптимизации с помощью роевого интеллекта [40]. В PSO группа частиц совместно ищет в пространстве поиска наилучшее возможное решение. Каждая частица в рое, представленная в момент времени (k) вектором положения $x_i(k)$, и вектором скорости $v_i(k)$, является возможным решением. Хотя вектор скорости контролирует скорость и

направление движения частицы, вектор положения указывает на потенциальное решение. Положение и скорость каждой частицы в PSO задаются следующим образом:

$$v_i(k+1) = w * v_i(k) + c1 * r1 * (pbest_i - x_i(k)) + c2 * r2 * (gbest - x_i(k)) \quad (23)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (24)$$

где $v_i(k+1)$ и $x_i(k+1)$ представляют собой скорость и местоположение частицы после обновления в момент времени $k+1$, соответственно. Влияние начальной скорости регулировалось инерционным весом w . Коэффициенты ускорения $c1$ и $c2$ определяют влияние личного наилучшего положения частицы ($pbest_i$) и глобального наилучшего положения ($gbest$), соответственно. Функция $rand()$, генерирует случайное число от 0 до 1. На рис. 10 представлена блок-схема, демонстрирующая процесс работы этой функции.

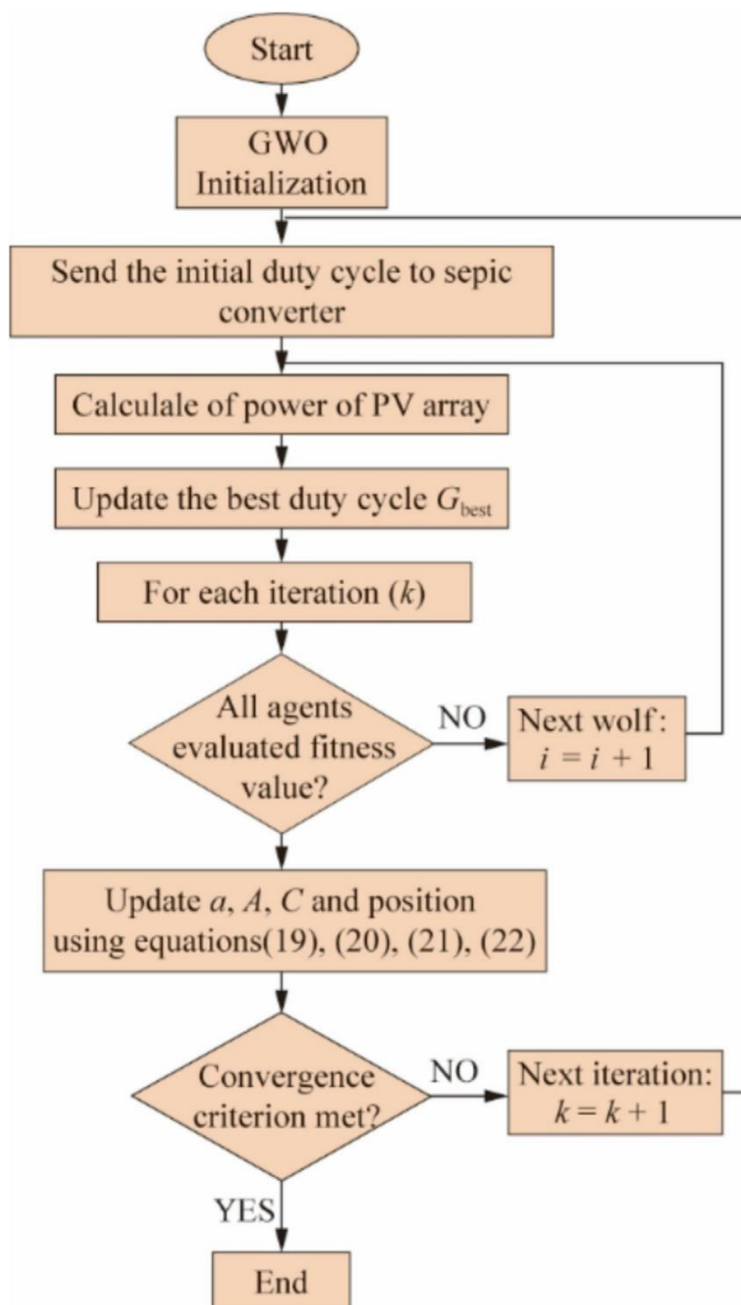


Рис. 9. Блок-схема алгоритма GWO.

2.6 Алгоритм кукушки (CS)

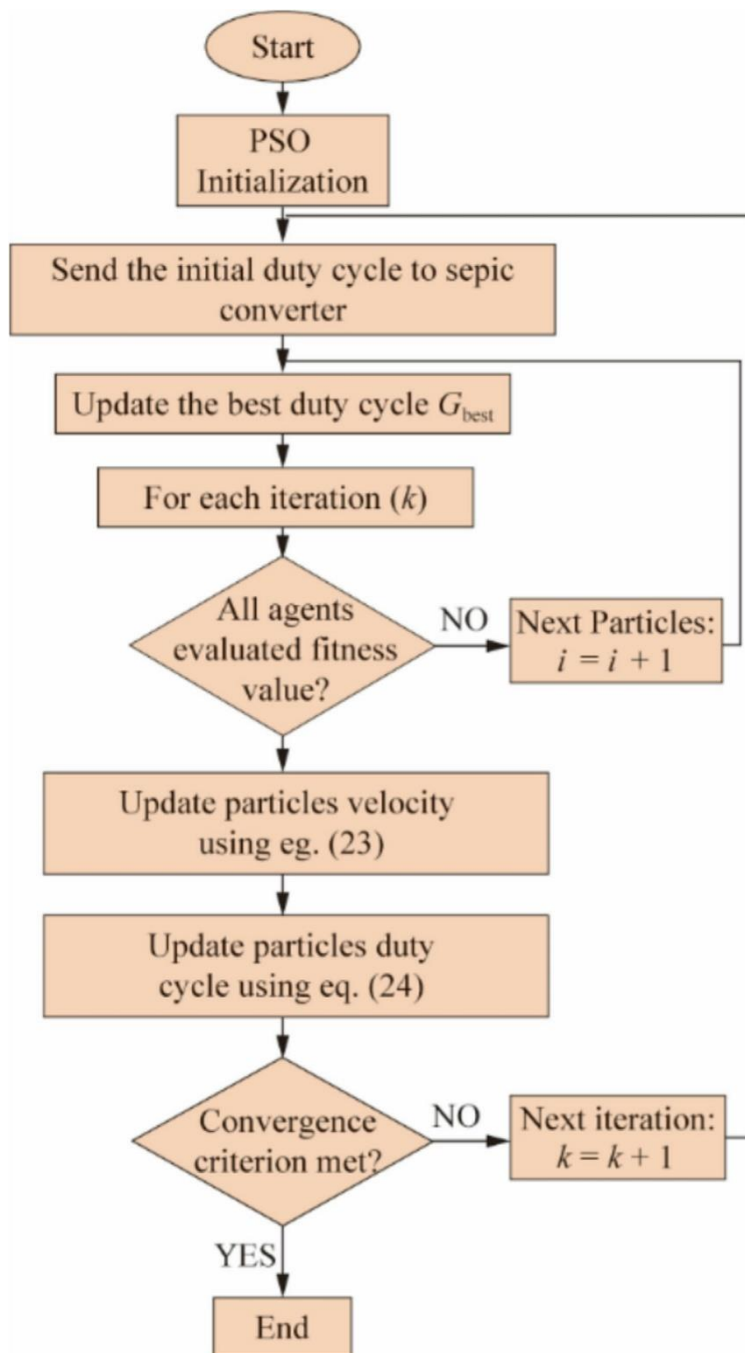


Рис. 10. Блок-схема алгоритма PSO.

