

Применение методов генетических алгоритмов для построения множества Парето в задачах многокритериальной оптимизации

А.В. Тарутин¹, А.В. Набатов²

¹*Пермский национальный исследовательский политехнический университет*

²*Пермский военный институт ВВ МВД России*

Аннотация: Статья посвящена рассмотрению методов многокритериальной оптимизации по Парето. Рассмотрены методы, использующие оптимальность по Парето на основе генетических алгоритмов. Представлено описание преимуществ метода SPEA и SPEA2 по отношению к другим наиболее часто применяемым методам VEGA, FFGA, NSGA, а также дан сравнительный анализ методов SPEA и SPEA2 между собой.

Ключевые слова: задача многокритериальной оптимизации, множество Парето, генетический алгоритм, VEGA, FFGA, NSGA, SPEA.

В последнее время самым актуальным является вопрос качества технических изделий, который больше выражен в надежности элементной базы, используемой внутри технической системы. Любое проектирование сложной системы обычно включает в себя этап параметрической оптимизации [1]. Для оценки функционирования системы, возможности ее использования по назначению в определенный момент времени, все чаще применяется многокритериальная оптимизация, которая позволяет, используя некоторую совокупность критериев оптимальности, оценивать качество системы [2].

Одним из методов решения многокритериальной задачи по повышению надежности функционирования устройств является метод Парето. Как уже известно, в 1897 г. итальянский социолог и экономист В. Парето выявил устойчивую закономерность, которая определяла распределение материальных благ, но при этом до конца ее сформулировать так и не смог. Всем понятное правило 80/20 было сформулировано несколько позднее, при этом в 1907 г. американский экономист М. Лоренц графически на диаграмме проиллюстрировал данное правило. И Парето и Лоренц определяли, что наибольшая доля всех получаемых благ и доходов используется и

принадлежит незначительному числу людей, при этом, чем больше доход, тем меньше группа, владеющая им. Данная закономерность нашла свое применение не только в финансовых областях человеческой деятельности, но и в системе менеджмента качества. Исследуя данную зависимость американский ученый Дж. Джуран, выявил, что большое количество брака или дефектов происходит из-за незначительного числа причин. Впоследствии он назвал эту методику анализом Парето [3, 4].

Данный метод позволяет существенно снизить потери от производства некачественной продукции или материальных благ, выявляя на первоначальном этапе именно те немногочисленные факторы, которые на первый взгляд, казалось бы, являются несущественными, но при дальнейшем рассмотрении оказывают самое сильное влияние на качество продукции, системы. Сама по себе диаграмма Парето – это столбиковая диаграмма, которая определяет зависимость между определенным фактором и вкладом его в выявленную проблему.

Учитывая неоднозначность критериев, при оценке системы необходимо использовать самые разные классификации и составлять большее количество диаграмм Парето, при этом делать это необходимо также для того, чтобы уловить суть проблемы. Наблюдая за системой с разных сторон, необходимо использовать самые разные виды классификации данных, именно это позволит выявить самые важные факторы, влияющие на объект исследования, что и является главной целью метода Парето.

При оценке объекта, зачастую пользуются следующими видами диаграмм Парето [5]:

1. По результатам деятельности. Данные диаграммы позволяют определить проблему, вносящую наибольший вклад, и отразить самые нежелательные результаты, вытекающие из этой проблемы, к которым можно отнести возникающие отказы и дефекты и т.д.;

2. По причинам или, как еще называют, факторам. Эти диаграммы «оголяют» причины проблем, возникающих в ходе производственных процессов, то есть причины отказов или дефектов.

Такой простой и эффективный метод на сегодняшний день имеет большое количество различных алгоритмов построения, так называемого множества Парето, и конечно постоянный поиск наиболее эффективных методик привел к использованию наиболее интенсивно развивающихся методов на основе так называемых генетических алгоритмов.

Сами по себе они принадлежат к классу совершенно новых, скажем так эволюционных, алгоритмов и при этом, конечно же, им присущи ряд характеристик, превносящих их над другими менее эффективными методами оптимизации [6]. Одним, из факторов, выделяющим данные алгоритмы, является то, что их можно использовать при оценке задач различной размерности, и при этом алгоритм способен оценить все множество Парето, определить наиболее оптимальные точки, так сказать с первого раза.

На сегодняшний день используют великое множество генетических алгоритмов, которые показали превосходные результаты при решении задач оптимизации. Самыми используемыми алгоритмами являются:

- VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) [7];
- FFGA (Fonseca and Fleming's Multi-Objective Genetic Algorithm) (или его иногда используют под аббревиатурой MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm) [8];
- NPGA (Niched Pareto genetic algorithm) [9] и NSGA2 (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm) [9];
- SPEA и SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [10].

