

УДК 621.313: 621.316

**И.И. Тищенко,
М.В. Короткова**

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПТИМАЛЬНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РЕСУРСОВ В ЭНЕРГЕТИКЕ

Аннотация. Рассмотрено применение генетических алгоритмов и эволюционной стратегии в задачах оптимального распределения ресурсов на примере определения оптимальной степени участия синхронных двигателей в компенсации заданного значения реактивной мощности. Проведен сравнительный анализ подходов использования этих алгоритмов.

Ключевые слова: эволюционный алгоритм, генетический алгоритм, эволюционная стратегия, оптимизация, популяция, хромосома, кроссовер, селекция, мутация, синхронный двигатель, реактивная мощность.

**І.І. Тищенко,
М.В. Короткова**

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЗАСТОСУВАННЯ ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ ОПТИМАЛЬНОГО РОЗПОДІЛЕННЯ РЕСУРСІВ В ЕНЕРГЕТИЦІ

Анотація. Розглянуто застосування генетичних алгоритмів та еволюційної стратегії в задачах оптимального розподілення ресурсів на прикладі визначення оптимальної долі участі синхронних двигунів в компенсації заданого значення реактивної потужності. Виконано порівняльний аналіз використання цих алгоритмів.

Ключові слова: еволюційний алгоритм, генетичний алгоритм, еволюційна стратегія, оптимізація, популяція, хромосома, кросовер, селекція, мутація, синхронний двигун, реактивна потужність.

**І.І. Tyshchenko,
M.V. Korotkova**

COMPARATIVE ANALYSIS OF APPLICATIONS FOR EVOLUTIONARY ALGORITHMS IN PROBLEMS OF AN OPTIMAL ALLOCATION OF RESOURCES IN ENERGETICS

Abstract. The application of genetic algorithms and evolutionary strategy algorithm in problems of an optimal allocation of resources on the example of determining the optimal degree of participation of synchronous motors to compensate the reactive power setpoint. A comparative analysis of the approaches using these algorithms.

Keywords: evolutionary algorithm, genetic algorithm, evolutionary strategy, optimization, population, chromosome, crossover, selection, mutation, synchronous motor, reactive power.

Введение. При эксплуатации электро-энергетических систем зачастую приходится сталкиваться с рядом сложных оптимизационных задач, плохо поддающихся решению традиционными методами. Инженеры вынуждены бороться с преждевременной сходимостью, с медленной сходимостью и даже расходимостью итерационных методов при решении сложных многомерных задач; мириться с наличием дополнительных требований, предъявляемых к целевой функции и критерию оптимизации; со сложностью применяемых алгоритмов. При этом учитываются требования, выдвигаемые к быстродействию алгоритма, которые становятся особо жесткими в условиях оперативного управления режимами.

Постановка задач оптимального проектирования и управления, а также многих других, требующих применения методов

глобальной оптимизации, подталкивают к непрерывному поиску новых эффективных оптимизационных алгоритмов. При этом, во многих случаях инженера вполне удовлетворит приближенное решение, которое дает результат, соответствующий некоему критерию, однако, не обязательно наилучший. Тут на помощь приходят эвристические алгоритмы [1,2], не имеющие строгого обоснования, но дающие приемлемое решение задачи в большинстве практически значимых случаев.

Доступность персональных компьютеров и резкий рост их вычислительной производительности привел к всплеску интереса к эволюционным алгоритмам (ЭА) в нашей стране в начале 2000-х [1-3]. При этом повальное увлечение генетическими алгоритмами (ГА) [5] привело к тому, что, в условиях дефицита специализированной русско-

язычной литературы, именно этим термином были ошибочно обобщены многочисленные группы алгоритмов, использующих принципы эволюционного моделирования. Возникла путаница, приведшая к тому, что в отечественной научной и инженерной средах на протяжении последних двух десятилетий практически игнорировались ЭА отличные от генетических. Так, алгоритм эволюционной стратегии [1,6] оказался в тени пресловутых ГА, а эволюционное программирование [7] и вовсе остается без внимания, значительно уступая по своей популярности другому направлению исследования искусственного интеллекта – нейронным сетям.

Ниже, на примере решения задачи распределения генерируемой реактивной мощности среди группы синхронных двигателей, приведено сравнение классического генетического алгоритма, реализованного в среде *MATLAB* и алгоритма эволюционной стратегии, реализованного авторами статьи в среде графического программирования *LabVIEW*.

Постановка задачи. Задача решалась для четырех присоединенных к РП синхронных двигателей (СД), тип и характеристики которых приведены в табл. 1.

