

УДК 621.312

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ РЕЖИМОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Б.М. Пулатов

ТашГТУ

АННОТАЦИЯ

В статье рассматриваются вопросы для решения задач оптимизации на основе использования генетических алгоритмов. Описаны сущности и особенности простого генетического алгоритма, разработке математической модели, основанной на генетическом алгоритме, является разработка структуры хромосомы, в которой будет храниться решение. Приведен генетический алгоритм оптимизации режимов энергосистем с использованием принципов вещественного кодирования, а также задачи, решаемые с использованием генетических алгоритмов. Для решения задач оптимизации приведены блок-схемы генетического алгоритма.

Ключевые слова: Электрическая сеть, аппроксимация, хромосома, целевая функция, ограничение, алгоритм решения, многопараметрических функций, генетический алгоритм.

ANNOTATSIYA

Maqolada genetik algoritmlardan foydalanishga asoslangan optimallashtirish masalalarini hal qilish masalalari yoritilgan. Oddiy genetik algoritmnining mohiyati va xususiyatlari ta'riflangan, genetik algoritmgaga asoslangan matematik modelni ishlab chiqish, bu eritma saqlanadigan xromosomalarning tuzilishini ishlab chiqishdir. Materiallar kodlash prinsiplarini qo'llagan holda energiya tizimlarining rejimlarini optimallashtirish uchun genetik algoritm, shuningdek, genetik algoritmlar yordamida hal qilingan muammolar taqdim etilgan. Optimallashtirish masalasini yechishda genetik algoritmlarning blok sxemasi ham keltirilgan.

Kalit so'zi: Elektr tarmoq; approksimatsiya; xromosoma; maqsad funksiyasi; cheklashlar; hisoblash algoritmi; ko'pparametrlil funktsiya; genetik algoritm.

ABSTRACT

In article discusses issues for solving optimization problems based on the use of genetic algorithms. The essence and features of a simple genetic algorithm are described and the development of a mathematical model based on a genetic algorithm is the development of a chromosome structure in which the solution will be stored. A genetic algorithm for optimizing the regimes of power systems using the principles of material coding, as well as problems solved using genetic algorithms, is presented.

Key words: Electric network, approximation, chromosome, criterion function, restriction, algorithm of the solution, multiple parameter functions, genetic algorithm.

Генетические алгоритмы – это очень популярные в настоящее время способы решения задач оптимизации. В их основе лежит использование эволюционных принципов для поиска оптимального решения. Уже сама идея выглядит довольно интригующей и любопытной, чтобы претворить её в жизнь, а многочисленные положительные результаты только разжигают интерес со стороны исследователей. Зачастую небольшое изменение одного из них может привести к неожиданному улучшению результата. Применение генетических алгоритмов полезно лишь в тех случаях, когда для данной задачи нет подходящего специального алгоритма решения. Данные алгоритмы основаны на принципах естественного отбора Ч. Дарвина и предложены относительно недавно – в 1975 году Джоном Холландом. В них используются как аналог механизма генетического наследования, так и аналог естественного отбора. При этом сохраняется биологическая терминология в упрощенном виде и основные понятия линейной алгебры.

Формально генетический алгоритм— это алгоритм, который позволяет найти удовлетворительное решение к аналитически неразрешимым проблемам через последовательный подбор и комбинирование искомым параметров с использованием механизмов, напоминающих биологическую эволюцию [1].

Генетические алгоритмы применяются для решения следующих задач:

- Экстремальные задачи (нахождение точек минимума и минимума);
- Задачи о кратчайшем пути;
- Задачи компоновки;
- Составление расписаний;
- Аппроксимация функций;
- Отбор(фильтрация) входных данных;
- Настройка искусственной нейронной сети;
- Моделирование искусственной жизни
- Биоинформатика (свертывание белков и РНК);
- Игровые стратегии;
- Нелинейная фильтрация;
- Развивающиеся агенты/машины.

Генетические алгоритмы это стохастические эвристические оптимизационные методы, основная идея которых взята из теории эволюционного развития видов. Основным механизмом эволюции является естественный отбор, суть которого состоит в том, что более приспособленные особи имеют больше шансов на выживание и размножение и, следовательно, приносят больше потомства, чем менее приспособленные особи. При этом

благодаря передаче генетической информации потомки наследуют от родителей основные их качества [2].

Первым шагом при разработке математической модели, основанной на генетическом алгоритме, является разработка структуры хромосомы, в которой будет храниться решение. Выбранная структура должна учитывать все особенности и ограничения, предъявляемые к искомому решению, а также то, что от её выбора напрямую зависят реализации алгоритмов кроссинговера и мутации. В конечном счёте, выбор хромосомы влияет не только на скорость, но и на сходимость алгоритма вообще.

