

УДК 519.718:621.316.1

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ ДЛЯ ОПТИМАЛЬНОГО ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ: ОБЗОР И АНАЛИЗ

Павлова Ю.М.¹, Корнеев К.Б.¹, Корнеев В.К.²

¹*Тверской государственный технический университет (г. Тверь)*

²*Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС» (г. Москва)*

© Павлова Ю.М., Корнеев К.Б., Корнеев В.К. 2025

Аннотация. В статье представлен подробный обзор различных задач оптимального распределения мощности (OPF) и широкого спектра алгоритмов (как традиционных, так и эволюционных), применяемых для их решения. Особое внимание уделено интеграции ветровой энергии и многоцелевым стратегиям оптимизации.

Ключевые слова: оптимальное распределение потоков мощности, классические алгоритмы, эволюционные алгоритмы, многоцелевые задачи, возобновляемые источники энергии.

DOI: 10.46573/2658-7459-2025-4-54-67

Введение

Прошло более пяти десятилетий с тех пор, как задача оптимального распределения мощности (OPF, англ. OPF – Optimal Power Flow) стала одной из самых известных и часто используемых задач нелинейной оптимизации в энергосистемах. Несмотря на долгое существование, задача OPF по-прежнему широко исследуется из-за ее ключевой роли в планировании режимов работы и управлении электрическими сетями. Общая формулировка OPF представляет собой крупномасштабную задачу нелинейной невыпуклой оптимизации, включающую как дискретные, так и непрерывные управляющие переменные. Учет технических факторов управления, таких как переключения отпаек трансформаторов или наличие шунтирующих конденсаторов, а также интеграция возобновляемых источников энергии, еще больше усложняет проектирование и выполнение задачи. Для решения этих проблем были разработаны различные методы: классические, эволюционные и усовершенствованные оптимизационные техники.

Эти методы не только открывают новые возможности, но и повышают качество существующих решений, что способствует снижению вычислительных затрат и повышению эффективности эксплуатации. Многоцелевые подходы часто применяются в современных задачах OPF для поиска компромиссов между конкурирующими целями, такими как минимизация затрат, снижение потерь электроэнергии и уменьшение воздействия на окружающую среду.

В настоящее время при проектировании и дальнейшей эксплуатации энергосистем инженерам-энергетикам необходимы специальные технические инструменты, в первую очередь специализированное программное обеспечение. Почти все подходы, реализуемые указанными инструментами, можно рассматривать как решение задач оптимизации.

С момента своего появления в начале 1960-х годов задача OPF интенсивно изучается, а впервые была сформулирована Доммелем и Тинни [1, 2]. Она изначально

задумывалась как логическое расширение классической задачи экономического распределения нагрузки (ED, англ. ED – Economic Dispatch) [3]. Несмотря на то, что обе задачи оптимизации могут преследовать одну и ту же цель, между ними существуют различия. ED сводит всю энергосистему к единому уравнению-ограничению. OPF же напрямую учитывает все ключевые компоненты системы в динамике. В отличие от ED, задача OPF непосредственно учитывает сетевые ограничения, параметры элементов энергосистемы и взаимосвязь между режимными переменными.

Исторически задачи OPF были сосредоточены главным образом на ключевых целях внутри энергосетей: минимизации экономических затрат (эксплуатационных расходов генерирующего оборудования, в первую очередь – на тепловых электростанциях), снижении потерь активной и реактивной мощности в распределительных сетях, повышении эффективности управления потоками мощности, надежности работы электроэнергетической системы и сокращении загрязнения окружающей среды [4]. На начальных этапах преобладали более простые одноцелевые задачи с меньшим числом ограничений из-за их эксплуатационной эффективности. Распространенные методы решения этих задач были основаны на математическом моделировании и выпуклых зависимостях.

Тем не менее метаэвристические и эволюционные методы оптимизации оказались эффективными при решении многоцелевых задач с ограничениями в крупных энергосетях [5]. В отличие от более ранних подходов, современные постановки задачи OPF учитывают экологические и надежность критерии, включаемые в целевую функцию и систему ограничений, в частности показатели выбросов загрязняющих веществ (EP – Emission Pollution) и надежности работы энергосистемы. В современных исследованиях постановки задачи OPF ориентированы на учет совокупности критериев оптимизации, включая повышение устойчивости режимов работы, снижение выбросов EP и обеспечение надежной и экономически эффективной эксплуатации энергосистемы. Достижение указанных критериев обеспечивается за счет учета резервов мощности, эксплуатационных ограничений и агрегированных целевых функций на уровне всей электроэнергетической системы.

За последние два десятилетия усиливающиеся экологические проблемы, особенно связанные с выбросами электростанций, потребовали включения таких целей для решения специфических задач. В результате современные условия функционирования энергосистем требуют точного и своевременного решения многоцелевых задач оптимизации, направленных на повышение эффективности, экологической устойчивости и надежности энергоснабжения [6].

