ФОРМИРОВАНИЕ ПОРТФЕЛЯ ПРОЕКТОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

С.М. Авдошин,
профессор, руководитель отделения программной инженерии, факультет бизнес-информатики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

А.А. Лифшиц,
студент магистратуры отделения программной инженерии, факультет бизнес-информатики, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Адрес: 101000, г. Москва, ул. Мясницкая, д. 20
E-mail: savdoshin@hse.ru, alexeus1992@yandex.ru

Компании, являющиеся лидерами IT-индустрии, ведут от нескольких десятков до нескольких сотен проектов одновременно. Отбор соответствующих стратегическим целям компании и удовлетворяющих ресурсным ограничениям проектов является важной задачей процесса управления портфелями проектов. Таким образом, задачей формирования портфеля проектов является выбор множества проектов, которые лучшим образом отвечают целям компании в условиях ресурсных ограничений компании. В представленной работе предложена многокритериальная математическая модель формирования портфеля проектов в терминах нечетких множеств.

Приводится обзор существующих методов решения многокритериальных детерминированных задач формирования портфеля проектов. Обосновывается выбор методов муравьиной оптимизации и генетического алгоритма в качестве основных для обобщения на случай нечетких множеств. Описывается реализация муравьиной оптимизации, основанной на минимаксной системе с одной структурой феромонов и одной колонией. Рассматриваются вариации с бинарной турнирной и ранговой функциями селекции алгоритма SPEA II применительно к данной задаче. Предлагается модификация алгоритма, основанная на генерации части начальной популяции неслучайным образом.

Приводятся данные численных экспериментов для алгоритма муравьиной оптимизации и вариаций генетического алгоритма. В качестве параметров сравнения взяты скорость выполнения и С-метрика. Результаты показали превосходство алгоритма, использующего неслучайный механизм генерации начальной популяции. Таким образом, для решения задачи формирования портфеля проектов предлагается использовать данный алгоритм.

Ключевые слова: портфель проектов, многокритериальная модель, нечеткие числа, генетический алгоритм, муравьиная оптимизация.

Введение

В настоящее время компании, являющиеся лидерами IT-индустрии, ведут от нескольких десятков до нескольких сотен проектов одновременно. Причем проекты могут отвечать различным стратегическим целям компании. Следуя [1], под проектом мы будем понимать уникальный набор процессов, включающий в себя управляемые задачи, даты начала и завершения, предпринятых для достижения конкретной цели.

Часто при реализации проектов не учитываются миссия компании и ее стратегические цели, которые могут быть прямо не связаны с основной деятельностью компании, такие как увеличение конкурентоспособности на рынке, развитие новых технологий, и т.д. В результате этого может возникнуть ситуация, когда прибыльные проекты, не отвечающие целям компании, превосходят менее прибыльные проекты, пусть и в полной мере отвечающие стратегическим целям компании. Согласно статистике [2], лишь около 20% инициатив руководства, призванных проследить за выполнением стратегических целей, реализуются. Для решения проблемы учета стратегических целей компании вводится процесс управления портфелем проектов. Здесь под портфелем проектов мы понимаем набор проектов (не обязательно технологически зависимых), реализуемых организацией в условиях ресурсных ограничений и обеспечивающих достижение стратегических целей организации [2].

Цель данной работы – решение проблемы формирования портфеля проектов, являющейся первым этапом в процессе управления портфелем проектов. При этом, во-первых, нужно формализовать математическую модель задачи формирования портфеля проектов и, во-вторых, нужно выбрать наиболее эффективные методы решения этой задачи.

Математическая модель должна учитывать различные стратегические цели компании, а также оперировать с различными ресурсами.