Алгоритм кукушки (CS) — это биоинспирированный, основанный на рое метод оптимизации, на который влияют репродуктивные стратегии кукушки [41]. Этот метод применялся при различных использованиях МРРТ. Он реализовывает особый подход к обновлению положений частиц в пространстве поиска, используя механизм, известный как полет Леви, для внесения ступенчатых изменений в управляющие действия. Этот алгоритм основан на уникальном и гибком гнездовом поведении кукушки. Он имитирует репродуктивное поведение кукушек, которые откладывают яйца в гнезда хозяев, чтобы повысить шансы на выживание. Алгоритм использует полет Леви для исследования пространства поиска и генерирует случайные размеры шагов на основе степенного распределения. CS повышает разнообразие решений и эффективность оптимизации, имитируя стратегию кукушки, использующей несколько гнезд для повышения шансов на выживание.

потомства. Степенное распределение, определяющее случайно генерируемые размеры шагов, используемые в полете Леви, выражается следующим образом:

$$y = l^{-\lambda} \quad (25)$$

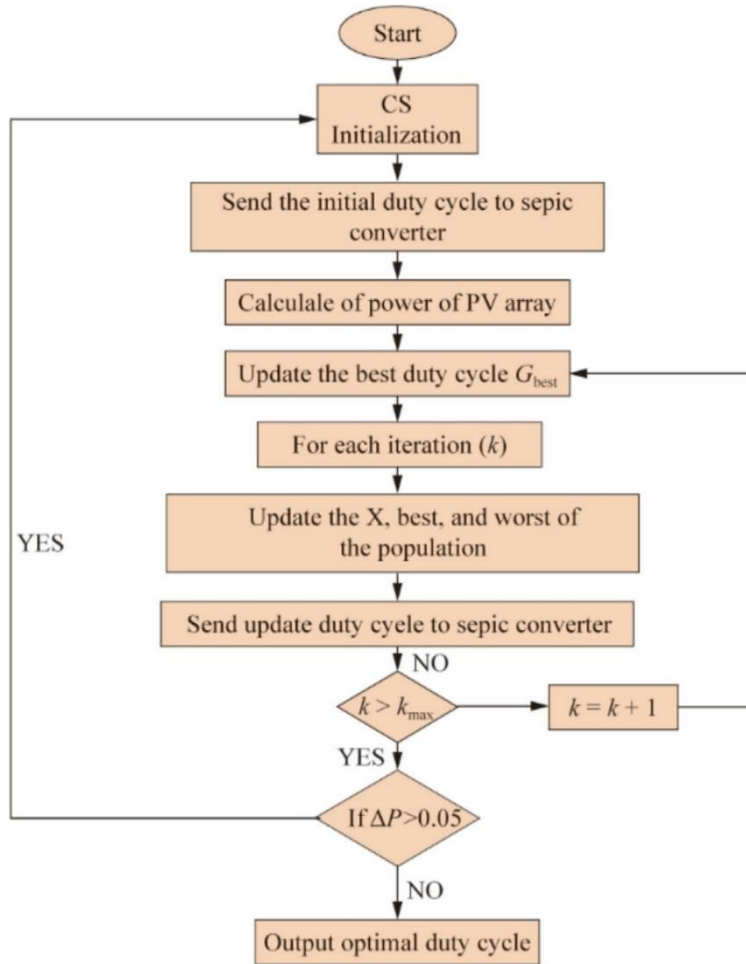


Рис. 11. Блок-схема алгоритма CS.

где λ обозначает дисперсию, которая находится в диапазоне $1 < \lambda < 3$, а l обозначает длину полета. Генерация нового решения $x_i(k+1)$, осуществляется следующим образом:

$$x_i^{(k+1)} = x_j^k + \alpha \oplus \text{Levy}(\lambda) \quad (26)$$

где k обозначает индекс итерации, а α — масштабный коэффициент. Правильная настройка α имеет решающее значение для оптимизации производительности в различных пространствах поиска. Обычно α определяется следующим образом:

$$\alpha = \alpha_0(x_j^k + x_i^k) \quad (27)$$

где α_0 обозначает начальное случайное значение, определяемое как шаг изменения. На рис. 11 представлена блок-схема, демонстрирующая процесс работы этой функции.

3. Обсуждение результатов

3.1 Результаты моделирования

Для оценки эффективности методов, основанных на отслеживании точки максимальной мощности (MPPT), были проведены симуляции с использованием MATLAB/SIMULINK. Модель фотоэлектрической системы включает в себя фотоэлектрическую батарею, сформированную из пяти последовательно соединенных модулей (конфигурация 5S), преобразователь SEPIC, резистивную нагрузку и регулятор MPPT. Мы использовали фотоэлектрический модуль Sun Power 220 PVL мощностью 220 Вт; подробные технические характеристики представлены в таблице 2. Элементы преобразователя SEPIC сформированы с параметрами $C = 1000$ мкФ, $C_{out} = 1000$ мкФ и $L = 470$ мГн. Частота переключения была установлена на 25 кГц, а интервал дискретизации регулятора MPPT был определен как 0,05 с. Для оценки предложенных методов было проведено пять тематических исследований, включая один вариант моделирования с PSC. Эти PSC имеют пять пиков на кривой P-V, при этом GMPP расположена в разных областях (слева, посередине и справа), как показано на рис. 12. Результативность предложенного метода оценивалась с использованием семи алгоритмов: TGA, SSD, IDE, GWA, PSO, CS и P&O. На рисунках 13 и 14 представлены результаты моделирования мощности фотоэлектрической системы и коэффициента заполнения PSC-A соответственно. В этом случае GMPP располагалась справа от кривой P-V, что соответствует 158,13 Вт. Выходная мощность, достигнутая TGA, SSD, DE, GWA, PSO, CS и P&O, составляет 158,2 Вт, 158,3 Вт, 158,5 Вт, 158,2 Вт, 158,1 Вт, 158,4 и 157,9 Вт соответственно. Продолжительность отслеживания для TGA, SSD, DE, GWA, PSO, CS и P&O составляет 1,2 с, 0,95 с, 1,5 с, 1,4 с, 2,8 с, 1,6 с и 5 с соответственно.

Таблица 2. Фотоэлектрический модуль Sun Power 220 PVL мощностью 220 Вт.

Power at MPP	220 W
Voltage at MPP	40.06 V
Current at MPP	5.998 A
Voltage at Open Circuit	47.48 V
Current at Open Circuit	6.34 A

3.2 Результаты эксперимента

Предложенные подходы были проверены в течение экспериментов при использовании системы с преобразователем SEPIC, как показано на рис. 15. Система включает в себя входную емкость 1000 мкФ, выходную емкость 330 мкФ с последовательно включенным конденсатором, а также индуктивность 470 мГн. Она также включает в себя сопротивление нагрузки 20 Ом и MOSFET, переключающийся с частотой 25 кГц. Имитационная модель солнечной батареи Chroma Model 62150H (SAS) помогает отслеживать местоположения в области поиска (P-V) путем моделирования различных условий затенения с участием пяти связанных модулей. В таблице 2 представлены подробные технические характеристики фотоэлектрического модуля «Sun Power SPR-220-PVL» мощностью 200 Вт. Частично затененная фотоэлектрическая батарея подключена к SEPIC через SAS, как показано на рис. 16. Цифровой осциллограф Лесроу регистрирует критически важные параметры на протяжении всего эксперимента с частотой дискретизации 0,05 с. Измерения напряжения и тока, выполненные с помощью датчиков LEM LV-25P и LA-25NP, контролировались основным регулятором DSpace (D1104).

