УДК 621.311.26 DOI: 10.18324/2077-5415-2026-3-57-65

Сравнительный анализ метаэвристических алгоритмов многокритериальной оптимизации при проектировании гибридного энергетического комплекса, работающего на возобновляемых источниках энергии

С.В. Митрофанов

Оренбургский государственный университет имени В.А. Бондаренко, пр. Победы, 13, г. Оренбург, Россия
eef@unpk.osu.ru, mitser2002@mail.ru.
https://orcid.org/0000-0002-6640-8434.
Статья поступила 06.05.2026, принята 10.09.2026.

Статья посвящена оценке работы нескольких алгоритмов оптимизации для определения оптимального состава оборудования гибридного энергетического комплекса, работающего на возобновляемых источниках энергии. Автор предлагает спроектировать гибридный энергетический комплекс, работающий на возобновляемых источниках энергии, для удалённого потребителя, основным источником электроснабжения которого ранее являлся дизельный генератор. В статье рассмотрен вопрос прогнозирования выработки электроэнергии гибридным энергетическим комплексом, состоящим из солнечного и ветрового модулей и модуля накопления электрической энергии. В работе кратко рассмотрены метаэвристические алгоритмы роевого интеллекта, такие как алгоритм полёта мотыльков, роя частиц, стаи серых волков, полёта светлячков, полёта кукушки, охоты китов и муравьиной колонии. Рассмотрены также классический генетический алгоритм и алгоритмы с недоминируемой сортировкой. Целевыми функциями для оптимизации являлись вероятность потери электроснабжения, размер капитальных вложений и стоимость вырабатываемой электрической энергии. Эти функции рассмотрены совместно с ограничениями, которые сформированы на основе опыта проектирования гибридных энергетических комплексов как объектов микрогенерации. Для оптимизации состава оборудования гибридного энергетического комплекса использован реальный почасовой график электрической нагрузки. Для оценки значений целевых функций с помощью разных алгоритмов были рассчитаны три фронта недоминируемых решений Парето. Выполнена их сравнительная оценка по точности, скорости сходимости и сложности реализации. Показано, что все методы являются адекватными и показывают удовлетворительную сходимость, но имеют разную скорость расчёта точек фронтов Парето и сходимость к лучшему решению. Установлено, что несколько методов имеют хорошую сходимость для решения рассматриваемой задачи. Даны рекомендации по использованию наиболее подходящих алгоритмов для решения задачи оптимизации состава оборудования гибридных энергетических комплексов, работающих на возобновляемых источниках энергии.

Ключевые слова: гибридный энергетический комплекс; вероятность потери электроснабжения; методы оптимизации; целевая функция; сходимость; итерация.

Comparative analysis of metaheuristic algorithms of multi-criteria optimization in the design of a hybrid energy complex powered by renewable energy sources

S.V. Mitrofanov

Orenburg State University named after V.A. Bondarenko; 13, Pobedy Ave., Orenburg, Russia
eef@unpk.osu.ru , mitser2002@mail.ru.
https://orcid.org/0000-0002-6640-8434.
Received 06.05.2026, accepted 10.09.2026.

The article is devoted to evaluating the performance of several optimization algorithms for determining the optimal composition of equipment for a hybrid energy complex powered by renewable energy sources. The design of a hybrid energy complex powered by renewable energy sources for a remote consumer is proposed, whose main source of electricity supply was previously a diesel generator. The article considers the issue of forecasting electricity generation by a hybrid energy complex consisting of solar, wind modules and a model of electric energy storage. The paper briefly discusses metaheuristic algorithms of swarm intelligence, such as the algorithm for the flight of moths, swarm of particles, flocks of gray wolves, flight of fireflies, flight of cuckoos, whale hunting and ant colony. The classical genetic algorithm and algorithms with non-dominant sorting are also considered. The target functions for optimization are the probability of power loss, the amount of capital investment, and the cost of electricity generated. These functions are considered together with the limitations that are formed based on the experience of designing hybrid energy complexes as microgeneration facilities. To optimize the equipment composition of the hybrid energy complex, a real hourly electrical load schedule is used. To estimate the values of objective functions using different algorithms, three fronts of non-dominant Pareto solutions are calculated. Their comparative evaluation is performed in terms of accuracy, convergence rate, and implementation complexity. It is shown that all methods are adequate and show

satisfactory convergence, but they have different calculation speeds for the Pareto edge points and convergence to a better solution. It is established that several methods have good convergence for solving the problem under consideration. Recommendations are given on the use of the most appropriate algorithms to solve the problem of optimizing the equipment composition of hybrid energy complexes powered by renewable energy sources.

Keywords: hybrid energy complex; probability of power loss; optimization methods; objective function; convergence; iteration.

Введение. Развитие возобновляемой энергетики в мире продолжается высокими темпами. С каждым годом стоимость вырабатываемой электроэнергии станциями, работающими на возобновляемых источниках энергии, уменьшается, что показано в исследовании [1]. Для того, чтобы повысить надёжность работы таких станций, часто используют несколько возобновляемых источников энергии. Гибридные энергетические комплексы (ГЭК), работающие от нескольких возобновляемых источников энергии, в нашей стране и мире находят всё большее применение, особенно для изолированных территорий [2]. Многие удалённые потребители получают электроэнергию с помощью дизель-генераторных электростанций, а ежегодный рост цен на топливо даёт возможность рассмотреть в качестве альтернативного источника питания именно такие ГЭК. Для проектирования надёжных ГЭК необходима система автоматизированного проектирования (САПР), предлагающая такой состав оборудования, который бы обеспечивал высокую надёжность электроснабжения потребителей, низкую стоимость производимой электроэнергии при минимально возможных начальных капитальных вложениях. В САПР ГЭК под оптимальным проектированием понимается не только подбор оборудования, необходимого для функционирования ГЭК, но и прогнозирование и оценка экономической целесообразности строительства. Для оценки технических показателей САПР ГЭК должна выполнять точное прогнозирование выработки электроэнергии, проверку состояния накопителей электроэнергии (при наличии) в любой момент времени, проверку отсутствия дефицита (недоотпуска) электроэнергии, так как вырабатываемая мощность ГЭК в идеальном случае должна полностью покрывать график нагрузки потребителя. ГЭК проектируются таким образом, чтобы профили генерации электроэнергии различными модулями взаимно дополняли друг друга, а накопители и система автоматизированного управления ГЭК сглаживали бы колебания, обеспечивая при этом стабильную выдачу мощности. Для подбора оптимального оборудования в САПР ГЭК должны использоваться надёжные алгоритмы оптимизации. Поэтому в настоящее время учёными ведутся работы по применению различных алгоритмов многокритериальной оптимизации для проектирования ГЭК [3].

