© Т.И. Петров, А.Р. Сафин, М.Ф. Низамиев, В.Р. Басенко

УДК 004.023

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ПРИ РАЗРАБОТКЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ ПЕРЕБОРА МАТЕРИАЛОВ ПРИ ОПТИМИЗАЦИИ СИНХРОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

Петров Т.И., Сафин А.Р., Низамиев М.Ф., Басенко В.Р.

Казанский государственный энергетический университет, г. Казань, Россия
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8733-8914, tobac15@mail.ru

Резюме: *ЦЕЛЬ. При реализации топологической оптимизации конструкции синхронного двигателя с постоянными магнитами необходимо осуществить перебор материалов в теле ротора. Для данной задачи надо выбрать метод поиска, который подойдет для оптимального решения в сложных пространствах поиска, при этом сохраняя высокую скорость расчета. Правильно подобранный метод поиска не только обеспечит решение многих существующих проблем, но и появится многообещающая возможность будущее для разработки программ, которые смогут выполнять такую задачу эффективно и действенно без вмешательства человека.*
МЕТОДЫ. На базе искомой целевой функции определено, что использовать простой метод перебора вариантов нецелесообразно, и для решения данного типа задач необходимо использовать эволюционные алгоритмы. Для сравнения эволюционных алгоритмов проведены экспериментальные запуски расчетов несложной задачи - топологическая оптимизация некоторого участка ротора с воздушным зазором, параметром оптимизации принято значение вращающего момента в зазоре.
РЕЗУЛЬТАТЫ. На основе экспериментальных данных, которые получены при моделировании оптимизации небольшого сектора синхронного двигателя, наиболее эффективными для топологической оптимизации по степени быстродействия можно считать генетический алгоритм (ГА), он превосходит другие эволюционные алгоритмы минимум на 43%. Представлена реализация генетического алгоритма для топологической оптимизации.
ВЫВОДЫ. В качестве метода поиска перебора материалов при оптимизации синхронных двигателей эффективно использовать генетический алгоритм. ГА имеет преимущества перед другими эволюционными алгоритмами при очень больших размерностях задач и отсутствии упорядоченности в исходных данных, и когда альтернативой служит метод полного перебора вариантов.

Ключевые слова: *генетический алгоритм; метод поиска; топологическая оптимизация; эволюционные алгоритмы; синхронные двигатели.*

Благодарности: *Результаты получены при финансовой поддержке Минобрнауки и Минцифра России в рамках исполнения условий соглашений №075-15-2021-1087 и №075-15-2021-1178 от 30.09.2021 в рамках реализации программы стратегического академического лидерства «Приоритет-2030».*

Для цитирования: Петров Т.И., Сафин А.Р., Низамиев М.Ф., Басенко В.Р. Применение генетического алгоритма при разработке программного обеспечения для перебора материалов при оптимизации синхронных двигателей // Вестник Казанского государственного энергетического университета. 2022. Т. 14. №2 (54). С. 96-105.

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM IN THE DEVELOPMENT OF SOFTWARE FOR SELECTING MATERIALS IN THE OPTIMIZATION OF SYNCHRONOUS MOTORS

T.I. Petrov, A.R. Safin, M.F. Nizamiev, V.R. Basenko

Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8733-8914, tobac15@mail.ru

Abstract: *TARGET. When implementing the topological optimization of the design of a synchronous motor with permanent magnets, it is necessary to sort through the materials in*

the rotor body. For this task, it is necessary to choose a search method that is suitable for the optimal solution in complex search spaces, while maintaining a high calculation speed. A well-chosen search method will not only provide a solution to many of the existing problems, but there will be a promising future opportunity for the development of programs that can perform such a task effectively and efficiently without human intervention.
METHODS. Based on the desired objective function, it was determined that it is not advisable to use a simple method of enumeration of options, and evolutionary algorithms must be used to solve this type of problem. To compare the evolutionary algorithms, experimental runs of calculations of a simple problem were carried out - topological optimization of a certain section of the rotor with an air gap, the optimization parameter was the value of the torque in the gap.
RESULTS. Based on the experimental data obtained when simulating the optimization of a small sector of a synchronous motor, the genetic algorithm can be considered the most effective for topological optimization in terms of speed, it outperforms other evolutionary algorithms by at least 43%. An implementation of a genetic algorithm for topological optimization is presented.
CONCLUSIONS. It is effective to use a genetic algorithm as a search method for enumeration of materials when optimizing synchronous motors. GA has advantages over other evolutionary algorithms for very large problem dimensions and lack of order in the initial data, and when the alternative is the exhaustive search of options.