С учетом постоянно меняющегося характера энергосистем, исследования в области OPF эволюционировали от своей первоначальной формы. Отказ от централизованного регулирования энергетического сектора, достижения в области силовой электроники и экологические нормы, установленные на электростанциях, сыграли важнейшую роль в постоянной переработке задач OPF, таких как обеспечение баланса надежностью энергоснабжения, стоимостью генерации и интеграцией возобновляемых источников электроэнергии (ВИЭ). С момента своего появления OPF было тесно связано с развитием численных методов оптимизации [7]. Для решения задачи OPF исследователи применяли широкий спектр численных и эвристических подходов.

Оптимальное распределение мощности – это метод, позволяющий определить режимные параметры энергосистемы таким образом, чтобы заданная целевая функция

достигала наилучшего значения (наибольшего или наименьшего в зависимости от выбранной функции) при соблюдении всех перетоков мощности в системе, требований безопасности и эксплуатационных ограничений. При решении задачи формируется обратная связь, приводящая к изменению некоторых управляющих параметров, в целях создания наилучшей конфигурации сети.

Наиболее часто используемые оптимизационные переменные OPF включают [7]:
активную мощность генерирующего оборудования;
величину напряжения на генераторных шинах;
наличие и мощность шунтирующих реакторов;
положение отпаяк силовых трансформаторов;
наличие устройств FACTS (гибкие системы передачи переменного тока) и фазосдвигающих устройств.

В рамках задачи OPF зависимыми управляемыми переменными являются:
величина напряжения на шинах нагрузки;
величины потоков мощности в линиях (в МВА);
значения максимальной реактивной мощности генераторов;
активная мощность, передаваемая по межсистемным линиям электропередачи.

1. Математическая формулировка

Как правило, задача OPF представляет собой сильно ограниченную невыпуклую, нелинейную, крупномасштабную задачу статической оптимизации, которая задается следующим образом [8]:

$$\min f(x, u), \quad (1)$$

$$\begin{cases} g(x, u) = 0 \\ h(x, u) \leq 0 \end{cases}, \quad (2)$$

где f указывает целевую функцию, x и u выражают зависимые и управляющие векторы параметров вместе, а $g(x, u)$ и $h(x, u)$ обозначают ограничения равенства и неравенства.

В задаче OPF используется множество различных целевых функций, среди которых наиболее распространенной является минимизация затрат на выработку электроэнергии генераторами. Для правильного функционирования энергосистемы важно поддерживать напряжения на различных шинах как можно ближе к номинальным значениям. При увеличении нагрузки падение напряжения на высоконагруженных линиях электропередачи (ЛЭП) приводит к нестабильности напряжения у потребителей и на генерирующих предприятиях. Ожидается, что будут доступны управляемые источники реактивной мощности, которые смогут обеспечить необходимую поддержку для улучшения профиля напряжений.

Кроме того, в условиях растущего внимания к вопросам экологии, сокращение выбросов ЕР также стало одним из компонентов задачи OPF. Таким образом, исследования в области OPF могут включать такие цели, как сокращение выбросов, уменьшение потерь мощности и снижение индекса L, и эти цели подробно описаны в следующих разделах [9].

1.1. Целевые функции

1.1.1. Минимизация затрат на топливо

Базовая квадратичная кривая затрат, используемая для описания затрат на топливо для генераторов на тепловых электростанциях, имеет следующий вид [9]:

$$f = \sum_{m=1}^{NG} (a_m + b_m P_{Gm} + c_m P_{Gm}^2), \quad (3)$$

где a_m , b_m , c_m – коэффициенты стоимости генератора m^{th} , NG – общее количество генераторов, а P_{Gm} – мощность на генераторе m^{th} .

1.1.2. Минимизация затрат в тепловых турбинах

С учетом того, что тепловые электростанции в настоящее время продолжают играть ведущую роль в выработке электроэнергии в России и ряде других развитых стран, производство электроэнергии в генераторе определяется эффективностью работы паровой турбины, приводящей во вращение генератор. При работе турбины в режимах высокой мощности открытие регулирующих клапанов подачи пара может приводить к дополнительным механическим нагрузкам на элементы проточной части. В частности, возрастает натяжение стержней проволоч, соединяющих подвижные лопатки, что со временем может приводить к ухудшению условий циркуляции пара и росту температуры в турбине. Чтобы смоделировать эффект нагрузки на клапаны, к квадратичной модели производственных затрат добавляются синусоидальные компоненты. Таким образом, можно записать невыпуклые функции производственных затрат в виде следующей формулы [9]:

$$f = \sum_{m=1}^{NG} (a_m + b_m P_{Gm} + c_m P_{Gm}^2 + |d_m \cdot \sin(e_m \cdot (P_{Gm}^{min} - P_{Gm}))|), \quad (4)$$

где d_m , e_m – синусоидальные коэффициенты стоимости блока m^{th} , а P_{Gm}^{min} – минимальный предел генератора m^{th} .