Для решения вопроса о включении проекта в портфель требуется первоначальная оценка его соответствия различным целям компании и оценка требуемых в процессе реализации ресурсов. Однако на ранних этапах фактически невозможно определить точные числовые значения и параметры конкретных проектов, поскольку точной информации о финансовых потоках и ресурсных затратах организации не имеют. Для прогнозирования показателей соответствия целям могут использоваться разнообразные методы оценивания, позволяющие обеспечить некоторую точность задания данных проекта. При этом, часто заключительная оценка финансовых показателей состоит из трех чисел: минимальной оценки, максимальной оценки и наиболее вероятной. В случае, когда оцениваются лингвистические (нефинансовые) индикаторы проекта (например, степень технологической новизны), чаще всего используются экспертные оценки, состоящие также из трех показателей: минимального (наименее благоприятного), максимального (наиболее благоприятного) и наиболее вероятного. Таким образом, представление данных в виде трех оценок является удобным и позволяет учитывать граничные сценарии развития проекта. В случае если в задаче формирования портфеля проектов будут использованы стандартные данные, где невозможно указать наличие трех оценок по каждому показателю, можно взять наиболее вероятную оценку или некоторую агрегированную величину, учитывающую все три оценки. Отметим, что и при выборе наиболее вероятной оценки, и при замене ее агрегированной величиной часть данных теряется, и это обстоятельство может негативно сказаться на точности получаемого решения.

Присутствие многокритериального аспекта целеполагания, позволяет сформулировать задачу формирования сбалансированного портфеля с учетом различных целей организации. Решением будет являться множество портфелей, окончательный выбор из которых может быть сделан экспертами компании.

1. Модели задачи

A. Обзор существующих моделей

В работе [3] предложена многокритериальная модель формирования портфеля с одним ограничением. На первом шаге, авторы предполагают экспертную оценку проектов, в результате которой каждому из проектов ставится в соответствие одна из трех категорий: приоритет, удовлетворительность или приемлемость, также внутри каждой из групп проекты сортируются согласно мере соответствия своей категории. Для модели авторы предлагают использовать 6 целевых функций: количество проектов в возможном решении для каждой из трех групп, суммарное количество проектов, и для категорий приоритета и удовлетворительности – оценки, основанные на мере соответствия. Также автора учитывают бюджетное ограничение компании.

Lean Yu рассматривает в своей работе [4] однокритериальную модель формирования портфеля проектов. Целевая функция состоит из двух частей: первая часть представляет собой оценку независимого эффекта проектов (для каждого проекта идет расчет взвешенной суммы меры соответствия проекта целям организации), а вторая основывается на эффекте от совместной реализации нескольких проектов. Также количество проектов в портфеле задается в качестве ограничения модели.

B. Предложенная математическая модель задачи

Введем обозначения:

- ✦ N – множество доступных проектов, $|N| = n$
- ✦ M – множество ресурсов, $|M| = m$
- ✦ K – множество критериев (стратегических целей компании), $|K| = k$
- ✦ Q – портфель проектов, $|Q| = q$, $Q \subseteq N$.

В рамках данной работы мы будем отождествлять множество проектов, ресурсов и критериев с множеством их номеров.

Проект i из множества доступных проектов N характеризуется:

✧ вектором соответствия критериям

$a_i = (a_{1i}, a_{2i}, ..., a_{ki})$, где

a_{il} — численная характеристика соответствия проекта i критерию l

✧ вектором требуемых ресурсов

$c_i = (c_{1i}, c_{2i}, ..., c_{mi})$, где

c_{ji} — потребность в ресурсе j для реализации проекта i

Портфель проектов Q характеризуется:

✦ вектором соответствия критериям

$$a_Q = (a_{1Q}, a_{2Q}, ..., a_{kQ}),$$
$$\text{где } a_{lQ} = \sum\nolimits_{i=1}^{q} a_{li}, l \in K$$

✦ вектором требуемых ресурсов

$$c_Q = (c_{1Q}, c_{2Q}, ..., c_{mQ}),$$
$$\text{где } c_{jQ} = \sum\nolimits_{i=1}^{q} c_{ji}, j \in M.$$

Здесь мы предполагаем наличие принципа аддитивности значений проектов, согласно которому вектор соответствия критериям компании и вектор требуемых ресурсов равны сумме соответствующих векторов проектов, входящих в портфель. Также в данной модели не рассматриваются зависимости между проектами.

