

ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ УСЛОВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ В ЗАДАЧЕ ВЫБОРА ЭФФЕКТИВНОЙ СТРУКТУРЫ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ КОСМИЧЕСКИМ АППАРАТОМ

С.С. Бежитский, Е.С. Семенкин,
О.Э. Семенкина*

Исследуется эффективность генетических алгоритмов условной оптимизации при решении задачи выбора эффективной структуры технологического контура системы управления космическим аппаратом. Даются рекомендации по выбору настроек генетического алгоритма условной оптимизации, обеспечивающих успешное решение задачи.

При современном уровне развития техники и технологий значительно возрастают требования к эффективности создаваемых систем. Анализ эффективности функционирования проектируемых систем обычно является серьезной проблемой, требующей использования сложных моделей и алгоритмов на стадиях предварительного проектирования.

На этапе предварительного проектирования сложных систем, в том числе систем управления космическими аппаратами, возникают задачи оптимизации, в которых целевые функции и ограничения зачастую не имеют удобных для классических методов оптимизации свойств, а скорее, наоборот - обладают характерными чертами сложных задач: алгоритмическое вычисление значений целевой функции; целочисленные или бинарные переменные; нелинейные или алгоритмически вычисляемые ограничения, и т.д. Априорная информация о свойствах функций отсутствует. Поэтому в подобных задачах практически могут быть применены только алгоритмы прямого поиска, не требующие какой-либо информации о свойствах оптимизируемой функции. При решении подобных задач хорошо себя зарекомендовали так называемые эволюционные алгоритмы [1-3], в частности, генетические алгоритмы, имитирующие процессы естественной эволюции.

Одной из наиболее существенных проблем применения ГА в практических задачах является сложность их настройки, т.е. такой выбор их параметров, при котором обеспечивается высокая эффективность решения задачи оптимизации. Для настройки ГА на решаемую задачу требуются экспериментальные исследования их эффективности, что и выполняется в данной работе.

Задача выбора эффективного варианта технологического контура системы управления космическим аппаратом

Основной задачей технологического контура (ТК) системы управления космическим аппаратом (КА) является обеспечение работоспособности космического аппарата по целевому назначению, то есть своевременное обнаружение и локализация отказов и восстановление работоспособности подсистем космического аппарата.

В простейшем случае систему управления КА можно условно представить состоящей из трех подсистем: наземный комплекс управления (НКУ), целевая аппаратура (ЦА) и бортовой комплекс управления (БКУ). При отказе ЦА ее работоспособность с определенной вероятностью восстанавливается средствами БКУ (если он обладает соответствующими возможностями), в противном случае – средствами НКУ. Работоспособность БКУ восстанавливается средствами НКУ с вероятностью 1.

При моделировании процесса функционирования ТК используется теория Марковских процессов [4]. В данной задаче математическая модель функционирования ТК представляет собой Марковский процесс с дискретными состояниями и непрерывным временем [5]. При условии, что НКУ абсолютно надежен, соответствующий Марковский процесс имеет граф состояний, представленный на рис. 1 [5].

Описание состояний технологического контура:

1. Все подсистемы работоспособны.
2. Целевая аппаратура отказала, БКУ работоспособен и занят восстановлением работоспособности ЦА, НКУ свободен.
3. Целевая аппаратура работоспособна, БКУ отказал, НКУ восстанавливает работоспособность БКУ.
4. Целевая аппаратура отказала, БКУ работоспособен и свободен, НКУ занят восстановлением работоспособности ЦА.
5. Целевая аппаратура и БКУ отказали, НКУ восстанавливает работоспособность ЦА, БКУ ожидает окончания восстановления ЦА.

Здесь через λ_i , $i = 1, 2$, обозначены интенсивности выхода из строя ЦА и БКУ соответственно, а через μ_i , $i = 1, 2, 3$ - интенсивности восстановления ЦА средствами БКУ, ЦА - средствами НКУ, БКУ - средствами НКУ соответственно, p_0 – вероятность восстановления работоспособности ЦА средствами БКУ (с вероятностью

* © С.С. Бежитский, Е.С. Семенкин, О.Э. Семенкина, Сибирский государственный аэрокосмический университет, 2005; saor_semenkin@sibsau.ru

стью $(1-p_0)$, восстановление работоспособности ЦА происходит средствами НКУ). Вероятности и интенсивности определяются составом аппаратно-программного комплекса, проектируемого для включения в систему управления.