1.1.3. Минимизация L-индекса

Напряжения на всех шинах потребителей в энергосистеме должны находиться в пределах допустимых значений. Неоптимизированные управляющие переменные могут вызвать значительное и постепенное снижение напряжения, что при любом возмущении системы может привести к ее коллапсу по напряжению.

Показатель запаса устойчивости напряжения оценивается с помощью L-индекса, который был разработан в источнике [10]. Например, состояние коллапса напряжения на шине может быть определено по текущему значению этого индекса. Как правило, значения L-индекса лежат в диапазоне от 0 до 1.

Ниже представлено математическое выражение функции, соответствующей цели минимизации L-индекса [9]:

$$f = \min(\max(L_m)), \quad (5)$$

где L_m – L-индекс для m -й нагрузочной шины, который выражается следующей формулой [10]:

$$L_m = \left| 1 - \frac{\sum_{n=1}^{NG} H_{mn} V_n}{V_m} \right|, \text{ где } m = 1, 2, \dots, NL, \quad (6)$$

$$H_{mn} = -[inv(Y_{mm})] \cdot [Y_{mn}], \quad (7)$$

где Y_{mm} – проводимость m -й шины и Y_{mn} – проводимость между m -й и n -й шинами.

1.1.4. Минимизация потерь в линиях передачи

Целевая функция для уменьшения потерь в линиях передачи определяется математически следующим образом [9]:

$$f = \sum_{n=1}^{nl} G_n (V_m^2 + V_n^2 - 2V_m V_n \cos \Theta_{mn}), \quad (8)$$

где G_n – проводимость n^{th} -й линии.

1.1.5. Минимизация выбросов загрязняющих веществ

В настоящее время общество ожидает от тепловых электростанций не только надежного электроснабжения, но и низкого уровня загрязнения окружающей среды. Поэтому одной из целей ОРФ является снижение выбросов ЕР, что может быть описано следующим образом [9]:

$$f = \sum_{n=1}^{NG} (\alpha_k + \beta_k P_{Gk} + \gamma_k P_{Gk}^2 + \mu_k \exp(\xi_k P_{Gk})), \quad (9)$$

где $\alpha_k, \beta_k, \gamma_k, \mu_k, \xi_k$ – коэффициенты выбросов для k -го генератора (единицы).

2. Множество алгоритмов, применяемых для решения задач ОРФ

Основная задача данного обзорного исследования заключается в том, чтобы свести воедино ряд методов, предложенных в разное время различными исследователями, включая классические, итерационные, эволюционные и гибридные эволюционные подходы, используемые для решения задач ОРФ. В таблице приведено описание алгоритмов, используемых в различных постановках данной задачи.

Сводный перечень методов расчета оптимального распределения мощности

Категория	Подкатегория	Алгоритмы
Классические алгоритмы	Классические	Метод градиента, Метод линейного программирования, Метод Ньютона, Метод внутренней точки, Метод квадратичного программирования, Метод динамического программирования
Эволюционные алгоритмы	Эвристические алгоритмы → Основанные на биологических принципах	Генетический алгоритм, Алгоритм стаи крилей, Алгоритм стада рыб, Биогеографический алгоритм, Алгоритм кукушки, Алгоритм симбиотических организмов
	Эвристические алгоритмы → Основанные на принципах роевого интеллекта	Оптимизация роя частиц, Алгоритм искусственной пчелиной колонии, Оптимизация муравьиной колонии, Алгоритм искусственной рыбьей стаи, Гравитационный поисковый алгоритм
	Эвристические алгоритмы → Основанные на математических принципах	Дифференциальная эволюция, Имитация отжига, Групповой поиск, Обучение на основе оптимизации, Синусно-косинусный алгоритм, Гармонический алгоритм поиска, Гравитационный поисковый алгоритм, Оптимизация с черной дырой, Электромагнитный метод
	Метаэвристические алгоритмы	Многокритериальная дифференциальная эволюция, Многокритериальная оптимизация, Модифицированное обучение с оптимизацией, Двойная дифференциальная эволюция с модификацией, Последовательное квадратичное программирование, Дифференциальная эволюция, Оптимизация роя частиц с гравитационным поиском, Несортированная многокритериальная оптимизация, Генетический алгоритм

2.1. Одноцелевые методы оптимизации

На протяжении многих лет использовалось несколько традиционных методов. Одним из традиционных подходов к решению задачи OPF является градиентный метод (GM – Gradient Method), который при использовании направления наискорейшего спуска демонстрирует низкую скорость сходимости. Задача ED рассматривалась в рамках линейного программирования (LP – Linear Programming) с учетом ограничений безопасности [11]. Целевая функция и ограничения представлялись в виде линейных моделей, и решение находилось с помощью симплекс-метода. Однако недостатком метода LP является то, что он может применяться только к задачам с линейными функциями и ограничениями.

Метод Ньютона применялся для задач управления реактивной мощностью с учетом разреженности сети, что позволяло находить более точные решения. Однако недостатком этого метода является его чувствительность к начальному приближению, что может привести к получению различных решений (частных постановок задачи OPF, связанных с управлением реактивной мощностью) при неверно выбранных начальных значениях.