В качестве критерия оптимальности принят минимум суммарных потерь активной мощности на генерацию реактивной мощности. В роли целевой функции выступают потери активной мощности на генерацию реактивной мощности, возникающие в синхронном двигателе, которые могут быть аппроксимированы квадратичной функцией [4]

$$\min Z = \sum_{i=1}^4 \Delta P_i = \sum_{i=1}^4 \left(\frac{D_{1i}}{Q_{\text{н}i}} Q_i + \frac{D_{2i}}{Q_{\text{н}i}^2} Q_i^2 \right).$$

Таблица 1. Исходные данные

Тип двигателя	Номинальная мощность		Коэффициент аппроксимации, кВт		Допустимая загрузка по реактивной мощности, квар	Суммарная реактивная мощность, подлежащая компенсации СД, квар
	активная, кВт	реактивная, квар	D_1	D_2		
СДН-15-30-8	1250	637	7,33	7,29	600	4000
СДН-15-49-8	1600	812	7,22	7,33	800	
СДН-15-64-8	2000	1010	8,08	6,98	1000	
СДН-16-54-8	2500	1265	11,2	10,2	2400	

В данной постановке нелинейная задача оптимального распределения ресурсов заключается в том, чтобы отыскать такие мощности Q_i , которые обеспечили бы минимум суммарных потерь при соблюдении ограничений по величинам Q_i^{\max} , а также по суммарной реактивной мощности, которую должны скомпенсировать синхронные двигатели:

$$1) Q_i^{\min} \leq Q_i \leq Q_i^{\max}, \quad i = 1, 2, 3, 4;$$

$$2) Q_{\Sigma} = \sum_{i=1}^4 Q_i.$$

В качестве эталонного решения для данной нелинейной задачи с ограничениями выступил алгоритм метода неопределенных множителей Лагранжа. [4]

Применение классического ГА. Использование принципов «дарвинизма» в прикладной математике началось в 1950-х, однако серьезный прорыв произошел только в середине 70-х годов под влиянием появления первого серийного персонального компьютера *Altair 8800*. При этом наибольший вклад в теорию ГА внесли Дж. Холланд и его ученики – К. Де Йонг [5] и Д. Голдберг.

Идея ГА [1,2] заимствована у живой природы и заключается в организации эволюционного процесса, конечной целью которого является получение оптимального решения в сложной комбинаторной задаче. Задача формализуется таким образом, чтобы её решение могло быть закодировано в виде вектора «хромосом» («генотипа»), где каждая «хромосома» является двоичным числом.

Популяция – конечное множество особей, представленных хромосомами с закодированными в них параметрами задачи. Случайным образом создается множество генотипов начальной популяции. Они оцениваются с использованием функции приспособленности (фитнес-функции), которая представляет собой целевую функцию. С помощью фитнес-функции наиболее приспособленные особи (более подходящие решения) получают возможность скрещиваться и давать потомство, а наихудшие (плохие решения) удаляются из популяции и не дают потомства. В результате произведенной селекции, приспособленность нового поколения в среднем выше предыдущего.

После осуществления отбора к полученным особям (выбираемым с вероятностью скрещивания) и генам (выбираемым с вероятностью мутации) применяются генетические операторы кроссовера и мутации. Моделирование «эволюционного процесса», который имеет несколько жизненных циклов (поколений), выполняется итеративно до тех пор, пока не будет выполнен критерий остановки алгоритма.

Подобные методы и алгоритмы чаще всего используются в случае, когда искомая целевая функция является прерывистой, существенно нелинейной, стохастической, не имеет производных или эти производные являются недостаточно определенными. В электроэнергетике с помощью ГА успешно решают задачи по расчету установившихся режимов электроэнергетических систем и выполняют их оптимизацию по активной мощности, по реактивной мощности, по коэффициентам трансформации и др. [9]

Моделирование классического генетического алгоритма выполнено при помощи надстройки *Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox*, являющейся частью расширения *Optimization Toolbox*, входящего в программный пакет *MATLAB*. В поле *Fitness function* указывается целевая функция в виде ссылки на *M*-файл, в котором предварительно описана оптимизируемая функция. В поле *Number of variables* указывается длина входного вектора оптимизируемой функции. В панели *Constraints* задаются ограничения

(в поле *Linear inequalities* в матричном виде задается линейное ограничение неравенства, а в поле *Linear equalities* – линейные ограничения равенств) или ограничивающая нелинейная функция. В правой части основного окна утилиты *GATool* находится панель *Options*. Она позволяет устанавливать различные настройки для работы ГА.