Структура хромосомы удобна тем, что уже на этапе задания начальных данных можно исключить заведомо неудачные решения, заблокировав соответствующие ячейки.

На следующем шаге алгоритма создаётся начальная популяция, размер которой зависит от размерности задачи и составляет обычно несколько сотен решений.

Для организации оптимизирующего процесса необходимо создать направляющую силу развития популяции. В качестве такой силы выступает требование минимизации целевой функции или, в терминах генетических алгоритмов, фитнес функции. Обычно в качестве её используется аддитивный показатель оптимальности, основанный на штрафах, устанавливаемых каждому решению за какой либо неудобный. Преимуществом такого выбора является возможность настройки алгоритма под конкретную задачу путём варьирования коэффициентов и, тем самым, изменения приоритетов при поиске оптимального решения.

Таким образом, поместив начальную популяцию в созданную нами искусственную среду и реализовав процессы селекции, кроссинговера и мутации, мы получим итерационный алгоритм поиска оптимального решения, на каждой итерации которого выполняются следующие действия:

1. Каждая особь популяции оценивается с помощью фитнес функции.
2. Лучшие решения копируются в новую популяцию без изменения. Такой принцип (принцип элитизма) предотвращает потери лучших решений и обеспечивает повышенную сходимость алгоритма.
3. На основе пропорционального отбора из текущей популяции выбираются два решения, которые подвергаются рекомбинации. Для этого хромосомы родителей обмениваются соответствующими участками.
4. Если новая популяция сформирована, то старая удаляется, после чего переходим к этапу 1. В противном случае переходим к этапу 3.

Основными параметрами ГА являются:

- вероятность мутации;
- точность получения результата;
- количество итераций алгоритма или количество поколений;
- размер популяции.

Генетический алгоритм работает согласно следующей схеме:

1) Прежде всего, в данном алгоритме для организации начала счета создается произвольное исходное семейство.

2) Далее алгоритм производит некую последовательность новых семейств или поколений. На каждом отдельном шаге алгоритм использует определенные индивидуумы из текущего поколения, для того, что бы создать последующее поколение. При формировании нового поколения в алгоритме проводятся следующие действия:

- Отмечается каждый член текущего семейства посредством вычисления соответствующего значения пригодности;

- Проводится масштабирование полученного ряда значений функции пригодности, что позволяет построить диапазон значений более удобный для последующего использования;

- Выбираются родительские значения на основе значений их пригодности;

- Часть индивидуумов из родительского поколения имеет более меньшие значения функции пригодности и которые в далее выбираются как элитные значения. Эти элитные значения передаются далее уже в последующее поколение;

- Дочерние значения образуются или путем неких случайных изменений отдельного одного родителя - мутация - или путем комбинации векторных компонентов некой пары родителей – кроссовер;

- Замена текущего семейства на дочернее с целью формирования последующего поколения.

3) Останов алгоритма производится тогда, когда выполняется какой-нибудь критерий останова.

В электроэнергетике генетические алгоритмы способны решать узкие, но крайне важные задачи оптимизации, например, задачи улучшения показатель качества электроэнергии и понижения затрат на ее производство [4].

Главными объектами исследования становятся такие показатели, как отклонение напряжения, коэффициенты гармонических составляющих и несимметрии напряжения по обратной и ненулевой последовательностям.

Основной классический генетический алгоритм (также называемый элементарным или простым генетическим алгоритмом) состоит из следующих шагов(рис. 1):

- 1) инициализация, или выбор исходной популяции хромосом;
- 2) оценка приспособленности хромосом в популяции;
- 3) проверка условия останова алгоритма;
- 4) селекция хромосом;
- 5) применение генетических операторов;
- 6) формирование новой популяции;
- 7) выбор «наилучшей» хромосомы.

