ЎЗБЕКИСТОН РЕСПУБЛИКАСИ
ОЛИЙ ВА ЎРТА МАХСУС ТАЪЛИМ ВАЗИРЛИГИ

НАМАНГАН ДАВЛАТ УНИВЕРСИТЕТИ

АЛГЕБРА, АМАЛИЙ МАТЕМАТИКА ВА АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ МАСАЛАЛАРИ

Республика илмий конференцияси материаллари

20-21 декабрь, 2016 йил

I

НАМАНГАН - 2016

МИНИСТЕРСТВО ВЫСШЕГО И СРЕДНЕГО СПЕЦИАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН

НАМАНГАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

МАТЕРИАЛЫ

Республиканской научной конференции

ЗАДАЧИ АЛГЕБРЫ, ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

20-21 декабря 2016 года

ЎЗБЕКИСТОН РЕСПУБЛИКАСИ
ОЛИЙ ВА ЎРТА МАХСУС ТАЪЛИМ ВАЗИРЛИГИ

НАМАНГАН ДАВЛАТ УНИВЕРСИТЕТИ

АЛГЕБРА, АМАЛИЙ МАТЕМАТИКА ВА АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ МАСАЛАЛАРИ

Республика илмий конференцияси

МАТЕРИАЛЛАРИ

(20-21 декабрь 2016 йил)

Наманган – 2016

11. Cartwright J HE, Hernandez-Garcia E, Piro O Phys. Pev. Lett. 79 527(1997)
12. Stuart A M /MA L Math. *Appl.* Med. Biol. 10 149 (1993)
13. Murray J.D. Mathematical Biology. I. An Introduction (Third Edition). – N.Y., Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2001. – 551 p.,
14. M. Aripov (1997). «Approximate Self-similar Approach tu Solve Quasilinear Parabolic Equation» Experimentation, Modeling and Computation in Flow Turbulence and Combustion vol. 2. p. 19- 26.
15. Арипов М. Метод эталонных уравнений для решения нелинейных краевых задач Ташкент, Фан, 1988, 137 с.
16. Белотелов Н.В., Лобанов А.И.Популяционные модели с нелинейной диффузией. // Математическое моделирование. –М.; 1997, №12, стр. 43-56.
17. В. Вольтерра. Математическая теория борьбы за существование -М.: Наука, 1976, 288 с.
18. Гаузе Г.Ф. О процессах уничтожения одного вида другим в популяциях инфузорий // Зоологический журнал,1934, т.13, №1.
19. Aripov M., Muhammadiev J. Asymptotic behaviour of automodel solutions for one system of quasilinear equations of parabolic type. Buletin Stiintific-Universitatea din Pitesti, Seria Matematica si Informatica. N 3. 1999. pg. 19-40
20. Aripov M.M. Muhamediyeva D.K. To the numerical modeling of self-similar solutions of reaction-diffusion system of the one task of biological population of Kolmogorov-Fisher type. International Journal of Engineering and Technology. Vol-02, Iss-11, Nov-2013. India. 2013.
21. Арипов М.М. Мухамедиева Д.К. Подходы к решению одной задачи биологической популяции. Вопросы вычислительной и прикладной математики. -Ташкент. 2013. Вып.129. -С.22-31.

ПОДХОДЫ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ НЕЧЕТКОЙ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИММУННЫХ АЛГОРИТМОВ

Мухамедиева Д.Т.
Центр разработки программных продуктов и аппаратно-программных комплексов при ТУИТ, Ташкент, Узбекистан, dilnoz134@rambler.ru
Солиева Б.Т.
Центр разработки программных продуктов и аппаратно-программных комплексов при ТУИТ, Ташкент, Узбекистан, barnoxon76@mail.ru
Кенжаев А.Б.
Магистр НУУз, г.Ташкент, Узбекистан