Keywords: *genetic algorithm; search method; topological optimization; evolutionary algorithms; synchronous motors.*

Acknowledgments: *The results were obtained with the financial support of the Ministry of Education and Science and the Ministry of Digital Development of Russia as part of the implementation of the terms of agreements No. 075-15-2021-1087 and No. 075-15-2021-1178 dated September 30, 2021 as part of the implementation of the Priority 2030 strategic academic leadership program.*

For citation: Petrov T. ISafin., A.R., Nizamiev, M.F.. Basenko V.R. Application of genetic algorithm in the development of software for selecting materials in the optimization of synchronous motorsk. KAZAN STATE POWER ENGINEERING UNIVERSITY BULLETIN. 2022;14;2(54):96-105.

Введение

В России активное использование методов топологической оптимизации стало внедряться относительно недавно, и используется в основном для повышения удельной прочности конструкций в аэрокосмической промышленности, оптимизация рабочих лопаток турбин или поршней двигателей внутреннего сгорания. Особенностями всех этих работ является топологическая оптимизация только одного материала и максимизация только одной целевой функции (в большинстве работ русскоязычного сегмента – это повышение прочности при уменьшении веса). В иностранных источниках информация по топологической оптимизации имеется в большом объеме, и исследуется повышение, как прочностных параметров, так и значений электромагнитного и теплового поля.

Следует отметить, что на данный момент отсутствуют исследования с использованием комплексной топологической оптимизации синхронных двигателей с постоянными магнитами (СДПМ), позволяющей учесть влияние распределения материалов на электромагнитные, тепловые и прочностные характеристики машин для выбора рационального варианта конструкции.

В работе [1] производится оптимизация конструкции двигателей постоянного тока без щеток (а именно конфигурация ротора) на основе метода конечных элементов для повышения удельной мощности за счет увеличения электромагнитного поля.

В работе [2] рассматривается двухмерная модель для определения электромагнитного поля в воздушных зазорах СДПМ, а в [3] показан метод проектирования постоянных магнитов (ПМ), которые можно использовать для получения оптимальных конструкций. В статье [4] представлен вариант топологической оптимизации за счет использования ГА, а в [5] оптимизация достигалась в результате использования метода конечных элементов (МКЭ). В этих работах оптимизация необходима для повышения значений электромагнитного поля, тепловой расчет представлен в работе [6], где

спроектирован СДПМ с максимально возможным тепловым потоком. Конструкцию двигателей можно сделать более эффективной и за счет использования топологической оптимизации на основе чувствительности [7]. Для повышения производительности ГА необходимы оптимальные начальные популяции, в работе [8] показан алгоритм генерации популяции с высокими значениями исследуемых характеристик. Развитие ГА может быть и в направлении адаптивного изменения сетки во время оптимизации [9], интересным решением является использование метода последовательного линейного программирования [10]. В работе [11] показан вариант с использованием метода чувствительности ON/OFF для оптимизации конструкции ротора. В [12] представлен совокупный метод оптимизации конструкции ротора, объединяющий топологический метод оптимизации и ограничения, связанные с формой ПМ.

Научная значимость заключается в модернизации генетического алгоритма под комплексную топологическую оптимизацию СДПМ, с целью повышения энергоэффективности и снижения стоимости двигателя. А практическая значимость состоит в возможности получения новых расположений материалов в конструкции двигателей, и соответственно создание новых типов СДПМ.

Литературный обзор

Идея повторных запусков компьютеров для оптимизации электрических машин возникла более 60 лет назад. В контексте современных компьютеров и развития методов стохастической оптимизации использование ГА для оптимизации электромагнитных устройств было предложено Улером и др. в 1994 г. С тех пор этот метод применялся к нескольким различным сценариям проектирования и развивался, с точки зрения принятых методов и моделей [13], а также, с точки зрения сложности целей проектирования [12].

В одном из первых приложений ГА для оптимизации [4] авторы объединили основанную на эквивалентных цепях модель для максимизации эффективности для 4-полюсного двигателя с фиксированным внешним диаметром. Расчеты параметров схемы замещения компенсируются (корректируются) на основе МКЭ для большей точности. Подобная оптимизация эффективности была выполнена для случая топологии внешнего ротора.

