

Нечеткий эволюционный метод поиска прототипа технической системы для мультипроекта создания сложной техники

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

Предложен нечеткий эволюционный метод (НЭМ) для решения задачи поиска прототипа сложной технической системы в рамках мультипроекта создания сложной техники. Рассматриваемая задача относится к классу задач многокритериальной оптимизации. Приведена структурная схема НЭМ. Разработан пошаговый алгоритм работы метода. Представлен сценарий нечеткого логического вывода. Использование предложенного НЭМ позволит лицу, принимающему решение, оперативно найти прототип сложной технической системы, тем самым своевременно удовлетворить требования заказчика в сжатые сроки и при минимальных финансовых затратах.

Ключевые слова: мультипроект, сложная техническая система, многокритериальная оптимизация, генетический алгоритм, нечеткая логика, функция пригодности, функция принадлежности, множество Парето.

Введение

В современных условиях рыночной экономики перед постсоветскими машиностроительными предприятиями достаточно остро стал вопрос финансирования научно-исследовательских и опытно-конструкторских разработок (НИОКР). Постоянно растущая конкуренция заставляет разработчиков наукоемких сложных технических систем (СТС) сокращать сроки НИОКР. Поэтому разработка моделей и методов, позволяющих сократить сроки и снизить финансовые затраты на разработку СТС, является актуальной темой исследований. Этому направлению посвящено немало работ. Так, в работе [1] предложен механизм выявления компонент повторного использования на основе классических методов кластерного анализа. В работе [2] показан алгоритм нечетких выводов, позволяющий находить аналог СТС по заданным требованиям к техническим системам для новых проектов. В [3] предложена спиралевидная модель жизненного цикла итеративного развития проекта – спираль развития Бозма. В этой и в ряде последующих публикаций Бозм настоятельно рекомендует применять итеративное наращивание с использованием прототипирования в качестве базовых методов развития проектов.

Проект создания СТС можно представить в виде взаимосвязанного множества проектов – мультипроекта, выполняемых в соответствии со стадиями и этапами разработки сложной техники. В рамках управления взаимосвязанным множеством проектов использование результатов разработок предыдущих проектов позволит сократить как финансовые затраты, так и сроки реализации проекта.

Решение задачи поиска прототипа СТС для мультипроекта создания СТС включает в себя определение компонент СТС, которые непосредственно могут быть применены в модифицированной технической системе; компонент, нуждающихся в доработке, и компонент для новой разработки. Описывая указанные компоненты, разработчик использует параметры разработанных СТС, а затем сравнивает их с параметрами, указанными заказчиком в техническом задании (ТЗ) на разработку новой СТС. После того, как выбран подходящий прототип, выполняется оценка и адаптация имеющегося решения к текущему случаю. Задача поиска прототипа сводится к тому, чтобы, варьируя значения параметров, найти их оптимальное соотношение, удовлетворяющее заданным критериям качества. Таким

образом, решив задачу многокритериальной оптимизации, найдем оптимальный состав компонент (подсистем) СТС, определим, какие компоненты разработанных СТС подлежат повторному использованию, и оценим возможность модификации.

Задачи многокритериальной оптимизации требуют высоких вычислительных затрат, поэтому развитие подходов и методов для решения таких задач является актуальной научной проблемой.

В настоящее время для решения задач многокритериальной оптимизации широкое распространение получили методы на основе генетических алгоритмов (ГА). Безусловным достоинством ГА в отличие от других оптимизационных методов является возможность нахождения Парето-оптимальных точек за один цикл алгоритма.

В работе [4] представлены базовые знания о генетических алгоритмах и эволюционных вычислениях, примеры решения многокритериальных оптимизационных задач. В [5] приведен сравнительный анализ эффективности классических подходов к решению многокритериальных задач оптимизации, показана эффективность использования эволюционного подхода для решения задач рассматриваемого класса. Проанализированы существующие подходы и схемы эволюционных алгоритмов многокритериальной оптимизации. В работе [6] решена задача многокритериальной оптимизации с двумя критериями, здесь оптимизация осуществляется с использованием специального генетического алгоритма, позволяющего в процессе эволюции получить множество недоминируемых решений оптимизационной задачи. В монографии [7] представлены современные взгляды на гибридные системы, основанные на эволюционном моделировании.