3.2.1 Сравнительные исследования

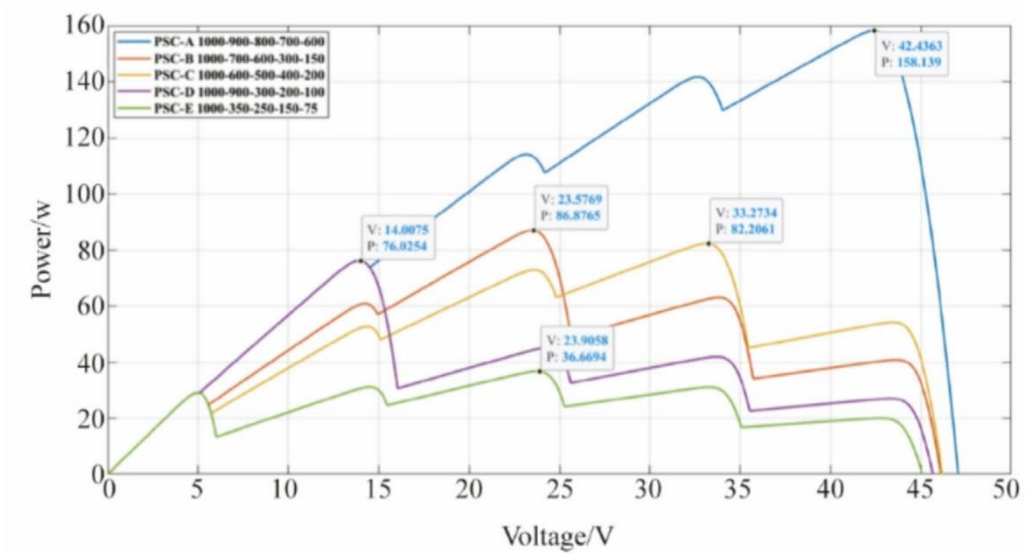


Рис. 12. Вольт-амперная кривая фотоэлектрической батареи под воздействием PSCs.

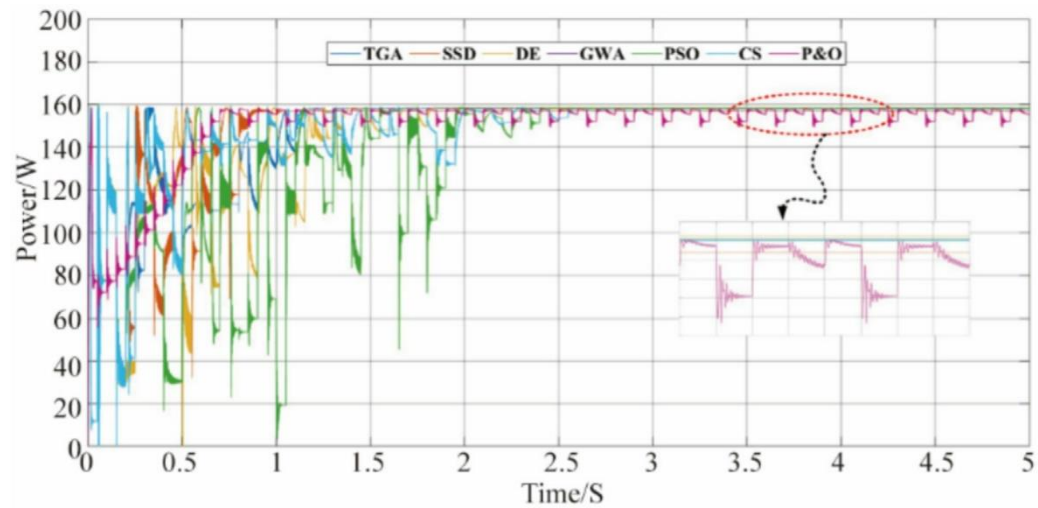


Рис. 13. Сравнение мощности PSC-A.

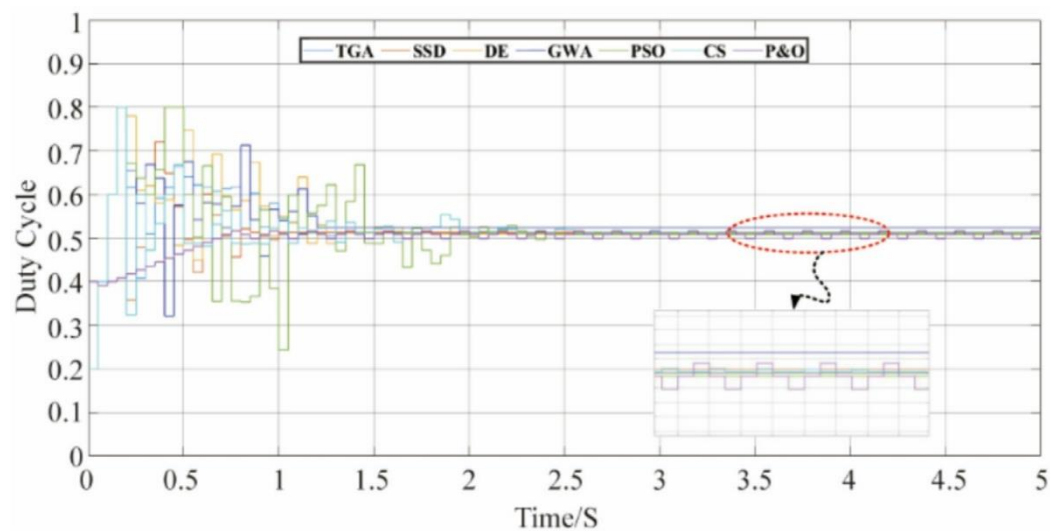


Рис. 14. Сравнение коэффициентов заполнения PSC-A.

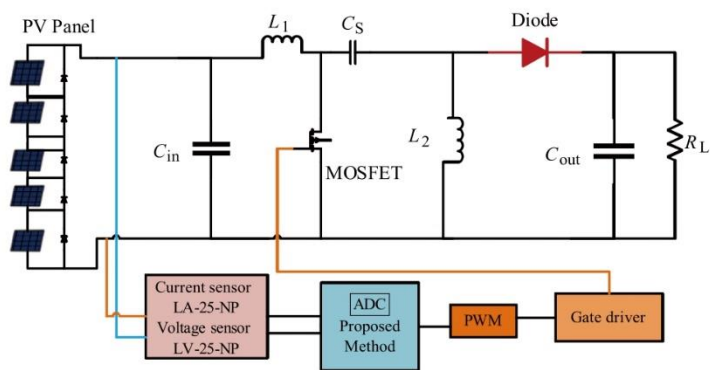


Рис. 15. Преобразователь SEPIC.

Пять методологий были эмпирически оценены с использованием следующих методов MPPT: TGA, SSD, DE, GWA, PSO и CS. Экспериментальная установка, использованная в этом анализе, включала топологию SEPIC с однородными конфигурациями компонентов и постоянными интервалами дискретизации. Для проверки предложенной методики были оценены пять сложных PSC с различными пиками. Ниже областей поиска для (P-V) и (I-V) красная точка указывает рабочую точку фотоэлектрической батареи в условиях установившегося состояния. Уравнение (28) вычисляет эффективность отслеживания, графически изображенную на рис. 17, для SAS в сочетании со значениями PPV, VPV и IPV.

В таблице 4 приведены все значения параметров настройки для различных подходов, а также время отслеживания и эффективность в установившемся режиме. В подходах TGA и SSD использовался только один параметр настройки, тогда как в подходах DE, GWA, PSO и CS — три параметра настройки на каждый подход.