Ресурсные ограничения компании будем задавать вектором ограничений по ресурсам, который обозначим через R, где $R = (R_1, R_2, ..., R_m)$. При этом портфель проектов должен удовлетворять неравенству $c_Q \le R$ покомпонентно.

Требуется максимизировать степени соответствия стратегическим целям компании.

$$\begin{cases} \sum\nolimits_{i=1}^{N} a_{1i}x_i \to max \\ \quad\dots \\ \sum\nolimits_{i=1}^{N} a_{li}x_i \to max \\ \quad\dots \\ \sum\nolimits_{i=1}^{N} a_{ki}x_i \to max \end{cases} \tag{1}$$

$$\sum_{i=1}^{N} c_{ji}x_i \le Rj, j \in M$$

Здесь $x_i \in \{0,1\}$, $x_i = 1$, если проект включен в портфель и $x_i = 0$, в противном случае.

Компоненты векторов ресурсных ограничений, соответствия критериям и требуемых ресурсов будем задавать с помощью нечетких трапециевидных чисел. Это позволит учесть недостаток информации на ранних этапах.

Нечеткое трапециевидное число A будем задавать в виде функции принадлежности μ_A:R->[0,1] определяемой следующей формулой:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, \ x < a1 \text{ или } x > a4 \\ \dfrac{x - a1}{a2 - a1}, a1 \le x < a2 \\ 1, \quad a2 \le x \le a3 \\ \dfrac{a4 - x}{a4 - a3}, a3 < x \le a4 \end{cases} \tag{2}$$

Таким образом, нечеткое трапециевидное число задается с помощью четырех упорядоченных по возрастанию параметров a_1, a_2, a_3, a_4.

Заметим, что операции сложения и вычитания являются внутренними бинарными операциями, определенными на множестве параметрически заданных нечетких трапециевидных чисел. Таким образом, можно проводить вычисления над такими числами, не меняя их представление [5].

C. Сравнение моделей

Модель [3] основана на экспертной оценке и сортировке проектов относительно друг друга и не учитывает возможные количественные результаты проекта (чистый приведенный доход, внутренняя

Таблица 1.

Сравнительный анализ моделей формирования портфеля проектов

Модель	Количество целевых функций	Количество ограничений	Учет нечетких оценок	Формат решения	Учет зависимостей между проектами
Модель [2]	6	1	нет	множество возможных портфелей проектов	нет
Модель [3]	1	1	нет	портфель проектов	да
Предложенная модель	Не ограничено	Не ограничено	да	множество возможных портфелей проектов	нет

норма доходности) и оценки экспертов, выраженные в количественной форме, что может негативно повлиять на результирующие портфели проектов.

В качестве недостатка модели [4] можно отметить однокритериальность, что делает результат сильно зависимым от выбранных весов целей и отсутствие учета ресурсных ограничений компании.

Приведем сравнительную характеристику результатов анализа, *см. табл. 1.*

На основании сравнительного анализа можно заключить, что предложенная математическая модель учитывает ряд важных факторов проблемы формирования портфеля проектов, что доказывает ее практическую значимость.

2. Методы решения

A. Обзор существующих подходов

Рассматриваемые в данном разделе подходы применялись к решению задачи без использования нечетких чисел.

Метод перебора портфелей [2] является адаптацией метода ветвей и границ. Асимптотическая временная сложность данного метода $O(2^n)$, где $n = |N|$.

Адаптивный метод с эпсилон вариацией ограничений [6] позволяет определять оптимальные по Парето решения на основе результатов полученных от решения задач однокритериальной оптимизации. На каждой итерации определяет оптимальное ресурсное ограничение. Асимптотическая временная сложность метода $O(k^{m-1} \cdot T)$, где k –количество найденных Парето-оптимальных решений, m – количество целей, а T – время решения задачи однокритериальной оптимизации.