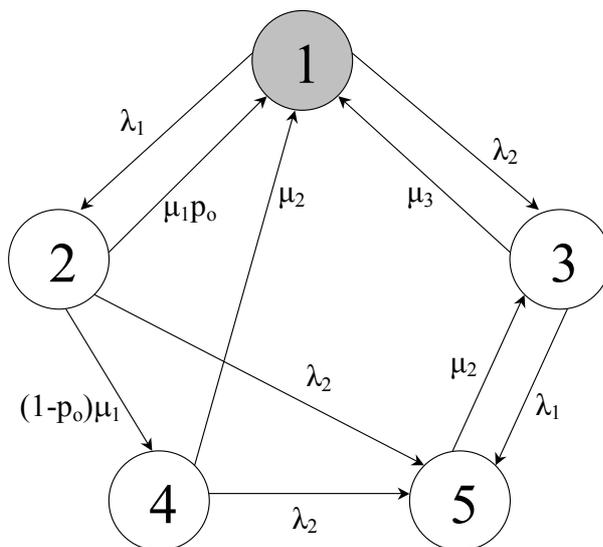


Рис. 1. Граф состояний технологического контура управления

Для установившегося (стационарного) режима система уравнений Колмогорова-Чэпмена имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} P_1(\lambda_1 + \lambda_2) - \mu_1 p_0 P_2 - \mu_3 P_3 - \mu_2 P_4 &= 0, \\ P_2(\mu_1 + \lambda_2) - \lambda_1 P_1 &= 0, \\ P_3(\lambda_1 + \mu_3) - \lambda_2 P_1 - \mu_2 P_5 &= 0, \\ P_4(\lambda_2 + \mu_2) - (1-p_0)\mu_1 P_2 &= 0, \\ P_5\mu_2 - \lambda_2 P_2 - \lambda_1 P_3 - \lambda_2 P_4 &= 0, \\ P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_5 &= 1. \end{aligned}$$

Значение коэффициентов готовности (показателей эффективности) той или иной подсистемы КА определяется через финальные вероятности, которые находят из этой системы. В приведенном случае $k_{\text{НКУ}} = P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_5 = 1$ (НКУ абсолютно надежен), $k_{\text{ЦА}} = P_1 + P_3$, $k_{\text{БКУ}} = P_1 + P_2 + P_4$, $k_{\text{КА}} = P_1$. Необходимо среди имеющихся вариантов выбрать состав аппаратно-программного комплекса ТК системы управления КА, максимизирующий коэффициенты готовности.

Ограничения на требуемый объем оперативной памяти бортового компьютера и стоимость соответствующего аппаратно-программного комплекса имеют вид, соответственно:

$$M(\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, \mu_2, \mu_3, p_0) < M_0, \tag{1}$$

$$C(\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, p_0) < C_0, \tag{2}$$

где

$$M(\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, \mu_2, \mu_3, p_0) = \sum_i m(\lambda_i) + \sum_i m(\mu_i) + m(p_0),$$

$$C(\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, p_0) = -\mu_1 \cdot p_0 / (\lg(\lambda_1) + \lg(\lambda_2)).$$

Ограничения являются нелинейными, причем первое ограничение задается таблично, второе – аналитически.

Отметим, что при решении реальных задач, когда структура системы управления детализируется и учитывается выход из строя всех подсистем, в том числе и подсистем НКУ, граф состояний системы включает несколько десятков состояний и сотни переходов, а соответствующая система уравнений Колмогорова состоит из многих десятков уравнений. Следовательно, для вычисления одного значения целевых функций требуется решение СЛАУ большой размерности, что затрудняет определение свойств этих функций (одноэкстремальность, монотонность и т.п.), даже если они имеются.

Таким образом, при выборе эффективного варианта технологического контура системы управления космического аппарата необходимо решить задачу условной оптимизации с алгоритмически заданной целевой

функцией дискретных переменных и таблично заданными нелинейными ограничениями. Эта задача может быть решена алгоритмами прямого поиска, в частности генетическими алгоритмами.

