

ИНВЕРСНЫЙ МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ МЕТОДА ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ И АНАЛИЗА ИЕРАРХИЙ В ЗАДАЧЕ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Введение

Рассмотрим следующую задачу принятия решений. Глобальная цель имеет качественное описание и не формализована. Имеется набор альтернатив $A_1 \dots A_m$. Нужно найти наилучшую альтернативу с точки зрения глобальной цели. Для подобных задач обычно используется метод анализа иерархий Саати [1–4]. В [5–7] сформулированы и обоснованы модели оптимизации, существенно расширяющие возможности метода анализа иерархий Саати, что позволило сформулировать и предложить решение задачи построения функции, аппроксимирующей качественно заданную глобальную цель.

Предложенный в [8] метод решения этой задачи органично объединил в единое целое метод группового учета аргументов (МГУА) [9–10] и метод анализа иерархий (МАИ) Саати.

Постановка задачи

В данной статье принцип внешнего дополнения в МГУА (обучающая и проверочная последовательности) предлагается реализовать принципиально иным способом. При этом в отличие от классического МГУА (построение искомой модели идет по нарастанию её сложности) в предлагаемом методе построение искомой модели идет от избыточно сложной модели к модели минимально необходимой сложности. В [8] была сформулирована следующая задача.

1) Имеется множество альтернатив A_{s_1}, \dots, A_{s_p} из множества заданных альтернатив A_1, \dots, A_m , для которых с помощью метода анализа иерархий построены оценки $f(A_{s_j}) = f(\bar{x}^{s_j})$, $j = \overline{1, p}$, где n – мерный вектор \bar{x}^{s_j} представляет альтернативу A_{s_j} , $f(\bar{x})$ – неизвестная числовая скалярная функция векторного аргумента \bar{x} , формализующая глобальную цель, (формулировка которой в общем случае носит качественный характер).

2) Имеется множество парных предпочтений $G(A_i \text{ не хуже } A_j)$, $(i, j) \in I$, $i, j \in \{\overline{1, m}\}$.

Каждую пару эксперт (эксперты) задают тогда, когда он уверен, что с точки зрения глобальной цели альтернатива A_i не хуже альтернативы A_j . Очевидно, что парные предпочтения не должны нарушать условия транзитивности, (в противном случае глобальная цель не представляется непрерывной функцией векторного аргумента \bar{x}). Необходимо по этим

данным построить наилучшую (по введенному и обоснованному критерию) функцию $f(\bar{x})$, формализующую глобальную цель.

Пусть имеют место следующие посылки, основанные на экспертном анализе структуры искомой функции $f(\bar{x})$:

1. $f(\bar{x})$ является взвешенной суммой известных составляющих, каждая из которых отражает вклад вектора \bar{x} , либо множества компонент (учёт взаимного влияния компонент друг на друга) в глобальную цель. Веса каждой из компонент являются неизвестными.

2. Известные компоненты принадлежат одному из следующих классов:

$$1) \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_0} a_{i_1 \dots i_k} \cdot 1(x_{i_1} \cdot x_{i_2} \dots x_{i_k}),$$

где $1(x_{i_1} \cdot x_{i_2} \dots x_{i_k}) = \begin{cases} 1, & \forall x_{i_j} > 0, j = \overline{1, k} \\ 0, & \exists x_{i_j} = 0 \end{cases}$, $a_{i_1 \dots i_k}$ - неизвестные коэффициенты.

Первая компонента отражает постоянный вклад в глобальную цель, который определяется фактором неравенства одновременно нулю определенных совокупностей компонент вектора \bar{x} .

$$2) \sum_{\forall(i_1 i_2 \dots i_k) \in K_1} \sum_{\forall(j_1 j_2 \dots j_k) \in K_1(i_1 i_2 \dots i_k)} \pm b_{i_1 i_2 \dots i_k}^{j_1 j_2 \dots j_k} (x_{i_1})^{p_{i_1}^{j_1}} (x_{i_2})^{p_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k})^{p_{i_k}^{j_k}} \\ \forall b_{i_1 i_2 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k} \geq 0, j_l, l = \overline{1, n}; k \in \{\overline{1, n}\},$$

величины $b_{i_1 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k}$ неизвестны, $p_{i_l}^{j_l}, l = \overline{1, k} \leq n$ - натуральные числа, \pm перед каждым членом суммы обозначает, что эксперт точно знает знак соответствующего вклада.

$$3) \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_2} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_2(i_1 \dots i_k)} c_{i_1 \dots i_k}^{j_1 j_2 \dots j_k} \cdot (x_{i_1})^{t_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2})^{t_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k})^{t_{i_k}^{j_k}},$$

где $c_{i_1 \dots i_k}^{j_1 j_2 \dots j_k}$ - неизвестные коэффициенты, $t_{i_l}^{j_l}, l = \overline{1, k} \leq n$ - натуральные числа.

