

---

---

**ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЕ КОМПЛЕКСЫ И СИСТЕМЫ**

---

УДК 621.316

EDN BZJELD

**РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА МЕТА-ОПТИМИЗАЦИИ  
ВНУТРЕННИХ ХАРАКТЕРИСТИК ГЕНЕТИЧЕСКОГО  
АЛГОРИТМА ДЛЯ ВЫБОРА ОБЪЕМА И СОСТАВА  
ОТКЛЮЧАЕМОЙ НАГРУЗКИ****Д.А. Пехота**ORCID: 0009-0008-9372-699X e-mail: [pexota.98@mail.ru](mailto:pexota.98@mail.ru)  
Новосибирский государственный технический университет  
*Новосибирск, Россия***В.Е. Глазырин**ORCID: 0000-0002-9996-9326 e-mail: [glazirin.ve@power.nstu.ru](mailto:glazirin.ve@power.nstu.ru)  
Новосибирский государственный технический университет  
*Новосибирск, Россия*

Предложен метод автоматизированного нахождения оптимальных характеристик генетического алгоритма (ГА), применяемого при определении суммарной мощности и состава отключаемой нагрузки в активном энергетическом комплексе (АЭК). Суть подхода заключается в том, что внешний ГА (метаГА) оптимизирует ключевые характеристики внутреннего, решающего прикладную задачу. Сформирована целевая функция метаГА, совместно учитывающая несколько показателей: вероятность нахождения оптимального решения, величины ошибок и вычислительные затраты. Представлены результаты вычислительных экспериментов, проведенных на тестовой модели АЭК, демонстрирующие сокращение времени работы ГА до 92 раз при сохранении вероятности нахождения наилучшего решения. Показано, что применение метаГА обеспечивает устойчивую адаптацию параметров ГА под конкретные условия задачи и способствует повышению эффективности систем автоматического отключения нагрузки (САОН).

**Ключевые слова:** активный энергетический комплекс; генетический алгоритм; мета-оптимизация; оптимизация параметров; отключение нагрузки.

**Для цитирования:** Пехота Д.А., Глазырин В.Е. Реализация алгоритма мета-оптимизации внутренних характеристик генетического алгоритма для выбора объема и состава отключаемой нагрузки // Интеллектуальная Электротехника. 2026. № 1. С. 4-21. EDN BZJELD

## REALIZATION OF ALGORITHM FOR META-OPTIMIZATION OF GENETIC ALGORITHM INTERNAL CHARACTERISTICS FOR CHOOSING THE VOLUME AND COMPOSITION OF LOAD SHEDDING

**D.A. Pekhota**

ORCID: 0009-0008-9372-699X e-mail: [pexota.98@mail.ru](mailto:pexota.98@mail.ru)  
Novosibirsk State Technical University  
*Novosibirsk, Russia*

**V.E. Glazyrin**

ORCID: 0000-0002-9996-9326 e-mail: [glazirin.ve@power.nstu.ru](mailto:glazirin.ve@power.nstu.ru)  
Novosibirsk State Technical University  
*Novosibirsk, Russia*

**Abstract.** The article proposes a method for automatically finding the optimal characteristics of a genetic algorithm (GA) used to determine the total power and composition of the shut-off load in an active energy complex (AEC). The point of the approach is that the external GA (meta-GA) optimizes the key characteristics of the internal GA that solves the applied problem. The target function of the meta-GA has been formed, which jointly takes into account several indicators: the probability of finding the optimal solution, the magnitude of errors, and computational costs. The results of computational experiments conducted on the AEC test model are presented, demonstrating a reduction in the GA execution time by up to 92 times while maintaining the probability of finding the best solution. It is shown that the use of the meta-GA ensures a stable adaptation of the GA parameters to specific task conditions and contributes to an increase in the efficiency of automatic load shedding systems.

**Keywords:** active energy complex; genetic algorithm; meta-optimization; parameter optimization; load shedding.

**For citation:** D.A. Pekhota, and V.E. Glazyrin, "Realization of algorithm for meta-optimization of genetic algorithm internal characteristics for choosing the volume and composition of load shedding", *Smart Electrical Engineering*, no. 1, pp. 4-21, 2026. EDN BZJELD

### I. Введение

В [1] авторами рассмотрено влияние различных операторов и гиперпараметров генетического алгоритма (ГА) на эффективность решения задачи определения состава и нахождения необходимой мощности отключаемой нагрузки в активном энергетическом комплексе (АЭК). В ходе вычислительных экспериментов показано, что такие характеристики, как размер популяции, число поколений, типы отбора, скрещивания и мутации оказывают существенное влияние на эффективность нахождения оптимального

результата и время решения этой задачи. Изменение лишь одной из этих составляющих способно настолько изменить работу алгоритма, что может повлиять как на вероятность нахождения глобального оптимума целевой функции, так и на время решения поставленной задачи. Нахождение оптимальных комбинаций в ручном режиме требует значительных вычислительных затрат и часто не позволяет найти оптимальные конфигурации.

Одним из способов автоматизации процесса настройки параметров ГА является использование алгоритмов более высокого уровня – метагенетических алгоритмов (метаГА). Суть подхода заключается в том, что внешний ГА (метаГА) используется для оптимизации параметров внутреннего, решающего прикладную задачу. Каждый индивид внешней популяции представляет собой набор значений параметров основного ГА (например, размер популяции, вероятности операторов, тип селекции), а значение функции приспособленности определяется качеством решения, получаемого внутренним алгоритмом. Такой двухуровневый эволюционный процесс позволяет автоматически находить эффективные комбинации параметров без непосредственного участия исследователя. В дальнейшем для единства терминологии под параметрами ГА подразумеваются настройки ГА, решающего прикладную задачу и изменяющего свои настройки в процессе функционирования от запуска к запуску, а под гиперпараметрами – настройки метаГА, обеспечивающего оптимизацию параметров работы ГА, настройки которого, в свою очередь, остаются неизменными в процессе поиска решения.