Решение задачи генетическим алгоритмом

Генетические алгоритмы (ГА) – один из методов стохастической оптимизации, хорошо зарекомендовавший себя при решении многих важных задач [2, 3]. Они основаны на имитации генетических процессов в биологических организмах: популяции развиваются в течение нескольких поколений, подчиняясь законам естественного отбора (селекции) по принципу "выживает наиболее приспособленный", посредством "генетических" операторов рекомбинации и мутации. Имитируя этот процесс, генетические алгоритмы способны улучшать решения реальных задач, если те соответствующим образом закодированы [1].

Эффективность работы генетических алгоритмов определяется выбором "генетических" операторов (селекция – пропорциональная, ранговая, турнирная, элитарная; мутация – высокая, средняя, низкая; рекомбинация (скрещивание) – одноточечная, двухточечная, равномерная; и т.д.), а также ряда других параметров (размер популяции, количество поколений до останова и т.п.). Показателями эффективности ГА служат надежность, скорость и разброс. В связи с тем, что ГА является стохастической процедурой, оценка его эффективности осуществляется усреднением по многократным прогонам. Тогда надежность ГА на данной задаче – это отношение количества прогонов, в которых был найден оптимум, к общему количеству тестовых прогонов. Скоростью называется среднее количество вычислений целевой функции до первого обнаружения экстремума (при одинаковых размерах популяции – средний номер поколения, на котором был впервые обнаружен экстремум), т.е. фактически – затраты на поиск. Разброс – это интервал между наименьшим и наибольшим количеством вычислений (во всех прогонах) до первого обнаружения экстремума. У наилучшего ГА должна быть наибольшая надежность, при равных показателях надежности – наибольшая скорость (наименьшее количество вычислений до обнаружения экстремума), при равных надежности и скорости – наименьший разброс.

Для анализа эффективности ГА на задачах оптимизации коэффициентов готовности КА с ограничениями на массу и стоимость была разработана программная система, обеспечивающая возможность выбора оптимальных параметров.

В [6] было проведено исследование эффективности и установлена оптимальная структура ГА для решения задачи максимизации коэффициентов готовности без учета ограничений. При затратах на поиск, составивших 0,4 % пространства оптимизации, которое включает 2^{18} точек, оптимальная структура ГА включала турнирную селекцию (размер турнира равен 5), слабую мутацию и равномерную рекомбинацию. При 100 % надежности такой ГА находит оптимальное решение в среднем после просмотра 0,25 % пространства оптимизации.

Решение задачи оптимизации коэффициентов готовности с учетом ограничений

Учет ограничений на переменные оптимизации является проблемой при применении ГА в задачах оптимизации. Существует большое количество возможных подходов [7], среди которых наиболее распространены следующие:

1. "Лечение" индивидов. Идея данного способа заключается в том, чтобы сделать все недопустимые решения, содержащиеся в текущем поколении генетического алгоритма, допустимыми. С этой целью для каждого недопустимого решения выбирается «напарник» – решение из допустимой области. Каждое решение закодировано в бинарную строку, соответственно, допустимое и недопустимое решения имеют общие биты и различные. Лечение происходит следующим образом – каждый из различных битов недопустимого решения произвольным образом выбирается и инвертируется, после чего вычисляются значения ограничений. Как только ограничения перестают нарушаться – недопустимый индивид признается допустимым, и лечение прекращается.

2. Использование барьерной функции при формировании пригодности индивида. Суть метода в том, чтобы на ранних поколениях работы генетического алгоритма тем допустимым индивидам (решениям), которые находятся в непосредственной близости от ограничений, назначалось значение пригодности меньше, чем вычисленное по значению целевой функции. Величина уменьшения пригодности вычисляется обратно пропорционально «близости» решения к ограничениям. Недопустимые индивиды в этом методе игнорируются.

3. Использование штрафной функции.

3.1. Статическая штрафная функция. Задается несколько уровней нарушенности ограничений, которые определяют величину штрафов. И сами уровни, и соответствующие им величины штрафов в ходе оптимизации не изменяются. Параметрами метода являются размеры уровней и величины штрафов.