Муравьиная оптимизация. Данный метод инспирирован поведением колонии муравьев, а именно тем как они ищут пищу, выбирая определенный путь, муравей оставляет феромоны, чем больше муравьев выбрало данный путь, тем больше количество оставленных там феромонов, причем со временем их количество уменьшается. Возможные пути представляются структурой феромонов, в которой вершины являются проектами, а значения на ребрах пути являются количеством феромонов. Ключевой особенностью является обновление в конце итерации ребер, которые входили в состав Парето-оптимальных решений поколения [7].

Генетический алгоритм. Алгоритм основан на эволюционных методиках, соответственно популяция состоит из особей, которые являются возможными решениями. Причем каждая особь хранит данные в генотипе и в фенотипе. В данном случае генотипом особи будет являться битовая строка, состоящая из нулей и единиц, показывающих входит тот или иной проект в текущее решение. Фенотип будет интерпретироваться двумя векторами портфеля проектов: вектором ресурсных ограничений и вектором соответствия целям. При использовании модификации SPEA II, которая является одной из лучших среди генетических методов для многокритериальных задач [8], асимптотическая временная сложность для каждой итерации составляет $O(m^3)$, где m – сумма особей в популяции и в архиве.

B. Выбор методов

Для решения задачи формирования портфеля проектов были выбраны методы муравьиной оптимизации и модификация генетического алгоритма SPEA II. Выбор в пользу этих методов сделан, поскольку они имеют лучшую временную сложность, чем метод перебора портфелей и адаптивный метод с эпсилон вариацией ограничений.

C. Алгоритм муравьиной оптимизации

В данной работе для решения задачи формирования портфеля проектов предлагается алгоритм, реализующий методы муравьиной оптимизации, изложенные в [7]. Общая структура данного алгоритма выглядит следующим образом:

1. Инициализация структуры феромонов.

Каждое ребро структуры феромонов инициализируется заранее заданным значением τ_{max}.

2. Для каждого муравья строем решение.

3. Обновление структуры феромонов.

В полученном множестве возможных решений удаляем доминируемые по Парето и обновляем ребра на структуре феромонов, которые входят в оставшиеся возможные решения. Значения всех ребер между выбранными в таком муравье вершинами увеличиваются на фиксированное значение τ_{upd}.

4. Проверка удовлетворения ограничений на ребрах структуры феромонов

$$\text{Если } \tau_{cur} > \tau_{max},\ \tau_{cur} = \tau_{max}.$$
$$\text{Если } \tau_{cur} < \tau_{min},\ \tau_{cur} = \tau_{min}.$$

5. Если заданное количество итераций не выполнено, то переходим к пункту 2, иначе заканчиваем работу алгоритма.

Определим отношение доминирование по Парето: портфель *A* доминирует портфель *B*, если хотя бы по одному критерию он лучше, а по остальным критериям не хуже, чем *B*.

Остановимся на пункте 2 и покажем, каким образом создается решение для каждого агента (муравья) применительно к задаче формирования портфеля проектов.

1. Инициализация множеств:

$S = \varnothing$;

$Cand = V$;

$R^* = R$, где V – множество проектов, R – ресурсные ограничения компании, а S –представляет путь муравья.

2. Проверка на завершение:

Если $Cand = \varnothing$ то решение построено.

3. Добавление решения

Выбираем $\{v_i\} \in Cand$ с вероятностью $p_s(v_i)$;

$S = S + \{v_i\}$.

4. Обновление параметров:

$Cand = Cand - \{v_i\}$;

$R_j^* = R_j^* - c_{j v_i}, j = 1, ..., m$,

где $c_{j v_i}$ – требования к ресурсу типа j проекта v_i.

5. Проверка на нарушение ресурсных ограничений R_j^*:

Проекты из множества *Cand*, которые нарушают текущие ресурсные ограничения, удаляются.

6. Переход к пункту 2.

Далее рассмотрим метод расчета вероятности, с которой муравей будет выбирать следующий проект из числа возможных.