В данном исследовании предлагается рассмотреть ГЭК, состоящую из солнечного модуля (СМ), ветрового модуля (ВМ), модуля накопления электроэнергии (МНЭ). Резервным источником электроснабжения является дизельный генератор (ДГ). СМ состоит из фотоэлектрических панелей (ФЭП), крепления ФЭП, контроллера заряда аккумуляторных батарей (АКБ). ВМ состоит из ветрогенератора, мачты, преобразователя переменного тока в постоянный с контроллером заряда АКБ. МНЭ состоит из блоков аккумуляторных батарей (АКБ) и инвертора (преобразователя постоянного тока в переменный).

Целью настоящей работы является сравнительная оценка различных метаэвристических алгоритмов для решения многокритериальной дискретной задачи оптимизации ГЭК и выбор наиболее подходящих из них по таким критериям, как скорость сходимости, точность выбора оптимального решения и общее время расчёта.

Материалы и методы исследования. Существует несколько подходов к прогнозированию выработки электроэнергии ГЭК. В настоящем исследовании использован подход на основе известных и доработанных автором математических моделей. При оптимальном проектировании ГЭК рассматривался годовой интервал, состоящий из 8760 часов. Средняя за час мощность, вырабатываемая одним СМ, определялась по формуле [4], [5]:

$$P_{pv}(t_i) = f_{pv} P_{pvn} \frac{I(t_i)}{I_n}\left[1-\sigma\left(T_p(t_i)-T_{st}\right)\right], \qquad (1)$$

где f_{pv} – коэффициент, описывающий снижение выходной мощности фотоэлектрической панели (ФЭП) из-за старения, запылённости (принимался равным 0,9), о.е. [6]; P_{pvn} – номинальная мощность одной ФЭП в СМ, кВт; $I(t_i)$ – средняя солнечная инсоляция, принимаемая ФЭП в месте установки ГЭК в произвольный час t_i, рассчитывалась по методике [7], [8], кВт · ч/м^2; I_n – номинальная солнечная инсоляция, принималась за 1 кВт · ч/м^2; σ – температурный коэффициент ФЭП (по данным завода-изготовителя), %/ °С; $Tp(t_i)$ – средняя рабочая температура поверхности ячейки СП в произвольный час t_i, °С, определялась по методике [9]; T_{st} – стандартная температура СП, принималась равной 25 °С [6].

Средняя за час мощность, вырабатываемая одним ВМ, определялась из системы уравнений:

$$P_{wt}(t_i) = \begin{cases} 0, & \text{если } 0 \le v(t_i) < v_{min} \\ P_{wtn} \cdot \dfrac{v(t_i)^3 - v_{min}^3}{v_n^3 - v_{min}^3}, & \text{если } v_{min} \le v(t_i) \le v_n \\ P_n, & \text{если } v_n < v(t_i) \le v_{max} \\ 0, & \text{если } v(t_i) > v_{max} \end{cases}, \qquad (2)$$

где $v(t_i)$, v_{min}, v_{max}, v_n – текущая, минимальная, максимальная и номинальная скорость ветра, соответственно, м/с; P_{wtn} – номинальная электрическая мощность одного ветрогенератора, Вт.

Объём запасённой энергии в МНЭ определялся из системы уравнений с учётом КПД заряда и разряда АКБ по методике [10, 11]. Глубина разряда ограничена до 80 %. Если вырабатываемой мощности ГЭК и запасённой энергии в МНЭ не хватает для покрытия графика

нагрузки, то возникает дефицит мощности, который покрывается с помощью ДГ. Поэтому одной из важнейших задач оптимизации в первую очередь является обеспечение бесперебойного электроснабжения потребителя. Поэтому для решения задачи оптимизации состава оборудования ГЭК первой целевой функцией была выбрана функция, определяющая вероятность потери электроснабжения (потеря электроснабжения потребителем от ГЭК). Её значение оценивалось за весь рассматриваемый год и находилось по формуле [12]:

$$LPSP = \frac{\sum_{i=1}^{h} LPS(t_i)}{\sum_{i=1}^{h} P_{load}(t_i)} \cdot 100, \qquad (3)$$

где $LPS(t_i)$ – дефицит мощности в произвольный час t_i; $P_{load}(t_i)$ – потребляемая мощность, определялась по графику нагрузки, в произвольный час, кВт; h – число часов в году; i – номер часа.

При этом средний за час дефицит мощности определялся по формуле [12]:

$$LPS(t_i) = \frac{P_{load}(t_i)}{\eta_{inv}} - P_{pv}(t_i) - P_{pw}(t_i) - P_{batt}(t_i), \qquad (4)$$

где η_{inv} – КПД инвертора, о.е.; $P_{batt}(t_i)$ – мощность, которую может отдать потребителю один МНЭ в интервал времени t_i.

При проектировании ГЭК необходимо учитывать также стоимость её строительства. Поэтому второй целевой функцией для решения задачи оптимизации состава оборудования ГЭК была выбрана функция, определяющая объём начальных капитальных затрат, который находился по формуле [9]:

$$CAPEX = N_{pv} \cdot C_{pv} + N_{pw} \cdot C_{pw} + N_{batt} \cdot C_{batt}, \qquad (5)$$

где N_{pv}, N_{pw}, N_{batt} – число СМ, ВМ и МНЭ стандартизированной мощности (ёмкости), соответственно; C_{pv}, C_{pw}, C_{batt} – удельная стоимость СМ, ВМ и МНЭ соответственно, с учётом всего вспомогательного оборудования, тыс. руб./кВт.

Важную роль на оценку экономической целесообразности строительства ГЭК оказывает себестоимость вырабатываемой электроэнергии, которая и будет являться третьей целевой функцией в настоящем исследовании. Стоимость вырабатываемой электроэнергии зависит от объёмов годовой выработки электроэнергии с помощью ГЭК, первоначальных капитальных затрат, годовой стоимости владения, срока службы ГЭК и ставки рефинансирования банка. Стоимость вырабатываемой электроэнергии определялась по формуле [10]:

$$LCOE = \frac{\left(\frac{r(1+r)^{T_c}}{(1+r)^{T_c} - 1}\right) \cdot CAPEX + C_{opex}}{\sum_{i=1}^{h} \left(P_{pv}(t_i) + P_{pw}(t_i)\right)}, \qquad (6)$$

где r – ставка рефинансирования банка, о.е.; T_c – срок службы ГЭК, лет; C_{opex} – годовая стоимость владения, тыс. руб.

В годовую стоимость владения входят затраты на техническое обслуживание и ремонт, затраты на замену оборудования, включая замену АКБ (в исследовании учитывается замена АКБ одни раз в 10 лет), затраты на ввод в работу и вывод из неё при ремонтах и замене оборудования, затраты на утилизацию. Учитывается и остаточная стоимость оборудования. В данном исследовании годовая стоимость владения рассчитывалась с учётом ставки рефинансирования банка по методике [13].