В конфигурации PSC-A GMPP расположена в самом правом конце зоны поиска фотоэлектрических элементов, что позволяет извлекать мощность 156,7 Вт, как показано на рис. 17(а). Уровни облучения для пяти модулей были установлены на уровне 1000, 900, 800, 700 и 600 Вт/м². Метод TGA обеспечил блестящую точность отслеживания 99,98%, сопровождаемую быстрым временем сходимости 1,1 с. Значение коэффициента заполнения D оставалось постоянным на уровне 0,511 на протяжении всей этой процедуры.

В случае PSC-B уровни облучения для модулей в TGA были установлены на 1000, 700, 600, 300 и 150 Вт/м². Такая конфигурация позволила получить максимальную мощность 90,23 Вт. Примечательно, что отслеживание GMPP было достигнуто в течение 0,75 с, демонстрируя высокую эффективность отслеживания 98,51%. Кроме того, значение D оставалось стабильным на протяжении всего процесса, постоянно составляя 0,591, как показано на рис. 17(а).

Для PSC-C GMPP обеспечила выходную мощность 85,93 Вт, как показано на рис. 17(а). В частности, уровни облучения системы были установлены на 1000, 600, 500, 400 и 200 Вт/м². Эффективное отслеживание GMPP было достигнуто за время 1,25 с, демонстрируя эффективность отслеживания 99,46%. Кроме того, D продемонстрировало стабильность, поддерживая фиксированное значение 0,507 на протяжении всей этой процедуры.

В системе PSC-D максимальная выходная мощность составила 84,88 Вт. Заданные уровни облучения были установлены на уровне 1000, 900, 300, 200 и 100 Вт/м². Значение D демонстрировало

стабильность, приближаясь к 0,663. Эффективность слежения 99,98% была достигнута после результирующего мониторинга GMPP в течение всего 1 с. Эти данные представлены на рис. 17(а).

PSC-E демонстрирует значения интенсивности облучения 1000, 350, 250, 150 и 75 Вт/м², как показано на рис. 17(а). Таким образом, мы достигли пиковой выходной мощности 45,32 Вт. Точность обнаружения GMPP составила 99,87%, а отслеживание происходило за 0,5 с. Значение D монотонно сходилась к 0,791 по мере стабилизации.

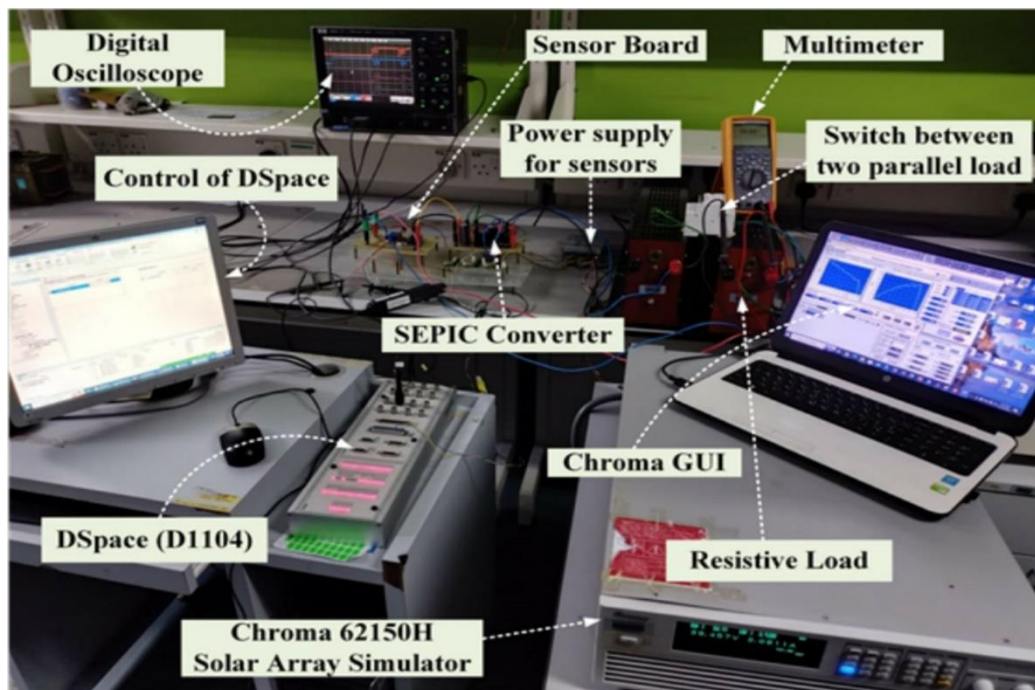


Рис. 16. Экспериментальная установка.

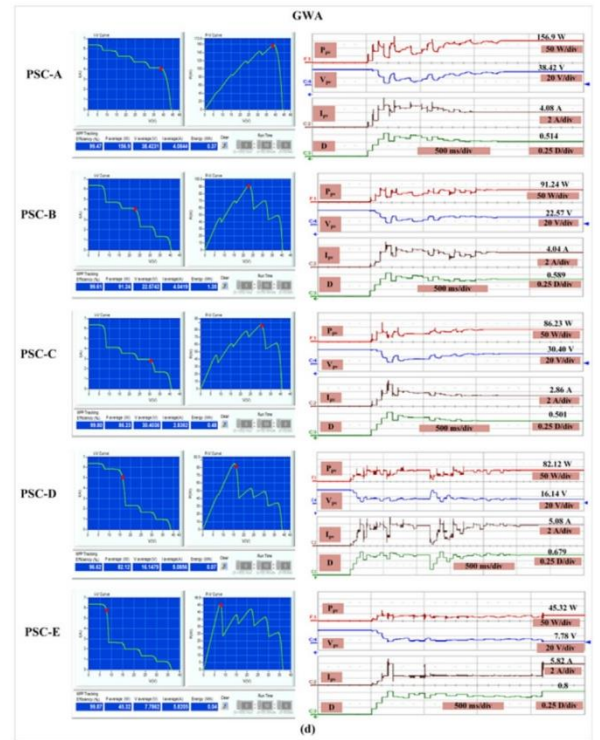
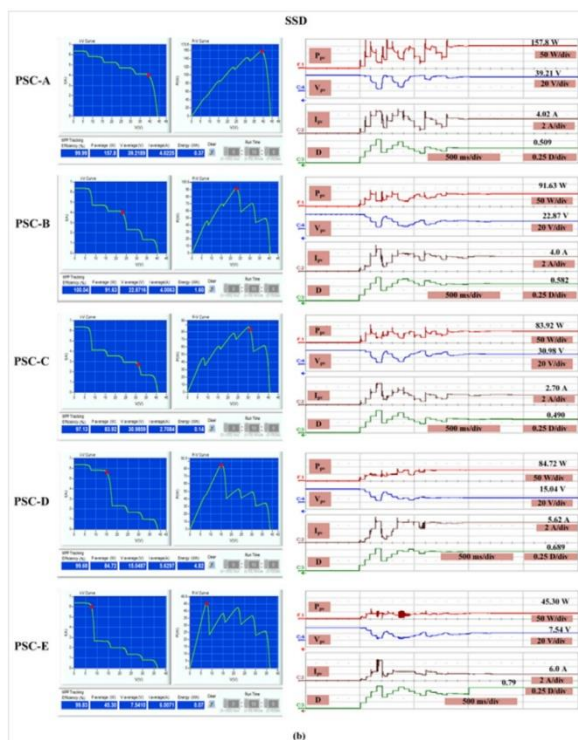
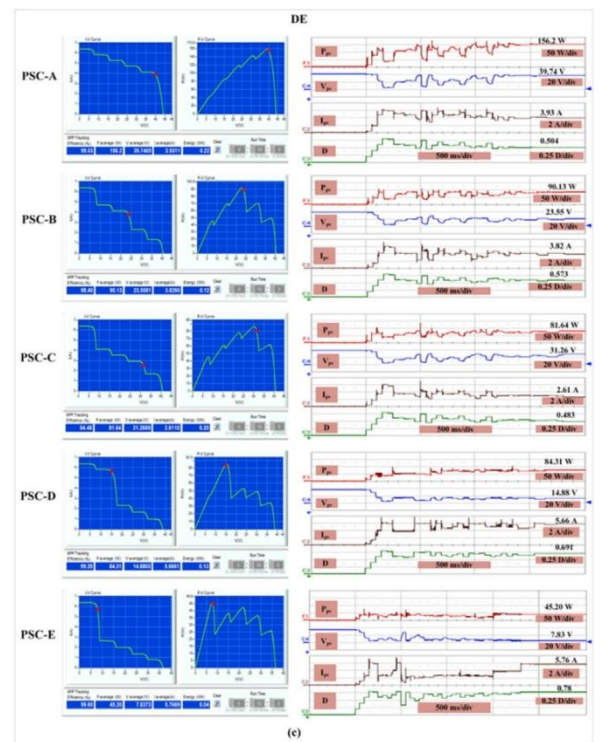
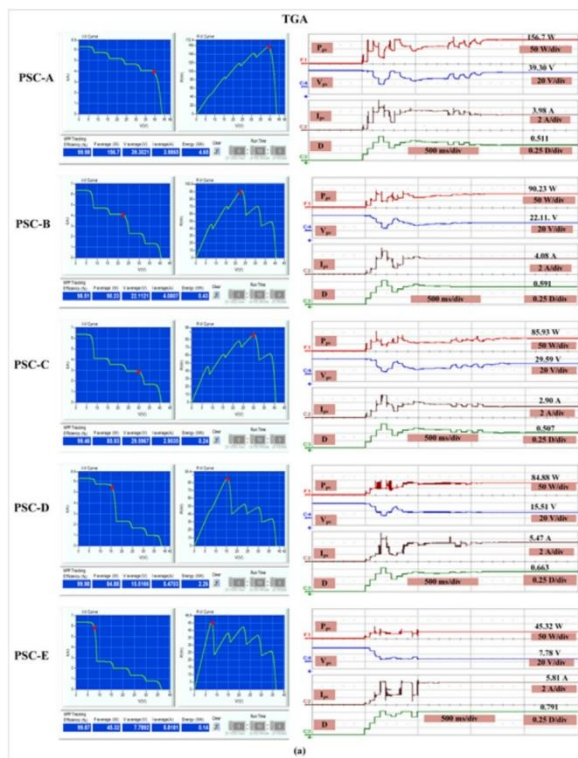