В многокритериальных задачах сложно оценить решение задачи в комплексе всех критериев. Наиболее распространенным является метод аддитивной свертки и оценка лицом, принимающим решение. В работе рассматривается решение нечеткой многокритериальной оптимизации в условиях риска. Предлагается применение нечетких методов для оценки альтернативных решений

1.Введение

Существует большое количество публикаций по принятию решений в условиях риска. Широко используются минимаксный подход, оптимизация ожидаемой полезности, минимизация среднего ущерба или вероятности неблагоприятного события, модели стохастического программирования и др. [1-5]. Вопросы формализации рисков в экономическом плане (оценка риска инвестиции, принятия проектов) с использованием нечетких множеств как средства преодоления статистической и лингвистической неопределенности рассматриваются в [6].

Однако этих постановок недостаточно для принятия решений в нечетких условиях, когда невозможно ориентироваться на средние показатели эффективности решений. Это оправдано в случае многократно повторяющихся ситуаций. Рисковые ситуации уникальны, они могут случиться и завтра, и не случиться никогда. Последние характеризуются возможностью крайне маловероятных, но исключительно больших потерь, граничащих с выживанием рассматриваемой системы. Ясно, что такие традиционные показатели риска, как дисперсия, в данном случае неадекватны.

Поэтому для оценки рисков в нечетких условиях систему ограничений стандартной задачи принятия решений предлагается дополнить набором ограничений по возможным потерям. При этом для избранных сценариев следует построить модель их последствий (ущербов) как функций управляющих параметров и накладывать экспертные ограничения по приемлемому уровню относительного ущерба для каждого сценария.

В практике разработки интеллектуальных систем имеется тенденция использования гибридных моделей для решения различных практических задач. Так, применительно к обучению нечетких моделей некоторые авторы, наряду с традиционными методами оптимизации, используют иммунный алгоритм [12]. Экспериментальные исследования, проведенные авторами, показывают, что использование данного подхода позволяет добиться лучших результатов по повышению скорости и точности решаемых задач. Таким образом, применительно к проблеме формирования баз знаний экспертных систем актуальной задачей является разработка эффективного алгоритма обучения нечёткой модели на основе интеллектуальных методов и эффективных эвристических алгоритмов.

2. Подходы к решению оптимизационной задачи

Рассматривается задача нечеткой многокритериальной оптимизации с критерием “максимальная доходность - минимальный риск”. Очевидно, что найти идеальный вариант решения в этом случае удаётся лишь в очень редких случаях. Поэтому предлагаются следующие подходы к решению такой оптимизационной задачи (табл.1).

Таблица 1
Подходы к решению оптимизационной задачи

№	Подходы	Модель
1	Подход “максимум выигрыша” заключается в том, что из всех вариантов выбирается тот, который приводит к максимальному значению выигрыша (F) при приемлемом для лиц, принимающих решений (ЛПР) риске **(** $R_{пр.доп}$ **).**	$F \to \max$, $R = R_{пр.доп}$, $\sum_j XK_j \subset K$.
2	Подход “оптимальная вероятность” состоит в том, что из возможных решений выбирается тот, при котором обеспечивается максимум математического ожидания выигрыша ($M(F)$) при приемлемом для ЛПР риске (*R*).	$M(F) \to \max$, $\sum_j XK_j \subset K$.
3	Сочетание подходов “оптимальная вероятность” и “оптимальная колеблемость” заключается в выборе варианта, обеспечивающего минимум коэффициент вариации (*CV(*F*)*) при приемлемом для ЛПР риске (*R*).	$CV(F) \to \min$, $\sum_j XK_j \subset K$.
4	Подход “минимум риска” состоит в выборе варианта, который позволяет получить ожидаемый выигрыш, т.е. предельно допустимое значение *F* при минимальном риске.	$F = F_{пр.доп}$, $R \to \min$, $\sum_j XK_j \subset K$.
5	Подход “максимальная доходность - минимальный риск” состоит в выборе варианта, обеспечивающего максимум *F* при минимуме *R* при удовлетворении заданным ограничениям.	$F \to \max$, $R \to \min$, $\sum_j XK_j \subset K$.