Объём сэкономленного топлива для потребителя, ранее использующего ДГ при внедрении ГЭК, определялся по формуле

$$\Delta F = \sum_{i=1}^{h} \left(a \cdot \left(P_{dg}(t_i) - LPS(t_i)\right)\right), \qquad (7)$$

где а – удельный расход топлива ДГ на выработку электроэнергии л/(кВт · ч); $P_{dg}(t_i)$ – средняя за час вырабатываемая электрическая мощность ДГ, кВт · ч. Мощность резервного ДГ выбиралась исходя из графика нагрузки.

В исследовании определялся срок окупаемости строительства ГЭК за счёт экономии топлива. При этом использовался известный метод дисконтированного расчета с учётом ежегодного роста цен на топливо [14].

Для решения задачи оптимизации были заданы граничные условия. В нашем исследовании такими граничными условиями являлись ограничения по общей мощности СМ, ВМ и количеству энергии в МНЭ. Значения ограничений выбирались исходя из экономической целесообразности и графика нагрузки потребителя.

Для оценки методов оптимизации были выбраны алгоритмы, предложенные учёными, это алгоритмы роевого интеллекта: полёта мотылька (MFO) [15], стаи серых волков (GWO) [16], роя частиц (PSO) [17], светлячков (FA) [18], полёта кукушки (CS) [19], охоты китов (WOA) [20], муравьиной колонии (ACOR) [21]. Был рассмотрен классический генетический алгоритм (GA) [22] и генетические алгоритмы сортировки без доминирования NSGA-II [23] и NSGA-III [24].

Для сравнения алгоритмов оптимизации между собой и получения адекватных результатов использовался одинаковый набор параметров – это число особей (китов, гнёзд, частиц, муравьев и т. д.), количество итераций.

Результаты исследования. В исследовании решались три задачи оптимизации и определялись: минимальное значение вероятности потери электроснабжения при ограниченных капитальных вложениях, минимальное значение стоимости электроэнергии при заданном значении вероятности потери электроснабжения, минимальные капитальные затраты при заданной стоимости электроэнергии. Так как значения целевых функций противоречат друг другу, было принято решение о построении трёх фронтов номинируемых решений Парето, что позволило предоставить возможности выбора оптимального решения (компромисса). Для решения задачи оптимизации использовались следующие целевые функции:

$$\begin{cases} LPSP(CAPEX) = f\begin{pmatrix} N_{pv}, N_{wt}, N_{batt}, \\ P_{pvn}, P_{wtn}, W_{batt\ n} \end{pmatrix} \to min \\ LCOE(LPSP) = f\begin{pmatrix} N_{pv}, N_{wt}, N_{batt}, \\ P_{pvn}, P_{wtn}, W_{batt\ n} \end{pmatrix} \to min \\ CAPEX(LCOE) = f\begin{pmatrix} N_{pv}, N_{wt}, N_{batt}, \\ C_{pv}, C_{pw}, C_{batt} \end{pmatrix} \to min \end{cases} \quad (8)$$

где $W_{batt\ n}$ – номинальная запасённая энергия в одной АКБ, кВт · ч.

При оптимизации необходимо всегда необходимо ограничивать область поиска решения, поэтому были приняты следующие ограничения:

$$\begin{cases} 0 < LPSP < 10\% \\ 500\ тыс.руб. < CAPEX \le 3000\ тыс.руб. \\ LCOE < 20\ руб./кВт \cdot ч \end{cases} \quad (9)$$

Для построения фронта LPSP(CAPEX) (фронт № 1) было рассчитано 25 точек с помощью каждого алгоритма, а для фронтов LCOE(LPSP) (фронт № 2) и CAPEX(LCOE) (фронт № 3) по 11 точек. Общее время расчёта составило около 60 мин. Представленные выше алгоритмы оптимизации были реализованы на языке программирования Python как отдельные подпрограммы (классы), которые использовались для нахождения фронтов Парето. На каждой итерации выполнялось вычисление целевых функций (система уравнений (8)) по формулам (1)–(6), при этом подбирался оптимальный состав оборудования из каталогов, сформированных и встроенных автором в созданное программное обеспечение. Каталоги созданы на основе данных, полученных от производителей оборудования. В них представлены не только технические характеристики, но и приведённая стоимость оборудования, как показано в формуле (5). Таким образом, задача оптимизации являлась дискретной, и все результаты, полученные в результате оптимизации, могут быть позднее применены к реальным объектам. В качестве примера местом предполагаемого строительства ГЭК выбран г. Оренбург. Прогнозирование выработки электроэнергии выполнялось на основе почасовых данных о солнечной инсоляции, температуре воздуха и скорости ветра за 2024 год с учебной метеостанции, установленной в Оренбургском государственном университете имени В.А. Бондаренко.

В исследовании использовался реальный почасовой график нагрузки, предоставленный одним из частных потребителей, который показан на рис. 1.

В графике нагрузки потребителя видны сезонные и суточные изменения. После завершения оптимизации были оценены все рассматриваемые алгоритмы на предмет скорости вычислений, количества итераций и сходимости к одинаковым решениям по всем фронтам. На рис. 2 представлен полученный фронт Парето LPSP(CAPEX), при этом видно всё многообразие решений, где каждой точке соответствует некоторый состав оборудования ГЭК.