Метод квадратичного программирования (QP – Quadratic Programming) был применен для решения задачи ED. Для оценки шага градиента QP не требует штрафных переменных и способен обрабатывать как равенства, так и неравенства. Однако у метода QP имеются ограничения, связанные с необходимостью аппроксимации квадратичных целевых функций и линейных ограничений.

Для решения задачи экономического распределения с учетом ограничений безопасности (SCED – Security Constrained Economic Dispatch) применялся метод внутренней точки (IP – Interior Point), который использует преимущества разложения Холецкого, что позволяет сократить время вычислений при поиске оптимума. Тем не менее метод IP ограничен выбором начальной точки, что может привести к невозможности нахождения допустимого решения.

Хотя классические методы могут обеспечивать почти оптимальные результаты для выпуклых задач OPF, в случае нелинейных задач их применение становится затруднительным [12]. Чтобы преодолеть ограничения традиционных подходов и получить более качественные оптимальные решения, были задокументированы эволюционные методы.

Эти методы являются популяционными и предлагают нахождение оптимальных решений путем корректной настройки управляющих параметров при приемлемой и разумной вычислительной нагрузке.

2.1.1. Генетический алгоритм

Генетический алгоритм (GA – Genetic Algorithm) основан на случайном выборе и моделировании процессов естественной генетики в популяции особей, где каждая особь представляет собой возможное решение задачи [13]. GA имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами:

1. GA сам обрабатывает кодирование множества решений.
2. Используется группа решений, а не одно решение поиска, что способствует повышению устойчивости GA и помогает избежать попадания в локальные минимумы, повышая вероятность достижения глобального оптимума.
3. GA основан на вероятностных операциях, тогда как традиционные подходы опираются на детерминированные правила переходов при оптимизации; следовательно, для GA не характерно использование строгих детерминированных правил.

4. ГА не требует предварительных знаний об ограничениях пространства поиска или особых характеристиках задачи, таких как выпуклость или существование производных.

С точки зрения стоимости и времени расчета оптимальные решения были получены для тестовой IEEE 30-шинной системы, при этом рост сложности генетического алгоритма приводит, как правило, к снижению издержек и уменьшению времени выполнения по сравнению с простыми методами. Однако недостатком ГА является то, что приспособленность популяции может оставаться постоянной в течение нескольких итераций до появления оптимального решения. ГА завершает работу после заданного количества поколений, и на последней итерации выбирается лучшее найденное решение. Если результаты не соответствуют допустимым пределам, ГА необходимо перезапустить с нуля.

2.1.2. Оптимизация роя частиц (PSO)

Оптимизация роя частиц (PSO – Particle Swarm Optimization) была разработана Кеннеди и Эберхартом [14] и основана на моделировании поведения стай птиц или косяков рыб. В PSO процедура поиска осуществляется в популяции, где отдельные особи, называемые агентами, представлены своими положениями в многомерном пространстве. Во время движения каждый агент корректирует свое положение на основе собственного опыта (называемого *pbest*) и опыта соседних агентов (называемого *gbest*).

Улучшенный PSO (IMPSO – Improved PSO), представленный в источнике [15], использует коэффициент сжатия (constriction factor) для повышения эффективности PSO. При этом подходе максимальная скорость V_{max} ограничена динамическим диапазоном параметра X_{max} . Результаты, полученные с использованием метода IMPSO с высоким коэффициентом сжатия, показали более высокую точность по сравнению с обычным PSO, что значительно способствует ускоренной сходимости к оптимальным значениям.

2.1.3. Дифференциальная эволюция (DE)

Дифференциальная эволюция (DE – Differential Evolution) была предложена Кеннетом В. Прайсом и Р. Сторном в 1995 году [16]. DE является одной из наиболее эффективных техник для оптимизации стохастических непрерывных параметров [17]. В отличие от традиционных алгоритмов, в DE новое поколение формируется путем масштабирования разностей между случайными членами популяции, без использования различных вероятностных распределений.

Еще одним преимуществом DE является уникальная система дифференциального оператора, применяемая для создания новых потомков из родительских хромосом, вместо традиционного кроссовера или мутации. Благодаря этому DE является самоадаптирующимся методом, а процесс селекции носит жадный (greedy) характер, выбирая лучшие характеристики как у новых решений, так и у их родителей, что позволяет DE избегать преждевременной сходимости.

Недостатком классического DE является то, что оператор селекции зависит от значения целевой функции. При сравнении двух допустимых решений выбирается то, которое имеет лучшее значение, но при сравнении допустимого и недопустимого решения DE не всегда отдает предпочтение допустимому решению. При сравнении двух недопустимых решений предпочтение отдается тому, которое нарушает ограничения в меньшей степени.