Вероятность $p_s(v_i)$ для каждого агента рассчитывается следующим образом:

$$p_s(v_i) = \frac{[\tau_S^{R^*}(v_i)]^{\alpha} \cdot [\sigma_S^{R^*}(v_i)]^{\beta}}{\sum_{v_j \in Cand}[\tau_S^{R^*}(v_j)]^{\alpha} \cdot [\sigma_S^{R^*}(v_j)]^{\beta}}, \qquad (3)$$

где $\tau_S^{R^*}(v_i)$ –фактор феромонов, а $\sigma_S^{R^*}(v_i)$ — эвристический фактор.

Фактор феромонов вычисляется на основе структуры феромонов:

$$\tau_S^{(R^*)}(v_i) = \sum_{v_j \in S} \tau(v_i, v_j).$$

Т.е., это сумма по количеству феромонов, лежащих на ребрах соединения данного проекта с уже выбранными текущим муравьем проектами.

Эвристический фактор задачи формирования портфеля проектов будем вычислять следующим образом:

1. Коэффициент мощности оставшихся ресурсов:

$$h_S^{R^*}(v_i) = \sum_{j=1}^{m} \frac{c_{ji}}{R_j^*}, \qquad (4)$$

где R_j^* — оставшееся количество ресурса j, а c_{ij} –количество требуемого ресурса j проекта i.

2. Итоговый эвристический фактор:

$$\sigma_S^{R^*}(v_i) = \frac{a_i}{h_S^{R^*}(v_i)}, \qquad (5)$$

где a_i – случайно выбранная цель проекта i.

D. Генетический алгоритм

Предлагаемый альтернативный алгоритм для решения задачи формирования портфеля проектов основан на общей схеме генетического алгоритма SPEA II [8].

1. Инициализация популяции и архива.

2. Генерация начальной популяции.

3. Расчет функции приспособленности для текущей популяции и архива.

4. Отбор лучших решений в архив (усечение архива при необходимости).

5. Останов при выполнении заданного количества итераций.

6. Селекция (отбор решений) для последующего выполнения генетических операторов.

7. Формирование нового поколения и переход к пункту 3.

Алгоритм для расчета функции состоит из нескольких шагов:

1. Расчет «силы» решения, сколько решений данная хромосома доминирует из всей популяции плюс архива:

$$S_i = |\{ j | j \in P_t + P_t^- \cap i >_{Парето} j \}|, \quad (6)$$

где $i = 1, ..., n$, + — объединение множеств и $>_{Парето}$ показывает превосходство по отношению Парето.

2. На основе S_i рассчитывается следующий показатель приспособленности, показывающий количество решений, которые доминируют данное решение.

$$R_i = \sum_{j \in P_t + P_t^-, j >_{Парето} i} S_j, \quad (7)$$

где $i = 1, ..., n$.

3. Расчет δ_i (дистанции до k соседа, где $k = \sqrt{N + N^-}$, где N – размер популяции, а N^- — размер архива.

4. Расчет плотности решения:

$$D_i = 1 / \delta_i + 2. \quad (8)$$

5. Итоговая функция приспособленности $F_i = R_i + D_i$, в данном варианте целевая функция минимизируется.

Т.к. каждая особь представляет собой возможный портфель проектов, определим алгоритм расчета фенотипа применительно к задаче формирования портфеля проектов.

1. Инициализируем вектора требуемых ресурсов и соответствия целям пустыми значениями:

$Res = \varnothing$, где Res – вектор требуемых ресурсов для особи (возможного портфеля);

$Goal = \varnothing$, где $Goal$ – вектор соответствия целям для особи (возможного портфеля).

2. Для всех проектов i, $i \in N$.

3. Проверим, входит ли выбранный проект в генотип особи, если да, то перейдем к пункту 4, иначе выбираем следующий проект.

4. Выполним обновление параметров:

$Res = Res + a_i$;

$Goal = Goal + c_i$.

5. Проверим удовлетворение ограничениям компании R. Если $Res <= R$, то выбираем следующий проект, иначе в пункт 6.