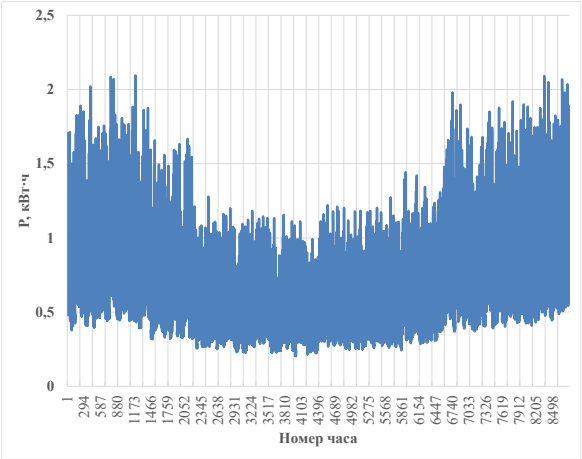

Рис. 1. График нагрузки потребителя за 2024 год

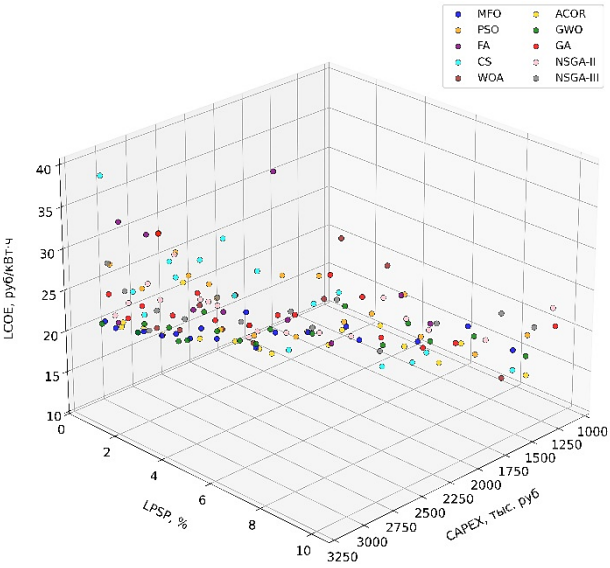

Рис. 2. Результаты расчёта фронта № 1

На рис. 3 представлены лучшие решения для фронта № 1, полученные с помощью рассматриваемых алгоритмов. Из рисунка видно, что алгоритмы CS, GWO, GA и NSGA-III сходятся к одному и тому же решению, но с разной конфигурацией оборудования ГЭК, а остальные алгоритмы выдают разное решение при разных конфигурациях оборудования ГЭК. При этом лучшее решение с точки зрения минимальной стоимости вырабатываемой электроэнергии ГЭК получено с помощью алгоритма GWO.

На рис. 4 представлена зависимость значения целевой функции LPSP от числа итераций при достижении 95 % сходимости, которая наглядно показывает скорость сходимости всех алгоритмов. Из рис. 4 видно, что наименьшее число итераций для нахождения «своего» лучшего решения затратил алгоритм CS, при этом оно оказалось далеко не самое оптимальное по стоимости вырабатываемой электроэнергии. Вторым по скорости сходимости оказался алгоритм GWO.

После анализа полученных результатов было принято решение, что для оценки работы алгоритмов целесообразно рассматривать не только количество итера-

ций, но ещё и время, затраченное алгоритмами на решение всей задачи оптимизации при построении фронта № 1, а также сходимость алгоритмов к одному и тому же решению (устойчивость алгоритмов).

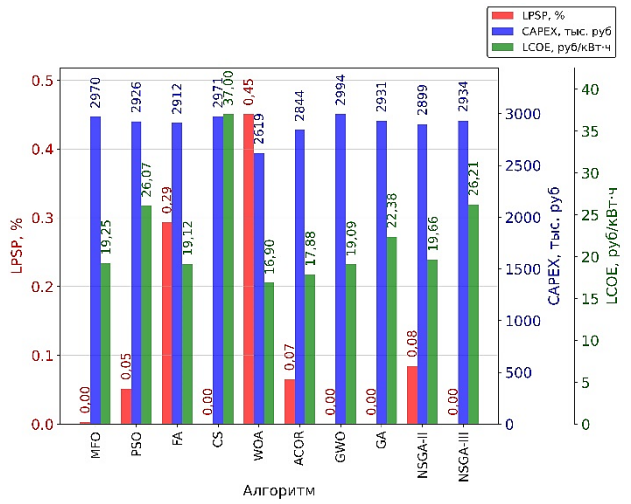

Рис. 3. Лучшие решения, полученные по результатам расчёта фронта № 1

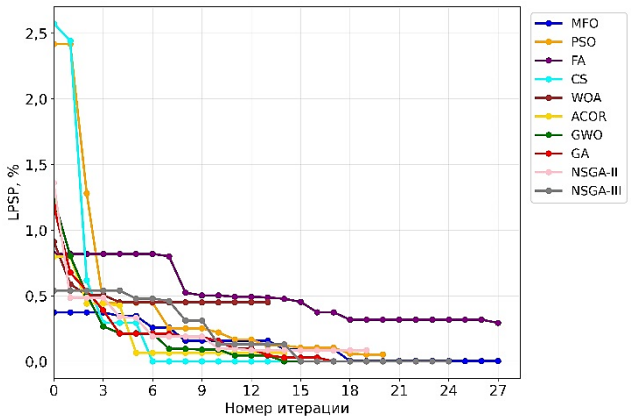

Рис. 4. Число итераций, выполненных алгоритмами для нахождения минимального значения целевой функции LPSP

В качестве примера в табл. 1 представлены показатели сходимости при построении фронта № 1 для всех алгоритмов.

Таблица 1. Показатели алгоритмов для фронта № 1

Алгоритм	Лучшее значение LPSP, %	Время расчёта всего фронта, мин	Финальное число итераций
GWO	0,000	2,17	15
GA	0,000	2,27	25
CS	0,000	3,23	19
NSGA-III	0,000	3,82	13
MFO	0,003	4,13	13
PSO	0,052	3,08	15
ACOR	0,065	2,47	14
NSGA-II	0,084	3,63	17
FA	0,293	9,88	16
WOA	0,450	1,65	17

Из табл. 1 видно, что лучшими алгоритмами по скорости сходимости к лучшему решению при расчёте фронта № 1 являются алгоритмы GWO, GA, CS и NSGA-III. Из рис. 3–5 и табл. 1 следует, что для расчёта фронта № 1 лучшим алгоритмом является алгоритм GWO с учётом минимальной вероятности потери электроснабжения и стоимости электроэнергии, вырабатываемой ГЭК. В качестве примера в табл. 2 приведён расчёт трёх лучших точек фронта № 1, выполненный с помощью алгоритма оптимизации GWO.

Таблица 2. Результаты расчёта фронта № 1

Наименование Показателя	№ 1	№ 2	№ 3
LPSP, %	0,31	0,23	0
CAPEX, тыс. руб.	2697	2739	2994
LCOE, руб./кВт·ч	17,7	16,76	19,09
N_{pv}	44	47	47
P_{pvn}, *кВт*	0,53	0,53	0,53
N_{wt}	10	5	5
P_{wtn}, *кВт*	0,23	0,5	0,45
N_{batt}	6	6	8
P_{wtn}, *кВт*	15	15	15
Тип АКБ	LiFePO4	LiFePO4	LiFePO4
Экономия топлива, л	7580,43	7584,5	7596,64
Экономия, руб.	560951,8	561253	562151,4
Срок окупаемости, лет	6,9	7	7,9
Мощность резервного ДГ, кВт	3	3	0,75

На рис. 5 представлен расчётный фронт Парето LCOE(LPSP). В отличие от фронта № 1 точки чётко выстраиваются в одну линию, по которой можно найти компромиссное решение для определения оптимального состава оборудования ГЭК, используя критерий минимальной стоимости выработанной электроэнергии при минимальной вероятности потери электроснабжения и капитальных вложениях. На рис. 6 представлены лучшие решения фронта № 2, полученные с помощью всех алгоритмов. Из рис. 6 видно, что все алгоритмы, кроме PSO, CS, NSGA-III, сходятся к одному и тому же решению. При решении с помощью алгоритмов PSO, CS и NSGA-III при минимальной стоимости электроэнергии увеличилась вероятность потери электроснабжения, по сравнению с другими решениями.