Одна из первых реализаций подобного подхода предложена в [2], где применен внешний ГА для оптимизации параметров внутреннего ГА, решающего задачу в области вычислительной математики. Авторы показали, что использование метаГА позволяет существенно повышать производительность и устойчивость базового алгоритма, подтверждая применимость концепции в инженерных задачах. Позднее метод успешно использован в [3], посвященной поиску низкоэнергетических конформеров молекул. В ней внешний ГА выполняет настройку параметров внутреннего, выполняющего поиск по значению целевой функции. В ходе использования метаГА достигнуто ускорение сходимости до трех раз по сравнению с ручным подбором параметров. В более поздней статье тех же авторов [4] усовершенствован механизм адаптации операторов мутации и скрещивания, что обеспечивает улучшение качества решений при меньшем числе итераций.

Дальнейшее развитие такого подхода продемонстрировано в [5], где метаГА используется для анализа параметрического пространства эволюционных методов. Авторами выявлена взаимосвязь между комбинациями параметров и качеством решения, при этом показана эффективность автома-

тического поиска конфигураций. Модель [6] расширяет возможность применения этого принципа, включив оптимизацию не только числовых параметров, но и выбора типов операторов, что обеспечивает повышение устойчивости и скорости сходимости.

Рассмотренные исследования показывают, что метагенетические алгоритмы позволяют эффективно автоматизировать процесс выбора параметров ГА. Применение такого подхода открывает возможность повышения эффективности и адаптивности алгоритмов управления. В частности, для задачи оптимального выбора состава и мощности отключаемой нагрузки использование метаГА предоставляет возможность находить оптимальные конфигурации параметров без ручного вмешательства, обеспечивая стабильное качество решений при изменении режимных условий системы.

В [7] представлена одна из первых отечественных попыток формализовать задачу метаоптимизации поисковых генетических алгоритмов. Рассмотрены общие принципы построения алгоритмов, в которых один оптимизатор управляет параметрами другого, и обоснована целесообразность применения эволюционных процедур на верхнем уровне. Изложенные принципы параметрической метаоптимизации полностью применимы к построению метагенетических систем. В работе [8] предложен самоконфигурирующийся генетический алгоритм для многокритериальных задач. Этот ГА самостоятельно адаптирует параметры операторов скрещивания и мутации в ходе эволюции, что повышает качество получаемого решения без внешнего управления.

Практическая основа для построения двухуровневых схем оптимизации показана в [9], где описан двухуровневый ГА. В нем верхний уровень определяет структуру решения, а нижний уточняет параметры. Это концептуально близко к архитектуре метаГА. Результаты экспериментов подтверждают, что наличие дополнительного уровня позволяет не только избежать трудоемкого процесса поиска оптимальных параметров генетического алгоритма, но и получать более точные решения. Совокупность перечисленных исследований показывает, что в отечественной научной среде идея автоматизированной настройки параметров ГА с помощью внешнего эволюционного механизма рассматривается лишь фрагментарно. Отдельные теоретические и экспериментальные работы затрагивают подобные способы, однако использование метаГА в отечественной практике не получило широкого распространения и систематической оценки. Это обстоятельство обусловлено новизной предлагаемого подхода и необходимостью дальнейшего развития этого направления в области управления нагрузкой и оптимизации режимов работы энергосистем.

Целью настоящей работы является разработка и исследование метаГА, обеспечивающего автоматическую настройку параметров основного ГА при решении задачи определения состава и мощности отключаемой нагрузки в АЭК.

## II. Описание задачи

Для проведения вычислительных экспериментов сформирована математическая модель АЭК, работающего в автономном режиме. Принято, что в АЭК имеется 4 генерирующие установки (ГУ) и 50 управляемых присоединений (УП), для каждого из которых известна потребляемая мощность в каждый момент времени и величина ценности этого присоединения. Структурная схема электрической сети АЭК в упрощенном виде представлена на рис. 1. Величина мощности УП, рассматриваемых в задаче, и соответствующая им ценность представлены в табл. 1.