6. Будем выбирать случайным образом проект из списка всех возможных, пока не выберем проект, входящий в данную особь. Удалим его из генотипа особи и переходим к пункту 1.

Рассмотрим следующие механизмы отбора решений: ранговый, и бинарный турнирный.

Ранговая селекция. Здесь применяется следующая последовательность действий:

1. Все решения сортируются.

2. Худшему решению ставится в соответствие ранг 1, следующему 2 и так далее.

3. Особь выбирается с фиксированной вероятностью $pi/total$, где pi – ранг данной особи, а $total$ – сумма рангов по всем особям.

Бинарная турнирная селекция. Данный вид состоит из следующих шагов:

1. Выбор двух особей из популяции.

2. Они сравниваются согласно значениям функции приспособленности.

3. Особь с меньшим значением (лучшая в контексте задачи формирования портфелей проектов) выбирается с фиксированной вероятность p (p>80%). Другая особь выбирается соответственно с вероятностью $1 - p$.

В стандартном варианте генерации начальной популяции, генотип особей в ней задается случайным образом. Это приводит к тому, что решения, полученные на первых итерациях алгоритма, обладают малым значением фенотипа. Мы предлагаем иной способ генерации начальной популяции, при котором часть особей задается неслучайным образом. Решив однокритериальную задачу о формировании портфеля проектов для каждого из критериев и каждого из ограничений, мы получаем особи, которые Парето-доминируют большую часть полученных случайным образом. В дополнение к этому мы используем жадный алгоритм решения однокритериальной задачи со многими ограничениями [9].

3. Численные эксперименты

Численные эксперименты для выявления наиболее эффективного алгоритма проводились над четкими моделями, поскольку использование нечеткости одинаково влияет на каждый из методов.

Приведем сравнение скорости выполнения алгоритмов в зависимости от числа проектов. В экспериментах использовались тестовые объекты из 100, 250 и 500 проектов при трех целях и пяти ограничениях.

Таблица 2.

Время работы алгоритмов

Название алгоритма	Время работы алгоритма, % (относительно SPEA-II) (бинарная турнирная селекция)		
	100 проектов	250 проектов	500 проектов
Алгоритм муравьиной оптимизации	200	1800	15900
SPEA-II (бинарная турнирная селекция)	100	100	100
SPEA-II (ранговая селекция)	102	101	100
SPEA-II (сильная начальная популяция)*	104	102	103

* В данной реализации использовался ранговый механизм селекции

На основании данных *табл. 2* можно заключить, что алгоритм муравьиной оптимизации демонстрирует сильную зависимость от количества проектов и при значительном числе проектов является неэффективным, требуя значительных временных затрат, уже при 250 проектах серьезно проигрывая модификациям генетического алгоритма. Они, в свою очередь, слабо зависят от общего числа проектов, показывая примерно одинаковое время.

Также произведем сравнение алгоритмов попарно на основе рассчитанной *C*-метрики [7]. Для двух множеств решений X' и X'', *C*-метрика рассчитывается следующим образом:

$$C(X',X'') = \frac{\left|\{a'' \in X'' : \exists a' \in X', a' >_{\text{Парето}} a''\}\right|}{|X''|}.$$

Таблица 3.

С-метрика

Сравниваемые алгоритмы	Средняя С-метрика		
	100 проектов	250 проектов	500 проектов
SPEA-II (бинарная турнирная селекция), SPEA-II (ранговая селекция)	(0,21;0,19)	(0,23;0,18)	(0,31;0,54)
SPEA-II (бинарная турнирная селекция), SPEA-II (сильная начальная популяция)	(0,2;0,21)	(0,18;0,21)	(0,04;0,67)
SPEA-II (ранговая селекция), SPEA-II (сильная начальная популяция)	(0,21;0,23)	(0,17;0,21)	(0;0,97)
Алгоритм муравьиной оптимизации, SPEA-II (сильная начальная популяция)	(0;1)	(0;1)	(0;1)

Т.е. если С $(X', X'') = 1$, то все решения из множества X'' доминируются решениями из множества X'.