В настоящей статье предложен НЭМ для решения задачи поиска и адаптации аналога СТС в целях максимального использования компонент аналога СТС во вновь разрабатываемой СТС. Решение этой задачи позволит значительно сократить финансовые и временные затраты на ранних стадиях разработки СТС. Применение подхода, основанного на эволюционных вычислениях, позволяет снизить информационную сложность задачи, не снижая при этом скорость поиска оптимального решения.

Постановка задачи

Обозначим через X множество всех СТС, которые в настоящее время готовы к работе:

$$X = \{X_i (i = 1, \dots, m)\},$$

а через X_0 – СТС, разрабатываемую по требованию заказчика.

СТС можно представить в виде набора входящих в нее подсистем

$$X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}\}, \quad X_{i1} \in S_1, \dots, X_{in} \in S_n,$$

где n – количество подсистем, из которых состоит СТС; $j = 1, \dots, n$; S_j – множество подсистем j -го типа.

Набор параметров, характеризующих техническую подсистему в составе СТС, можно описать матрицей

$$X_{ij} = \|x_{ij}^k\|,$$

где $k = 1, \dots, l$ – количество параметров j -й подсистемы i -й СТС. Заметим, что указанное описание также включает в себя случаи, когда некоторая характеристика СТС задана интервалом. В таком случае матрица X_{ij} будет содержать отдельно верхнюю и отдельно нижнюю границу интервала.

Наша задача состоит в том, чтобы выбрать прототип СТС, который проще всего адаптировать к требованиям заказчика.

Комбинируя различным образом подсистемы, получим новые СТС X' , состоящие из компонент-прототипов. Множество таких прототипов мы обозначим через D :

$$D = S_1 \times S_2 \times \dots \times S_n.$$

Множество D и будет нашим пространством поиска, в котором мы будем искать прототип, наиболее подходящий требованиям заказчика. Выбирая тот или иной прототип из пространства поиска, нужно оценить перспективу его использования согласно нескольким критериям. В качестве таких критериев можно выбрать стоимость, риски, время доработки и адаптации. Будем считать, что у нас есть функции критериев:

$$f_\alpha : D \times A \rightarrow \mathfrak{R}, \quad 1 \leq \alpha \leq M,$$

где A – множество требований заказчика, а M – количество критериев. При наличии нескольких критериев f_α функция локальных критериев примет вид $\Phi = \varphi(F_\alpha) = \varphi(f_1, \dots, f_n)$. Таким образом, получаем задачу многокритериальной оптимизации.

Введем на множестве D отношение предпочтения, которое обозначим символом « \succ ». Для любых двух прототипов X'_1 и X'_2 из D отношение $X'_1 \succ X'_2$ будет выполняться тогда и только тогда, когда X'_1 по всем показателям лучше X'_2 . Или, в обозначениях,

$$X'_1 \succ X'_2 \Leftrightarrow \forall \alpha, f_\alpha(X'_1, X_0) \geq f_\alpha(X'_2, X_0), \quad 1 \leq \alpha \leq M.$$

Нашей задачей является нахождение множества Парето, т. е. такого множества P , что $P = \{p \mid p \in D, \exists g, g \in D, g \succ p\}$.

Задача поиска прототипа СТС формулируется следующим образом: заданы требования (параметры согласно ТЗ) к новой СТС X_0 , заданы наборы параметров разработанных СТС X_{ij} и система предпочтений W . Требуется найти такой набор параметров, при котором функция Φ минимальна.

Критериями качества решения задачи будут:

- 1) T — время, требуемое на доработку и адаптацию;
- 2) C — стоимость модификации и адаптации предложенной модели к требованиям заказчика;
- 3) R — риски, связанные с модификацией и адаптацией предложенной модели.