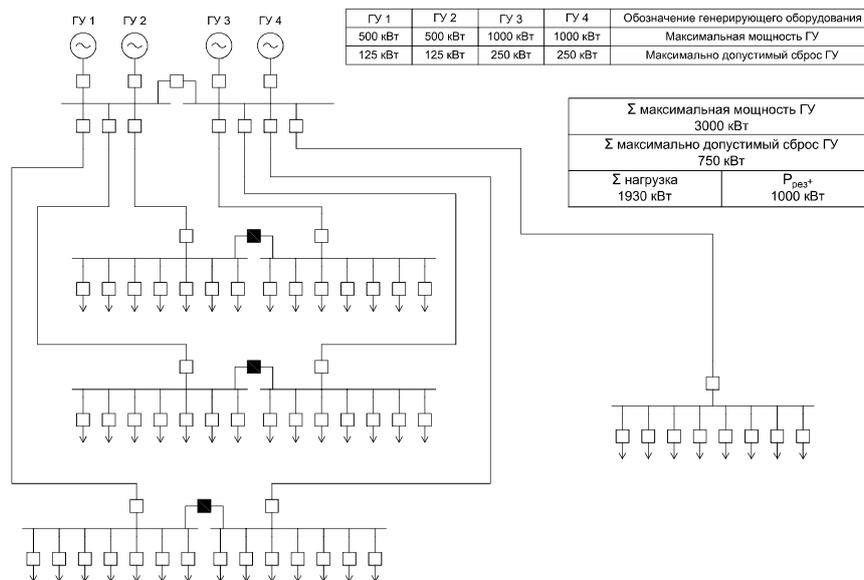


Рис. 1. Упрощенная структурная схема тестовой модели АЭК в автономном режиме

Fig. 1. Simplified block diagram of the AEC test model in standalone mode

Таблица 1.  
Мощности УП и соответствующая им ценность

Table 1.  
The power of controlled connections and their corresponding value

$N$ УП	$P_{\text{тек. УП}}$ , кВт	$V_{\text{тек. УП}}$ , у.е.	$N$ УП	$P_{\text{тек. УП}}$ , кВт	$V_{\text{тек. УП}}$ , у.е.	$N$ УП	$P_{\text{тек. УП}}$ , кВт	$V_{\text{тек. УП}}$ , у.е.
1	29	20	18	38	25	35	41	27
2	44	29	19	36	29	36	44	26
3	36	28	20	44	18	37	30	21
4	34	24	21	44	27	38	48	19
5	37	25	22	42	25	39	42	19
6	44	28	23	38	25	40	45	25
7	31	30	24	36	26	41	43	25
8	38	15	25	38	21	42	51	16
9	43	16	26	40	11	43	39	25
10	41	19	27	42	19	44	33	27
11	36	25	28	31	29	45	38	27
12	31	20	29	42	26	46	32	26
13	37	22	30	41	21	47	44	11
14	42	24	31	40	25	48	32	21
15	41	23	32	31	22	49	36	26
16	35	27	33	40	23	50	34	25

ГА используется при определении настроек системы автоматического отключения нагрузки (САОН), которая отслеживает значения текущих мощностей ГУ и УП и формирует управляющие воздействия (УВ) на отключение нагрузки (ОН) для обеспечения необходимой величины аварийного резерва активной мощности в АЭК, работающем в автономном режиме. Для надежной работы необходимо поддерживать резерв мощности, достаточный для компенсации потери самой мощной генерирующей установки в составе АЭК. При снижении фактического резерва ниже допустимого уровня САОН инициирует ОН для восстановления требуемого запаса активной мощности. Действия по отключению потребителей должны соответствовать заранее выбранному критерию: минимизация мощности отключаемой нагрузки или минимизация экономического ущерба, наносимого потребителям, действующим в составе АЭК.

Ценность УП рассматривается как обобщенный показатель совокупного экономического ущерба, возникающего при его отключении. Каждый частный компонент ущерба может быть выражен в денежной форме, однако применение абсолютных стоимостных величин делает модель зависящей от конкретной методики расчета, отраслевой специфики, текущего состояния рынка и валютной базы. С целью устранения этой зависимости и придания

методу универсального характера показатели ущерба приводятся к безразмерному виду и выражаются в условных единицах, что обеспечивает возможность сопоставления присоединений по относительной важности и позволяет включать этот критерий в целевую функцию генетического алгоритма без утраты обобщенности модели.

Величина экономического ущерба используется для определения ценности соответствующего присоединения, что позволяет использовать следующий вид целевой функции:

$$F_{fit} = \max(V_{\text{тек.АЭК}} - \sum_j Q_j \cdot V_{\text{тек.УП}j}), \quad (1)$$

где  $j$  – номер УП;  $Q_j$  – состояние выключателя  $j$ -го УП АЭК (1 – включен, 0 – отключен);  $V_{\text{тек.УП}j}$  – текущая ценность выбранного для отключения  $j$ -го УП АЭК,  $V_{\text{тек.АЭК}}$  – текущее суммарное значение ценности потребителей в составе АЭК.

При решении рассматриваемой задачи требуется учитывать ряд ограничений, определяющих допустимый диапазон изменения объема потребляемой активной мощности после реализации УВ. В частности, величина отключаемой активной мощности должна быть не меньше дефицита резерва активной мощности и одновременно не больше максимально допустимого значения снижения генерируемой активной мощности оборудования, находящегося в работе. В обобщенном виде этот диапазон может быть выражен следующей системой неравенств:

$$P_{\text{тек.АЭК}} - (\sum_i Q_{\text{ГУ}i} \cdot P_{\text{ГУ}i}^{\max} - P_{\text{рез.+}}) \leq \sum_j Q_j \cdot P_{\text{тек.УП}j} \leq \sum_i Q_{\text{ГУ}i} \cdot P_{\text{ГУ}i}^{\text{down}}, \quad (2)$$

где  $P_{\text{тек.АЭК}}$  – текущее значение потребляемой активной мощности потребителями в составе АЭК, кВт;  $Q_{\text{ГУ}i}$  – состояние выключателя  $i$ -ой ГУ (1 – включен, 0 – отключен);  $P_{\text{ГУ}i}^{\max}$  – верхняя граница регулировочного диапазона по активной мощности  $i$ -ой ГУ, кВт;  $P_{\text{рез.+}}$  – уровень резерва активной мощности, входящих в АЭК ГУ, кВт;  $P_{\text{тек.УП}j}$  – текущее значение потребляемой активной мощности  $j$ -го УП комплекса, кВт;  $P_{\text{ГУ}i}^{\text{down}}$  – максимально допустимый сброс активной мощности  $i$ -ой ГУ, то есть та величина активной мощности ГУ, на которую можно быстро уменьшить выработку активной мощности без вреда для ГУ, кВт.