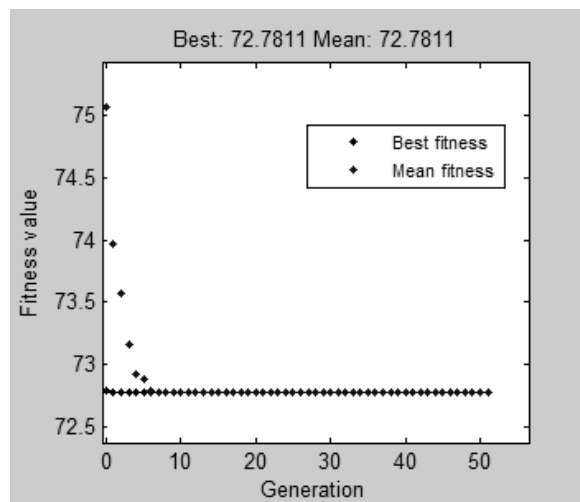


Рис. 1 – График фитнес-функции, полученный в ходе моделирования ГА

Моделирование ГА выполнялось для популяции численностью 50 особей с применением рангового масштабирования фитнес-функции, механизма селекции «рулетка», вероятности скрещивания равной 0,8, с задействованием механизма элитарной стратегии. Алгоритм показал высокую точность при посредственном быстродействии: на моделирование 50-60 поколений в среднем уходило около 2 с. Результаты расчета представлены на рис. 1 и в табл. 2.

Эволюционная стратегия (ЭС). В качестве альтернативного ЭА выбран алгоритм ЭС. Этот тип эвристических алгоритмов разработан в 1964 году немецким учёным Инго Рехенбергом и развит в дальнейшем Ханс-Полом Швэфелом [6] и др.

Главное сходство между ЭС и ГА заключается в том, что оба метода используют популяции потенциальных решений и реализуют принцип селекции и преобразования наиболее приспособленных особей [1,8].

Однако подходы сильно отличаются друг от друга. Так, ЭС оперируют векторами

действительных чисел, тогда как ГА – двоичными векторами. Существенное отличие касается также последовательности выполнения процедур селекции и рекомбинации. При реализации ЭС вначале производится рекомбинация, а потом селекция. Потомок образуется в результате скрещивания двух родителей и мутации. Формируемая таким образом промежуточная популяция, состоящая из всех родителей и полученных от них потомков, в дальнейшем подвергается селекции, которая уменьшает размер этой популяции до размера исходной популяции. В случае выполнения ГА эта последовательность инвертируется, о чем уже было упомянуто выше.

Еще одно существенное различие состоит в организации процесса селекции. При реализации ЭС формируется промежуточная популяция, состоящая из всех родителей и некоторого количества потомков, созданных в результате применения генетических операторов. С помощью отбора размер этой промежуточной популяции уменьшается до величины родительской за счет исключения наименее приспособленных особей. Сформированная таким образом популяция образует очередное поколение. В ГА, напротив, предполагается, что в результате селекции из популяции родителей выбирается количество особей, равное размерности исходной популяции, при этом некоторые (наиболее приспособленные) особи могут выбираться многократно независимо от применяемого в ГА метода селекции. Менее приспособленные особи также имеют возможность оказаться в новой популяции, однако шансы их выбора пропорциональны величине приспособленности особей. При реализации ЭС особи выбираются без повторений, так как в ЭС применяется детерминированная процедура селекции. Следует также отметить, что параметры ГА (такие, как вероятности скре-

щивания и мутации) остаются постоянными на протяжении всего процесса эволюции, тогда как при реализации ЭС эти параметры подвергаются самоадаптации.

Моделирование эволюционной стратегии. В ходе решения поставленной задачи в среде графического программирования *LabVIEW* был разработан специальный алгоритм, позволяющий решать задачу оптимального распределения ресурсов путем моделирования ЭС с различными параметрами. Интерфейс разработанного виртуального прибора представлен на рисунке 2.

