УДК 681.18.001.63

МОДЕЛИ ПРОЦЕССА ПРИНЯТИЯ АДАПТИВНЫХ РЕШЕНИЙ КОМПОЗИЦИОННОЙ СТРУКТУРЫ С ДЕТЕРМИНИРОВАННЫМИ И ВЕРОЯТНОСТНЫМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

В.Е. СНИТЮК, РИФАТ МОХАММЕД АЛИ
(Информационные технологии в науке)

Предложена процедура корректировки экспертных выводов лицом, принимающим решение. Задача уточнения суждений экспертов, которые имеют количественное представление, на современном этапе экономического развития является достаточно актуальным. Метод нивелирования субъективных предпочтений, определяемых различными факторами, в т.ч. и материальными, представленный в статье, позволяет находить более близкие к оптимальным решения.

1. Введение. На начальных этапах проектирования сложных технических систем неопределенность выбора из альтернативных вариантов проектных решений обусловлена объективными и субъективными факторами. К объективным факторам принадлежат неполнота множества начальных данных, отсутствие квалифицированных специалистов и ограничений, которые обусловлены внешней средой. Субъективные факторы определяются опытом и интуицией экспертов, их отношением и личной заинтересованностью в вариантах выбора. Аналитическими методами определить влияние таких причин на конечный выбор проектного решения невозможно. Вместе с тем, используя аппарат нейронных сетей и методы теории нечетких множеств, такую неопределенность можно уменьшить, что даст возможность лицу, которое принимает решения (ЛПР) корректировать и уточнять экспертные выводы.

2. Постановка задачи. Сложная система, которая проектируется, реализует преобразование

$$F : X \to Y, \qquad (1)$$

где X - входные параметры, Y - выходные характеристики. Целесообразность создания системы преимущественно определяется ее эффективностью. Известно, что критерий эффективности есть функцией задач, которые решаются системой, стратегий управления распределением ресурсов и совокупностью процедур, которые реализованы в системе [2]. Каждая из этих компонент оказывает непосредственное влияние на выходные характеристики. В условиях априорной неопределенности эксперты высказывают предположения об их значениях. Получают матрицу $A = (a_{ij})_{i=1}^{n}{}_{j=1}^{m}$, где элементы a_{ij} - есть предположениями j -го эксперта о значениях i -ой характеристики, $y_i \in Y$. Учитывая склонность экспертов к занижению или завышению значений отдельных характеристик, необходимо получить вектор A', элементы которого есть уточненными значениями характеристик Y.

3. Модели композиционной структуры. Глобальная цель Z создания системы декомпозируется по уровням на подцели, на выходе последнего уровня находятся результирующие характеристики системы (рис.1). Значения выходных характеристик на момент выбора проектных вариантов есть такими (рис. 2):

1. Детерминированными, принимающими лишь одно значение.
2. Неизвестными, но с известным распределением вероятностей в виде ряда распределения для дискретного набора значений и функцией плотности распределения для непрерывных.
3. Неизвестными, не вероятностного характера, но с учетом возможности построения функции принадлежности (ФП)[1].

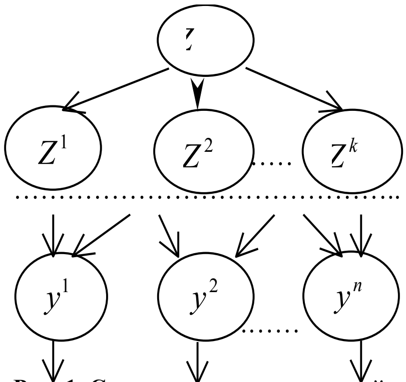

Рис. 1. Структура системы целей

Рассмотрим первый случай. Пусть ЛПР имеет точные значения некоторых выходных характеристик, которые будем называть обучающей последовательностью и не знает точных значений характеристик контрольной последовательности. Сделаем также предположение, что вектор выходных характеристик можно разделить на два подвекторы одинаковой размерности: Y_p и Y_f, где Y_p - вектор характеристик, которые способствуют достижению системой цели Z, Y_f - вектор характеристик, возрастание значений которых противодействует достижению Z. Очевидно, что эксперт, который заинтересован в выборе определенного варианта проектирования, будет стремиться к увеличению значения характеристик Y_p и уменьшению значения Y_f. И наоборот будет действовать незаинтересованный эксперт.