Сравним попарно алгоритмы на основе средней *C*-метрики за 10 запусков. В скобках в ячейках таблицы указаны $C(X', X'')$ и $C(X'', X')$, где X' – множество решений алгоритма, указанного первым в соответствующем столбце таблицы, а X'' – указанного вторым.

Рассмотрев *табл. 3*, мы видим, что генетические алгоритмы демонстрируют схожие результаты для 100 и 250 проектов с небольшим преимуществом алгоритма, основанного на сильной начальной популяции. Однако при 500 проектах он почти полностью доминирует алгоритмы с начальной популяцией, заданной полностью случайно. Также он превосходит алгоритм муравьиной оптимизации. Таким образом, для задачи формирования портфеля проектов оптимальным является генетический алгоритм с сильной начальной популяцией.

Заключение

В статье описана задача формирования портфеля проектов и обоснована ее текущая актуальность. Представлена многокритериальная математическая постановка задачи. Также описано расширение модели с помощью нечетких множеств, что позволяет учесть неточность ранних оценок проектов. Мы провели обзор существующих методов решения задач многокритериальной оптимизации, и в результате выбрали метод муравьиной оптимизации и генетический алгоритм для реализации, т.к. они обладают лучшей временной зависимостью. Реализация генетического алгоритма основана на методе SPEA II и мы представляем три ее модификации, различающиеся по варианту механизма селекции и по генерации начальной популяции. Проведенные эксперименты показывают, что время выполнения алгоритма муравьиной оптимизации сильно возрастает с увеличением числа проектов, что делает его значительно медленнее при числе проектов большем 250 по сравнению с модификациями генетического алгоритма. Наиболее эффективным алгоритмом для решения задачи формирования портфеля проектов является генетический алгоритм, основанный на сильной начальной популяции, который превосходит остальные алгоритмы. ■

Литература

1. Управление проектами в соответствии с ISO 21500 // Международная организация по стандартизации. [Электронный ресурс]: http://iso21500.ru/. (дата обращения: 15.07.13)
2. Матвеев А.А., Новиков Д.А., Цветков А.В. Модели и методы управления портфелями проектов. М.: ПМСОФТ, 2005. 206 с.
3. Bastiani S.S., Cruz L., Fernandez E., Gómez C., Ruiz V. Project Ranking-Based Portfolio Selection Using Evolutionary Multiobjective Optimization of a Vector Proxy Impact Measure // Proceedings of the Eureka Fourth International Workshop, 2013. Mazatlan, Mexico, November 6-8, 2013.
4. Yu L., Wang S., Wen F., Lai K.K. Genetic Algorithm-Based Multi-Criteria Project Portfolio Selection // Annals of Operations Research. 2012. 197(1). P. 71-86.
5. Аньшин В.М., Демкин И.В., Царьков И.Н., Никонов И.М. Применение теории нечетких множеств к задаче формирования портфеля проектов // Проблемы анализа риска. 2008. Сер. 3. № 5. С. 8-21.
6. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. An Efficient, Adaptive Parameter Variation Scheme for Metaheuristics Based on the Epsilon-Constraint Method // European Journal of Operational Research. 2006. 169(3). P. 932-942.
7. Alaya I., Solnon C., Ghedira K. Ant Colony Optimization for Multi-objective Optimization Problems // ICTAI '07. Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Patras, 2007. Vol. 01. P. 450-457.
8. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm: Technical Report 103 / Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK). Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. 2001.
9. Akcay Y., Li H., Xu S. Greedy Algorithm for the General Multidimensional Knapsack Problem // Annals of Operations Research. 2007. 150 (1). P. 17-29.