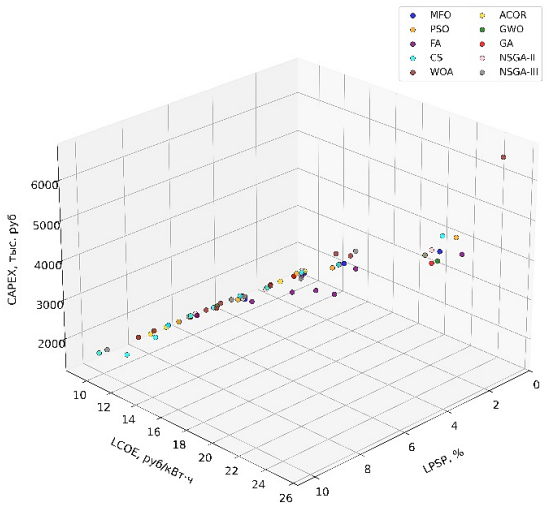

Рис. 5. Результаты расчёта фронта № 2

Из рис. 6 следует, что для расчёта фронта № 2 лучшими алгоритмами для определения минимальной стоимости являются алгоритмы MFO, FA, WOA, ACOR, GWO, GA, NSGA-II.

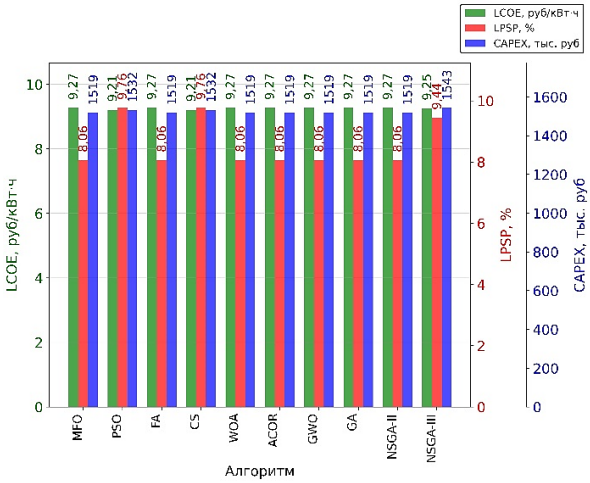

Рис. 6. Лучшие решения, полученные по результатам расчёта фронта № 2

На рис. 7 представлена зависимость значения целевой функции LCOE от числа итераций при достижении 95 % сходимости. Из рис. 7 следует, что лучшей скоростью сходимости обладают алгоритмы GWO и WOA.

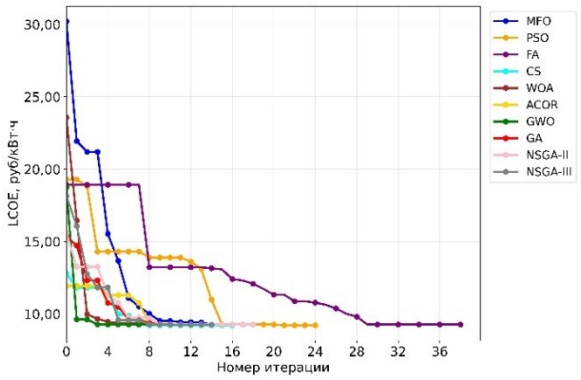

Рис. 7. Число итераций, выполненных алгоритмами для нахождения минимального значения целевой функции LCOE

В табл. 3 представлены показатели сходимости алгоритмов при расчёте фронта № 2. Все алгоритмы отсортированы в порядке увеличения времени расчёта всего фронта.

Таблица 3. Результаты расчёта фронта № 2

Алгоритм	Лучшее значение LPSP, %	Время расчёта всего фронта, мин	Финальное число итераций
WOA	9,27	0,48	15
GWO	9,27	0,58	15
GA	9,27	0,8	22
MFO	9,27	0,86	18
ACOR	9,27	0,87	17
CS	9,21	0,93	13
PSO	9,21	1,06	21
NSGA-II	9,27	1,45	19
NSGA-III	9,25	1,65	21
FA	9,27	4,74	31

Из табл. 3 видно, что лучшим по скорости сходимости к оптимальному решению для расчёта фронта № 2 оказался алгоритм WOA, чуть хуже алгоритм GWO. В табл. 4 представлены результаты расчёта трёх лучших точек фронта № 2 с помощью алгоритма WOA.

Таблица 4. Результаты расчёта фронта № 2

Наименование Показателя	№ 1	№ 2	№ 3
LCOE, руб./кВт · ч	9,27	9,29	9,52
LPSP, %	8,06	7,37	6,37
CAPEX, тыс. руб.	1519	1521	1547
N_{pv}	47	47	47
P_{pvn}, *кВт*	0,53	0,53	0,53
N_{wt}	0	0	0
P_{wtn}, *кВт*	0	0	0
N_{batt}	8	2	9
$W_{batt\ n}$, *кВт*	2,4	10	2,4
Тип АКБ	GEL	Li-ion	GEL
Экономия топлива, л	7167,24	7199,22	7249,62
Экономия, руб.	530375,8	532742,3	536471,9
Срок окупаемости, лет	3,7	3,7	3,8
Мощность резервного ДГ	3	3	3

По результатам анализа рис. 5–7 и табл. 4 видно, что лучшим алгоритмом по скорости сходимости к оптимальному решению, минимальной вероятности потери электроснабжения и капитальным вложениям оказался алгоритм WOA. Алгоритм GWO уступил только в скорости расчёта алгоритму WOA несколько секунд.

На рис. 8 представлен полученный фронт Парето CAPEX(LCOE).