Рис. 17. Сравнение экспериментов (от PSC-A до PSC-E) между (a) TGA, (b) SSD, (c) DE, (d) GWA, (e) PSO, (f) CS и (g) P&O.

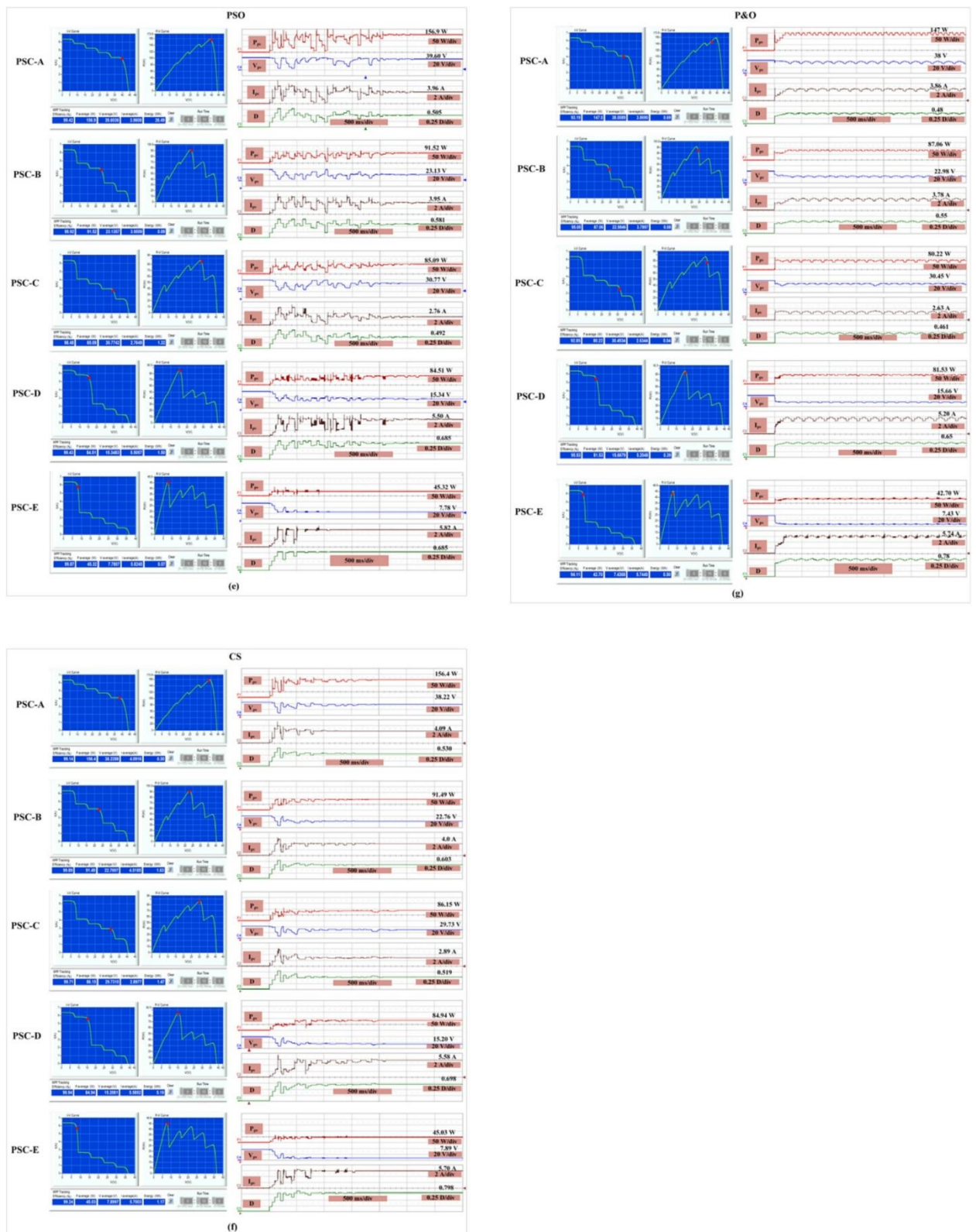


Рис. 17. (продолжение)

На рис. 17(а) – (е) представлены эмпирические результаты, демонстрирующие эффективность нескольких алгоритмов мониторинга GMPP. В таблице 4 представлено всестороннее сравнение методологий, предложенных в данном исследовании. Статистические данные показывают, что алгоритмы TGA и CS очень эффективны в точном отслеживании MPPT. Методологии TG и SSD демонстрируют более высокую скорость сходимости по сравнению со стратегиями DE, GWA, PSO и CS. Это повышение скорости можно объяснить использованием одного динамического параметра настройки, что снижает эффективность среды измерения (DE).

В целом, метод TGA продемонстрировал наилучшие результаты среди всех оцененных алгоритмов. GMPP достиг среднего времени отслеживания 0,92 с и эффективности отслеживания 99,54%. Алгоритм CS достиг времени отслеживания 1,78 с и эффективности 99,59%. Алгоритм GWA достиг времени отслеживания 1,52 с и эффективности 99,10%, тогда как алгоритм SSD достиг среднего времени отслеживания 1,06 с с эффективностью 99,40%. Алгоритм проектирования набора инструкций (DE) достиг средней длины отслеживания 1,63 с и сниженной эффективности 98,20%. При эффективности 99,50% алгоритм PSO показал длительность отслеживания 2,63 с. Метод P&O показал сниженную эффективность 94,23%, а также самую продолжительную по времени длительность отслеживания 3,86 с.