Программа позволяет моделировать ЭС и регулировать параметры эволюции. Для поставленной задачи наилучших результатов удалось достичь с применением схемы уменьшения размера промежуточной популяции за счет исключения наименее приспособленных особей и задействованием элитизма. Алгоритм обеспечивает стабильно высокую точность расчета при размере популяции в 200 особей. Однако, следует отметить, что эффективная реализация механизма задания ограничений в комбинации адаптивной мутацией даже при росте численности популяции позволила достичь более высокого быстродействия: 50 поколений моделируются в среднем за 0,2-0,23 с. Сравнительные результаты решения задачи различными методами представлены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты эксперимента

	ГА	ЭС	Метод неопред. множителей Лагранжа
Q_1 , кВт	525,7	524,5	521,6
Q_2 , кВт	800	800	800
Q_3 , кВт	999,6	1000	1000
Q_4 , кВт	1674,7	1675,5	1678,4
Z, кВт	72,781	72,777	72,777

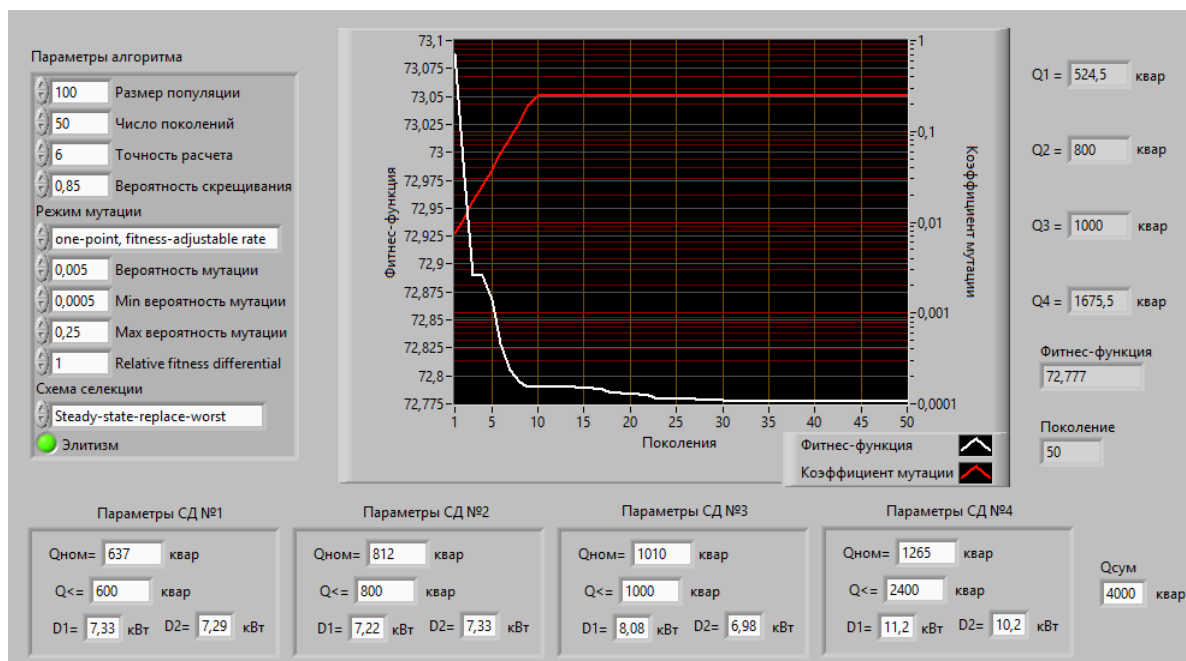


Рис. 2 – Диалоговое окно алгоритма эволюционной стратегии, разработанного в *LabVIEW*

Выводы:

1. В настоящее время при реализации генетических алгоритмов для решения оптимизационных задач все чаще применяется представление хромосом действительными числами и различные модификации «генетических» операторов, что имеет целью повышение эффективности этих алгоритмов. Подобные методы, значительно отличающиеся от классического генетического алгоритма, по традиции сохраняют прежнее название, хотя более корректно было бы называть их эволюционными.

2. Генетический алгоритм не является «волшебной палочкой» при решении всех оптимизационных задач. Во множестве случаев другие алгоритмы работают быстрее и практичнее. Генетический алгоритм предназначен для оптимизации функций дискретных переменных, в то время как эволюционные стратегии ориентированы на оптимизацию непрерывных функций с использованием рекомбинаций. Эффективный выбор и использование эволюционных алгоритмов зависят от правильного соотнесения формализованной задачи, сущности метода решения и ожидаемых результатов.

3. Существенным преимуществом эволюционной стратегии является механизм трактовки ограничений, налагаемых на кри-

терий оптимизации. Так, если при реализации эволюционной стратегии на некоторой итерации потомок не удовлетворяет всем ограничениям, то он отвергается и не включается в новую популяцию. В случае роста численности таких потомков эволюционная стратегия запускает процесс адаптации параметров, путем увеличения вероятности скрещивания и мутаций. В классическом генетическом алгоритме вместо этого механизма для особей, которые не удовлетворяют наложенным ограничениям, применяется «штрафная» функция [10], однако эта методика снижает скорость работы алгоритма и способствует вырождению популяции.