Будем считать, что в обучающей последовательности есть информация об n характеристиках от m экспертов. ЛПР придает каждому предположению эксперта о значении характеристики некоторый коэффициент γ_{ij}, $i = \overline{1,n}$, $j = \overline{1,m}$, который вычисляется по формуле

$$\gamma_{ij} = \frac{a_{ij}}{T_i}, \qquad (2)$$

где T_i - известное значение, $y_i \in Y$. Рассмотрев столбцы коэффициентов γ_{ij}, которые отвечают каждому эксперту, построим многоугольник распределения по следующему алгоритму:

1. Находим $\min\limits_i \gamma_{ij}$ и $\max\limits_i \gamma_{ij}$, $i = \overline{1,n}$.

2. В зависимости от величины $d_i = \max\limits_i \gamma_{ij} - \min\limits_i \gamma_{ij}$ разделим на h_i промежутков интервал

Рис.2. Данные для адаптации

$[\min_i \gamma_{ij}; \max_i \gamma_{ij}]$ и построим многоугольник распределения (некоторые возможные варианты приведены на рис 3-6).

Если многоугольник распределения имеет выражение пики близко к $\max_i \gamma_{ij}$ и $\min_i \gamma_{ij}$, а в интервал $(1-\varepsilon, 1+\varepsilon)$, где рис. 3- достаточно малое число, попадает незначительное количество точек (рис.3), то это свидетельствует о сильной заинтересованности или незаинтересованности эксперта в выборе указанного варианта. В случае сильной заинтересованности эксперта все значения характеристик $y_i \in Y_p$ необходимо помножить на $\delta_{ij} = \frac{2}{n} \sum_{\gamma_{ij}<1} \gamma_{ij}$, а все значения характеристик $y_i \in Y_f$ на $\delta_{ij} = \frac{2}{n} \sum_{\gamma_{ij} \geq 1} \gamma_{ij}$, что даст возможность нивелировать субъективные аспекты при принятии решений.

Если многоугольник распределения имеет левосторонний или правосторонний пик (рис. 4), то это свидетельствует о безразличности и некомпетентности эксперта и рационально будет его исключить из команды экспертов вообще.

Если многоугольник пиков не имеет (рис. 5), и напоминает трапецию с почти одинаковыми по длине основаниями и центром нижнего основания в точке $\gamma = 1$, то эксперт не имеет точного представления о значении характеристик и решением этой проблемы с минимальным риском есть домножение значений характеристик на $\delta_{ij} = \frac{1}{n} \sum_i \gamma_{ij}$ для i - го эксперта.

Если многоугольник распределения имеет выраженный пик над $\gamma = 1$ (рис. 6), то это свидетельствует о компетентном эксперте, для которого необходимо положить $\delta_{ij} = \gamma_{ij}$.

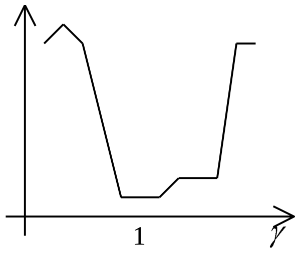

Рис. 3

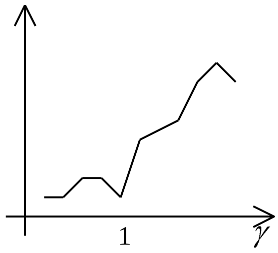

Рис. 4

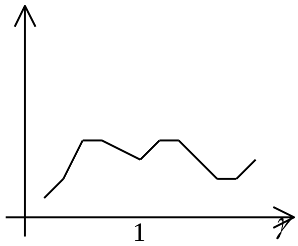

Рис. 5

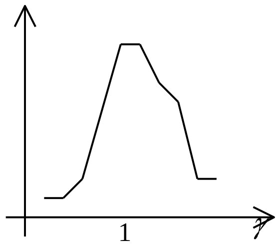

Рис. 6

Все другие случаи сводятся к предыдущим.