Поскольку СТС можно разбить на подсистемы, то очевидно, что функции T , C и R проще определить отдельно для каждой подсистемы. Пусть t_j , c_j и r_j определяют оценки времени, стоимости и риска для j -й подсистемы. Тогда

$$T = \max_{1 \leq j_1 < j_2 \leq n} (\max(t_j(d)) + t_{j_1 j_2}(S)),$$

$$C = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^l c_{ij}^k(d) + \sum_{\substack{j_1=1 \\ j_2=1 \\ j_1 < j_2}}^n c_{j_1 j_2}(S),$$

$$R = \sum_{\substack{j_1=1 \\ j_2=1 \\ j_1 < j_2}}^n r_{j_1 j_2}(S),$$

где $d = x'_{ij}{}^k - x_{0j}^k$ – расстояние между параметрами СТС, состоящей из компонент-прототипов, и СТС, удовлетворяющей требованиям заказчика; S – оценка совмещения (адаптации) подсистем.

В случае T считаем, что работа над всеми подсистемами ведется параллельно, поэтому находим максимальное значение. Стоимость общей адаптации C равна сумме стоимости модификации и сумме стоимости совмещения для каждой подсистемы.

Функции t_j , c_j и r_j обладают тем свойством, что их достаточно сложно описать формально. С другой стороны, эксперт всегда может дать несколько рекомендаций и правил касательно поведения этих функций. Это делает привлекательным использование систем нечеткого вывода Мамдани для расчета этих функций.

Построение множества Парето на основе генетических алгоритмов

В настоящее время в вычислительной практике наиболее часто используют четыре метода приближенного построения множества Парето на основе генетических алгоритмов [5]: метод VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm); метод NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm); метод FFGA (Fonseca and Fleming's Multiobjective Genetic Algorithm); метод SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm).

В методе VEGA селекция проводится по переключающимся частным критериям оптимальности. Для каждого частного критерия создается подпопуляция, в которую отбираются индивиды с помощью пропорциональной селекции. Далее подпопуляции смешиваются для получения популяции размера N , а затем по общей схеме осуществляются скрещивание и мутация.

Генетический алгоритм с использованием ниш (NPGA) был предложен Хорном [8]. Этот алгоритм использует турнирную схему селекции, основанную на Парето-доминировании. Основная идея алгоритма состоит в следующем: две случайно выбранные особи из популяции сравниваются с некоторой выборкой из всей популяции. Если одна из особей доминируема, а вторая нет, то вторая особь выигрывает. Если же обе особи или доминируемы одновременно, или недомини-

руемы одновременно, то результат турнира определяется на основании значения полезности.

Метод FFGA использует процедуру ранжирования индивидов, основанную на Парето-доминировании. При этом ранг каждого из индивидов определяется количеством доминирующих его других индивидов данной популяции (так что чем ниже ранг, тем индивид ближе к множеству Парето). Пригодность индивида вычисляется на основе величины, обратной его рангу. Следовательно, пригодность индивида определяется не значением целевой функции, а рангом каждого индивида в популяции. Для предотвращения стагнации используется механизм Fitness Sharing – искусственное занижение пригодностей у индивидов с близкими решениями.

Главная идея Парето-сильного генетического алгоритма (SPEA) состоит в объединении идей различных алгоритмов многокритериальной оптимизации. Алгоритм SPEA использует внешний архив, хранящий недоминируемые особи, которые были найдены на предшествующих этапах решения. В каждом новом поколении недоминируемые особи копируются в это внешнее множество. Для каждого элемента этого внешнего множества вычисляется значение силы. Понятие силы аналогично понятию ранга в алгоритме FFGA, поэтому оно пропорционально количеству решений, которые доминируют данную особь. В алгоритме SPEA значение полезности для каждой особи популяции вычисляется с использованием значений силы всех элементов внешнего недоминируемого множества, которые доминируют над этой особью.

НЭМ решения задачи поиска аналога

В работе предложена гибридная модификация метода FFGA. Выбор метода FFGA объясняется тем, что он более прост в реализации, чем метод SPEA, и в то же время обеспечивает достаточно высокую эффективность [5]. Гибридная модификация метода заключается в использовании системы нечеткого логического вывода для определения значений критериев качества. Блок-схема предложенного НЭМ многокритериальной оптимизации показана на рис. 1.