Исследование, в котором представлены различные модели и задачи проектирования, сформулированные с различными наборами целей и ограничений, опубликовано Бьянки и Болоньани. Авторы применили эту технику при выполнении оптимизации для двух разных типов задач: в задачах первого типа выходные данные представлены фиксированными, а целью являлось минимизировать вес, а во втором типе задач были фиксированы внешние размеры машины и выходной крутящий момент был максимизирован из-за теплового ограничения. В первой задаче авторы использовали модели на основе эквивалентных цепей и МКЭ и использовали линейность электромагнитного крутящего момента с lstack для достижения желаемого крутящего момента в каждом случае. Штрафные функции использовались для обработки ограничений неравенства. Позже ими проведено исследование оптимизации ротора для максимального увеличения крутящего момента при минимизации пульсаций крутящего момента для фиксированного возбуждения статора.

Судхоф и другие авторы расширили объем постановки задачи, оптимизации проекта, включив почти все параметры, которые описывают геометрию машины. Это расширило пространство поиска, чтобы охватить практически все возможности алгоритма. Что, в сочетании с многоцелевым ГА, гарантировало получение действительно глобального Парето – оптимального набора. Это также означало, что конвергенция была намного сложнее - для оптимизации потребовалась популяция из 5000 хромосом более 500 поколений, чтобы сойтись в плотном и разнообразном наборе Парето с двумя целями. Подход, основанный на эквивалентных цепях, оказался правильным выбором для такого масштаба возможных проектов, поскольку подход на основе МКЭ потребовал бы чрезмерно больших вычислительных операций.

Вробель и Меллор усовершенствовали процесс, включив тепловую модель машины для максимизации крутящего момента двигателя с вращающимся корпусом, эта формулировка также учитывала различные комбинации щелевых полюсов и была направлена на разработку новой конструкции обмотки для использования в исследуемой топологии двигателя.

Для более сложных геометрических форм многобарьерных роторов исследования конструкции проведены Пеллегрино с использованием моделей на основе МКЭ. Важной особенностью этих исследований стала параметризация геометрии трехслойной формы ротора, которая наиболее подходит для одновременного достижения низкой пульсации крутящего момента и высокого передаточного числа, различные формулировки задач

оценены с использованием дополнительных вычислительных ресурсов, например, оптимизация по трем целям, в которой использовался многоточечный МКЭ, потребовала 130 часов вычислений на одном процессоре *Intel Centrino* T7200.

Исследование, требующее более интенсивных вычислений, выполнено в среде высокопроизводительных вычислений [14] при оптимизации веса геометрии для достижения фиксированного выходного, крутящего момента. Функция пригодности использовала временный МКЭ для каждого проекта-кандидата, который требовал 25 часов для оценки 4250 проектов-кандидатов, которые были сгенерированы механизмом оптимизации, работающим на популяции 85, более 50 поколений против 29 дней для выполнения того же количества оценок на один компьютерный узел. Очевидно, что время вычислений в вычислительной среде меньше, однако сокращение времени не обратно пропорционально количеству ядер или размеру совокупности из-за недостаточного использования ресурсов. Важный вывод, сделанный авторами, - это потенциал ресурсов среды высокопроизводительных вычислений для объединения электромагнитного, теплового и структурного мультифизического анализа для оптимизации конструкции.

Оптимизация конструкции для операции ослабления поля представляет собой более сложную задачу оптимизации, поскольку рабочие точки могут быть не полностью определены и могут зависеть от параметров самой машины. Этот тип конструкции изучен в [15], базовая или номинальная скорость машины указывается в постановке задачи, тогда как максимальная скорость зависит от способности машины ослаблять поле. Три цели оптимизации: крутящий момент при номинальной скорости, крутящий момент при максимальной скорости при ослаблении поля и вес машины. Для улучшения конвергенции авторы объединяют три цели в один термин, чтобы преобразовать проблему в единую цель и предложить использовать модифицированную версию. Эта формулировка проектной задачи также использует практически все проектные переменные, необходимые для описания конструкции (включая плотность тока косвенно, путем изменения количества проводников), и сходится к одной конструкции для единственной цели оптимизации после оценки 13000 возможных проектов с критерием остановки, основанным на улучшении по сравнению с предыдущим оптимальным дизайном. Вычислительные ресурсы и необходимое время не приводятся.

Обзор проблем оптимизации показывает разнообразие моделей, методов, приближений и формулировок задач. Проведенные проектные исследования в работе демонстрируют способность стохастической оптимизации решать различные оптимизационные задачи. В качестве следующего логического шага к автоматизации проектирования предлагается структура, которая может сплетать сеть общих уравнений, новых методов и моделей, лежащих в основе различных типов задач проектирования СДПМ.