Считая, что некомпетентных экспертов нет, обучающую последовательность для нейронной сети представляют данные таблицы 1.

Таблица 1 – Начальные данные для обучения нейронной сети

b_{11}	b_{12}	...	b_{1m}	δ_{11}	δ_{12}	...	δ_{1m}
b_{21}	b_{22}	...	b_{2m}	δ_{21}	δ_{22}	...	δ_{2m}
...	...	...	...	...	...	...	...
b_{n1}	b_{n2}	...	b_{nm}	δ_{n1}	δ_{n2}	...	δ_{nm}

Значения b_{ij} вычисляем по такой формуле

$$b_{ij} = \frac{a_{ij} - \min_i a_{ij}}{\max_i a_{ij} - \min_i a_{ij}}, i = \overline{1,n},\ j = \overline{1,m}. \qquad (3)$$

После процесса обучения задаем значения $b_{n+1\ j}$ и получаем $\delta_{n+1\ j}$, $j = \overline{1,m}$, далее ЛПР рассчитывает реальные значения $n+1$ - й характеристики, зная начальные данные экспертов, и их коэффициенты.

Процедура принятия решений ЛПР в статье не рассматривается.

По данным таблицы 1 обучаем нейронную сеть с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (back propagation) [4,5]. Сеть имеет структуру, представленную на рис. 7, входной и выходной слои имеют по m нейронов. Для вычисления количества нейронов скрытого слоя используем такую оценку [5]:

$$\frac{N_y N_p}{1+\log_2(N_p)} \leq N_w \leq N_y\left(\frac{N_p}{N_x}+1\right)(N_x+N_y+1)+N_y, \qquad (4)$$

где N_w - количество синаптических весов, N_x - размерность входного сигнала, N_p - количество элементов обучающей последовательности, N_y - размерность выходного сигнала. Тогда количество нейронов скрытого слоя рассчитываем по следующей формуле

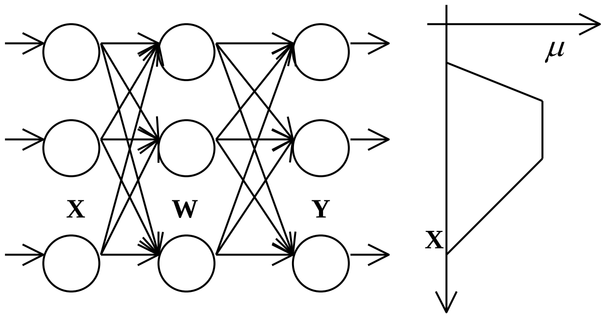

Рис. 7. Структура нейронной сети

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}. \qquad (5)$$

В нашем случае $N_y = N_x = m$. Если предположить, что количество экспертов 10, а количество элементов обучающей последовательности 40, то количество таких нейронов будет принадлежать интервалу $N \in (3;53)$. Такой большой диапазон значений вызван тем, что (4) есть только оценкой, а не выражением для точных вычислений.

Если считать, что аналогичные системы в мире существуют и есть доступ к информации об их функционировании, или есть другие системы с аналогичными характеристиками, то можно утверждать, что известны ряды распределения значений каждой дискретной характеристики. Возможны две ситуации: а) ряды распределений известны только для ЛПР, но экспертам известно множество возможных значений характеристик; б) ряды распределения известны и для экспертов (рис.1).