3.2. Динамическая штрафная функция. В отличие от предыдущего метода величины штрафов изменяются. В первом поколении штрафы за нарушения ограничений минимальны и с каждым последующим поколением – величина штрафа увеличивается. Таким образом, в первых поколениях индивиды (решения) обладают большей свободой и могут улучшать целевую функцию. Но ближе к концу поиска решения под давлени-

ем штрафов индивиды стягиваются в допустимую область поискового пространства. Параметрами метода служат коэффициенты изменения величины штрафа.

3.3. Адаптивная штрафная функция. Величина штрафа для недопустимых индивидов вычисляется исходя из того, сколько раз лучший (по целевой функции) индивид популяции попадал в допустимую область. Параметрами метода являются количество поколений для накопления информации и коэффициенты увеличения и уменьшения штрафа (штраф увеличивается, если наилучший индивид был недопустимым и уменьшается в противном случае).

Для того чтобы ГА мог проявить себя в наибольшей степени, количество разрешенных вычислений целевой функции было выбрано в размере около 0,3 % мощности поискового пространства (2^{18} точек). Для этого были заданы размерность популяции в 25 индивидов и срок "жизни" в 35 поколений, что составило 875 точек. Усреднение проводилось по 50 прогонам алгоритма при каждом выборе параметров. В данных исследованиях выбраны величины ограничений на требуемый объем оперативной памяти бортового компьютера $M_0=20$ и на стоимость $C_0=0,07$, которые определили 4729 точек допустимых точек, что составляет около 2 % от всего поискового пространства. Структура ГА была выбрана оптимальной, как это было установлено в [6]. Таким образом, эффективность ГА в задаче условной оптимизации определялась параметрами методов учета ограничений.

Получены следующие результаты.

1. Использование штрафных функций

1.1. *Динамическая штрафная функция*: основным параметром является коэффициент увеличения степени штрафа, накладываемого на недопустимое решение с течением времени (поколений). Величина коэффициента изменялась в интервале [0,005; 0,015] с шагом 0,001. Результаты приведены в табл. 1.

Таблица 1

Настройка параметров динамической штрафной функции

Величина коэффициента	Надежность	Скорость	Разброс
0,005	0,68	21	[9;35]
0,006	0,78	21	[7;33]
0,007	0,72	19	[5;35]
0,008	0,67	20	[9;34]
0,009	0,85	21	[8;35]
0,010	0,76	22	[10;35]
0,011	0,66	21	[9;35]
0,012	0,65	21	[9;35]
0,013	0,64	24	[8;35]
0,014	0,77	24	[6;34]
0,015	0,58	21	[9;34]

1.2. *Адаптивная штрафная функция*: настраиваемыми параметрами являются коэффициенты уменьшения и увеличения штрафа за то, что наилучший индивид в популяции представляет собой допустимое решение на протяжении ряда поколений и, соответственно, недопустимое. Основным настраиваемым параметром является количество поколений, в течение которых индивид принадлежит к области допустимых решений или недопустимых. Величина поколений изменяется в интервале [2;7], а коэффициенты увеличения и уменьшения были неизменны и равны 2 и 4 соответственно. Результаты настройки приведены в табл. 2.

Таблица 2

Настройка параметров адаптивной штрафной функции

Число поколений	Надежность	Скорость	Разброс
2	0,63	22	[3;35]
3	0,69	20	[4;35]
4	0,64	22	[9;35]
5	0,72	24	[8;35]
6	0,79	22	[6;33]
7	0,66	23	[8;34]
8	0,76	21	[3;32]

1.3. *Статическая штрафная функция*: параметры настройки следующие: величина штрафной области (поля), в которой значение величины штрафа неизменно; коэффициент увеличения штрафа; минимальная величина штрафа.

Математическое и компьютерное моделирование

В данной работе представлены настройки величины штрафной области в интервале $[0,01; 0,1]$ с шагом $0,01$, при неизменном коэффициенте увеличения штрафа, который равен 2 и минимальной величине штрафа, равной $0,01$. Результаты настройки представлены в табл. 3.