Таблица 3. Параметры настройки PSO, GWA, DE, TGA, SSD, CS и P&O.

Metaheuristic methods.	Tuning Parameter
PSO [18]	$C_{1max} = 2, C_{1min} = 1, C_{2max} = 2, C_{2min} = 1, w_{max} = 1, w_{min} = 0.1$
GWA [21]	$a = 2, C = 2 * r$
DE [30]	$F_{min} = 0.1, F_{max} = 0.4, CR = 0.5$
TGA [29]	$r = (1 - \frac{k}{k_{max}})$
SSD [26]	$c = (1 - \frac{t}{t_{max}})$
CS [20]	$P_a = 1.2, \beta = 1.5, \text{ and } \alpha = 1$
P&O [7]	$\Delta D = 0.03$

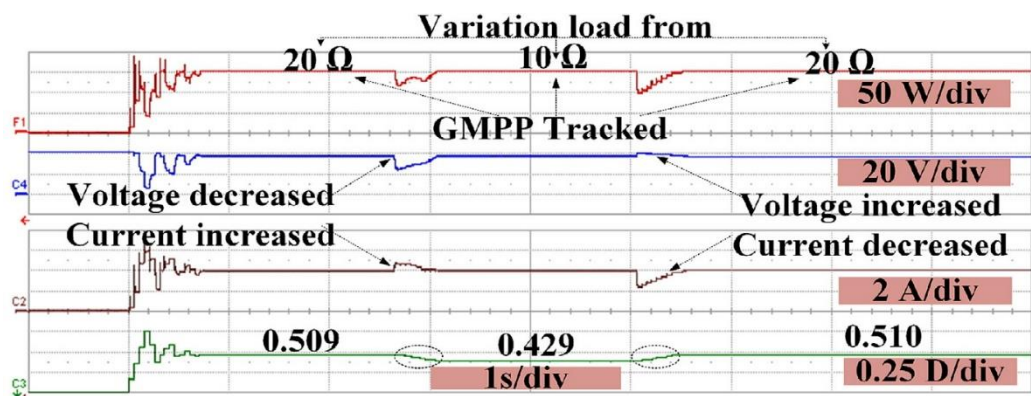
Результаты показывают, что метод TGA превосходит традиционные метаэвристические алгоритмы по эффективности и скорости отслеживания. В таблице 3 приведены параметры настройки, используемые в каждом алгоритме.

3.2.2 Сравнительный анализ реагирования на изменения нагрузки

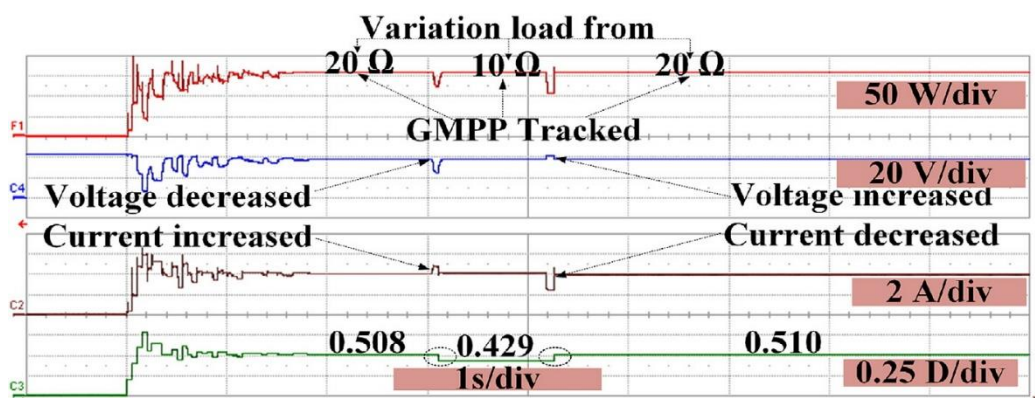
Для демонстрации эффективности предложенных подходов в адаптации к изменениям условий нагрузки было проведено эмпирическое исследование. В исследовании оценивалась эффективность этих подходов с использованием трех ранее опубликованных работ: TGA [29], SSD [26] и DE [30]. Подход DE превосходит все предыдущие метаэвристические стратегии в эффективном и быстром определении MPP для каждого колебания нагрузки менее чем за 0,05 с, как показано на рис. 18(b). Однако существенным недостатком этой стратегии является ее сильная зависимость от используемого преобразователя, поскольку алгоритм потребует значительных изменений, если будет использоваться другой преобразователь. Однако как TGA, так и SSD использовали стратегию фиксированного шага с постоянным возмущением D для восстановления GMPP при изменяющихся условиях нагрузки, как показано на рис. 18(a). Этот подход позволил добиться отслеживания в течение 0,25 с. Однако метод не лишен ограничений. Увеличение значения возмущения D создает риск колебаний вокруг GMPP, тогда как уменьшение D увеличивает время отслеживания, тем самым влияя на эффективность процесса.

Таблица 4. Сравнительное исследование.

Factors	MPPT with Bio-Inspired	(TGA) [29]	(SSD) [26]	(DE) [30]	(GWA) [21]	(PSO) [18]	(CS) [20]	P&O [7]
	No. of tuning parameters	1	1	2	2	3	3	1
	No. of randomly generated numbers	1	1	2	2	2	1	N/A
Tracking Time/s	PSC-A	1.1	0.9	1.3	1.25	2.6	1.55	3.5
	PSC-B	0.75	1.05	1.75	1.24	2.7	1.75	3.75
	PSC-C	1.25	1.25	1.8	1	2.65	2	4
	PSC-D	1	1	1.55	2.5	2.75	2	3.55
	PSC-E	0.5	1.1	1.75	1.65	1.1	1.6	4.5
	Average	0.92	1.06	1.63	1.52	2.36	1.78	3.86
MPPT Efficiency /8%	PSC-A	99.98	99.99	99.03	99.47	99.42	99.14	93.19
	PSC-B	98.51	100	98.40	99.61	99.92	99.89	95.05
	PSC-C	99.77	97.13	94.48	99.80	98.48	99.71	92.85
	PSC-D	99.46	99.68	99.20	96.62	99.43	99.94	95.93
	PSC-E	99.98	99.83	99.60	99.87	99.87	99.24	94.11
	Average	99.54	99.40	98.20	99.10	99.50	99.59	94.23



(a)



(b)

Рис. 18. Сравнение TGA и SSD (a) и DE (b) при изменении нагрузки.

4. Заключение

В данном исследовании представлена концептуальная основа для автономной фотоэлектрической (PV) системы, включающей PV-генератор, соединенный с преобразователем постоянного тока. Конструкция системы позволяет провести всестороннюю оценку нескольких регуляторов отслеживания точки максимальной мощности (MPPT) в различных условиях окружающей среды и их адаптивности к колебаниям нагрузки. Основная цель заключалась в оценке производительности алгоритмов MPPT-регулятора в сравнении с алгоритмами TGA, SSD, GWO, PSO, DE, SSD и CS, а также в выявлении наиболее эффективного подхода. Результаты показывают, что подходы CS и TGA превосходят другие методы по точности MPPT при различных положениях кривой P-V, достигая эффективности 99,59% и 99,54% соответственно. TGA также выделяется минимальным средним временем отслеживания 0,92 с, превосходя несколько существующих методов MPPT. Кроме того, в исследовании тщательно изучалась эффективность TGA в управлении изменениями нагрузки по

сравнению с методами SSD и DE. Примечательно, что алгоритм DE продемонстрировал выдающуюся производительность, точно определяя MPP для каждого изменения нагрузки в течение 0,05 с, тем самым превосходя другие протестированные метаэвристические подходы.