Пусть задана матрица D, где d_{ij}^z - j-е значение i-й характеристики, $d_{ij}^p = P\{y_i = d_{ij}^z\}$, k - количество значений характеристики, которая имеет наибольшее количество значений, $\sum_j d_{ij}^p = 1,\ \forall i = \overline{1,m}$,

$$D = \begin{pmatrix} d_{11}^z & d_{12}^z & \dots & d_{1k}^z \\ d_{11}^p & d_{12}^p & \dots & d_{1k}^p \\ d_{21}^z & d_{22}^z & \dots & d_{2k}^z \\ d_{21}^p & d_{22}^p & \dots & d_{2k}^p \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{n1}^z & d_{n2}^z & \dots & d_{nk}^z \\ d_{n1}^p & d_{n2}^p & \dots & d_{nk}^p \end{pmatrix}.$$

Если характеристика имеет количество значений меньше чем k, то в матрице на местах, которые отвечают несуществующим значениям и вероятностям, будут нули. Для каждой характеристики найдем математическое ожидание ее значений My_i, $i = \overline{1,n}$ по матрице D:

$$My_i = \sum_{j=1}^{k} d_{ij}^z d_{ij}^p. \qquad (6)$$

Сформируем матрицу

$$A_n = \begin{pmatrix} a_{11} - My_1 & a_{12} - My_1 & \dots & a_{1m} - My_1 \\ a_{21} - My_2 & a_{22} - My_2 & \dots & a_{2m} - My_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} - My_n & a_{n2} - My_n & \dots & a_{nm} - My_n \end{pmatrix}$$ и соответствующий вектор

$P = (p_1, p_2, \dots, p_m)$, где

$$p_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{m}(a_{ij} - My_i),\ j = \overline{1,n}. \qquad (7)$$

Контрольный набор значений $a_{n+1,1}$, $a_{n+1,2}$, ..., $a_{n+1,m}$ корректируем на величину p_j и находим среднее арифметическое. Это и будет оптимальное прогнозируемое значение $(n+1)$-й характеристики по критерию минимизации риска ошибки.

Если ряды распределения известны экспертам, то они могут выбрать одну из следующих линий поведения: а) полностью согласиться с ними и выбрать значения характеристик, которые имеют наибольшую вероятность; б) считать, что каждый ряд распределения из тех или иных причин есть неправильным и выбрать такие значения характеристик, которые имеют наименьшую вероятность; в) частично соглашаться, частично нет, выбирая характеристики с наибольшими и наименьшими вероятностями; г) допускать коррекции в рядах распределения, которые не имеют содержательного влияния на общую картину, то есть выбирать значения характеристик с не экстремальными вероятностями.

Будем считать, что известные ряды распределения достаточно полно и точно отображают мировой опыт в создании аналогичных систем. В качестве начальных данных имеем матрицы A и D. Используя ряды распределения значений каждой характеристики, подсчитаем ее энтропию

$$H_i^h = -\sum_{j=1}^{k} d_{ij}^p \log d_{ij}^p. \qquad (8)$$

Будем считать, что эксперты в своих суждениях независимы один от другого и что равновероятных значений как и однозначных характеристик нет, поскольку такие случаи заслуживают дополнительного изучения. То есть $H_i^h \in (\varepsilon_1, \log k - \varepsilon_2)$, $i = \overline{1,n}$ где ε_1 и ε_2 - некоторые достаточно малые положительные числа, $\log k$ - максимальное значение энтропии, что соответствует характеристике с равновероятными значениями.

В первом случае для каждой характеристики найдем значения

$$p_{i\max} = \max\{d_{ij}^p,\ j = \overline{1,k}\},\ i = \overline{1,n}. \qquad (9)$$

Тогда минимальная энтропия выбора значений характеристик будет отвечать

$$\sum_{i=1}^{n} \max\{d_{ij}^p,\ j = \overline{1,k}\} = \sum_{i=1}^{n} p_{i\max}. \qquad (10)$$

Если эксперты выбрали максимально вероятные значения характеристик, причем сумма

$\sum_{i=1}^{n}\max\{d_{ij}^{p},\ j=\overline{1,k}\}$ значительно больше любой другой суммы, в которую входят по одному элементу из вероятностей значений каждой характеристики, то это свидетельствует о существовании доминирующего набора значений Y и эксперты с таким вариантом полностью согласны. В случае существования незначительного расхождения между максимальной суммой и другими (хотя б одной), можно сделать вывод о преимущественном влиянии статистической информации над знаниями и опытом эксперта. Для контрольной последовательности достаточно взять среднее значение вариантов экспертов.