2.1.4. Алгоритм гравитационного поиска (GSA)

Алгоритм гравитационного поиска (GSA – Gravitational Search Algorithm) был разработан Рашеди в 2009 году [18] с целью решения задач оптимизации. GSA является агентной системой, основанной на законах Ньютона. Эта методика включает множество агентов, которые взаимодействуют друг с другом посредством гравитационных сил.

В GSA каждый агент имеет несколько параметров: положение, гравитационную и инерционную массу. Положение масс представляет собой решение задачи, а сами массы вычисляются на основе значений приспособленности (fitness). Сходимость алгоритма достигается за счет изменения гравитационных и инерционных масс, при этом самая тяжелая масса соответствует лучшему решению.

2.1.5. Алгоритм искусственной пчелиной колонии (ABC)

Алгоритм искусственной пчелиной колонии (ABC – Artificial Bee Colony) был разработан для решения задач оптимизации и основан на моделировании поведения пчел при поиске источников пищи. В этом алгоритме три типа пчел (работающие пчелы, наблюдающие пчелы и разведчики) сотрудничают между собой для поиска и использования наилучших источников пищи, что в задаче оптимизации соответствует поиску наилучших решений.

ABC обладает следующими особенностями:

1. Рабочие пчелы исследуют пространство решений, запоминая качество найденных решений (источников пищи).
2. Наблюдающие пчелы принимают решения о выборе источников пищи на основе информации, предоставляемой рабочими пчелами.
3. Разведчики исследуют новые области пространства решений, заменяя истощенные источники пищи на новые случайные решения.

В работах [19–22] алгоритм ABC применялся для решения OPF. Показано, что данный алгоритм эффективно справляется с различными целями оптимизации, включая минимизацию затрат на топливо, снижение потерь мощности, улучшение профиля напряжений и сокращение выбросов.

В источниках [19–22] также сообщается, что ABC показал высокую эффективность по сравнению с традиционными методами и другими эволюционными алгоритмами при решении задач OPF, обеспечивая более высокую точность и надежность получаемых результатов.

2.2. Многоцелевые задачи оптимизации

Многие задачи реального мира имеют несколько целевых функций, некоторые являются взаимно противоречивыми. Сложность достижения этих целей требует использования методов многокритериальной оптимизации для поиска глобального решения многоцелевых задач оптимизации (MOOP – Multi-Objective Optimization Problem). Ниже приведена общая форма записи MOOP, в которой несколько целей ограничены различными уравнениями и неравенствами [23]:

$$\min f(x, u) = [f_1(x, u), f_2(x, u), \dots, f_m(x, u), \dots, f_M(x, u)]^T, \quad (10)$$

$$s. t \begin{cases} g_i(x, u) = 0 & i = 1, 2, \dots, N \\ h_j(x, u) \leq 0 & j = 1, 2, \dots, O, \end{cases} \quad (11)$$

где $f_m(x, u)$ обозначает m -ю целевую функцию, а $g_i(x, u), h_j(x, u)$ – ограничения в виде равенств и неравенств соответственно; таким образом, многокритериальные задачи оптимизации решаются двумя различными способами.

2.2.1. Метод взвешенной суммы

Метод взвешенной суммы используется для преобразования задачи многокритериальной оптимизации оптимального распределения мощности (MOOPF – Multi-Objective Optimal Power Flow) в задачу с одной целевой функцией путем использования линейной комбинации различных целей. Как правило, выбранные целевые функции

находятся в противоречивых отношениях. Следовательно, необходимо определить решения, которые обеспечивают баланс или компромисс между выбранными целями. Модель целевой функции приведена ниже [24]:

$$\min f = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \dots + \lambda_m f_m + \dots + \lambda_M f_M, \quad (12)$$

где f_1, f_2, f_m, f_M обозначают конфликтующие целевые функции, а $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_m, \lambda_M$ представляют собой весовые коэффициенты; значения этих весов выбираются в зависимости от целевых функций.

2.2.2. Метод недоминирующей сортировки

Относительно всех целевых функций ни одно решение МООР не может считаться лучше другого. Если МООР имеет два решения, X_1 и X_2 , то эти решения удовлетворяют следующему критерию:

$$fm(X_1) \leq fm(X_2). \quad (13)$$

Таким образом, X_1 и X_2 классифицируются как недоминируемые и неплохие решения. С другой стороны, если уравнение (13) не выполняется всегда, такие решения считаются несубстандартными. Проблема данного метода заключается в том, что для получения множества недоминируемых решений требуется множество пробных запусков.

2.3. Задача стохастической оптимизации распределения мощности

За последние несколько десятилетий основными источниками выработки электроэнергии были традиционные электростанции (например, тепловые, работающие на газе, мазуте или угле), которые являются причиной 35,29 % всех загрязняющих выбросов, ответственных за изменение климата и глобальное потепление.

Стремительный рост потребления электроэнергии, а также обеспокоенность по поводу истощения традиционных энергетических ресурсов привели к тому, что ученые сосредоточили внимание на ВИЭ. Возобновляемые источники энергии демонстрируют значительный потенциал в снижении потребления топлива и сокращении выбросов загрязняющих веществ в рамках национальных программ энергосбережения и уменьшения выбросов.