В представленном на рис. 1 примере суммарная нагрузка в нормальном режиме составляет 1930 кВт при максимально возможной совокупной мощности ГУ 3000 кВт. Резерв активной мощности равен 1070 кВт при требуемом значении 1000 кВт, что обеспечивает электроснабжение АЭК при выходе из строя любой ГУ. Приоритетность отключения УП в исходных данных не задана.

После отключения ГУ 1 максимальная доступная мощность генерации снижается до 2500 кВт, а величина резерва активной мощности сокращается до 570 кВт при необходимых 1000 кВт. Для восстановления баланса необходимо ограничить нагрузку до 1500 кВт, то есть отключить не менее 430 кВт. При этом отключаемая мощность не должна превышать суммарную величину мощности максимально допустимого сброса каждой ГУ, оставшейся в работе, то есть 675 кВт. Следовательно, диапазон допустимого потребления активной мощности после выдачи УВ находится в диапазоне [1255; 1500] кВт.

При рассмотрении задачи в обратной постановке необходимо выбрать такую комбинацию УП, суммарная активная мощность которой находится в диапазоне [1355; 1500] кВт, и при этом обеспечено максимальное значение совокупной ценности УП. Такая постановка по своей структуре эквивалентна «задаче о рюкзаке» [10], в которой рассматривается подобный принцип.

Из 50 управляемых присоединений выделено 10, мощности которых суммарно составляют 433 кВт. Это решение обеспечивает наибольшую общую ценность оставшихся в работе присоединений (1000 у.е.). Частичный перебор возможных комбинаций подтверждает корректность принятого состава нагрузок – соответствующие позиции отмечены в табл. 1. При этом существуют другие сочетания отключаемых присоединений, дающие ту же величину активной мощности (до 1500 кВт), однако они уступают по совокупной ценности системы.

### III. Описание метаГА

На рис. 2 представлена функциональная схема взаимодействия базового ГА, решающего задачу выбора состава и мощности отключаемой нагрузки, и применяемого для его настройки метаГА.

В нормальном режиме система принимает параметры УП в реальном времени в блоке данных 1, а именно:

- положение коммутационного аппарата (0 или 1) управляемого присоединения;
- возможность управлением коммутационным аппаратом (0 или 1);
- величину потребляемой активной мощности управляемым присоединением;
- величину ценности УП – значение экономических издержек, которые несет предприятие, при отключении соответствующего управляемого присоединения.

В случае ситуации, вызывающей появление дефицита активной мощности, контролирующая этот электрический параметр автоматическая система рассчитывает величину дефицита активной мощности и величину допустимой активной мощности, которую можно оставить включенной без

нарушения устойчивости электроснабжения потребителей. Полученная величина допустимой активной мощности используется в блоке данных 4 как величина верхнего предела активной мощности, которая может быть оставлена включенной.

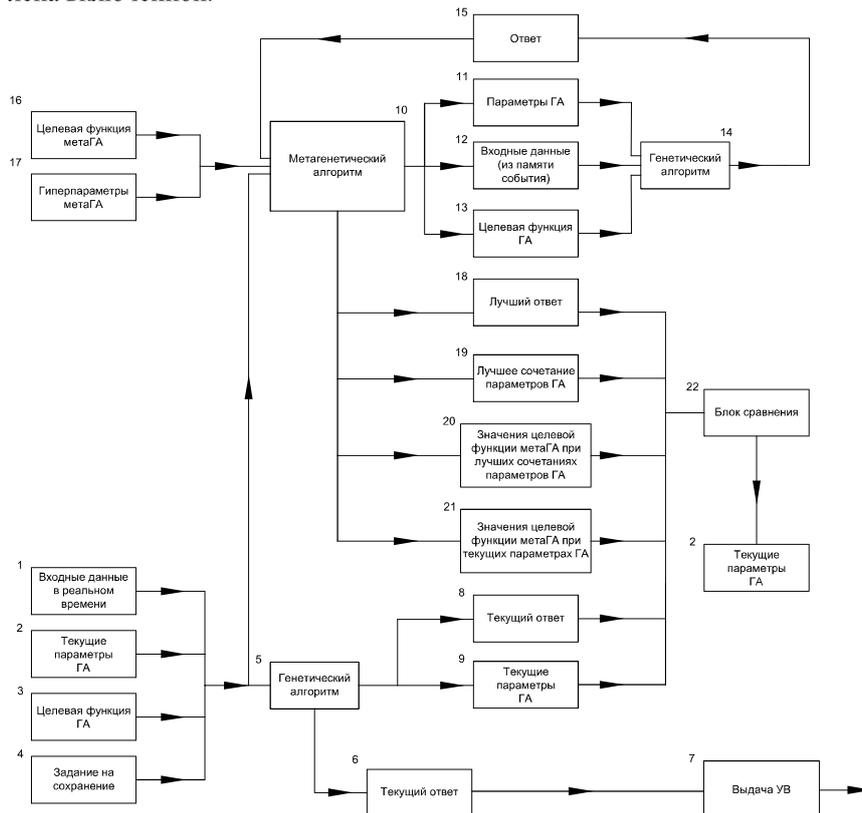


Рис. 2. Функциональная схема адаптивного metaGA

Fig. 2. Functional scheme of adaptive metaGA

Текущие параметры ГА, обеспечивающие работу ГА блока 5, получают от блока текущих параметров 2. Они определяют количество особей в поколении ГА, количество поколений, типы операторов отбора, скрещивания и мутации, величины вероятностей наступления скрещивания между особями, вероятности появления мутации как конкретной особи, так и отдельного гена и так далее.

Геном ГА блока 5 является битовое значение положения коммутационного аппарата УП: 0 – отключено, 1 – включено. Особью ГА блока 5 является набор положений коммутационных аппаратов, всех потребителей. Каждой особи соответствует также значение суммарной ценности УП и суммарной активной мощности УП.