Будем рассматривать случай, когда эксперты способны дать заключение, что с точностью до неизвестных численных значений коэффициентов $a_{i_1 \dots i_k}; b_{i_1 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k}; c_{i_1 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k}$ функция $f(\bar{x})$ имеет вид:

$$f(\bar{x}) = \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_0} a_{i_1 \dots i_k} \cdot 1(x_{i_1} \dots x_{i_k}) + \\ \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_1} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_1(i_1 \dots i_k)} \pm b_{i_1 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k} \cdot (x_{i_1})^{p_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2})^{p_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k})^{p_{i_k}^{j_k}} + \\ + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_2} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_2(i_1 \dots i_k)} c_{i_1 \dots i_k}^{j_1 \dots j_k} \cdot (x_{i_1})^{t_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2})^{t_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k})^{t_{i_k}^{j_k}} \quad (1)$$

При этом эксперты не гарантируют, что все весовые коэффициенты не равны нулю. Иными словами, представление $f(\bar{x})$ экспертами в виде (1) в общем случае является избыточным.

Необходимо найти истинную структуру функции $f(\bar{x})$ и значения неизвестных коэффициентов, соответствующих этой структуре.

Решение поставленной задачи

Для решения этой задачи можно воспользоваться классической схемой модели группового учета аргументов в МГУА и АИ [8]. Однако учитывая избыточное представление $f(\bar{x})$ в виде (1), можно предложить другую реализацию принципа внешнего дополнения (разбиение данных на обучающую и проверочную последовательности) и на его основе инверсную (от сложного к простому) схему нахождения структуры функции $f(\bar{x})$ и соответствующих ей весовых коэффициентов.

По модели (1) формулируется задача линейного программирования:

$$\begin{aligned}
 & \min \sum_{l=1}^p y_l \tag{2} \\
 & -y_l \leq f(\bar{x}^{sl}) - \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_0} a_{i_1 \dots i_k} \cdot 1(x_{i_1}^{s_1} \dots x_{i_k}^{s_l}) + \\
 & \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_1} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_1(i_1 \dots i_k)} \pm b_{i_1 \dots i_k}^{p_{i_1}^{j_1} \dots p_{i_k}^{j_k}} \cdot (x_{i_1}^{s_1})^{p_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^{s_2})^{p_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^{s_l})^{p_{i_k}^{j_k}} + \\
 & + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_2} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_2(i_1 \dots i_k)} c_{i_1 \dots i_k}^{t_{i_1}^{j_1} \dots t_{i_k}^{j_k}} \cdot (x_{i_1}^{s_1})^{t_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^{s_2})^{t_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^{s_l})^{t_{i_k}^{j_k}} \leq y_l \\
 & y_l \geq 0, \quad l = \overline{1, p}; \\
 & \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_0} a_{i_1 \dots i_k} \cdot 1(x_{i_1}^i \dots x_{i_k}^i) + \\
 & + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_1} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_1(i_1 \dots i_k)} \pm b_{i_1 \dots i_k}^{p_{i_1}^{j_1} \dots p_{i_k}^{j_k}} (x_{i_1}^i)^{p_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^i)^{p_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^i)^{p_{i_k}^{j_k}} + \\
 & + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_2} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_2(i_1 \dots i_k)} c_{i_1 \dots i_k}^{t_{i_1}^{j_1} \dots t_{i_k}^{j_k}} \cdot (x_{i_1}^i)^{t_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^i)^{t_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^i)^{t_{i_k}^{j_k}} \geq \\
 & \geq \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_0} a_{i_1 \dots i_k} \cdot 1(x_{i_1}^j \dots x_{i_k}^j) + \\
 & + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_1} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_1(i_1 \dots i_k)} \pm b_{i_1 \dots i_k}^{p_{i_1}^{j_1} \dots p_{i_k}^{j_k}} (x_{i_1}^j)^{p_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^j)^{p_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^j)^{p_{i_k}^{j_k}} + \\
 & + \sum_{\forall(i_1 \dots i_k) \in K_2} \sum_{\forall(j_1 \dots j_k) \in K_2(i_1 \dots i_k)} c_{i_1 \dots i_k}^{t_{i_1}^{j_1} \dots t_{i_k}^{j_k}} \cdot (x_{i_1}^j)^{t_{i_1}^{j_1}} \cdot (x_{i_2}^j)^{t_{i_2}^{j_2}} \dots (x_{i_k}^j)^{t_{i_k}^{j_k}} \\
 & \forall(i, j) \in I \tag{3}
 \end{aligned}$$