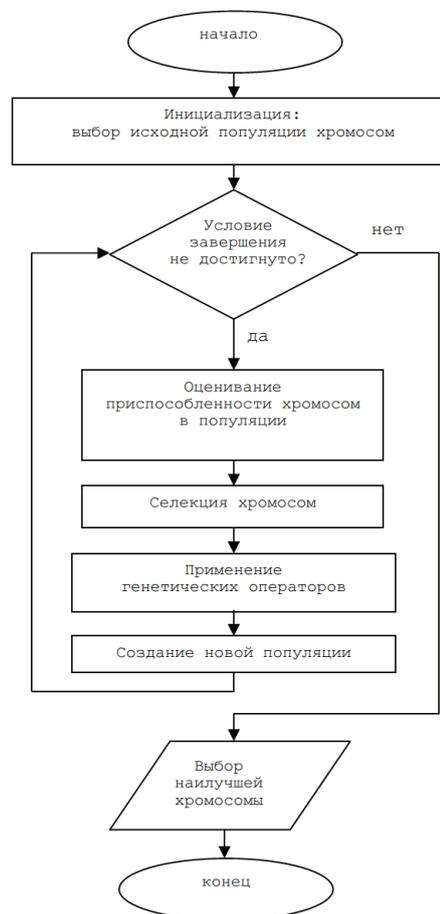


Рис. 1. Блок-схема генетического алгоритма

Можно представить задачу как совокупность нескольких функций (затрат, капиталовложения, ущерба от низкого качества электроэнергии), приведенных на рис. 2. В точке пересечения трех графиков функций и находится оптимальное решение задачи, которое можно найти с помощью канонического или другого ГА.

Рассмотренный алгоритм является не только устойчивым к локальным минимумам, но и благодаря внутреннему параллелизму, выраженному в работе не с отдельными решениями, а с целыми классами решений, обеспечивает относительно быстрый поиск оптимального решения. Методы исследования в своей основе используют итерационную технику улучшения результатов. В течение одной итерации они ищут решение, лучшее в окрестностях данного. Если такое решение найдено, оно становится текущим и начинается новая итерация. Это продолжается до тех пор, пока прирост целевой функции не уменьшится практически до нуля или не выполнится заданное количество итераций. Очевидно, что такие методы ориентированы на поиск только локальных оптимумов, причём положение найденного оптимума зависит от стартовой точки. Глобальный же оптимум может быть найден только случайно. Для повышения вероятности нахождения глобального оптимума используется множественный эксперимент с различными начальными точками, что существенно увеличивает время поиска. [4]

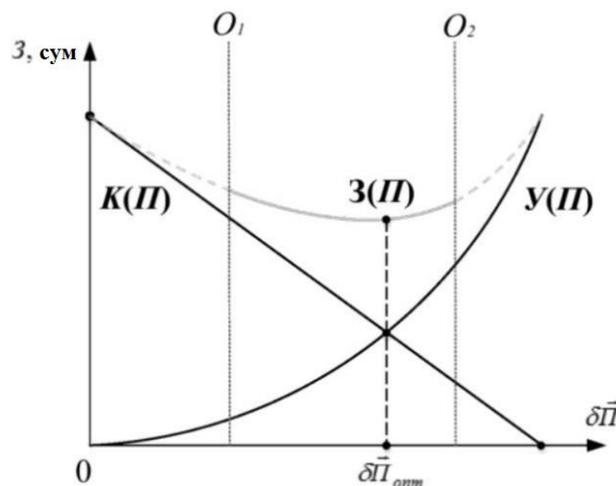


Рис. 2. Характер изменения составляющих затрат при управлении качества электроэнергии. $Z(\Pi)$ – суммарные затраты; $\delta\Pi_{\text{опт}}$ – оптимальный уровень отклонений показателей качества электроэнергии; O – технические ограничения; O_1 – технические возможности улучшения качества энергии; O_2 – технически допустимый уровень электромагнитных помех

Таким образом, представляет интерес разработка алгоритмов, сохраняющих преимущества описанных методов и свободных от указанного недостатка. К таким алгоритмам относятся генетические алгоритмы. Генетические алгоритмы являются универсальным методом оптимизации многопараметрических функций, что позволяет решать широкий спектр задач.

Генетические алгоритмы имеют множество модификаций и сильно зависят от параметров. Зачастую небольшое изменение одного из них может привести к неожиданному улучшению результата. Следует помнить, что применение ГА полезно лишь в тех случаях, когда для данной задачи нет подходящего специального алгоритма решения.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ: (REFERENCES)

1. Emilyanov V.V., Kureychik V.M. Teoriya i praktika evolyusionnogo modelirovaniya. - M: Fizmatlit, 2013. – s. 432/
2. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskiye algoritmi: Uchebnoye posobiye. - 2-e izd. - M: Fizmatlit, 2006. - s. 320.
3. Darrel Whitley "A Genetic Algorithm Tutorial", 2016.-256 p.
4. Tsoy Yu.R., Spistin V.G. Geneticheskiy algoritm/Spistin V.G., Tsoy Yu.R. Predstavleniye znaniy v informatsionnix sistemax: uchebnoe posobie. -Tomsk: Izd-vo TPU, 2016. -146 s.
5. Gayibov T.Sh., Pulatov B.M., Qayumov J.A. Minimization of Losses in Distributed Power Networks by Genetic Algorithms.- International Journal of Advanced Research in Science, Engineering and Technology.-Vol. 6, Issue 2, February 2019.- pp. 8037-8039.