Каждый из этих алгоритмов обладает некоторыми уникальными преимуществами и недостатками.

Основным недостатком метода VEGA (он был разработан в 1984 году и сразу отнесен к категории селекции по переключающимся целевым функциям), является то, что селекция производится для каждого из критериев отдельно.

Созданный позднее, в 1993 году, метод FFGA представляет собой процедуру ранжирования индивидов, основанную на Парето-доминировании, где ранг каждого индивида определен конкретным числом доминирующих его индивидов.

При этом понятие пригодности, которое используется в данном алгоритме, отличается от пригодности в алгоритме VEGA. Разница состоит в том, что пригодность назначается не для каждого критерия, в отдельности, а для индивида в целом. Она определяется рангом каждого индивида в популяции, а не значениями целевых функций. Ранг индивида, в свою очередь, основан на понятии доминирования.

Метод NPGA (1994 год) – уже значительно отличается от ранее разработанных методов. Связано это с тем, что в нем используется механизм поддержания разнообразия, и он является комбинацией двух подходов. Первый – это метод турнирной селекции. Второй – концепция доминирования по Парето.

В этом методе уже не используется привычное понятие пригодности. Следует отметить, что этап назначения пригодности исключается, или лучше сказать, заменяется модифицированной схемой деления пригодности. При этом используется понятие ниш. Они определяются для индивидов только в пространстве и только для целевых функций.

Одной из качественных характеристик диаграмм Парето является так называемая сходимость, но VEGA и алгоритм FFGA превосходно реализующие это, не имеют механизмов по обеспечению равномерности покрытия множества Парето. Алгоритмы NPGA и SPEA, который

рассмотрим ниже, обеспечивают хорошее покрытие, но при этом используют значительные вычислительные затраты, а механизмы поддержания разнообразия решений часто выносят решения за пределы области Парето. При существующем многообразии большинство специалистов и исследователей отмечают алгоритм SPEA как наиболее универсальный [11].

Метод SPEA был предложен в 1998 г., а в 2001 г. была представлена его модификация, получившая название SPEA2.

Общая схема метода:

- инициализация начальной популяции;
- формирование промежуточного внешнего множества, а затем и внешнего множества недоминируемых точек (в случае избыточного числа последних запускается механизм кластеризации);
- применение к текущей популяции генетических операторов с целью получения нового поколения;
- формирование нового внешнего множества;
- проверка критерия останова (если выполняется, то следует закончить работу алгоритма, иначе – перейти к пункту 3). Таким образом, результатом работы данных алгоритмов является множество решений-альтернатив.

Этот метод значительно отличаются от рассмотренных ранее методов, так как в нем:

- для назначения индивидам скалярного значения пригодности используется концепция Парето доминирования;
 - индивиды, недоминируемые относительно других членов популяции, хранятся внешне в специальном внешнем множестве;
-

– для уменьшения количества индивидов, которые вынесены во внешнее множество, выполняется кластеризация, но это не влияет на свойства индивидов, приобретаемые в процессе поиска.

Все преимущества и самое главное уникальность метода SPEA заключаются в том, что:

- рассмотренные ранее подходы реализованы в одном алгоритме;
- пригодность каждого индивида популяции в данном методе определяется только относительно индивидов внешнего множества, независимо от того, доминируют ли индивиды популяции друг друга;
- несмотря на то, что «лучшие» индивиды, полученные в предыдущих поколениях, хранятся отдельно – во внешнем множестве, все они принимают участие в селекции;
- для предотвращения преждевременной сходимости, применяется особый механизм образования ниш, в котором деление общей пригодности осуществляется на основе Парето доминирования.

При оценке сложных систем, объектов, размер множества Парето становится значительным и может содержать неопределенное количество решений. При этом, со стороны ЛПР, нахождение всех недоминируемых решений, когда их количество превышает разумные пределы, является бесполезным. Конечно же, размер внешнего множества значительно влияет на поведение метода SPEA. Поэтому, для получения результата, необходимым условием является уменьшение размера внешнего множества, при сохранении его основных характеристик.

Но все-таки одним из определяющих факторов, который значительно упрощает процесс принятия решения, является возможность априорного задания количества итоговых точек Парето, что облегчает выбор альтернативы.

Теперь остановимся на различиях в методах:

– в SPEA2 реализована возможность доукомплектования внешнего множества лучшими доминирующими индивидами из текущей популяции, если мощность внешнего множества меньше допустимого значения;

– в SPEA2 индивиды отбираются только лишь из внешнего множества, а в SPEA присутствует возможность отбора индивидов, как из текущей популяции, так и из внешнего множества;

– в SPEA2 по сравнению с SPEA кластеризация обеспечивает более репрезентативное распределение недоминируемых решений;

– в SPEA2 назначение пригодности направлено на поддержание разнообразия в популяции.