Переменными задачи линейного программирования являются y_l ;

$$a_{i_1 \dots i_k}; b_{i_1 \dots i_k}^{p_{i_1}^{j_1} \dots p_{i_k}^{j_k}}; c_{i_1 \dots i_k}^{t_{i_1}^{j_1} \dots t_{i_k}^{j_k}}.$$

Для упрощения дальнейшего изложения инверсного модифицированного алгоритма МГУА и АИ переформулируем модель (1).

Модель (1) представляет собой взвешенную сумму известных составляющих, каждая из которых формально представляет собой числовую

скалярную функцию, аргументами которой являются компоненты вектора \bar{x} . Переобозначим их следующим образом: $\Psi_j(\bar{x})$, $j = \overline{1, S}$, S – общее количество составляющих в модели (1). Неизвестные весовые коэффициенты при них обозначим (переобозначим) $b_j = \overline{1, S}$. Таким образом, (1) записывается в виде:

$$f(\bar{x}) = \sum_{j=1}^S b_j \Psi_j(\bar{x}) \quad (4)$$

Решением задачи линейного программирования ЛП ((2) – (3)) являются оценки \hat{b}_j неизвестных коэффициентов b_j , минимизирующие критерий (2).

Сформулируем аналог принципа внешнего дополнения в МГУА (разбиение всех данных, используемых при построении модели, на обучающую и проверочную последовательности). Истинное, неизвестное нам представление $f(\bar{x})$ имеет вид:

$$\sum_{l=1}^L b_{i_l} \Psi_{i_l}(\bar{x}) \quad (5)$$

$\forall i_l \in \{\overline{1, S}\}, L < S.$

Обозначим через $\{L\}$ множество индексов i_l , $l = \overline{1, L}$. Очевидно, что \hat{b}_j , $j \in \{L\}$ не обязательно являются нулями, однако, если исходные данные являются достаточно представительными, то можно ожидать, что:

1) \hat{b}_j , $j \in \{L\}$ достаточно мало по модулю и тем меньше, чем выше степень составляющей $\Psi_j(\bar{x})$.

2) Если у модели (4) исключить слагаемое $b_j \Psi_j(\bar{x})$, $j \in \{L\}$ и для этой модели решить задачу ЛП((2) – (3)), то оптимальное значение функционала (2) существенно не изменится.

3) Если из модели (4) исключить слагаемое $b_{i_l} \Psi_{i_l}(\bar{x})$, $i_l \in \{L\}$, то оптимальное значение функционала (2) соответствующей задачи ЛП((2) – (3)) должно существенно увеличиться, при этом увеличение должно быть тем больше, чем меньше становится избыточных слагаемых в представлении (4).

Сформулированный аналог принципа внешнего дополнения позволяет предложить следующую (не обязательно единственную) версию модифицированного алгоритма метода МГУА и АИ для формализации глобальной функции цели в задачах принятия решений.

Этап 0. Задается избыточное описание (4) и решается соответствующая задача ЛП((2) – (3)), которую обозначим ЛП⁰ ((2) – (3)). Последовательность чисел \hat{b}_j , $j = \overline{1, S}$ пересортировывается в порядке убывания всех абсолютных значений \hat{b}_t , $t = \overline{1, S}$. В соответствии с ней формируем последовательность натуральных индексов, которая имеет вид:

$$j_1, j_2 \dots, j_S \quad (6)$$

Этап 1. Из представления (4) исключается составляющая $b_{j_S} \Psi_{j_S}(\bar{x})$ и решается соответствующая задача ЛП ((2) – (3)), которую обозначим $ЛП^1$ ((2) – (3)). Вводится признак принадлежности составляющей $b_{j_S} \Psi_{j_S}(\bar{x})$ представлению (5):

Задача $ЛП^1$ ((2) – (3)) не имеет допустимого решения.

Обозначим $|(2)^1 - (2)^0| = \Delta_1$, $(2)^0$, $(2)^1$ оптимальные значения функционалов качества задач $ЛП^0$ и $ЛП^1$.