Целевая функция ГА блока 5 определяется блоком данных 3, который заранее задан, и имеет следующий вид:

$$F_{fit} = \max(V_{\text{сумм.тек}} - \sum_j Q_j \cdot V_{\text{тек.УП}j}), \quad (3)$$

где  $Q_j$  – состояние выключателя  $j$ -го УП энергосистемы (1 – включен, 0 – отключен);  $V_{\text{тек.УП}j}$  – текущая ценность выбранного для отключения  $j$ -го УП,  $V_{\text{сумм.тек}}$  – текущее суммарное значение ценности потребителей в составе энергосистемы.

Эта целевая функция имеет ограничение по суммарной активной мощности включенных УП, равное по величине допустимой активной мощности, получаемой от блока данных 4. При превышении значения суммарной активной мощности оставшихся включенными УП ценность этой особи приравнивается нулю для предотвращения дальнейшего использования такого решения в следующих поколениях работы ГА. Каждое поколение ГА преобразуется оператором отбора, затем оператором скрещивания, и, наконец, оператором мутации. Далее лучшая особь каждого поколения записывается в «зал славы» по поколениям. В конце работы программы проверяется весь «зал славы», и лучшее решение оттуда используется как результат работы ГА.

После поступления информации от автоматической системы о величине допустимой активной мощности осуществляется работа ГА блока 5. Результатом работы блока 5 являются одинаковые блоки данных 6 и 8, содержащие перечень нагрузок, которые следует отключить при максимизации целевой функции, значения суммарной активной мощности и ценности, оставшихся в работе присоединений после отключения части УП. Из блока данных 6 передается команда на подачу УВ в блоке данных 7 в САОН, работающей в составе противоаварийной автоматики.

Текущий ответ ГА в блоке данных 8 и текущая совокупность параметров ГА в блоке данных 9 сохраняются в памяти для дальнейшего анализа блоком 22.

После работы блока 5 и отправки блока данных 7 в САОН, блоки данных 1, 2, 3, 4 передаются также в метаГА блока 10.

МетаГА представляет собой ГА, работающий с параметрами ГА в качестве генов особи. Геном метаГА блока 10 являются параметры ГА, от которых зависит работа ГА, а именно: количество особей в поколении ГА, ко-

личество поколений, типы операторов отбора, скрещивания и мутации, величины вероятностей наступления скрещивания между особями, вероятности появления мутации как конкретной особи, так и отдельного гена и так далее. Особью метаГА блока 10 является совокупность параметров ГА.

Гиперпараметры метаГА задаются блоком данных 17 заранее и не изменяются во время работы системы.

Целевая функция метаГА заранее задается блоком данных 16 и имеет следующий вид:

$$F_{fit}(i) = (-p_i, \varepsilon_i, \delta_i, t_i) \quad (4)$$

$$i \prec j \leftrightarrow F_{fit}(i) <_{lex} F_{fit}(j),$$

где  $i$  и  $j$  – это совокупности параметров ГА;  $p_i$  – это вероятность нахождения оптимального ответа с  $i$  совокупностью параметров ГА при многократной работе ГА;  $\varepsilon_i$  – это максимальная величина ошибки суммарной ценности ответа с  $i$  совокупностью параметров ГА при многократной работе ГА относительно оптимального ответа;  $\delta_i$  – это средняя ошибка суммарной ценности ответа с  $i$  совокупностью параметров ГА при многократной работе ГА;  $t_i$  – среднее время работы ГА с  $i$  совокупностью параметров ГА.

Эта целевая функция сравнивает в лексикографическом порядке обобщенные показатели качества решения при многократном запуске ГА при различных сочетаниях параметров. Сначала критерием качества решения выступает максимум  $p_i$ , следующим по значимости выступает критерий  $\varepsilon_i$ , затем при равенстве двух предыдущих критериев оценивается  $\delta_i$ , и в последнюю очередь оценивается  $t_i$  при равенстве прочих.

Каждая особь каждого поколения метаГА формируется в блок данных 11 и вместе с блоком данных 12, эквивалентным блоку данных 1, блоком данных 13, эквивалентному блоку данных 3, используется для многократного запуска в блоке ГА 14 для получения обобщенных показателей целевой функции в блоке 15, которые по обратной связи поступают в блок метаГА 10. Каждое поколение особей метаГА преобразуется оператором отбора, затем оператором скрещивания, и, наконец, оператором мутации.

Далее лучшая особь каждого поколения метаГА записывается в «зал славы» по количеству поколений; в конце работы программы он проверяется, и лучшая особь оттуда записывается в блок данных 19, а соответствующие ей обобщенные показатели работы совокупности параметров ГА – в блок данных 20. Лучший полученный ответ в ходе работы метаГА по вычислению оптимального объема отключаемой нагрузки записывается в блок данных 18 для дальнейшего сравнения.

Также с использованием метаГА осуществляется вычисление значений целевой функции метаГА совокупности текущих параметров ГА блока данных 2 и записывается в блок данных 21.

Затем в логическом блоке 22 выполняется сравнение текущего ответа ГА (блок 8) с лучшим ответом метаГА (18) в ходе опытов с сохраненными входными данными события (блок 1) при используемых в этот момент параметрах ГА (блок 2). В случае нахождения с помощью метаГА (блок 10) такого объема отключаемой нагрузки, который в лучшей степени удовлетворяет целевой функции алгоритма (блок 3), осуществляется изменение текущих параметров ГА на такое сочетание, которое дает лучший ответ. В случае нахождения с помощью ГА (блок 5) и метаГА (блок 10) одинаковых по объему отключаемой нагрузки ответов, блок 22 проводит лексикографическое сравнение значений целевой функции метаГА для лучшего ответа метаГА (блок 20) и текущего ответа ГА (блок 21). И в случае нахождения такой совокупности параметров ГА, значения целевой функции метаГА, которые более предпочтительны по значениям целевой функции метаГА, выполняется изменение текущих параметров ГА (блок 2) на более эффективные (блок 19).