Здесь $K = \{ \mid y \in R^m, y \le g \} \}$ – заданное выпуклое подмножество пространства R^m;

$$\sum_j XK_j = \{ y \mid y \in R^m, y = \sum_{i=1}^{n} x_i a_{ij}, \, x_i \in X, \, a_{ij} \in K_j \subset R^m, i = 1,..., n; \, j = 1,..., m \}.$$

3. Решение задачи нечеткой многокритериальной оптимизации

В многокритериальных задачах сложно оценить решение задачи в комплексе всех критериев. Наиболее распространенным является метод аддитивной свертки и оценка лицом, принимающим решение (ЛПР) [7-9].

Предлагается применение нечетких методов для оценки альтернативных решений. Решение многокритериальной задачи оптимизации содержит следующие этапы [8-11]:

- Формирование целевой функции в нечеткой постановке.
- Определение значений критериев оценки в нечетком виде.
- Разработка функций принадлежности для критериев.
- Определение базы правил и/или базы предпочтений для критериев.
- Вычисление значений целевой функции.
- Деффазификация (приведение к четкому виду) целевой функции.

Обозначим через $F(X,\Lambda)$ операцию свертки частных критериев оптимальности, где $\Lambda \in D_\Lambda \subset R^s$ - вектор весовых множителей ($\Lambda = \{\lambda_i\},\ i=\overline{1,s}$); $D_\Lambda = \{\lambda_i \big| \lambda_i \ge 0,\ \sum \lambda_i = 1,\ i \in [1:s]\}$ - множество допустимых значений этого вектора.

Задача параметрического программирования с s независимыми параметрами $\Lambda = \{\lambda_i\},\ i=\overline{1,s}$, или *S*-задача параметрического программирования в матричном виде записывается следующим образом:

$$F(X,\Lambda) = (\bar{a}_0 + \Lambda' \bar{b})X + \bar{e}\Lambda \to extr,$$

$$\sum_j XK_j \subset K,$$

$$\lambda \in R^s.$$

Здесь $X = \{x_j\},\ j=\overline{1,n}$ – решение *S*-задачи параметрического программирования, $\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$ - коэффициенты, являющиеся нечеткими величинами, представляемыми обычно в виде нечетких множеств с заданными функциями принадлежностей $\mu_{\bar{a}_0}(a_0)$ ($\bar{a}_0 \subset A_0$), $\mu_{\bar{b}}(b)$ ($\bar{b} \subset B$) и $\mu_{\bar{e}}(e)$ ($\bar{e} \subset E$).

Для решения задачи параметрического программирования при нечетких исходных данных (коэффициентов $\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$) предлагается три подхода:

1. Используя различные операции дефаззификации над нечеткими множествами $\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$ (интегрирования, суммирования, осреднения и др.), можно получить нечеткие оценки значения коэффициентов a_0, *b, e* [8]. Тогда, введя их в *S*-задачу параметрического программирования вместо нечетких коэффициентов и записав ограничения в виде соответствующих неравенств, исходную задачу сведем к виду:

$$F(X,\Lambda) = (a_0 + \Lambda' b)X + e\Lambda \to extr(\min),$$

$$\sum_j XK_j \le g, \qquad (1)$$

$$\lambda \in R^s.$$

Заметим, что в силу нечеткости описания коэффициентов $\bar{a}_0$ и $\bar{b}$ оценка любого решения $x(\lambda) \in X$ (и, соответственно, значения функции $F(X,\Lambda)$ при $x = x(\lambda)$) представляет собой нечеткое подмножество числовой оси базового множества *X*.

2. Сведение решения исходной задачи к решению задач линейного программирования для каждого дискретного α - уровня [9].