Так, при реализации метода SPEA самое минимальное среднее расстояние обеспечивает одноточечное скрещивание и сильная мутация, наибольший разброс точек в множестве решений – двухточечное скрещивание и слабая мутация, при этом наибольший разброс в пространстве критериев – равномерное скрещивание и средняя мутация. В более новом методе SPEA2 минимальное среднее расстояние является уже результатом пропорциональной селекции, то есть равномерном скрещивании и слабой мутации, наибольший разброс точек в пространстве решений – при ранговой селекции, одноточечном скрещивании и слабой мутации, а наибольший разброс в пространстве критериев – при турнирной селекции, равномерном скрещивании и средней мутации. Вышеприведенные данные иллюстрируют тот факт, что результирующее множество, получаемое с помощью метода SPEA2, имеет более репрезентативное распределение точек как в пространстве решений, так и в пространстве критериев. Анализ методов показал, что наиболее репрезентативное распределение точек получается с использованием метода SPEA2. В то время как наименьшее среднее расстояние до множества Парето или наибольший процент паретовских точек может иметь результат работы метода SPEA. Но при этом необходимо

учитывать, в зависимости от того, какой из показателей предпочтительней, и выбирают соответствующий генетический оператор.

Литература

1. Антонова А.С., Аксенов К.А. Многокритериальное принятие решений в условиях риска на основе интеграции мультиагентного, имитационного, эволюционного моделирования и численных методов // Инженерный вестник Дона. 2012. №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4p2y2012/1466.

2. Гришина Т.Г. Моделирование и оптимизация циклов выработки решений при управлении автоматизированным производством // Инженерный вестник Дона. 2012. №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/1024.

3. Бегляров В.В. Берёза А.Н. Гибридный эволюционный алгоритм решения систем линейных алгебраических уравнений, описывающих электрические цепи // Инженерный вестник Дона. 2013. №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2013/1540.

4. Аттеков А.В., Галкин С.В., Зарубин В.С. Методы оптимизации. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. 440 с.

5. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы. М.: Физико-математическая литература, 2006. 339 с.

6. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 446 с.

7. Schaffer J. D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms // Proc. of an Intern. Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, PA, 1985. pp. 93–100.

8. Fonseca C. M., Fleming P. J. Genetic Algorithms for Multi-Objective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization // Proc. of the 5th

Intern. Conf. on Genetic Algorithms. San Mateo, California, 1993. pp. 416–423.

9. Horn J., Nafpliotis N., Goldberg D. E. A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization // Proc. of the 1st IEEE Conf. on Evolutionary Computation. Piscataway, 1994. Vol. 1. pp. 82–87.

10. Zitzler E., Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 1999. Vol. 3. №. 4. pp. 257–271.

11. Zitzler E. Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm // Zurich, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001. p.19.

References

1. Antonova A.S., Aksenov K.A. Inženernyj vestnik Dona (Rus). 2012. №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4p2y2012/1466.

2. Grishina T.G. Inženernyj vestnik Dona (Rus). 2012. №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/1024.

3. Begljarov V.V., Berjoza A.N. Inženernyj vestnik Dona (Rus). 2013. №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2013/1540.

4. Attekov A.V., Galkin S.V., Zarubin V.S. Metody optimizacii [Optimization methods]. M.: Izdatel'stvo MGTU im. N.Je. Baumana, 2003. 440 p.

5. Gladkov L. A., Kurejchik V. V., Kurejchik V. M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithms]. M.: Fiziko-matematicheskaja literatura, 2006. 339 p.

6. Karpenko A. P. Sovremennye algoritmy poiskovoj optimizacii [Modern algorithms of search optimization]. M.: Izdatel'stvo MGTU im. N. Je. Baumana, 2014. 446 p.

7. Schaffer J. D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms. Proc. of an Intern. Conf. on Genetic Algorithms and Their



Applications, Pittsburgh, PA, 1985. pp. 93–100.

8. Fonseca C. M., Fleming P. J. Genetic Algorithms for Multi-Objective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. Proc. of the 5th Intern. Conf. on Genetic Algorithms. San Mateo, California, 1993. pp. 416–423.

9. Horn J., Nafpliotis N., Goldberg D. E. A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization. Proc. of the 1st IEEE Conf. on Evolutionary Computation. Piscataway, 1994. Vol. 1. pp. 82–87.

10. Zitzler E., Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 1999. Vol. 3. №. 4. pp. 257–271.

11. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. Zurich, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001. p. 19.