Список использованной литературы

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. [текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский — М.: Горячая линия-Телеком, 2008. — С. 452.
2. Рутковский, Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. [текст] / Л. Рутковский — М.: Горячая линия-Телеком, 2010. — С. 520.
3. Емельянов В. В. Теория и практика эволюционного моделирования. [текст] / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик и др. – М.:

Физматлит, 2003. — С. 432.

4. Карпов, Ф.Ф. Компенсация реактивной мощности в распределительных сетях. [текст] / Ф.Ф. Карпов – М., «Энергия», 1975. — 184 с.

5. De Jong, K.A. Analysis of behavior of a class of genetic adaptive systems. PhD Thesis. [text] / K.A. De Jong – University of Michigan: Ann Arbor, MI. – 1975. – 256 p.

6. Beyer, H.G. Evolution strategies. A comprehensive introduction [text] / H.G. Beyer, H.P. Schwefel // Natural Computing 1: p. 3–52, 2002.

7. Fogel, D.B. Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence [text] / D.B. Fogel – New Jersey: IEEE Press/ Wiley & Sons, Inc., 2006. – 292 p.

8. Снитюк, В.Е. Аспекты эволюционного моделирования в задачах оптимизации [текст] / В.Е. Снитюк // Искусственный интеллект. – 2005. – № 4. – С. 284-291

9. Любченко, В.Я. Генетические алгоритмы оптимизации режимов электроэнергетических систем [текст] / В.Я. Любченко, Д.А. Павлюченко // Материалы межд. науч.-тех. конф. «ИСТ-2003» (докл. и тез. докл.). Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2003 Т. 3. – С. 166-170

10. Горнштейн, В.М. Методы оптимизации режимов энергосистем. [текст] / В.М. Горнштейн, Б.П. Мирошниченко и др. – М.: Энергия, 1981. — 336 с.

Fizmatlit, Moscow, p. 432 (in Russian)

4. Karpov F.F. Kompensatsiya reaktivnoy moshchnosti v raspredelitelnykh setyah [Reactive power compensation in distribution energy systems], (1975), *Energiya*, Moscow, p.184 (In Russian)

5. De Jong, K.A. Analysis of behavior of a class of genetic adaptive systems. PhD Thesis. – University of Michigan: Ann Arbor, MI. – 1975. – 256 p. (In English)

6. Beyer, H.G, Schwefel, H.P. Evolution strategies. A comprehensive introduction// *Natural Computing 1*: p. 3–52, 2002. (In English)

7. Fogel, D.B. Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence– New Jersey: IEEE Press/ Wiley & Sons, Inc., 2006. – 292 p. (In English)

8. Snityuk V.E. Aspekty evolyutsionnogo modelirovaniya v zadachah optimizatsii Aspects of evolutionary simulation optimization problems], (2005), *Iskusstvennyy intellekt*, Kyiv, Ukraine, vol.4, pp. 284-291 (In Russian)

9. Lyubchenko, V.Ya. Geneticheskie algoritmy optimizatsii rezhimov elektroenergeticheskikh sistem [Genetic algorithms optimization of electric power systems], (2003), *Novosibirskiy gosudarstvennyy tekhnicheskiy universitet Publ.*, Novosibirsk, Russia, vol.3, pp. 166-170 (In Russian)

10. Gornshteyn V.M. Metody optimizatsii rezhimov energosistem [Optimizations methods for energy systems], (1981), *Energiya*, Moscow, p.336 (In Russian)

Получено: 3.12.2015

References

1. Rutkovskaya, D. Neyronnyie seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy. [Neural networks , genetic algorithms and fuzzy systems], (2008), *Goryachaya liniya-Telekom*, Moscow, p. 452 (in Russian)

2. Rutkovskiy, L. Metody i tehnologii iskusstvennogo intellekta [Methods and techniques of artificial intelligence], (2010), *Goryachaya liniya-Telekom*, Moscow, p. 520 (in Russian)

3. Emelyanov V. V. Teoriya i praktika evolyutsionnogo modelirovaniya [Theory and practice of evolutionary modeling], (2010),



Тищенко Иван Иванович,
ассистент кафедры электроснабжения и энергетического менеджмента
ОНПУ
e-mail: it91@ukr.net



Короткова Маргарита Валерьевна,
магистр кафедры электроснабжения и энергетического менеджмента
ОНПУ
e-mail:
korotcova07@yandex.ru