К концу 2024 года общая установленная мощность ВИЭ во всем мире, включая солнечную, ветровую, гидроэнергетику, геотермальную, морскую энергию, биогаз и другие, достигла 4 448 ГВт. Ожидается, что мировой рынок возобновляемой энергии будет продолжать расти в ближайшие годы со скоростью 4,22 % в год. Этот рост отражает глобальный переход к возобновляемым и устойчивым энергетическим технологиям.

Китай и США возглавляют мировой рынок солнечной энергетики, при этом именно в Китае наблюдается постоянное строительство новых объектов. Установленная генерирующая мощность электроэнергетического сектора в Африке составляет примерно 221 ГВт, но большая часть приходится на гидроэлектростанции, хотя солнечная энергетика (фотоэлектрические станции) и ветровая энергетика достигли значительного прогресса за последние два десятилетия благодаря своей низкой стоимости, экологической чистоте и доступности по сравнению с другими видами ВИЭ.

Предположения, ограничения и неопределенности, связанные с ВИЭ***Предположения:***

1. Возобновляемые источники энергии, работающие на солнечной и ветровой энергии, обладают предсказуемыми графиками доступности, которые могут быть смоделированы для интеграции в сеть.

2. Плавная интеграция ВИЭ в существующие электросети не вызовет серьезных сбоев благодаря гибкости и мощности текущих сетей.

3. Поддерживающая государственная политика, такая как субсидии и налоговые льготы для проектов в области ВИЭ, останется стабильной, способствуя их долгосрочному внедрению.

Ограничения:

1. Одним из ключевых ограничений является недостаточно развитая технология накопления энергии, что ограничивает возможность хранения и использования ВИЭ в периоды отсутствия генерации.

2. Географическая зависимость ВИЭ ограничивает их эффективность в регионах, где отсутствуют подходящие условия для солнечной или ветровой энергетики.

3. Высокая начальная стоимость развертывания крупномасштабных систем ВИЭ, включая модернизацию инфраструктуры и системы хранения энергии, создает финансовое ограничение.

4. Существующая сетевая инфраструктура может быть не полностью готова к работе с прерывистыми и распределенными ВИЭ, что ограничивает возможности их интеграции.

Неопределенности:

1. Изменение климата создает неопределенность в долгосрочной доступности и стабильности возобновляемых ресурсов, таких как ветер и солнечная энергия.

2. Колебания цен на энергию в результате изменений спроса, условий поставок и политики создают значительные экономические риски для инвесторов в ВИЭ.

3. Экономическая неопределенность, например, колебания цен на электроэнергию и изменения государственной политики, влияет на долгосрочную целесообразность и инвестиционную привлекательность проектов ВИЭ.

Тем не менее основными недостатками использования ветровой и солнечной энергии остаются их непредсказуемость и прерывистый характер, обусловленные изменением скорости ветра и солнечной радиации [25, 26].

Заключение

После тщательного обзора литературы по задачам ОРФ выявлены несколько существенных научных пробелов, которые требуют дальнейших исследований:

1. Необходимость разработки решений в реальном времени для управления динамическими неопределенностями генерации на основе ВИЭ.

2. Недостаточная проработка вопросов интеграции крупномасштабных систем накопления энергии в модели ОРФ.

3. Трудности масштабирования вычислительных алгоритмов для крупных энергосистем с разнообразными источниками энергии.

4. Недостаточная интеграция экономической динамики рынков в решения ОРФ.

5. Необходимость расширения экологических показателей в моделях ОРФ, включая анализ жизненного цикла.

6. Отсутствие разработанных моделей многокритериальной оптимизации, учитывающих технические, экономические и экологические факторы одновременно.

Методы, решающие задачи экономического распределения нагрузки и OPF, такие как PSO, гибридные GA, GSA и биоинспирированные алгоритмы, повышают надежность и точность расчетов. Несмотря на наличие сильных и слабых сторон, эти методы продемонстрировали многообещающие результаты при применении к крупномасштабным энергосетям, обеспечивая приемлемую точность при низких капитальных затратах.

Для задач с несколькими целями гибридные метаэвристические системы, такие как ESDE-MC, IGSA и PSO-DE, обеспечивают более эффективные решения, открывая новую эру развития энергетических систем с интеграцией ВИЭ [26].

Настоящее исследование представляет обзор методов OPF. В работе всесторонне проанализированы и сопоставлены методы OPF с различных точек зрения для формирования комплексного понимания проблемы, проанализированы различные постановки задач OPF и подходы к их решению.

Несмотря на достигнутый прогресс, остается несколько открытых научных вопросов, включая необходимость создания решений в реальном времени для управления динамическими неопределенностями ВИЭ, ограниченную интеграцию крупных систем накопления энергии, трудности масштабирования вычислительных алгоритмов для работы с разнообразными источниками энергии и недостаточный учет экономической динамики рынков в моделях OPF.