#### IV. Экспериментальная часть

Эксперимент проведен дважды для одного и того же набора входных данных, имитирующих работу ГА при решении задачи выбора состава и мощности отключаемой нагрузки. Считаем, что все нагрузки управляемы и включены при запуске эксперимента.

При работе метаГА в первую очередь формируется начальная популяция особей метаГА, представляющая собой набор случайных комбинаций параметров и операторов ГА, вариативность которых представлена в табл. 2.

Таблица 2.

Диапазоны параметров ГА в эксперименте

Table 2.

Range of GA parameters in the experiment

Параметр	Мин. значение	Макс. значение	Шаг	Тип данных
Размер популяции	100	600	2	Integer
Количество поколений	50	200	2	Integer
Тип отбора	0	4	1	Char
Размер турнира при турнирном отборе	2	10	1	Char
Тип скрещивания	0	5	1	Char
Вероятность скрещивания	0	1	0,01	Double
Тип мутации	0	3	1	Char
Вероятность мутации особи	0	1	0,01	Double
Вероятность мутации гена в особи	0	1	0,01	Double

Используемые операторы отбора в ГА:

- турнирный отбор (*tournament selection*) – размер турнира от 2 до 10;
- пропорциональный отбор (*fitness proportionate selection*);
- ранжированный отбор (*rank selection*);
- стохастическая универсальная выборка (*stochastic universal sampling*);
- метод масштабирования приспособленности (*scaling fitness*).

Используемые операторы скрещивания в ГА:

- *k*-точечное скрещивание (*k-point crossover*) – количество точек скрещивания от 1 до 4;
- равномерное скрещивание (*uniform crossover*) – вероятность наследования гена от родителя 1 или от родителя 2 потомку равнозначна.

Используемые операторы скрещивания в ГА:

- битовая инверсия (*bit flip mutation*);
- многобитовая инверсия (*multiple bit flip mutation*);
- обмен битов (*swap mutation*);
- инверсия подстроки (*substring inversion mutation*).

В целях статистической верификации и исключения случайных эффектов каждый набор параметров ГА подвергался серии из 100 независимых запусков при одинаковых исходных условиях. Из величин ответов ГА данных независимых запусков формировались значения целевой функции, что обеспечило статистическую надежность сравнения различных параметрических комбинаций.

Затем выполняется работа операторов уже метаГА, которые работают с комбинациями параметров ГА как с особями популяции. Гиперпараметрами и операторами метаГА в эксперименте являются:

- количество особей в популяции – 50 единиц;
- количество поколений – 50 поколений;
- количество повторений одного ГА для получения средних значений целевой функции – 100 раз;
- оператор отбора – турнирный отбор, размер турнира – 5 особей;
- оператор скрещивания – равномерное скрещивание, вероятности наследования параметра потомком от родителя 1 и родителя 2 равны друг другу и составляют 0,5;
- оператор мутации – мутация гена, т.е. изменение случайным образом величины гена особи популяции метаГА.

Значение вероятности наступления мутации особи равна 0,4. Вероятность мутации любого гена в особи 0,125, но при наступлении мутации особи неизбежно подвергается изменению 1 ген.

Комбинация гиперпараметров и операторов метаГА выбрана автором эвристически. Выбор комбинации не является результатом предварительной оптимизации или подбора, что позволяет рассматривать полученные результаты как базовую оценку эффективности метаГА при случайных настройках. Проведено два независимых эксперимента по работе метаГА на двух ПК, имеющих различную производительность. Данные по продолжительности экспериментов и результатам представлены в табл. 3, где показаны полученные значения целевой функции метаГА лучших особей из «зала славы» – места сохранения лучших результатов в каждом поколении метаГА.

**Таблица 3.**  
Сравнение результатов и времени выполнения экспериментов № 1 и № 2

**Table 3.**  
Comparing of results and execution time of experiments № 1 and № 2

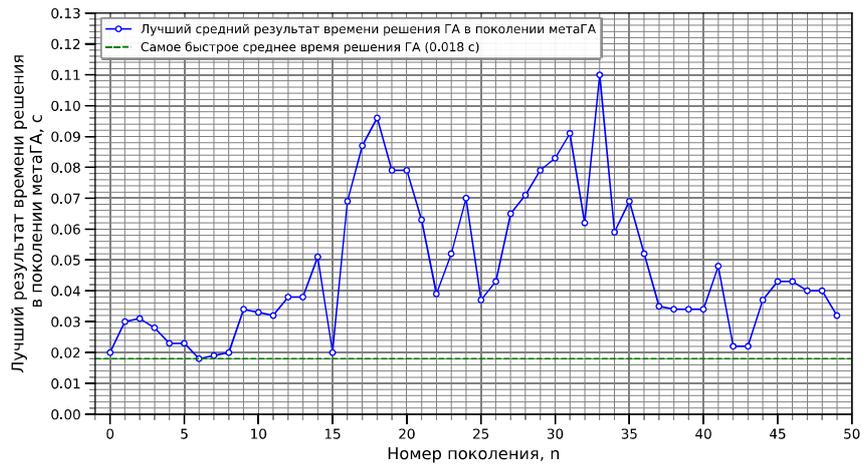
Параметр	ПК №1	ПК №2
Процессор	Intel Core i3-1115G4 3,00 ГГц	AMD Ryzen 5 5600H 3,30 ГГц
Суммарное время эксперимента, ч:м:с	82:41:38	60:28:32
Среднее время одного поколения метаГА, ч:м:с	1:39:13	1:13:33
Вероятность нахождения оптимального ответа при многократной работе ГА (100 запусков)	1	1
Максимальная величина ошибки суммарной ценности ответа	0	0
Средняя ошибка суммарной ценности ответа	0	0
Среднее время лучшего решения ГА среди всех полученных комбинаций параметров во всех поколениях метаГА	18 мс	36 мс