Методы поиска для топологической оптимизации

Определение среднего крутящего момента по его мгновенным значениям может иметь определенные сложности. В [5] показано, что достаточное приближение к среднему крутящему моменту может быть получено при оценке крутящего момента только для определенных выбранных положений ротора.

$$\bar{M} = \frac{1}{4}(M_0 + M_{\frac{\pi}{12}} + M_{\frac{\pi}{6}} + M_{\frac{\pi}{4}}) \quad (1)$$

В данном разделе определяется задача оптимизации с переформулированием прямой задачи и соответствием подходу к оптимизации топологии на основе плотности. Цель исследования - максимизировать средний крутящий момент, вычисленный с помощью выражения 2.

$$(P_1): \begin{cases} \max imize\, \bar{M} = \frac{1}{4}(M(u_0) + M(u_{\frac{\pi}{12}}) + M(u_{\frac{\pi}{6}}) + M(u_{\frac{\pi}{4}})) \\ где\, u_\theta \;\; для\, \theta \in \left\langle 0, \frac{\pi}{12}, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{4} \right\rangle \end{cases} \quad (2)$$

Это достигается путем нахождения оптимального распределения материала, состоящего из ферромагнитного материала, воздуха и ПМ - с одной стороны, и оптимального направления намагничивания ПМ - с другой.

Кроме того, вводится ограничение на максимально допустимый объем ПМ.

Модель ЭМ является нелинейной, как правило, сложной и часто требует численных методов оценки. Кроме того, оценка производной по параметрам проекта может быть

слишком трудоемкой, если количество переменных проекта велико или оно не определено для дискретных входных данных. В настоящее время для решения этой задачи существуют точные алгоритмы, которые основываются на полном переборе функций меньшего числа переменных. Для функций с большим числом переменных недостаточно ресурсов современных ЭВМ. В силу ограничений, накладываемых на возможности ЭВМ, данная задача не может быть решена исключительно с использованием точных алгоритмов. В таких случаях поиск на основе градиента или поиск по сетке становится невозможным из-за сложности поставленной задачи.

Методами решения данного типа задач могут служить эволюционные алгоритмы (ЭА), которые представляют собой достаточно мощное средство для нахождения точных или приближенных решений различных уравнений функций оптимизации.

Идея использования стохастической оптимизации для ЭМ не нова, как и в случае любого оптимизационного исследования параметров проекта, постановка задачи должна быть определена разработчиком, в котором четко указаны вектор входных параметров X, цели $O_{(X)}$, ограничения равенства $h_{(X)}$, ограничения неравенства $g_{(X)}$ и границы параметров X_l и X_h.

Найти

$$i = 1,2...N$$

Минимизировать/максимизировать m = 1, 2....M;

при условии

$$\begin{aligned} &h_k(x) = 0 \quad k = 1,2...K; \\ &g_j(x) \le 0 \quad j = 1,2...J; \\ &X_L i \le Xi \le X_h i \quad i = 1,2...N. \end{aligned} \tag{3}$$

В случае, если количество целей равно одному (M = 1), оптимизатор возвращает один вектор параметров, который максимизирует / минимизирует целевую функцию. Если проблема имеет более одной цели оптимизации (M> 1), оптимизатор возвращает не доминируемый, а оптимальный по Парето набор решений. Оптимизация с несколькими целями позволяет разработчику понять компромиссы между различными целями и сделать выбор на основе этого набора, а не назначать функцию взвешивания, не зная компромиссов. При этом пределы границ параметров обрабатываются отдельно от ограничений-неравенств, поскольку их выполнение не требует какой-либо оценки функции, поскольку они легко удовлетворяются с помощью линейного отображения.

Преимущества ЭА:

- не требуют никакой информации о поведении функции (например, дифференцируемости и непрерывности);
- разрывы, существующие на поверхности ответа, допустимы при достаточной эффективности оптимизации;
- ЭА относительно стойки к попаданию в локальные оптимумы;
- ЭА пригодны для решения крупномасштабных проблем оптимизации;
- ЭА могут быть использованы для широкого класса задач;
- ЭА просты в реализации;
- ЭА могут быть использованы в задачах с изменяющейся средой.

В то же время существует ряд трудностей в практическом использовании ЭА, а именно:

- с помощью ЭА проблематично найти точный глобальный оптимум;
- ЭА неэффективно применять в случае оптимизации функции, требующей большого времени на вычисление;
- ЭА непросто смоделировать для нахождения всех решений задачи;
- не для всех задач удается найти оптимальное кодирование параметров;
- в многоэкстремальных задачах ЭА сталкивается с множеством аттракторов: на графике функции Растригина от одной переменной видно, что истинный минимум достигается при x = 0;
- ЭА трудно применить для изолированных функций. Изолированность («поиск иголки в стоге сена») — проблема для любого метода оптимизации, поскольку функция не предоставляет информации, подсказывающей, в какой области искать максимум.