Пусть N – размер популяции ГА; Q – максимальное число поколений; p_c – вероятность скрещивания; p_m – вероятность мутации; P^0 – начальная популяция; P^t – текущая популяция; $a(y)$ – количество индивидов текущей популяции, лучших по всем частым критериям оптимальности. Тогда схема НЭМ решения задачи многокритериальной оптимизации будет выглядеть следующим образом:

Шаг 1. Инициализация: Положим $P^0 = \emptyset$, $q = 0$ ($q = 1, \dots, Q$), $y = 1, \dots, N$. Случайно выберем индивида $y \in P^t$ и добавим индивида y к множеству P^0 . (Начальная популяция создается из СТС, сформированных из набора подсистем X_{ij} выбранных стохастически).

Шаг 2. СНЛВ – система нечеткого логического вывода. Оценка стоимости, риска и времени доработки и адаптации СТС в соответствии с требованиями заказчика.

Шаг 3. Вычисление ранга и назначение пригодности: для каждого индивида $y \in P^t$ определить ранг $rank(y) = 1 + a(y)$. Функция пригодности $F(Y)$ назначается в зависимости от ранга.

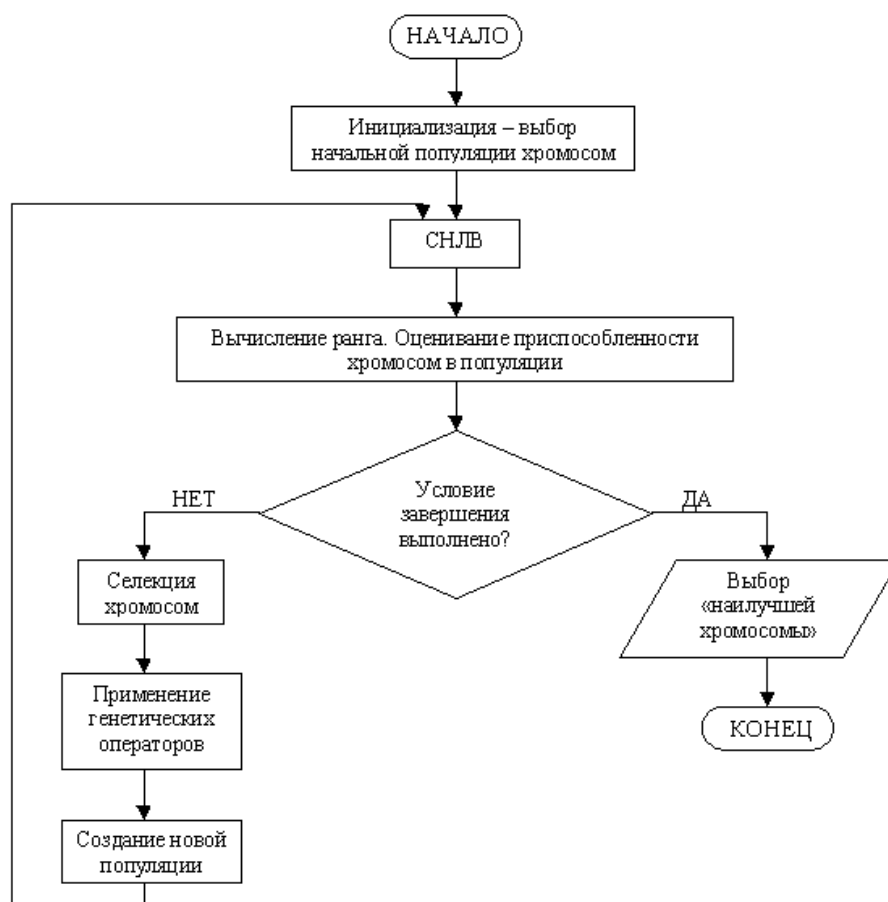


Рис.1. Блок-схема НЭМ решения задачи многокритериальной оптимизации

Шаг 4. Селекция: положим $P^1 = \emptyset$, $y = 1, \dots, N$. Используя алгоритм ранговой селекции, отберем индивидов из P^t , и, таким образом, сформируем множество P^1 .