В результате нечёткие ограничения запишутся в следующем интервальном виде:

$$P = \begin{cases} \sigma_\alpha(a_{i1})x_1 + \sigma_\alpha(a_{i2})x_2 + ... + \sigma_\alpha(a_{in})x_n \subseteq \sigma_\alpha(b_i),\ i = \overline{1,m}, \alpha = \overline{1,p}, \\ x_j \ge 0,\ j = \overline{1,n} \end{cases}$$

Здесь $X = \{x_j\},\ j = \overline{1,n}$ – решение многокритериальной задачи параметрического программирования на каждом дискретном α - уровне, $\sigma_\alpha(a_{i,j})$ и $\sigma_\alpha(b_i)$ - интервальные значения коэффициентов $a_{i,j}$ и b_i на каждом дискретном α - уровне.

3. Решение задачи многокритериальной оптимизации адаптивным методом [7]. Каждая итерация этих методов включает в себя фазу анализа, выполняемую ЛПР, и фазу расчетов, выполняемую системой многокритериальной оптимизации.

Прямой адаптивный метод решения многокритериальной задачи, который исследуется в данной работе, основан на предположении существования «функции предпочтений ЛПР» $F(X,\Lambda) = (a_0 + \Lambda' b)X + e\Lambda$, которая определена на множестве D_X допустимых значений вектора варьируемых параметров X и выполняет отображение этого множества на множество действительных числе R. При этом задача многокритериальной оптимизации сводится к задаче выбора вектора $X^\bullet \in D_X$ ($X^* = \{x_j^*\},\ j = \overline{1,n}$) такого, что

$$\min_X F(X,\Lambda) = F(X^\bullet,\Lambda) \quad X \in D_X . \qquad (2)$$

При каждом фиксированном векторе $\Lambda \in D_\Lambda$ метод скалярной свертки сводит решение задачи (1) к решению однокритериальной задачи глобальной условной оптимизации(2)

4. Настройка нечетких баз знаний с применением иммунных алгоритмов оптимизации

Иммунные алгоритмы (ИА) оптимизации содержат следующие операторы: клонирование, мутация, старение и селекция. Рассмотрим их подробнее.

Алгоритм настройки параметров функций принадлежности $B = \left(b_1, b_2, ..., b_q\right)$ и $C = \left(c_1, c_2, ..., c_q\right)$- и веса правил $W = \left(w_1, w_2, ..., w_N\right)$ состоит из следующих этапов.

1.Формирование исходной популяции *Оператор клонирования* генерирует новое поколение копий антител в будущей популяции. Известны следующие основные операторы клонирования: а) статический оператор клонирования, который просто копирует каждую В-клетку, производя переходную популяцию; б) пропорциональный оператор клонирования, который клонирует В-клетки пропорционально их антигенной схожести; в) оператор вероятностного клонирования, в соответствии с которым В-клетки выбираются из текущего поколения в зависимости от вероятности клональной селекции.

Для реализации ИА следует задать способ кодирования нечетких моделей. Сведем неизвестные параметры *W,B.C* в один вектор:

$$S = \left(W, B, C\right) = \left(w_1, w_2, ..., w_N\,,\ b_{11,} c_{11}, ...\ b_{1l_1}, c_{1l_1}, b_{n1,} c_{n1}, ...\ b_{nl_1,} c_{nl_1}\right)$$

где *N*- общее число строк в нечеткой базе знаний;

l_i- количество термов-оценок входной переменной λ_i ,

$$l_1 + l_2 + ... + l_n = q,\quad i = \overline{1,n};$$

q- общее число термов;

2. Оператор мутации действует в зависимости от имеющейся популяции клонов, применяя к каждому антителу определенное количество одиночных мутаций, осуществляемых случайным образом.