На рис. 3 показаны зависимости среднего времени работы ГА лучшего сочетания параметров и операторов в поколении метаГА от номера поколения в первом и втором экспериментах. Все сочетания параметров и операторов ГА из «зала славы» метаГА по поколениям были обнаружены в 100 случаях из 100 оптимальное решение поставленной задачи. В таком случае по значению целевой функции предпочтительны такие комбинации параметров и операторов ГА, которые дают решение задачи за минимальное время.

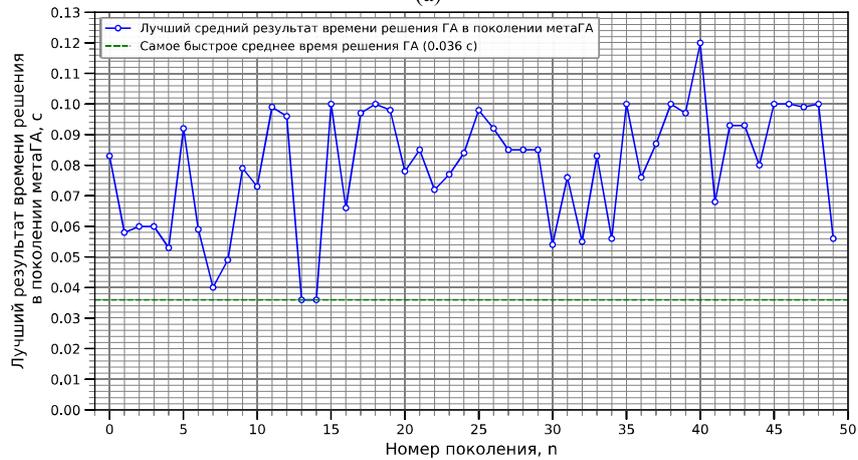
Лучшим сочетанием операторов и параметров ГА в проведенных экспериментах по значениям целевой функции являются:

- размер популяции – 120 особей;
- количество поколений – 132;
- оператор отбора – ранжированный отбор;

– оператор скрещивания – пятиточечное скрещивание с вероятностью скрещивания особей 0,98;  
 – оператор мутации – обмен битов с вероятностью мутации особи 0,87 и вероятностью мутации гена особи 0,01.



(а)



(б)

Рис. 3. Зависимость лучшего результата по времени решения в поколении метаГА от номера поколения в первом (а) и втором (б) эксперименте

Fig. 3. Dependence of the best result on the solution time in the meta-tag generation on the generation number in the first (a) and second (b) experiment

На рис. 3 заметно резкое изменение времени решения задачи с использованием ГА от поколения к поколению. Вероятно, это связано с гиперпараметрами метаГА, устанавливаемыми до начала эксперимента, которые следует уточнить в следующих экспериментах.

По результатам [1] получено минимальное время ГА при аналогичных значениях средних показателей работы ГА (в этой статье используемых в качестве целевой функции) в 1,658 сек (520 особей в 50 поколениях, турнирный отбор (3 особи в турнире), равномерное скрещивание, мутация – инверсия бита с вероятностью мутации особи 0,3 и мутации гена 0,3). Время работы уменьшилось в 92 раза. Такой результат связан как с работой ГА при найденных сочетаниях операторов и параметров ГА, так и со сменой языка программирования *Python* (интерпретатор) на *C++* (компилятор), что снижает общее время работы программы [10].

#### **V. Выводы**

Сформулирована проблема выбора сочетаний параметров и операторов ГА, влияющих на итоговый результат работы алгоритма. Для ее решения разработана структурная схема метаГА, позволяющего в автоматическом режиме корректировать параметры и операторы ГА. Также предложена целевая функция метаГА, направленная на корректировку настроек ГА для достижения наилучшего результата.

Разработана программа реализации работы метаГА, проведен ряд экспериментов и достигнуто улучшение показателей ГА благодаря оперативной корректировке настроек. В частности, время работы ГА при той же вероятности нахождения оптимального результата уменьшилось в 92 раза. Обоснована важность настройки гиперпараметров метаГА для последующего развития алгоритма, что является предметом дальнейших исследований. В пространстве комбинаций операторов и параметров ГА существует подмножество комбинаций, обеспечивающих сходимость к решениям близким к оптимальным по заданной целевой функции метаГА. В первом эксперименте (рис. 3а) найдено 20 комбинаций настроек ГА, значение целевой функции метаГА которых лучше, чем наилучшее найденное решение целевой функции метаГА во втором эксперименте. Это может быть связано с гиперпараметрами метаГА, которые подлежат уточнению в дальнейшем.