Шаг 5. Скрещивание: положим $P^2 = \emptyset$, $y = 1, \dots, N/2$. Выберем двух индивидов $y, z \in P^1$. Скрестим индивидов $y, z \in P^1$, в результате получатся потомки v, u . Присоединим к P^2 индивидов v и u с вероятностью p_c или индивидов y и z с вероятностью $(1 - p_c)$.

Шаг 6. Мутация: положим $P^3 = \emptyset$. Выполним мутацию индивида $y \in P^3$ с вероятностью p_m , в результате получится индивид z . Добавим индивида z к множеству $P^3 = P^3 + \{z\}$.

Шаг 7. Завершение: положим $P^{q+1} = P^3$ и $q = q + 1$. Если $q \geq Q$, то переходим к шагу 2, иначе – заканчиваем вычисления.

Определение ранга и расчет функции пригодности

Подсчет ранга выполняется по следующим правилам:

1. Сравниваем индивида y с каждым индивидом в популяции.
2. Положим $a(y) = 0$.

3. Если индивид y недоминируем, то он получает нулевой ранг и $a(y)$ остается без изменения.
4. Если y – доминируем, а z – недоминируем, то $a(y)$ увеличивается на единицу.
5. Если индивиды y и z недоминируемы, но индивид y нарушает больше ограничений, чем индивид z , то $a(y)$ увеличивается на единицу.

Для расчета функции пригодности $F(Y)$ приняты следующие правила:

1. Если индивид y недоминируем, то $rank(y) = F(y)$, иначе
2. $F(y) = 1/rank(y)$.

Механизм нечеткого логического вывода

В общем случае механизм нечеткого логического вывода включает в себя четыре этапа: введение нечеткости (фаззификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости, или дефаззификация. Структура нечеткого логического вывода показана на рис. 2, где A – входной четкий вектор; \tilde{A} – вектор нечетких множеств, соответствующий входному вектору A ; \tilde{B} – результат логического вывода в виде вектора нечетких множеств; B – выходной четкий вектор [9].

Нечеткая база знаний построена на основе системы типа Мамдани.

Входные лингвистические переменные:

- 1) «расстояние d »,
- 2) «оценка совместимости S ».

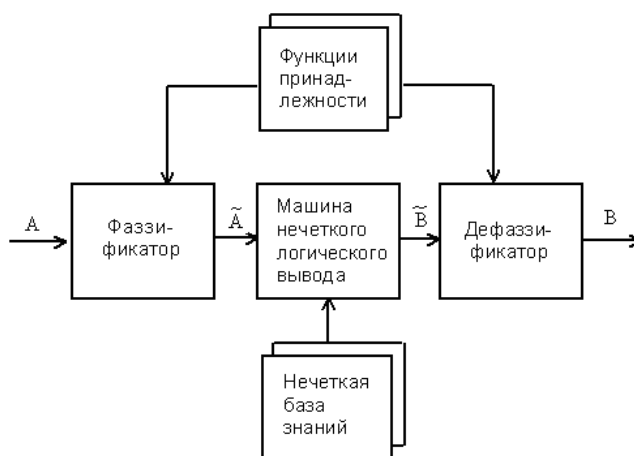


Рис. 2. Схема нечеткого логического вывода

Выходные лингвистические переменные:

- 1) «стоимость модификации и адаптации C »;
- 2) «риски, связанные с модификацией и адаптацией R »;
- 3) «сроки доработки и адаптации T ».

Взаимосвязь входных и выходных переменных описывается нечеткими правилами вида: ЕСЛИ «значения входных переменных», ТО «значение выходной переменной».

Совокупность значений указанных нечетких входных переменных, выходных лингвистических переменных, а также правил нечетких продукций образует нечеткую базу знаний.

Термы лингвистических переменных представлены T и L функциями принадлежности.