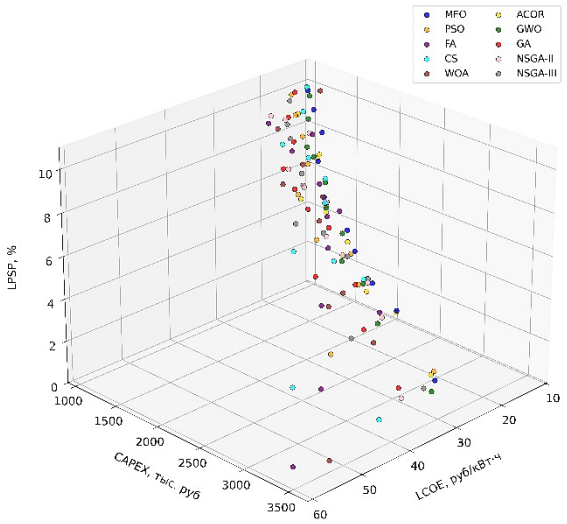

Рис. 8. Результаты расчёта фронта № 3

На рис. 9 представлены лучшие решения фронта № 2, полученные с помощью всех алгоритмов. Из рисунка видно, что алгоритм NSGA-III определил состав оборудования ГЭК с наименьшими капитальными затратами, но с высокой стоимостью электроэнергии. Все алгоритмы при раёте данного фронта показали близкие, но разные значения. При этом лучшее решение с точки

зрения минимальной стоимости вырабатываемой электроэнергии показали алгоритмы ACOR, GWO и MFO. Если принимать во внимание ещё и меньшую вероятность потери электроснабжения, то алгоритм GWO оказался наилучшим.

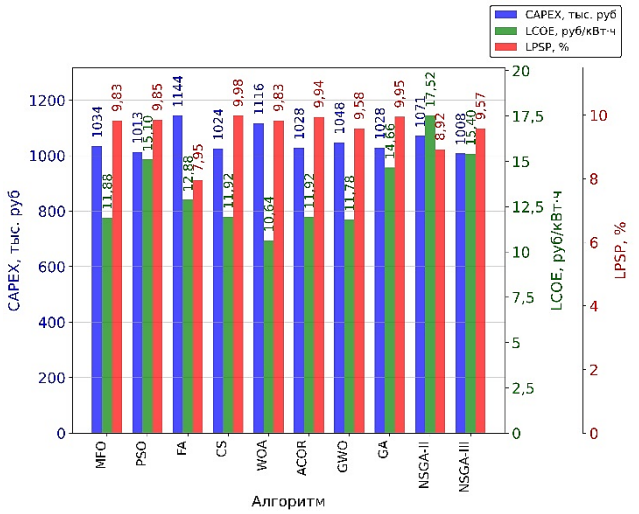

Рис. 9. Лучшие решения, полученные по результатам расчёта фронта № 3

На рис. 10 представлена зависимость значения целевой функции LCOE от числа итераций, выполненных алгоритмами при достижении 95 % сходимости. Из рис. 10 видно, что лучшей скоростью сходимости обладают алгоритмы PSO и GWO.

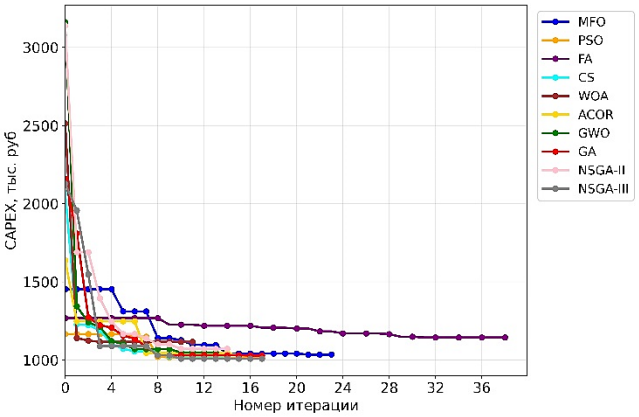

Рис. 10. Число итераций, выполненных алгоритмами для нахождения минимального значения целевой функции CAPEX

В табл. 5 представлены показатели алгоритмов при расчёте фронта № 3 с помощью алгоритма GWO.

Из табл. 5 видно, что лучшим по скорости сходимости к оптимальному решению для расчёта фронта № 2 оказался алгоритм WOA, чуть хуже алгоритм GWO. Но алгоритм GWO в этот раз показал лучшее решение. Исходя из анализа рис. 8–10 и табл. 5, лучшим по скорости сходимости к оптимальному решению, минимальной стоимости электроэнергии и вероятности потери электроснабжения для расчёта фронта № 3 оказался алгоритм GWO. В табл. 6 представлены результаты расчёта лучших трёх точек фронта № 3 с помощью алгоритма GWO.

Таблица 5. Результаты расчёта фронта № 3

Алгоритм	Лучшее значение CAPEX, тыс. руб.	Время расчёта всего фронта, мин	Финальное число итераций
WOA	1115,882	0,65	13
GWO	1048	0,98	18
GA	1028,262	1,01	21
CS	1024,5	1,04	12
ACOR	1027,506	1,22	22
PSO	1013,197	1,25	18
MFO	1034,24	1,39	25
NSGA-II	1071,083	1,54	17
NSGA-III	1007,86	1,66	19
FA	1143,858	4,76	34

Таблица 6. Результаты расчёта фронта № 3

Наименование Показателя	№ 1	№ 2	№ 3
CAPEX, тыс. руб.	1048	1082	1176
LCOE, руб./кВт · ч	11,78	12,68	14,68
LPSP, %	9,58	8,59	7,54
N_{pv}	17	25	44
P_{pvn}, *кВт*	0,85	0,54	0,275
N_{wt}	0	1	4
P_{wtn}, *кВт*	0	0,35	0,23
N_{batt}	2	2	11
$W_{batt\ n}$, *кВт*	15	15	2,4
Тип АКБ	LiFePO4	LiFePO4	GEL
Экономия топлива, л	7073,07	7103,48	7160,77
Экономия, руб.	523407,2	525657,5	529897
Срок окупаемости, лет	2,5	2,6	2,8
Мощность резервного ДГ	3	3	3

По результатам расчёта фронтов Парето получено, что среди всех рассмотренных алгоритмов по показателям сходимости к истинному решению, скорости сходимости и общему времени вычислений для расчёта рассматриваемых фронтов № 1, № 2 и № 3 лучшим алгоритмом оказался алгоритм GWO. Его можно использовать для получения адекватных решений с высокой скоростью при построении всех рассматриваемых в данном исследовании фронтов Парето для многокритериальной, дискретной оптимизации состава оборудования ГЭК. В дальнейших исследованиях будут рассмотрены гибридные алгоритмы оптимизации.

Заключение. На основе анализа отечественной и иностранной литературы выбраны наиболее часто используемые метаэвристические алгоритмы многокритериальной дискретной оптимизации состава оборудования ГЭК, работающих на возобновляемых источниках энергии.

Автором разработана математическая модель оптимизации состава оборудования ГЭК с учётом современного подхода к прогнозированию почасовой выработки электроэнергии, почасового графика нагрузки реального потребителя в условиях средних широт России, в том числе и для г. Оренбурга.

Автором выполнен анализ применения современных метаэвристических алгоритмов оптимизации, включая

генетические алгоритмы и алгоритмы роевого интеллекта. Разработано программное обеспечение и выполнена оценка скорости сходимости алгоритмов к решению и адекватность нахождения минимальных значений целевых функций вероятности потери электроснабжения, стоимости выработанной электроэнергии и размера капитальных вложений. Построены фронты Парето для рассматриваемых алгоритмов.