Кроме того, важными направлениями будущих исследований станут расширение экологических метрик, включая анализ жизненного цикла, и разработка многокритериальных моделей оптимизации, учитывающих технические, экономические и экологические аспекты. Решение этих задач будет критически важным для удовлетворения меняющихся требований современных энергосистем.

Будущие исследования могут быть направлены на использование методологий науки о данных, машинного обучения и мягких вычислений для дальнейшего решения задач OPF, повышения производительности систем за счет масштабируемости и параллелизма при реализации программного обеспечения в энергосистемах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Dommel H.W., Tinney W.F. Optimal Power Flow Solutions // *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*. 1968. Vol. PAS-87, pp. 1866–1876.
2. Carpentier J. Contribution e l'étude do Dispatching Economique // *Bulletin de la Société Française des Electriciens*. 1962. No. 3, pp. 431–447.
3. Squires R.B. Economic Dispatch of Generation Directly from Power System Voltages Admittances // *AIEE Transactions on Power Apparatus and Systems*. 1961. Vol. PAS-79, pp. 1235–1245.
4. Sadat S.A., Sahraei A. Tuning Successive Linear Programming to Solve AC Optimal Power Flow Problem for Large Networks // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2022. Vol. 137. Article 107807. URL: https://www.academia.edu/116633541/Tuning_Successive_Linear_Programming_to_Solve_AC_Optimal_Power_Flow_Problem_for_Large_Networks (дата обращения: 25.08.2025).
5. Huneault M., Galiana F.D. A Survey of the Optimal Power Flow Literature // *IEEE Transactions on Power Systems*. 1991. Vol. 6, pp. 762–770.
6. Duman S., Rivera S., Li J., Wu L. Optimal Power Flow of Power Systems with Controllable Wind-Photovoltaic Energy Systems via Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization // *International Transactions on Electrical Energy Systems*. 2020. Vol. 30, pp. 1–28.

7. Корнеев К.Б., Павлова Ю.М., Осеи-Овусу Р. Управление рисками и надежностью в системах электроснабжения // *Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии»*. 2021. № 2 (10). С. 56–67.
8. Momoh A., Koessler R.J., Bond M.S., Stott B., Sun D., Papalexopoulos A., Ristanovic P. Challenges to Optimal Power Flow // *IEEE Transactions on Power Systems*. 1997. Vol. 12, pp. 444–455.
9. Boucekara H.R.E.H., Abido M.A., Chaib A., Mehasni R. Optimal Power Flow Using the League Championship Algorithm: A case study of the Algerian power system // *Energy Conversion and Management*. 2014. Vol. 87, pp. 58–70.
10. Kessel P., Glavitsch H. Estimating the Voltage Stability of a Power System // *IEEE Transactions on Power Delivery*. 1986. Vol. 1, pp. 346–354.
11. Соколова Ю.М. Задача линейной оптимизации электрических сетей по критерию величины потока мощности. *Теоретические, экспериментальные и прикладные исследования молодых ученых Тверского государственного технического университета: Сборник научных трудов* / под ред. С.В. Рассадина. Тверь: ТвГТУ, 2017. С. 366–372.
12. Соколова Ю.М., Поясова А.С. Расчетные методы оптимизации конфигурации электрической сети с целью снижения потерь электроэнергии. *Теоретические, экспериментальные и прикладные исследования молодых ученых Тверского государственного технического университета: Сборник научных трудов* / под ред. С.В. Рассадина. Тверь: ТвГТУ, 2017. С. 193–197.
13. Sivanandam S.N., Deepa S.N. Introduction to Genetic Algorithms. Berlin/Heidelberg: Springer, 2006. 453 p.
14. Lee K.Y., El-Sharkawi M.A. Modern Heuristic Optimization Techniques: Theory and Applications to Power Systems. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2008. 300 p.
15. Zhao B., Guo C.X., Cao Y.J. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for OPF Problems // *IEEE Conference*. 2004. Vol. 4, pp. 7803–7818.
16. Bakirtzis A.G., Biskas P.N., Zoumas C.E., Petridis V. Optimal Power Flow by Enhanced Genetic Algorithm // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2002. Vol. 17, pp. 229–236.
17. Корнеев К.Б., Соколова Ю.М. Стохастический метод оптимизации конфигурации электрических сетей с перетоками мощности между разными уровнями напряжения // *Вестник Тверского государственного технического университета*. 2016. № 2 (30). С. 148–151.
18. Rashedi E., Nezamabadi-pour H., Saryazdi S. GSA: A Gravitational Search Algorithm // *Information Sciences*. 2009. Vol. 179, pp. 2232–2248.
19. Kursat A., Ulas K. Solution of Transient Stability-Constrained Optimal Power Flow Using Artificial Bee Colony Algorithm // *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*. 2013. Vol. 21, pp. 360–372.
20. Ayan K., Kılıç U. Artificial Bee Colony Algorithm Solution for Optimal Reactive Power Flow // *Applied Soft Computing*. 2012. Vol. 12, pp. 1477–1482.
21. Younes M. Hybrid Method for Optimal Power Flow Determination // *Science and Technology in Electrotechnics and Energy*. 2012. Vol. 3, pp. 249–258.
22. Li Y., Wang Y., Li B. A Hybrid Artificial Bee Colony Assisted Differential Evolution Algorithm for Optimal Reactive Power Flow // *Electric Power and Energy Systems*. 2013. Vol. 52, pp. 25–33.