В силу введенного аналога принципа внешнего дополнения и избыточности исходного представления (4) составляющая $\Psi_{j_S}(\bar{x})$ в случае разрешимости соответствующей задачи $ЛП^1$ ((2) – (3)) не принадлежит представлению (5) и исключается из представления (4).

Этап $i + 1$, $i = 1, S - 1$. Из представления (4), полученного на предыдущем этапе, исключается составляющая с индексом j_{S-i} (6). Решается задача $ЛП^{i+1}$ ((2) – (3)), соответствующая этому представлению.

Находим число

$$\Delta_{i+1} = |(2)^{i+1} - (2)^i|, \text{ где } (2)^i - \text{значение функционала задачи}$$

$ЛП^i$ ((2) – (3)), соответствующего предыдущему этапу с максимальным номером, на котором исключённая составляющая представления (4) не принадлежит представлению (5).

Для $i + 1$ этапа вводим признак принадлежности исключенной на этом этапе составляющей представлению (5):

а) $ЛП^{i+1}$ ((2) – (3)) не имеет допустимого решения;

б) $|\Delta_{i+1} - \tilde{\Delta}_i| \geq Kпор$,

где $\tilde{\Delta}_i = \max \{1_{\Delta_j}\} j = \overline{1, i}$,

где

$$1_{\Delta_j} = \begin{cases} \Delta_j, \text{ если составляющая представления (4)} \\ \text{исключенная на } j\text{-м этапе} \\ \text{не принадлежит представлению (5)} \\ 0, \text{ в противном случае} \end{cases},$$

$Kпор$ – эмпирическая константа, отвечающая в силу введенного аналога принципа внешнего дополнения случаю, когда исключенная на этом этапе составляющая принадлежит представлению (5).

Если по этому признаку исключенная составляющая принадлежит (5), она включается в описание (4). В противном случае эта составляющая окончательно исключается из представления (4). Переход к следующему этапу.

В результате проведения $S + 1$ этапа получим окончательное представление (4), которое является аппроксимацией неизвестного представления (5) инверсным модифицированным алгоритмом МГУА и АИ.

Примечание. Результирующая аппроксимация может быть получена на S -м этапе, если на $S + 1$ этапе составляющая с индексом j_1 была опять включена в представление (4).

Выводы

Для формализации качественно заданной глобальной функции цели предлагается использовать метод анализа иерархий Саати и инверсный модифицированный алгоритм метода группового учета аргументов Ивахненко. Формализация качественно заданной функции цели позволяет автоматизировать процесс выбора наилучшей альтернативы из произвольного набора альтернатив без привлечения экспертов, т.е. без дополнительных временных и финансовых затрат.

Литература

1. Saaty T.L. Multicriteria Decision Making. The Analytic Hierarchy Process. – New York: McGraw Hill International, 1990.- p.437.
2. Саати Т., Кернс К. Аналитическое планирование. Организация систем: Пер. с англ. Р.Г. Вачнадзе: Под ред. И.А. Ушакова. – М.: Радио и связь, 1991. – 223 с.
3. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий: Tomas Saaty. The Analytic Hierarchy Process. –Пер. с англ. Р.Г. Вачнадзе. – М.: Радио и связь, 1993. – 315 с.
4. Тоценко В.Г. Методы и системы поддержки принятия решений. Алгоритмический аспект. – Киев: Наукова думка. – 2002. – 381 с.
5. Павлов А.А., Лищук Е.И., Кут В.И. Математические модели оптимизации для обоснования и нахождения весов объектов в методе парных сравнений. Системні дослідження та інформаційні технології. – 2007р. 2.
6. Павлов А.А., Лищук Е.И., Кут В.И. Математические модели оптимизации для обоснования и нахождения весов объектов по неоднородным матрицам парных сравнений. Системні дослідження та інформаційні технології. – 2007р. 3.
7. Павлов А.А., Лищук Е.И., Кут В.И. Многокритериальный выбор в задаче обработки данных матрицы парных сравнений. Вісник НТУУ “КПІ” Інформатика, управління та обчислювальна техніка 2008р. 46.
8. Павлов А.А., Иванова А.А., Зигура Р.А. Метод группового учёта аргументов и анализа иерархий (МГУАИАИ) в задачах принятия решений. Вісник НТУУ „КПІ” Інформатика, управління та обчислювальна техніка, Київ 2008р. 47. -350 с. – С.205-214.
9. Ивахненко А.Г., Мюллер Н.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. Киев, Техника 1985г. – 221 с.
10. Ивахненко А.Г., Юрогновский Ю.Ц. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. М. Радио и связь 1986г. – 118 с.

Получено 14.11.2008