Результаты проведённых исследований показали, что для дискретной оптимизации состава оборудования ГЭК, работающих на возобновляемых источниках энергии, для расчёта фронта с точки зрения минимального значения целевой функций LPSP(CAPEX) лучше всего подходят алгоритмы CS, GWO, GA и NSGA-III, для LCOE(LPSP) – все алгоритмы, кроме PSO, CS, NSGA-III и для CAPEX(LCOE) – NSGA-III, PSO, CS, ACOR, GWO и MFO.

По результатам исследования автор пришёл к выводу, что лучшим алгоритмом для оптимизации состава оборудования ГЭК и расчёта всех трёх фронтов является алгоритм оптимизации GWO. Хуже всего показал себя алгоритм FA.

Рекомендации, разработанные автором, могут быть использованы инженерами-исследователями и помогут сократить время расчёта, получить при этом качественные решения при оптимизации состава оборудования ГЭК, работающих на возобновляемых источниках энергии. Кроме этого, результаты проведённого исследования могут быть использованы при разработке отечественных САПР ГЭК, что позволит повысить доверие и интерес к возобновляемой энергетике.

Литература

1. Безруких П.П. Возобновляемая энергетика в начале третьего десятилетия XXI века / П.П. Безруких // Электрические станции. 2025. № 3 (1124). С. 39–43. doi: 10.71841/EP.elst.2025.1124.3.06.
2. Хе Х. Выбор и оптимизация гибридных энергетических систем в отдалённых районах Китая / Х. Хе, М.Г. Тягунов, Р.М. Ту // Вестник Московского энергетического института. Вестник МЭИ. 2022. № 4. С. 40–58. doi: 10.24160/1993-6982-2022-4-40-58.
3. Северина Я.Д. Оценка эвристических алгоритмов многокритериальной оптимизации для выбора состава оборудования гибридных энергокомплексов / Я.Д. Северина, В.А. Шакиров // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2025. № 3 (39). С. 88–103. doi: 10.25729/ESI.2025.39.3.008.
4. Zhang J. Strategic capacity allocation in hybrid solar-wind-hydro-storage systems considering power operational dispatch: A bilevel Nash game // Renewable Energy. 2026. Vol. 259 (125164). P. 1–14. doi: 10.1016/j.renene.2025.125164.
5. Wang Z., Li Y., Zheng J., Tan H., Zhang L., Xu C. Multi-objective capacity optimization of a wind-solar-hydrogen-gas turbine hybrid system: Balancing economics, power stability, and carbon emissions // International Journal of Hydrogen Energy. – 2026. Vol. 200 (152928). P. 1–16. doi: 10.1016/j.ijhydene.2025.152928.
6. Fodhil F., Hamidat A., Nadjemi O. Potential, optimization and sensi-tivity analysis of photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system for rural elec-trification in Algeria. Energy. 2019. Vol. 169. 613–624. doi: 10.1016/j.energy.2018.12.049.
7. Митрофанов С.В. Методы определения рассеянного солнечного излучения с целью повышения точности прогнозирования почасовой выработки электроэнергии солнечными электростанциями / С.В. Митрофанов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2024. Т. 335. № 10. С. 120–133. doi: 10.18799/24131830/2024/10/4507.
8. Митрофанов С.В. Технико-экономическое обоснование применения систем слежения за Солнцем для различных регионов России / С.В. Митрофанов // Журнал Сибирского федерального университета. Серия: Техника и технологии. 2025. Т. 18, № 2. С. 154–168.
9. Zhu G., Yan G., Garmroudi D. Optimizing solar-wind hybrid energy systems for sustainable charging stations and commercial applications: A two-stage framework with ebola-inspired optimization // Expert Systems with Applications. 2024. Vol. 246 (123180). P. 1–16. doi: 10.1016/j.eswa.2024.123180.
10. Al Makky A., Kanjo H., Farag M.M., Hamid A.-K., Hussein M., Salameh T. Techno-Economic Feasibility of Green Hydrogen Production Using Hybrid Solar-Wind Energy Systems in Oman // International Journal of Thermofluids. 2025. Vol. 28 (101302). P. 1–11. 10.1016/j.ijft.2025.101302.
11. Senthilkumar T., Jayasankar T. Optimal sizing of Hybrid Solar-Wind Battery System (HSWBS) using secretary bird optimization // Electric Power Systems Research. 2026. Vol. 251 (112284). P 1–10. doi: 10.1016/j.epsr.2025.112284.
12. Sadeghibakhtiar E., Naeimi A., Naderi S., Pignatta G., Behbahaninia A. Size optimization of a stand-alone solar-wind-battery hybrid system for net zero energy buildings: A case study // Energy and Buildings. 2024. Vol. 313 (114204). P. 1–24. doi:
13. Shao M., Han Y., Sun J., Xu H., Kong X., Wang H., Wang B., Shao Z., Guan J., Qu Z. Bi-level multi-objective optimization of configuration and scheduling of offshore wind-solar-storage hybrid power system considering demand response // Ocean Engineering. 2026. Vol. 352(124614). P. 1–17. doi: 10.1016/j.oceaneng.2026.124614.
14. Barbosa R., Escobar B., Sánchez V.M., Ortegón J. Effects of the size and cost reduction on a discounted payback period and levelized cost of energy of a zero-export photovoltaic system with green hydrogen storage // Heliyon. 2023. Vol. 9 (e16707). № 6. P. 1–14. doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16707.
15. Mirjalili S. Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm // Knowledge-Based Systems. 2015. Vol. 89. P. 228–249. doi: 10.1016/j.knosys.2015.07.006
16. Mirjalili S., Mirjalili S.M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer // Advances in Engineering Software. 2014. Vol. 69. P. 46–61. doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.
17. Kennedy J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. vol. 4. IEEE. Perth. WA. 27 November-1 December 1995. pp. 1942–1948. doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
18. Yang X.-S. Firefly Algorithms for Multimodal Optimization // Stochastic Algorithms: Foundations and Applications: Lecture Notes in Computer Science/ eds. O. Watanabe, T. Zeugmann. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. 2009. Vol. 5792. P. 169–178. doi: 10.1007/978-3-642-04944-6_14.
19. Yang X.S., Deb S. Engineering optimisation by cuckoo search // International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation. 2010. Vol. 1. №. 4. P. 330. doi: 10.1504/IJMMNO.2010.035430.
20. Mirjalili S., Lewis A. The Whale Optimization Algorithm // Advances in Engineering Software. 2016. Vol. 95. P. 51–67. doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.
21. Socha K., Dorigo M. Ant colony optimization for continuous domains // European Journal of Operational Research. 2008. Vol. 185. №. 3. P. 1155-1173. doi: 10.1016/j.ejor.2006.06.046.