Каждый элемент вектора *S* может подвергнуться операции мутации с вероятностью p_m. Обозначим мутацию элемента *s* через $Mu(s)$:

$$Mu\left(w_j\right) = RANDOM\left(\left[\underline{w}, \overline{w}\right]\right),\ j = \overline{1,N}$$

$$Mu\left(b_{ip}\right) = RANDOM\left(\left[\underline{x_i}, \overline{x_i}\right]\right),$$

$$Mu\left(c_{ip}\right) = RANDOM\left(\left[\underline{c}_i, \overline{c}_i\right]\right),$$

где $\underline{w}, (\overline{w})$ - нижняя (верхняя) граница интервала возможных значений весов правил, $\left[\underline{w}, \overline{w}\right] \subset [0,1]$;

$\left[\underline{c}_i, (\overline{c}_i)\right]$- интервал возможных значений коэффициента концентрации-растяжения функций принадлежности термов-оценок входной переменной x_i, $\left[\underline{c}_i, (\overline{c}_i)\right] \subset \left(0, +\infty\right]$, $i = \overline{1, n}$;

$RANDOM\left(\left[\underline{\xi}, \overline{\xi}\right]\right)$, обозначает операцию нахождения равномерно распределенного на интервале $\left[\underline{\xi}, \overline{\xi}\right]$ случайного числа.

3. Оператор старения устраняет старые особи. Статический оператор старения использует возрастной параметр для максимального количества поколений антител, которым разрешено оставаться в популяции. Когда антитело старше, оно удаляется из системы, даже если оно может оказаться вполне пригодным на последующих итерациях.

При клональной экспансии клонированное антитело наследует возраст его родителя. После этапа мутации только те антитела, которые получили высшее значение аффинности, получат возраст, равный 0. Элитный вариант этого оператора получается путем взятия наилучших антител популяции в поколение с возрастом, равным 0.

Элитный вариант этого оператора получается взятием лучшего антитела из популяции в поколение.

4. Оператор селекции заменяет наихудшие антитела в популяции новыми случайными антителами.

На основе описанного ИА разработано программное обеспечение для решения практических задач многокритериальной оптимизации и получены результаты оптимизационной задачи [10,11].

5. Заключение.

Таким образом, показана целесообразность объединения метода нечеткого вывода и иммунных алгоритмов в задачах с параметрами, содержащими неопределенности различного типа, а также в задачах, для которых характерны интуитивные решения. Предложенный метод позволяет существенно улучшить качество решения многокритериальных задач оптимизации с нечетко заданными параметрами и критериями. В дальнейшем планируется изучение различных гибридных методов применительно к оптимизационным задачам, а также методов автоматического формирования базы нечетких правил. Это позволит существенно повысить эффективность решений оптимизационных задач рассматриваемого класса.

Литература

1. Норкин. В.И. Об измерении и профилировании катастрофических рисков. ISSN 0023-1274. Кибернетика и системный анализ, 2006, № 6.

2. Yu. M. Ermoliev, T. Yu. Ermolieva. Catastrophic risk management: flood and seismic risks case studies // Applications of stochastic programming / S.W. Wallace and W.T.Ziemba, Eds. – Philadelphia: MPS-SIAM, 2005. – P. 425-444.

3. Михалевич В.С., Кнопов П.С., Голодников А. Н. Математические модели и методы оценки риска на экологически опасных производствах // Кибернетика и системный анализ. –1994. - № 2. – С. 121-138.

4. Кнопов П. С., Марьянович Т. П. О некоторых актуальных проблемах оценки риска сложных систем в условиях недостаточной информации // Кибернетика и системный анализ. – 2003. - № 4. – С. 125-137.

5. Сергиенко И. В., Яненко В. М., Атоев К. Л. Общая концепция управления риском экологических, техногенных и социогенных катастроф // Кибернетика и системный анализ. – 1997. - № 2. – С. 65-87.

6. Недосекин А.О. Нечетко-множественный анализ риска фондовых инвестиций. СПб: Сезам. 2002. - 181 с.

7. Dasgupta D., Artificial Immune Systems and Their Applications, Springer-Verlag, 1998