Выводы

Исследованы методы решения задач многокритериальной оптимизации с помощью генетических алгоритмов. Предложен НЭМ для решения задачи поиска прототипа СТС, разработанный на базе метода FFGA (Fonseca and Fleming's Multiobjective Genetic Algorithm). Использование предложенного метода для решения поставленной задачи позволит значительно сократить сроки и затраты на ранних стадиях реализации проекта создания СТС. Предложенный метод может быть применен при разработке авиационной, космической, рентгеноинтроскопической и других видов сложной техники.

В дальнейшем планируется программно реализовать предложенный нечеткий эволюционный метод, исследовать полученные результаты.

Список литературы

1. Федорович О.Е. Метод формирования множества компонент для повторного использования в проекте создания новой техники / О.Е. Федорович, Ю.И. Сергеева, С.В. Сергеев // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2008. – №1(28). – С.182-186.
2. Толкунова Ю.Н. Экспертная система поиска аналога для мультипроекта создания сложной техники / Ю.Н. Толкунова, Е.А. Дружинин // Системы обработки информации. – 2009. – Вып. 3(77). – С. 171-176.
3. Boehm B. A. Spiral Model of Software Development and Enhancement / В.А. Boehm // IEEE Compute. – 1988. - №21 (5). – P. 61-72.
4. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д.Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
5. Гуменникова А.П. Адаптивные поисковые алгоритмы для решения сложных задач многокритериальной оптимизации: дис. ... канд. техн. наук. - Красноярск, 2006. – 129 с.
6. Новоселова Н.А. Эволюционный подход к выделению информативных признаков в задачах анализа медицинских данных / Н.А. Новоселова, А.С.Мастыкин, И.Э. Том // Искусственный интеллект. – 2008. – №3. – С. 105-112.
7. Емельянов В.В. Теория и практика эволюционного моделирования / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2003. – 432 с.
8. Abraham A. Evolutionary Multiobjective Optimization / A.Abraham, L. Jain, R. Goldberg – Springer: Verlag London Limited, 2005. – 302 p.
9. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Д. Штовба. – М.: Горячая линия - Телеком, 2007. – 288 с.

Рецензент: д-р техн. наук, проф., ведущий науч. сотрудник Б.А. Демидов, Харьковский университет Воздушных Сил им. Ивана Кожедуба, Харьков

Поступила в редакцию 04.06.10

Нечіткий еволюційний метод пошуку прототипу технічної системи для мультипроекту створення складної техніки

Запропоновано нечіткий еволюційний метод (НЕМ) для вирішення задачі пошуку прототипу складної технічної системи в рамках мультипроекту створення складної техніки. Задача, що розглядається, відноситься до класу задач багатокритеріальної оптимізації. Наведено структурну схему НЕМ. Розроблено покроковий алгоритм роботи методу. Подано сценарій нечіткого логічного висновку. Використання запропонованого НЕМ дозволить особі, яка ухвалює рішення, оперативно знайти прототип складної технічної системи, тим самим своєчасно задовольнити вимоги замовника в стислі терміни і при мінімальних фінансових витратах.

Ключові слова: мультипроект, складна технічна система, багатокритеріальна оптимізація, генетичний алгоритм, нечітка логіка, функція придатності, функція належності, множина Парето.

Unclear evolutionary method of search of technical system's prototype for multiproject by creation of sophisticated machinery

An unclear evolutionary method (UEM) for the decision of task of search of sophisticated technical system's prototype within the framework of multiproject by creation of sophisticated machinery is offered. The examined task behaves to the class of tasks of multiobjective optimization. The flow diagram of UEM is resulted. The incremental algorithm of work of method is developed. The scenario of unclear logical conclusion is represented. The use of the offered UEM will allow to the person decision-making operatively find the prototype of the sophisticated technical system, the same in time satisfy the requirements of customer in the compressed terms and at minimum financial expenses.

Keywords: multiproject, sophisticated technical system, multiobjective optimization, genetic algorithm, fuzzy logic, function of fitness, membership function, Pareto set.