23. Karaboga D. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization. Technical Report TR06. Turkey, Kayseri: Computer Engineering Department, Erciyes University, 2005. 10 p.
24. Qin H., Zhou J., Lu Y., Wang Y., Zhang Y. Multi-Objective Differential Evolution with Adaptive Cauchy Mutation for Short-Term Multi-Objective Optimal Hydrothermal Scheduling // *Energy Conversion and Management*. 2010. Vol. 51, pp. 788–794.
25. Warid W. Optimal Power Flow Using the AMTPG-Jaya Algorithm // *Applied Soft Computing*. 2020. Vol. 91. Article 106252. URL: https://www.academia.edu/73056915/Optimal_Power_Flow_Using_the_Jaya_Algorithm (дата обращения: 25.08.2025).
26. Guvenc U., Duman S., Kahraman H.T., Aras S., Kati M. Fitness-Distance Balance Based Adaptive Guided Differential Evolution Algorithm for Security-Constrained Optimal Power Flow Problem Incorporating Renewable Energy Sources // *Applied Soft Computing*. 2021. Vol. 108, pp. 1–35.
27. Owusu P.A., Sarkodie A., Dubey S. A Review of Renewable Energy Sources, Sustainability Issues and Climate Change Mitigation // *Cogent Engineering*. 2016. Vol. 3. Article 1167990, pp. 1–14.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

ПАВЛОВА Юлия Михайловна – доцент кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: sokolhawk98@gmail.com

КОРНЕЕВ Константин Борисович – кандидат технических наук, доцент кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: energy-tver@mail.ru

КОРНЕЕВ Виктор Константинович – студент, ФГАОУ ВО Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», 119049, Москва, Ленинский пр-кт, д. 4, стр. 1. E-mail: korneyev.viktor@mail.ru

БИБЛИОГРАФИЧЕСКАЯ ССЫЛКА

Павлова Ю.М., Корнеев К.Б., Корнеев В.К. Эволюционные алгоритмы для оптимального энергопотребления: всесторонний обзор и анализ // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии». 2025. № 4 (28). С. 54–67.

EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR OPTIMAL ENERGY CONSUMPTION: A COMPREHENSIVE REVIEW AND ANALYSIS

Pavlova Yu.M.¹, Korneev K.B.¹, Korneev V.K.²

¹*Tver State Technical University (Tver)*

²*University of Science and Technology «MISIS» (Moscow)*

Abstract. This paper presents a detailed review of various OPF problems and the wide range of algorithms – both traditional and evolutionary – employed to solve them, with a particular focus on the integration of wind energy and multi-objective optimization strategies.

Keywords: Optimal power flow, Classical algorithms, Evolutionary algorithms, Multi-objective problems, Renewable energy sources

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

PAVLOVA Yulia Mikhailovna – Associate Professor of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: sokolhawk98@gmail.com

KORNEEV Konstantin Borisovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: Energy-tver@mail.ru

KORNEEV Victor Konstantinovich – Student, University of Science and Technology, 4, Building 1, Leninsky Prospekt Moscow, 119049, Russia. E-mail: korneyev.viktor@mail.ru

CITATION FOR AN ARTICLE

Pavlova Yu.M., Korneev K.B., Korneev V.K. Evolutionary algorithms for optimal energy consumption: a comprehensive review and analysis // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2025. No. 4 (28), pp. 54–67.

УДК 629.7.052

ДОПОЛНЕНИЕ К ТЕОРЕМЕ О ЛИНИЯХ n -СИММЕТРИИ ПЛОСКОЙ ПЛАСТИНЫ

Ал.А. Шум¹, А.М. Ветошкин²

¹ *Тверской государственный технический университет (г. Тверь)*

² *Мытищинский филиал Московского государственного
технического университета им. Н.Э. Баумана
(г. Мытищи, Московская область)*

© Шум Ал.А., Ветошкин А.М., 2025

Аннотация. Статья является продолжением предыдущей статьи этих же авторов, в которой была доказана следующая теорема: момент n -ного порядка выпуклой плоской пластины относительно прямой L , проводимой параллельно заданной прямой, достигает наименьшего значения тогда, когда прямая L представляет собой линию $(n - 1)$ -симметрии пластины. В данной статье утверждение этой теоремы распространяется со случая выпуклой пластины на общий случай произвольной плоской пластины.

Ключевые слова: момент n -ного порядка, линия n -симметрии, линия полумасс, линия равновесия, плоская пластина, функция плотности, масса, центр масс, электрическая машина.

DOI: 10.46573/2658-7459-2025-4-67-77