Следовательно, используются определенные случайные и умные алгоритмы поиска, такие как генетические алгоритмы, алгоритм пчел, алгоритм мух и алгоритм обезьян.

Для сравнения данных алгоритмов необходимо провести экспериментальные запуски расчетов несложной задачи. Эксперимент состоит в топологической оптимизации некоторого участка ротора с воздушным зазором, параметром оптимизации принято

значение вращающего момента в зазоре. Расчет производится для 3 разных наборов ячеек (рис. 1). Для 1-го случая - 12 ячеек, 2 – 48, 3 -192. Результаты получены расчетов получены в программе Elcut.

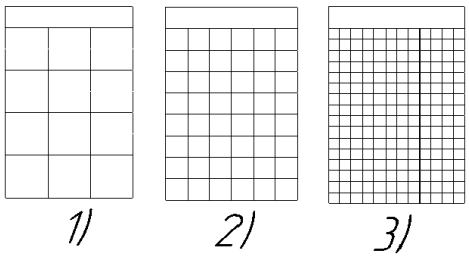


Рис. 1. Участки ротора с разным количеством ячеек

Fig. 1. Rotor sections with different number of cells

Результаты моделирования быстродействия работы эволюционных алгоритмов и реализация ГА

По проведенным экспериментальным запускам алгоритмов получены следующие результаты — наиболее эффективными для топологической оптимизации по степени быстродействия (по достижению значения момента 16 Н·м) можно считать следующие алгоритмы:

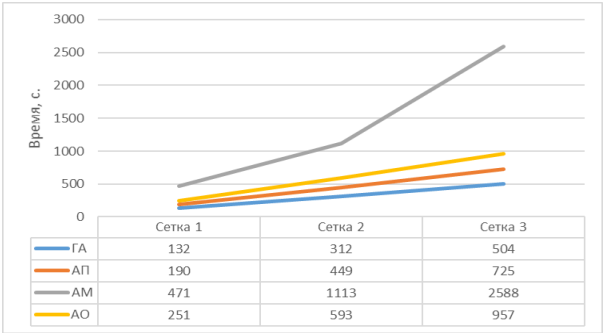
− Генетический алгоритм. Параметры алгоритма: 900–1500 итераций, 2 мутации, 1 мутирующий ген, 400— размер популяции, тип генерации — 1, тип кроссовера — двухточечный, равномерный закон распределения, среднее время выполнения — для 1 сетки - 132 секунд (время расчета одной операции – 1,1 с), для 2 сетки - 312 секунд (1,25 с), для 3 сетки - 504 секунд (1,4 с);

− Алгоритм пчел. Параметры алгоритма: 1350–2000 итераций, 180 пчел-скаутов, 380 пчел-медоносов, 80 лучших пчел, тип генерации начальной совокупности — 3, среднее время выполнения — для 1 сетки - 190 секунд, для 2 сетки - 449 секунд, для 3 сетки - 725 секунд;

− Алгоритм мух. Параметры алгоритма: число мух — 50, число итераций — 75–90, тип генерации начальной совокупности — 2, число шагов — 5, область видимости мухи - 4бита, среднее время выполнения — для 1 сетки - 471 секунд, для 2 сетки - 1113 секунд, для 3 сетки - 2588 секунд;

− Алгоритм обезьян. Параметры алгоритма: число обезьян — 145, число итераций — 300, число бит для изменения — 5, число бит для «прыжка» — 8, число возможных «прыжков» - 13, среднее время выполнения — для 1 сетки - 251 секунд, для 2 сетки - 593 секунд, для 3 сетки - 957 секунд;

Как наиболее эффективный по времени исполнения принят генетический алгоритм.



	Сетка 1	Сетка 2	Сетка 3
ГА	132	312	504
АП	190	449	725
АМ	471	1113	2588
АО	251	593	957

Рис. 2. Результаты сравнения эволюционных алгоритмов

Fig. 2. Results of comparison of evolutionary algorithms

Как уже отмечалось выше, при решении оптимизационных задач в непрерывных пространствах вполне естественно представлять гены напрямую вещественными числами. В этом случае, хромосома - вектор вещественных чисел. Точность решений будет определяться исключительно разрядной сеткой той ЭВМ, на которой реализуется real-coded алгоритм. Длина хромосомы будет совпадать с длиной вектора-решения оптимизационной

задачи, иначе говоря, каждый ген будет отвечать за одну переменную. Генотип объекта становится идентичным его фенотипу.