© Пехота Д.А., 2026

© Глазырин В.Е., 2026

*Поступила в редакцию 28.11.2025*

*Принята к публикации 28.11.2025*

*Received 27.01.2026*

*Accepted 27.01.2026*

## Библиографический список

- [1] Глазырин В.Е., Осинцев А.А., Пехота Д.А. Применение генетического алгоритма в задачах нахождения необходимого объема отключаемой нагрузки // Известия НТЦ Единой энергетической системы. 2025. № 2 (93). С. 44-57.
- [2] Freisleben B., Härtfelder M. Optimization of genetic algorithms by genetic algorithms // *Parallel Problem Solving from Nature II*, 1993, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1993. P. 392-401. DOI 10.1007/978-3-7091-7533-0\_57
- [3] Brain Z., Addicoat M. Using meta-genetic algorithms to tune parameters of genetic algorithms to find lowest energy molecular conformers // 12th International Conference on the Synthesis and Simulation of Living Systems, August, 2010, Odense, Denmark. P. 378-385.
- [4] Brain Z., Addicoat M. Optimization of a genetic algorithm for searching molecular conformer space // *The Journal of chemical physics*. 2011. № 135 (17). P. 174106. DOI: 10.1063/1.3656323
- [5] Sipper M., Fu W., Ahuja K., Moore J.H. Investigating the parameter space of evolutionary algorithms // *BioData Mining*. 2018. № 11 (2). P. 1-16. DOI: 10.1186/s13040-018-0164-x
- [6] Solwa S., Ibarz-Herrasti A., Gnina D. A meta-parameter tuning model to improve the genetic algorithm // *International Journal of Bio-Inspired Computation*. 2022. № 18 (1). P. 1-15.
- [7] Карпенко А.П., Свинадзе З.О. Метод мета-оптимизации поисковых алгоритмов оптимизации // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2011. № 1. С. 3.
- [8] Иванов И.А., Сопов Е.А. Самоконфигурируемый генетический алгоритм решения задач поддержки многокритериального выбора // *Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева*. 2013. № 1 (47). С. 30-35.
- [9] Городилов А.Ю. Двухуровневый генетический алгоритм для решения задач выделения компактных групп объектов // Региональная науч.-практ. конф. молодых ученых «Междисциплинарные исследования», Апрель 09-11, 2013, Пермь, Россия: Пермский государственный национальный исследовательский университет, 2013. С. 190-193.
- [10] Ахо А.В., Лам М.С., Сети Р., Ульман Д.Д. Компиляторы: принципы, технологии и инструментарий. М.: Вильямс, 2008. – 1184 с.

## References

- [1] V.E. Glazyrin, A.A. Osintsev and D.A. Pekhota, “Primeneniye geneticheskogo algoritma v zadachakh nakhozheniya neobkhodimogo obyema otklyuchayemoy nagruzki [Using of a genetic algorithm to solve problems of finding the required volume of the load shedding]”, *News STC Unified Energy System*, vol. 2, no. 93, pp. 44-57, 2025 (in Russian).
- [2] B. Freisleben and M. Härtfelder, “Optimization of genetic algorithms by genetic algorithms”, in proc. *Parallel Problem Solving from Nature II*, 1993, Berlin, Germany, pp. 392-401. DOI 10.1007/978-3-7091-7533-0\_57

- [3] Z. Brain and M. Addicoat, "Using meta-genetic algorithms to tune parameters of genetic algorithms to find lowest energy molecular conformers", in proc. *12th International Conference on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, August, 2010, Odense, Denmark, pp. 378-385.
- [4] Z. Brain and M. Addicoat, "Optimization of a genetic algorithm for searching molecular conformer space", *The Journal of chemical physics*, vol. 135, no. 17, pp. 174106, Nov. 2011. DOI: 10.1063/1.3656323
- [5] M. Sipper, W. Fu, K. Ahuja and J.H. Moore, "Investigating the parameter space of evolutionary algorithms", *BioData Mining*, vol. 11, no. 2, pp. 1-16, 2018. DOI: 10.1186/s13040-018-0164-x
- [6] S. Solwa, A. Ibarz-Herrasti and D. Gnina, "A meta-parameter tuning model to improve the genetic algorithm", *International Journal of Bio-Inspired Computation*, vol. 18, no. 1, pp. 1-15, 2022.
- [7] A.P. Karpenko and Z.O. Sviaadze, "Metod meta-optimizatsii poiskovykh algoritmov optimizatsii [Meta-optimization method of search engine optimization algorithms]", *Nauka i obrazovanie: nauchnoe izdanie MGTU im. N.E. Baumana [Science and Education: scientific publication of the Bauman Moscow State Technical University]*, vol. 1, pp. 3, 2011 (in Russian).
- [8] I.A. Ivanov and E.A. Sopov, "Self-configuring genetic algorithm for multi-objective choice problem decision", *Vestnik Sibsau. Aerospace technologies and control systems*, vol. 1, no. 47, pp. 30-35, 2013.
- [9] A.Yu. Gorodilov, "Dvukhurovnevyy genicheskiy algoritm dlya resheniya zadach vydeleniya kompaktnykh grupp obyektov [A two-level genetic algorithm for solving problems of identifying compact groups of objects]", in proc. *Regional scientific and practical conf. of young scientists Mezhdisciplinarnye issledovaniya [Interdisciplinary research]*, Apr. 09-11, 2013, Perm, Russia, pp. 190-193 (in Russian).
- [10] A.V. Aho, M.S. Lam, R. Sethi and D.D. Ullman, *Compilers: principles, technologies and tools*. Boston, USA: Addison-Wesley, 2007.

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Пехота Дмитрий Андреевич**, аспирант Новосибирского государственного технического университета, г. Новосибирск, Российская Федерация.

**Dmitriy A. Pekhota**, postgraduate student of the Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russian Federation.

**Глазырин Владимир Евлампиевич**, кандидат технических наук, доцент Новосибирского государственного технического университета, г. Новосибирск, Российская Федерация.

**Vladimir E. Glazyrin**, Cand. Sci. (Eng.), associate professor of the Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russian Federation.