Таблица 3

Настройка параметров статической штрафной функции

Величина штрафной области	Надежность	Скорость	Разброс
0,01	0,59	23	[10;35]
0,02	0,4	19	[7;33]
0,03	0,42	22	[9;35]
0,04	0,56	22	[10;34]
0,05	0,51	22	[5;35]
0,06	0,7	22	[8;32]
0,07	0,57	19	[7;35]
0,08	0,66	23	[5;35]
0,09	0,68	19	[8;35]
0,1	0,64	22	[8;34]

2. "Лечение" недопустимых решений.

В данной работе были выбраны два способа использования "лечения": допустимый индивид, относительно которого выполняется "лечение", выбирается: а) случайно; б) произвольно - выбирается наилучший индивид. Результаты представлены в табл. 4.

Таблица 4

"Лечение" недопустимых индивидов

Способ выбора допустимого индивида	Надежность	Скорость	Разброс
Случайный	0,78	14	[4;34]
Произвольный	0,56	18	[2;35]

3. Использование барьерной функции совместно с лечением. Настройки барьерной функции неизменны - коэффициент понижения величины барьера равен $0,1$ (табл.5).

Таблица 5

Использование барьерной функции и "лечения"

Способ выбора допустимого индивида в локальном поиске	Надежность	Скорость	Разброс
Случайный	0,73	16	[5;34]
Произвольный	0,52	16	[3;34]

Выводы

При решении задачи условной оптимизации ТК системы управления КА генетический алгоритм продемонстрировал высокую надежность (70% и выше) при всех способах учета ограничений. То, что во всех случаях надежность оказалась ниже 100% , не является серьезной проблемой, т.к. это легко преодолевается увеличением выделяемого для оптимизации ресурса (количества вычислений функций). Т.к. в данной работе ресурс специально выбирался чрезвычайно малым, его увеличение не приведет к недопустимому росту времени решения задачи.

Наилучшим способом учета ограничений является использование динамической штрафной функции, для которой показатели качества работы ГА равны: надежность $0,85$, скорость 28 , разброс $[8;35]$.

Таким образом, при решении актуальной научно-технической задачи выбора эффективных вариантов систем управления космическими аппаратами можно обоснованно рекомендовать использование генетического алгоритма со следующими настройками: селекция – турнирная, рекомбинация – равномерная, мутация – низкая, способ учета ограничений – динамическая штрафная функция с коэффициентом штрафа $0,009$. Конечно же, не обязательно такие настройки ГА окажутся оптимальными во всех задачах, однако их использование позволит получить результат уже при нескольких запусках алгоритма, что является полезным свойством при решении реальных практических задач.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Goldberg D.E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. – Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

2. Parmee I. (Ed.) Adaptive computing in engineering design and control. Proceedings of the International Conference. - Plymouth, 1996. – 325 pp.
3. Goodman E. et al (Eds). Evolutionary computation and its applications. Proceedings of the International Conference. - Moscow: IHPCS of RAS, 1996. –350 pp.
4. Воловик М.А. Коэффициент готовности прибора со встроенной системой контроля / М.А. Воловик // Системный анализ и исследование операций – Новосибирск: ВЦ АН СССР, 1977.
5. Semenkin E., Volovik M. Modelling and optimization of spacecrafts' systems design // Operations Research. – Berlin: Springer, 1995. – Pp. 353-358.
6. Бежитский С.С. Разработка и исследование гибридного эволюционного алгоритма для оптимизации управления сложными системами / С.С. Бежитский, Е.С. Семенкин, О.Э. Семенкина // Вестник Кемеровского государственного университета. – Кемерово. - 2004. № 1(17). – С. 26-33.
7. Michalewicz Z. Genetic algorithms, numerical optimization and constraints // Proc. of the 6th Int. Conf. on Genetic Algorithms and their Applications. - Pittsburg, PA, 1995.

CONSTRAINED OPTIMIZATION GENETIC ALGORITHM FOR THE CHOICE OF EFFECTIVE VARIANT OF SPACECRAFT CONTROL SYSTEM

**S.S. Bezhitskiy, E.S. Semenkin,
O.E. Semenkina**

The effectiveness of constrained optimization genetic algorithms solving the problem of the choice of effective variant of spacecraft control system technological contour is investigated. Recommendations for effective tuning of constrained optimization genetic algorithms that result into successful problem solving are given.