Вышесказанное определяет список основных преимуществ *real-coded* алгоритмов:

1. Использование непрерывных генов делает возможным поиск в больших пространствах (даже в неизвестных), что трудно получить в случае двоичных генов, когда увеличение пространства поиска сокращает точность решения при неизменной длине хромосомы;

2. Одной из важных черт непрерывных ГА является их способность к локальной настройке решений;

3. Использование непрерывных ГА для представления решений удобно, поскольку близко к постановке большинства прикладных задач. Кроме того, отсутствие операций кодирования/декодирования, которые необходимы в битовом ГА, повышает скорость работы алгоритма [13].

Для удобства ГА, представленный в работе, принят непрерывным.

Реализация генетического алгоритма.

1. Создание хромосом для начальной популяции – *def individual*. Создаются 4 рандомных хромосомы, не повторяющие друг друга, и содержащие определенный набор материалов (удобно задание объема ПМ или стали).

2. Формирование из хромосом первого этапа начальной популяции – *def population*.

3. Решение уравнения целевой функции посредством программы *Elcut* при применении МКЭ - *def fitness_calculation*. Открывается заранее подготовленный сектор СДПМ, из значений хромосом рассчитывается для данной топологии ротора значение вращающего момента для 4х состояний статора. Далее определяется для полученных результатов среднеквадратичное значение, что является решением целевой функции.

4. Выбор особей для скрещивания – def selection. В коде возможен выбор из трех вариантов реализации этапа: колесо рулетки, лучшая половина, рандом. Для данного КТО использовано колесо рулетки из-за малого количества хромосом.

```
#Начальная популяция
def individual(number_of_genes, upper_limit, lower_limit):
    individual=[round(rnd()*(upper_limit-lower_limit)
                +lower_limit) for x in range(number_of_genes)]
    i=0
    y=0
    for i in range(10):
        if individual[i]==0:
            y=y+1
    while y<5: #кол-во мин. блоков стали
        individual=[round(rnd()*(upper_limit-lower_limit)
                +lower_limit) for x in range(number_of_genes)]
        y=0
        for i in range(10):
            if individual[i]==0:
                y=y+1
    return individual


#популяция
def population(number_of_individuals,
               number_of_genes, upper_limit, lower_limit):
    return [individual(number_of_genes, upper_limit, lower_limit)
        for x in range(number_of_individuals)]

#целевая фукнция Elcut
def fitness_calculation(individual):
    i=0
    fitness_value1=0
    fitness_value2=0
    fitness_value3=0
    autoit.run("C:\Program Files (x86)\TOR Coop\ELCUT 5.1\Professional Edition\Elcut.exe")
    autoit.win_wait("Elcut",5);
    autoit.mouse_click("Left", 242, 87,1)
    autoit.mouse_click("Left", 38, 45,2)
    time.sleep(1.5)
    autoit.send(" 0");
    autoit.win_wait("Open",20);
    autoit.mouse_click("Left", 1020, 589,1)
    autoit.mouse_click("Left", 124, 127,2)
    time.sleep(1.5)
    while i < 11:
```

Рис. 3. Пример кода для реализации ГА *Fig. 3. Sample Code for GA Implementation*

5. Скрещивание выбранных особей – *def mating*. В коде возможен выбор из двух вариантов реализации этапа: разделение по одной точке и по двум точкам. Для данного КТО было использовано разделение по одной точке из-за большого количества и значений генов.

6. Случайная мутация случайно выбранной особи – *def mutation*. Реализована посредством рандомной замены значения генов случайно выбранной хромосомы.

7. Создание следующей популяции – *def next_generation*. На данном этапе введен выбор элитарной особи, когда хромосома с наибольшим значение целевой функции переходит обязательно в следующее поколение.

8. Проверка на окончание ГА – *def fitness_similarity_check*. В коде возможен выбор из двух вариантов реализации этапа: окончание при превышении максимального значения целевой функции и при превышении повторений элитарной хромосомы. Для данной оптимизации использовано окончание ГА при превышении повторений элитарной хромосомы (данный вариант используется при желании проектировщика получить максимальное значение вращающего момента или минимального количества ПМ).

Заключение

На основе литературного анализа, сделаны выводы, что на сегодняшний день не существует комплексных решений оптимизации конструкции СДПМ, при этом уже есть практические применения результатов топологической оптимизации, и доказанная эффективность данного метода. Для реализации комплексной топологической оптимизации необходимо использовать метод поиска (перебора) материалов в конструкции СДПМ, и на основе анализа преимуществ и недостатков разных методов, выбраны эволюционные алгоритмы. Проведены экспериментальные запуски 4х типов эволюционных алгоритмов, и выбран генетический алгоритм, и продемонстрирована практическая реализация ГА под требования оптимизации СДПМ.