22. Holland J.H. Genetic Algorithms and the Optimal Allocation of Trials // SIAM Journal on Computing. 1973. Vol. 2. №. 2. P. 88–105. doi: 10.1137/0202009.
23. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. № 2. P. 182–197. doi: 10.1109/4235.996017.
24. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2014. Vol. 18. №. 4. P. 577–601. doi: 10.1109/TEVC.2013.2281535.

References

1. Bezrukikh P.P. Renewable energy at the beginning of the third decade of the 21st century / P.P. Bezrukikh // Electric power stations. 2025. № 3 (1124). pp. 39–43. doi: 10.71841/EP.elst.2025.1124.3.06.
2. He H. Selection and optimization of hybrid energy systems in remote areas of China / H. He, M.G. Tyagunov, R.M. Tu // Bulletin of the Moscow Power Engineering Institute. Bulletin of the MEI. 2022. №. 4. pp. 40–58. doi: 10.24160/1993-6982-2022-4-40-58.
3. Severina Ya.D. Evaluation of heuristic algorithms for multicriteria optimization for selecting the equipment composition of hybrid power complexes / Ya.D. Severina, V.A. Shakirov // Information and Mathematical Technologies in Science and Management. 2025. № 3 (39). pp. 88–103. doi: 10.25729/ESI.2025.39.3.008.
4. Zhang J. Strategic capacity allocation in hybrid solar-wind-hydro-storage systems considering power operational dispatch: A bilevel Nash game // Renewable Energy. 2026. Vol. 259 (125164). P. 1–14. doi: 10.1016/j.renene.2025.125164.
5. Wang Z., Li Y., Zheng J., Tan H., Zhang L., Xu C. Multi-objective capacity optimization of a wind-solar-hydrogen-gas turbine hybrid system: Balancing economics, power stability, and carbon emissions // International Journal of Hydrogen Energy. 2026. Vol. 200 (152928). P. 1–16. doi: 10.1016/j.ijhydene.2025.152928.
6. Fodhil F., Hamidat A., Nadjemi O. Potential, optimization and sensi-tivity analysis of photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system for rural elec-trification in Algeria. Energy. 2019. Vol. 169. 613–624. doi: 10.1016/j.energy.2018.12.049.
7. Mitrofanov S.V. Methods for determining scattered solar radiation in order to increase the accuracy of forecasting hourly electricity generation by solar power plants / S.V. Mitrofanov // Proceedings of Tomsk Polytechnic University. Georesource engineering. 2024. Vol. 335. № 10. pp. 120–133. doi: 10.18799/24131830/2024/10/4507.
8. Mitrofanov S.V. Feasibility study of the use of solar tracking systems for various regions of Russia / S.V. Mitrofanov // Journal of the Siberian Federal University. Series: Machinery and technology. 2025. Vol. 18, № 2. pp. 154–168.
9. Zhu G., Yan G., Garmroudi D. Optimizing solar-wind hybrid energy systems for sustainable charging stations and commercial applications: A two-stage framework with ebola-inspired optimization // Expert Systems with Applications. 2024. Vol. 246 (123180). P. 1–16. doi: 10.1016/j.eswa.2024.123180.
10. Al Makky A., Kanjo H., Farag M.M., Hamid A.-K., Hussein M., Salameh T. Techno-Economic Feasibility of Green Hydrogen Production Using Hybrid Solar-Wind Energy Systems in Oman // International Journal of Thermofluids. 2025. Vol. 28 (101302). P. 1–11. 10.1016/j.ijft.2025.101302.
11. Senthilkumar T., Jayasankar T. Optimal sizing of Hybrid Solar-Wind Battery System (HSWBS) using secretary bird optimization // Electric Power Systems Research. 2026. Vol. 251 (112284). P 1–10. doi: 10.1016/j.epsr.2025.112284.
12. Sadeghibakhtiar E., Naeimi A., Naderi S., Pignatta G., Behbahaninia A. Size optimization of a stand-alone solar-wind-battery hybrid system for net zero energy buildings: A case study // Energy and Buildings. 2024. Vol. 313(114204). P. 1–24. doi:
13. Shao M., Han Y., Sun J., Xu H., Kong X., Wang H., Wang B., Shao Z., Guan J., Qu Z. Bi-level multi-objective optimization of configuration and scheduling of offshore wind-solar-storage hybrid power system considering demand response // Ocean Engineering. 2026. Vol. 352 (124614). P. 1–17. doi: 10.1016/j.oceaneng.2026.124614.
14. Barbosa R., Escobar B., Sánchez V.M., Ortegón J. Effects of the size and cost reduction on a discounted payback period and levelized cost of energy of a zero-export photovoltaic system with green hydrogen storage // Heliyon. 2023. Vol. 9 (e16707). № 6. P. 1–14. doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16707.
15. Mirjalili S. Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm // Knowledge-Based Systems. 2015. Vol. 89. P. 228–249. doi: 10.1016/j.knosys.2015.07.006
16. Mirjalili S., Mirjalili S.M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer // Advances in Engineering Software. 2014. Vol. 69. P. 46–61. doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.
17. Kennedy J. and Eberhart R. (1995) Particle Swarm Optimization. Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. vol. 4. IEEE. Perth. WA. 27 November-1 December 1995. pp. 1942–1948. doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
18. Yang X.-S. Firefly Algorithms for Multimodal Optimization // Stochastic Algorithms: Foundations and Applications: Lecture Notes in Computer Science/ eds. O. Watanabe, T. Zeugmann. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. 2009. Vol. 5792. P. 169–178. doi: 10.1007/978-3-642-04944-6_14.
19. Yang X.S., Deb S. Engineering optimisation by cuckoo search // International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation. 2010. Vol. 1. № 4. P. 330. doi: 10.1504/IJMMNO.2010.035430.
20. Mirjalili S., Lewis A. The Whale Optimization Algorithm // Advances in Engineering Software. 2016. Vol. 95. P. 51–67. doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.
21. Socha K., Dorigo M. Ant colony optimization for continuous domains // European Journal of Operational Research. 2008. Vol. 185. №. 3. P. 1155–1173. doi: 10.1016/j.ejor.2006.06.046.
22. Holland J.H. Genetic Algorithms and the Optimal Allocation of Trials // SIAM Journal on Computing. 1973. Vol. 2. № 2. P. 88–105. doi: 10.1137/0202009.
23. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. № 2. P. 182–197. doi: 10.1109/4235.996017.
24. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2014. Vol. 18. № 4. P. 577–601. doi: 10.1109/TEVC.2013.2281535.