О вкладе авторов в проект CRediT

Абдулбари Талиб Насер: написание - обзор и редактирование, написание оригинального проекта, методология, исследование, формальный анализ, курирование данных, концептуализация. **Нур Фадилах Аб Азиз:** кураторство. **Карам Хайрулла Мохаммед:** исследование. **Кармила бинти Камил:** кураторство. **Саад Мехилеф:** кураторство.

О конфликте интересов

Авторы заявляют, что у них нет известных конкурирующих финансовых интересов или личных связей, которые могли бы повлиять на результаты работы, представленной в данной статье.

Благодарности

Данная работа выполнена при поддержке Министерства высшего образования Малайзии в рамках исследовательского гранта FRGS/1/2023/TK08/UNITEN/02/9.

Список используемой литературы

- [1] Т. Юэ, Ю. Ван, Ю. Ван, Исследование по продвижению домов на солнечной энергии, в: ICMREE2011 - Труды Международной конференции по материалам, возобновляемой энергии и окружающей среде, том 1, № 4, 2011, стр. 247-250. <https://doi.org/10.1109/ICMREE.2011.5930806>.
- [2] А. К. Поддер, Н. К. Рой, Х. Р. Пота, Методы MPPT для солнечных фотоэлектрических систем: критический обзор, основанный на природе слежения, IET Renew.Power Gener. 13 (10) (2019) 1615-1632, <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2018.5946>.
- [3] М. Мао, Л. Цуй, Ц. Чжан, К. Го, Л. Чжоу, Х. Хуан, Классификация и обобщение методов отслеживания точки максимальной мощности (MPPT) солнечных фотоэлектрических систем: обзор, основанный на традиционных и интеллектуальных стратегиях управления, Energy Rep. 6 (174) (2020) 1312-1327, <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.05.013>.
- [4] С. Дарабан, Д. Петреус, К. Морель, Новый алгоритм MPPT (отслеживание точки максимальной мощности), основанный на модифицированном генетическом алгоритме, специализирующемся на отслеживании глобальной точки максимальной мощности в фотоэлектрических системах, подверженных частичному затенению, Energy (2014) 1-15, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.07.001>.
- [5] Л.Хуан, Дж.Чжан, К. Цюй, Х.Ван, Дж.Шу, Схема отслеживания точки максимальной мощности с обнаружением частичного затенения для двухступенчатых сетевых фотоэлектрических инверторов, J.Eng.2019 (16) (2019) 2556-2562, <https://doi.org/10.1049/joe.2018.8547>.
- [6] М.А.М. Рамли, С. Тваха, К. Ишак, Й.А. Аль-Турки, Обзор отслеживания точки максимальной мощности для фотоэлектрических систем с условиями затенения и без них, Renew.Sustain.Energy Rev. 67 (2017) 144-159, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.013>.
- [7] Г. Дилеп, С.Н. Сингх, Отслеживание точки максимальной мощности солнечной фотоэлектрической системы с использованием модифицированного метода возмущения и наблюдения, Renew.Sustain.Energy Rev. 50 (2015) 109-129, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.072>.

- [8] А. Сафари, С. Мехилеф, К. С. Тей, С. Мехилеф, С. Мембер, Моделирование и аппаратная реализация MPPT с инкрементальной проводимостью и методом прямого управления с использованием преобразователя Цука, *IEEE Trans.Ind.Electron.* 58 (10) (2014) 5384-5392.
- [9] К. С. Тей, С. Мехилеф, С. Мембер, Модифицированный алгоритм инкрементальной проводимости для фотоэлектрической системы в условиях частичного затенения и изменения нагрузки, *IEEE Trans.Ind.Electron.* 61 (10) (2014) 5384-5392.
- [10] Б. К. Фан, Ю. Лай, Управление MPPT на основе глубокого обучения с подкреплением, *Sensors* (2020).
- [11] Ю.Ван, Ю.Ян, Г.Фан, Б.Чжан, Х.Вэнь, Х.Тан, Л.Фу, С.Чен, Усовершенствованный метод отслеживания точки максимальной мощности для фотоэлектрических систем с использованием управления на основе нечеткой логики с переменным диапазоном значений с учетом изменчивости температуры, *Электроника* (2018), <https://doi.org/10.3390/electronics7120355>.
- [12] Н. Памук, Анализ производительности различных алгоритмов оптимизации для методов управления MPPT в условиях сложного частичного затенения в фотоэлектрических системах, *Energies* 16 (8) (2023), <https://doi.org/10.3390/en16083358>.
- [13] А. Фероз, М. Мансур, К. Линг, Б. Инь, М. Ю. Джавед, Метод MPPT на основе оптимизации роя сальп для получения максимальной энергии от фотоэлектрических систем в условиях частичного затенения, *Energy Convers.Manag.* 209 (февраль), (2020) 112625, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.112625>.
- [14] М.Сейедмахмудян, Т.К.Сун, Б.Хоран, А.Гандхари, С.Мехилев, А.Стойцевский, Новая методика MPPT на основе ARMO для минимизации времени отслеживания и колебаний на выходе фотоэлектрических систем в условиях быстро меняющегося затенения, *IEEE Trans.Ind.Inform.* 3203(c)(2019)1, <https://doi.org/10.1109/tii.2019.2895066>.
- [15] Д. Фарес, М. Фати, И. Шамс, С. Мехилеф, Новая глобальная методика MPPT на основе алгоритма поиска белки для фотоэлектрического модуля в условиях частичного затенения, *Energy Convers.Manag.* 230 (декабрь 2020 г.), (2021) 113773, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.113773>.
- [16] А. Талиб и др., Модифицированный алгоритм оптимизации COOT на основе алгоритма быстрого отслеживания точки максимальной мощности для фотоэлектрических систем в условиях частичного затенения, *Ain Shams Eng.J.* (июль 2023 г.), (2024) 102967, <https://doi.org/10.1016/j.asej.2024.102967>.
- [17] К.К. Мохаммед, С. Мехилеф, С. Буямин, Улучшенный алгоритм оптимизации роя крыс на основе MPPT в условиях частичного затенения и изменения нагрузки для фотоэлектрических систем, *IEEE Trans.Sustain.Energy* (2022), <https://doi.org/10.1109/TSTE.2022.3233112>.
- [18] К. Ишак, З. Салам, М. Амджад, С. Мехилеф, Улучшенный алгоритм MPPT на основе оптимизации роя частиц (PSO) для фотоэлектрических систем с уменьшенными колебаниями в установившемся режиме, *IEEE Trans.Power Electron.* 27(8) (2012) 3627-3638.
- [19] К. Маникам, Г. П. Раман, Г. Р. Раман, С. И. Ганесан, Н. Чилакапати, Алгоритм P&O с обогащением Fireworks для GMPPT и обнаружения частичного затенения в фотоэлектрических системах, *IEEE Trans.Power Electron.* 32 (6) (2017) 4432-4443, <https://doi.org/10.1109/TPEL.2016.2604279>.