Важной особенностью использования методов поиска на основе популяции является гибкость при распределении вычислений. Оценка пригодности индивидуумов в каждом наборе популяций является независимым вычислением и может быть назначена любому компьютеру в сети. Это не обязательно требует вычислительной среды с высокой пропускной способностью. Также не требует высокой степени надежность сети и доступность узлов. Однако, ГА не гарантирует обнаружения глобального решения за короткое время. ГА не гарантируют и того, что найденное решение будет оптимальным. Тем не менее ГА применимы для поиска "достаточно хорошего" решения задачи за "достаточно короткое время". ГА представляют собой разновидность алгоритмов поиска и имеют преимущества перед другими алгоритмами при очень больших размерностях задач и отсутствии упорядоченности в исходных данных, когда альтернативой служит метод полного перебора вариантов.

Главным достоинством ГА является то, что они могут применяться для решения сложных неформализованных задач, для которых не разработано специальных методов.

Существует, по крайней мере, три класса задач, которые могут быть решены при помощи представленного алгоритма:

- задача быстрой локализации одного оптимального значения,
- задача определения нескольких (или всех) глобальных экстремумов,
- задача описания ландшафта исследуемой функции, которая может сопровождаться выделением не только глобальных, но и локальных максимумов» [15].

В современном мире требуются оптимальные и разумные подходы к решению проблем в любой области, независимо от того, простые они или сложные. Исследователи и разработчики пытаются сделать машины и программное обеспечение более эффективными и интеллектуальными. Именно здесь искусственный интеллект играет свою роль в разработке эффективных и оптимальных алгоритмов поиска. Генетический алгоритм является одним из самых распространенных и передовых методов эвристического поиска в ИИ. Генетический алгоритм (ГА) разработан для поиска наиболее оптимального решения для данной проблемы на основе наследования, мутации, отбора и некоторых других методов. Было доказано, что генетические алгоритмы являются наиболее мощными методами объективной оптимизации для выборки большого пространства решений.

Литература

1. Onsal, M., Cumhur, B., Demir, Y., Yolacan, E., Aydin, M., “Rotor design optimization of a new flux-assisted consequent pole spoke-type permanent magnet torque motor for low-speed applications,” IEEE Trans. Magn. 2018, 54, 8206005.

2. Петров, Т. И. Модификация генетического алгоритма для комплексной топологической оптимизации ротора синхронных двигателей / Т. И. Петров // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2021. Т. 23. № 3. С. 70-79.

3. Durairaj M, Dhanavel C (2018) A survey on cloud service scheduling using genetic algorithm. Int J Comput Sci Eng 6(6):1201–1207

4. Li H, He F, Liang Y et al (2020) A dividing-based many-objective evolutionary

algorithm for large-scale feature selection. Soft Comput 24:6851–6870.

5. Сафин А.Р. Метод проектирования и топологической оптимизации роторов синхронных двигателей с постоянными магнитами / А. Р. Сафин, Т. И. Петров, А. М. Копылов [и др.] // Вестник Казанского государственного энергетического университета. 2020. Т. 12. № 2(46). С. 45-53.

6. Chen X, He F, Yu H (2019) A matting method based on full feature coverage. Multimed Tools Appl 78(9):11173–11201

7. Стариков А.В. Линеаризованная математическая модель погружного асинхронного двигателя / А. В. Стариков, С. Л. Лисин, Т. В. Табачникова [и др.] // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2019. № 4(64). С. 155-167.

8. Wang, Cf., Liu, K. & Shen, Pp. A Novel Genetic Algorithm for Global Optimization. Acta Math. Appl. Sin. Engl. Ser. 36, 482–491 (2020).

9. Maghawry, A., Hodhod, R., Omar, Y. et al. An approach for optimizing multi-objective problems using hybrid genetic algorithms. Soft Comput 25, 389–405 (2021)

10. M. Alshraideh, B. Mahafzah, S. Al-Sharaeh , A MultiplePopulation Genetic Algorithm for Branch Coverage Test Data Generation, Software Quality Control, Vol. 19, n. 3, pp. 489-513, 2011

11. Petrov T.I., Safin A.R. “Modification Genetic Algorithm for Topological Optimization the Rotor of Synchronous Motors,” Lecture Notes in Civil Engineering. – 2022. Vol. 190. P. 151-156.