PROJECT PORTFOLIO FORMATION BASED ON FUZZY MULTI-OBJECTIVE MODEL

Sergey AVDOSHIN,
Professor, Head of School of Software Engineering, Faculty of Business Informatics, National Research University Higher School of Economics

Alexey LIFSHITS,
MSc Program Student, School of Software Engineering, Faculty of Business Informatics, National Research University Higher School of Economics

Address: 20, Myasnitskaya str., Moscow, 101000, Russian Federation
E-mail: savdoshin@hse.ru, alexeus1992@yandex.ru

Leading IT companies run simultaneously several dozens or even several hundreds of projects. One of the major objectives is to decide whether a project meets the current strategic goals and resource limits of a company or not. This leads firms to the issue of a project portfolio formation, where the challenge is to choose a subset of projects which meet the strategic objectives of a company in the best way. In this present article we propose a multi-objective mathematical model of the project portfolio formation problem, defined on the fuzzy trapezoidal numbers.

We provide an overview of methods for solving this problem, which are a Branch and bound approach, an adaptive parameter variation scheme based on the epsilon-constraint method, ant colony optimization method and genetic algorithm. After our analysis, we choose the ant colony optimization method and SPEA II method, which is a modification of genetic algorithm. We describe the implementation of these methods applied to the project portfolio formation problem. The ant colony optimization is based on the max min ant system with one pheromone structure and one ant colony. Three modifications of our SPEA II implementation have been considered. The first adaptation uses the binary tournament selection, while the second requires the rank selection method. The last one is based on another variant of generating initial population. Part of the population is generated by a non-random manner on the basis of solving a one-criterion optimization problem. This fact makes the population stronger than the initial one which is generated completely at random.

We compare the ant colony optimization algorithm and the three modifications of a genetic algorithm on the basis of the following parameters: speed of execution and the C-metric between each pair of algorithms. Genetic algorithm with non-random initial population show better results than other methods. Thus, we propose using this algorithm for solving project portfolio formation problem.

Key words: project portofolio, multi-objective model, fuzzy numbers, genetic algorithm, ant colony optimization.

References

1. International Standardization Organization. *Upravlenie proektami v sootvetstvii s ISO 21500* [Project Management in Accordance with ISO 21500]. Available at: http://iso21500.ru/ (accessed 15 July 2013). (in Russian)
2. Matveev A., Novikov D., Tsvetkov A. (2005) *Modeli i metody upravlenija portfeljami proektov* [Models and Methods of Project Portfolio Management]. Moscow: PMSOFT. (in Russian)
3. Bastiani S., Cruz L., Fernandez E., GÓmez C., Ruiz V. Project Ranking-Based Portfolio Selection Using Evolutionary Multiobjective Optimization of a Vector Proxy Impact Measure. Proceedings of the *Eureka Fourth International Workshop, 2013 (Mazatlan, Mexico, November 6-8, 2013).*
4. Yu L., Wang S., Wen F., Lai K. (2012) Genetic Algorithm-Based Multi-Criteria Project Portfolio Selection. *Annals of Operations Research*, vol. 197, issue 1, pp. 71-86.
5. Anshin V., Dyomkin I., Tsarkov I., Nikonov I. (2008) Primenenie teorii nechetkih mnozhestv k zadache formirovanija portfelja proektov [On Application of Fuzzy Set Theory to the Problem of Project Portfolio Selection]. *Issues of Risk Analysis*, vol. 3, no. 5, pp 8-21. (in Russian)
6. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. (2006) An Efficient, Adaptive Parameter Variation Scheme for Metaheuristics Based on the Epsilon-Constraint Method. *European Journal of Operational Research*, vol. 169, no 3, pp. 932-942.
7. Alaya I., Solnon C., Ghedira K. (2007) Ant Colony Optimization for Multi-objective Optimization Problems. Proceedings of the *19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2007 (Patras, Greece, October 29-31, 2007)*, vol. 1, pp. 450-457.
8. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. (2001) *SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. Technical Report 103.* Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK). Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. Zurich: ETH.
9. Akcay Y., Li H., Xu S. (2007) Greedy Algorithm for the General Multidimensional Knapsack Problem. *Annals of Operations Research*, vol. 150, no. 1, pp.17-29.