- [20] Дж. Ахмед, З. Салам, Отслеживание точки максимальной мощности (MPPT) для фотоэлектрической системы с использованием алгоритма кукушки с возможностью частичного затенения, *Appl. Energy* 119 (2014) 118-130, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.12.062>.
- [21] С. Моханти, Б. Субудхи, С. Мембер, П. К. Рэй, Новая конструкция MPPT с использованием метода оптимизации серых волков для фотоэлектрической системы в условиях частичного затенения, *IEEE Trans.Sustain.Energy* (2015) 1-8.
- [22] А. М. Эльтамали, М. С. Аль-Сауд, А. Г. Абокхалил, Новая стратегия алгоритма летучих мышей для отслеживания точки максимальной мощности фотоэлектрических энергетических систем в условиях динамического частичного затенения, *IEEE Access* 8 (2020).
- [23] И. Шамс, С. Мехилеф, К. С. Тей, Отслеживание точки максимальной мощности с использованием модифицированного алгоритма оптимизации «бабочка» для частичного затенения, равномерного затенения и быстро меняющихся условий нагрузки, *IEEE Trans.Power Electron.* 36 (5) (2021) 5569-5581, <https://doi.org/10.1109/TPEL.2020.3029607>.
- [24] А. Талиб, К. Хайрулла, Н. Фадила, А. Азиз, С. Мехилеф, Преобразование и управление энергией: MPPT на основе улучшенного алгоритма оптимизации соот для фотоэлектрических систем в сложных условиях частичного затенения и изменения нагрузки, *Energy Convers.Manag.X* 22 (январь) (2024), <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2024.100565>.
- [25] А.С.Беньюсеф, А.Чоудер, К.Кара, С.Сильвестр, О.А.Сахед, Алгоритм отслеживания точки максимальной мощности (MPPT) для фотоэлектрических систем, работающих в условиях частичного затенения, *Appl.Soft Comput.J.*(2015) 1-11, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.047>.
- [26] И. Шамс, С. Мехилеф, К. С. Тей, Улучшенный MPPT на основе управления водителем лыжного тренажера для условий частичного затенения, гибридный с методом постоянного напряжения для быстрого реагирования на изменения нагрузки, *IEEE Trans.Sustain.Energy* 12 (4) (2021) 2255-2267, <https://doi.org/10.1109/TSTE.2021.3088119>.
- [27] М. Хамза Зафар и др., Новый метаэвристический алгоритм оптимизации на основе метода управления MPPT для фотоэлектрических систем в условиях сложного частичного затенения, *Sustain.Energy Technol.Assessments* 47 (февраль), (2021) 101367, <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101367>.
- [28] А. Фати, Х. Резк, Д. Юсри, Надежный глобальный MPPT для смягчения частичного затенения системы на основе трехслойных солнечных элементов с использованием алгоритма оптимизации поиска пищи, *Sol.Energy* 207 (март) (2020) 305-316, <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.06.108>.
- [29] И. Шамс, С. Мехилеф, К.С. Тей, Улучшенный алгоритм оптимизации солнечной системы MPPT на основе командной игры с высокой скоростью сходимости и быстрым откликом на изменения нагрузки, *IEEE Trans.Ind.Electron.* 68 (8) (2021) 7093-7103, <https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3001798>.
- [30] К.С.Тей, С.Мехилеф, С.Мембер, М.Сейедмахмудиан, Улучшенный алгоритм MPPT на основе дифференциальной эволюции с использованием SEPIC для фотоэлектрических систем в условиях частичного затенения и изменения нагрузки, *IEEE Trans.Ind.Inform.*3203 (c) (2018), <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2793210>.
- [31] Б. Ян и др., Комплексный обзор алгоритмов отслеживания точки максимальной мощности фотоэлектрических систем в условиях частичного затенения, *J.Clean.Prod.*268, (2020) 121983, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121983>.

[32] З. Вэнь, Дж. Чен, С. Чэн, Х. Нью, С. Ло, Новый и простой подход к разделению последовательных цепей для добавления обходных диодов в модули с черепичным расположением ячеек для уменьшения потерь от затенения, Sol.Energy 184 (март) (2019) 497-507, <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.03.099>.

[33] Дж. Бай, Ю. Цао, Ю. Хао, З. Чжан, С. Лю, Ф. Цао, Характеристическая выходная мощность фотоэлектрических систем в условиях частичного затенения или несоответствия, Sol.Energy 112 (2015) 41-54, <https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.09.048>.

[34] О. Бинголь, Б. Озкай, Анализ и сравнение различных конфигураций фотоэлектрических массивов в условиях частичного затенения, Sol.Energy 160 (ноябрь 2017 г.) (2018) 336-343, <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.12.004>.

[35] Р. Челикель, М. Йылмаз, А. Гундогду, Усовершенствованный алгоритм сканирования напряжения на основе алгоритма MPPT для фотоэлектрических систем при частичном затенении, Heliyon 10(20), (2024)e39382, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39382>.

[36] М.Дж. Махмудабади, М. Расех, Т. Зохари, TGA: Алгоритм командной игры, Fut.Comput.Informatics J.3 (2) (2018) 191-199, <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2018.03.002>.

[37] А.Тарват, Т.Габель, Оптимизация параметров машин опорных векторов для несбалансированных данных с использованием алгоритма социального лыжника, Neural Comput.Appl.32 (11) (2020) 6925-6938, <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04159-z>.

[38] Р. Сторн, К. Прайс, Минимизация действительных функций конкурса ISEC'96 с помощью дифференциальной эволюции x_i , $G + I$, 1996, стр. 842-844.

[39] С.Мирджалили, С.М.Мирджалили, А.Льюис, Оптимизатор методом стаи серых волков, Adv.Eng.Softw.69 (2014) 46-61, <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>.

[40] Р. Эберхарт, Дж. К. Сикс, Новый оптимизатор с использованием метода роя частиц, в: Труды симпозиума IEEE по микромашиностроению, гуманистике, наукам, Нагой, Япония, стр. 39-43, 1997, [Онлайн].

Доступно:

https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/494215.?casa_token=VRHbIOq0xY0AAAAA:tigoKrFPGIOWOZPL3HUCxeJDuwP HdMr7AdrNcyfXSzfY9zdeQ3AAVzx9vdb63ZQ8Q1ZwFq8E5okfcE.

[41] Х.Янг, С.Деб, А.К.Б.Бихэвиор, Алгоритм кукушки с применением полетов Леви, Всемирный конгресс по естественным биоинспирированным вычислениям, 2009 г. (2009) 210-214, <https://doi.org/10.1109/NABIC.2009.5393690>.

Получено 23 октября 2024 г.; отредактировано 12 марта 2025 г.; принято 26 марта 2025 г.

* Ответственный автор в: *Институт энергетики (IPE), Национальный университет Тенага, Каджанг 43000, Малайзия*

Адреса электронных почт: Abdilbareetalib@gmail.com (А.Т.Насер), NFadilah@uniten.edu.my (Н.Ф.Аб Азиз), karam@um.edu.my (К.Х. Мохаммед), Karmila@uniten.edu.my (К. бинти Камил), smekhilef@swin.edu.au (С. Мехилеф).

Эта статья переведена из журнала <Global Energy Interconnection> (ISSN: 2096-5117), выпуск 4, 2025 г. Оригинальное название статьи:< Performance assessment of meta-heuristic MPPT strategies for solar panels under complex partial shading conditions and load variation>. Перевод предоставляется

исключительно для справки; преимущественную силу имеет оригинал:
<https://doi.org/10.1016/j.gloe.2025.03.004>

2096-5117/© 2025 Global Energy Interconnection Group Co.Ltd. Издательские услуги предоставлены Elsevier B.V. от имени KeAi Communications Co.Ltd.

Это статья с открытым доступом, распространяемая по лицензии CC BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



Абдулбари Талиб Насер получил степень бакалавра технических наук в области электротехники в Университете Дияла, Ирак, в 2011 году, и степень магистра в области промышленной электротехники и электроники в Университете Газиантепа, Турция, в 2017 году. В настоящее время он получает степень доктора наук в Национальном университете Тенага (UNITEN), Малайзия. Его текущие научные интересы включают в себя метаэвристические алгоритмы, управление преобразователями для солнечной энергии и возобновляемые источники энергии.