12. Mary Gladence, L., Ravi, T., Mining the change of customer behavior in fuzzy time-interval sequential patterns with aid of Similarity Computation Index (SCI) and Genetic Algorithm (GA), (2013) International Review on Computers and Software (IRECOS), 8 (11), pp. 2552-2561

13. Kaur G, Aggarwal S (2013) A survey of genetic algorithm for association rule mining. Int J Comput Appl 67(20):25–28

14. Moustafa, A.A., Alqadi, Z.A., Alduari, M., Alomar, S., Practical approach to genetic algorithm cryptanalysis, (2009) International Review on Computers and Software (IRECOS), 4 (6), pp. 658- 663.

15.Poloni C (1997) Hybrid GA for multiobjective aerodynamic shape optimization. In: Winter G, Periaux J, Galan M, Cuesta P (eds) Genetic algorithms in engineering and computer science. Wiley, New York, pp 397–414

Авторы публикации

Петров Тимур Игоревич – ассистент кафедры «Электроснабжение промышленных предприятий», Казанский государственный энергетический университет.

Сафин Альфред Робертович – профессор кафедры «Электроснабжение промышленных предприятий», Казанский государственный энергетический университет.

Низамиев Марат Фирденатович – доцент кафедры «Электроснабжение промышленных предприятий», Казанский государственный энергетический университет.

Басенко Василий Романович – ассистент кафедры «Электроснабжение промышленных предприятий», Казанский государственный энергетический университет.

References

1. Onsal M, Cumhur B, Demir Y, et.al. Rotor design optimization of a new flux-assisted consequent pole spoke-type permanent magnet torque motor for low-speed applications. IEEE Trans. Magn. 2018;54;8206005.

2. Petrov TI. Modification of the genetic algorithm for a complex topological alternative to the rotor of synchronous motors. Energy problems. 2021;23(3):70-79.

3. Durairaj M, Dhanavel C. A survey on cloud service scheduling using genetic algorithm. Int J Comput Sci Eng. 2018;6(6):1201–1207

4. Li H, He F, Liang Y et al (2020) A dividing-based many-objective evolutionary algorithm for large-scale feature selection. Soft Comput 24:6851–6870.

5. Safin AR, Petrov TI, Kopylov AM, et.al. Method for designing and topological optimization of rotors of synchronous motors with permanent magnets. *Vestnik KSPEU*. 2020;12;2(46);45-53.

6. Chen X, He F, Yu H A matting method based on full feature coverage. Multimed Tools Appl. 2019;78(9):11173–11201

7. Starikov AV, Lisin SL, Tabachnikova TV, et.al. Linearized mathematical model of a submersible asynchronous motor; Bulletin of the Samara State Technical University. Series: Engineering sciences. 2019;4 (64); 155-167.

8. Wang Cf, Li, K, Shen Pp. Novel Genetic Algorithm for Global Optimization. Acta Math. Appl. Sin. Engl. Ser. 2020;36;482–491.

9. Maghawry A, Hodhod R, Omar Y, et al. An approach for optimizing multi-objective problems using hybrid genetic algorithms. Soft Comput. 2021;25;389–405.

10. Alshraideh M, Mahafzah B, Al-Sharaeh S. MultiplePopulation Genetic Algorithm for Branch Coverage Test Data Generation. Software Quality Control. 2011;19;3;489-513.

11. Petrov TI, Safin AR. Modification Genetic Algorithm for Topological Optimization the Rotor of Synchronous Motors. Lecture Notes in Civil Engineering. 2022;190; 151-156.

12. Mary GL, Ravi T. Mining the change of customer behavior in fuzzy time-interval sequential patterns with aid of Similarity Computation Index (SCI) and Genetic Algorithm (GA). International Review on Computers and Software (IRECOS). 2013;8(11);2552-2561.

13. Kaur G, Aggarwal S. A survey of genetic algorithm for association rule mining. Int J Comput Appl. 2013;67(20);25–28.

14. Moustafa AA, Alqadi ZA, Alduari M, et.al. Practical approach to genetic algorithm cryptanalysis. International Review on Computers and Software (IRECOS). 2009;4(6);658-663.

15. Poloni C. Hybrid GA for multiobjective aerodynamic shape optimization. Genetic algorithms in engineering and computer science. Wiley, New York. 1997;397–414.

Authors of the publication

Timur I. Petrov - Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Alfred R. Safin - Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Marat F. Nizamiev - Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Vasily R. Basenko- Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia.

Получено ***23.05.2022г.***

Отредактировано ***30.05.2022г.***

Принято ***20.05.2022г.***