Известно [3], что характеристики системы в зависимости от положения их оптимума можно разделить на три класса: а) характеристики, которые должны иметь точно заданное значение (A); б) характеристики, значения которых должны точно попасть в указанную область (B); в) характеристики, которые должны быть больше или меньше некоторого наперед заданного значения (C) (рис. 8). Функция μ указывает на меру принадлежности точки из множества Ω области оптимума. Заштрихованная часть под графиком указывает на область не оптимальных, но допустимых значений.

Рассмотрим третий случай, причем сделаем предположение, что значения характеристик системы из вектора Y_p должны увеличиваться, а из вектора Y_f - уменьшаться для выбора оптимального варианта.

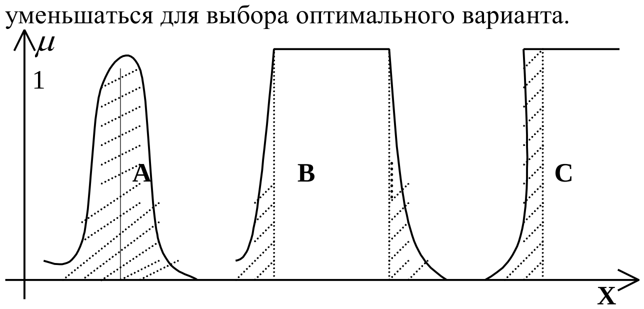

Рис. 8. Критерии оптимума

Тогда j-й эксперт, для которого значение

$$d_{ij}^{p}\chi\{y_i\in Y_p\}+\frac{1}{d_{ij}^{p}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{d_{ij}^{p}}}\chi\{y_i\in Y_f\}, \qquad (11)$$

$j=\overline{1,m}$ есть минимальным, должен быть удален из команды, поскольку его ответы прямо противоречат выбору лучших вариантов.

Если эксперт частично соглашается с данными ряда распределения, частично нет (для некоторых характеристик выбирает наиболее вероятные значения, для некоторых - другие), то для корректировки значений контрольных характеристик снова необходимо использовать нейронную сеть. При этом мы будем считать, что эксперт указывает на значения характеристик тенденциозно и никоим образом не случайно. Тогда на входе нейронной сети будет матрица B, полученная по формуле (2), а также вектор, компоненты которого равны единице, если характеристика принадлежит Y_p и нулю, если Y_f. На выходе имеем матрицу Z, элементы которой определяем следующим образом:

$$z_{ij}=d_{ij}^{*}-b_{ij}, \qquad (12)$$

где $d_{ij}^{*}=\{d_{ij}^{z}/d_{ij}^{p}=\max_j d_{ij}^{p}\}$, $i=\overline{1,n}$. Тогда структура матрицы данных для нейронной сети имеет такой вид (табл. 2).

Таблица 2 – Начальные данные для обучения нейронной сети

Вход					Выход			
b_{11}	b_{12}	..	b_{1m}	1	z_{11}	z_{12}	..	z_{1m}
b_{21}	b_{22}	..	b_{2m}	0	z_{21}	z_{22}	..	z_{2m}
...	...	..	...	...	...	...	..	...
b_{n1}	b_{n2}	..	b_{nm}	1	z_{n1}	z_{n2}	..	z_{nm}

Пронормировав данные значения контрольной характеристики $a_{n+1\ j}$, $j=\overline{1,m}$, подаем их на вход нейронной сети, указав, какой есть эта характеристика (позитивной или негативной). На выходе получим значения $z_{n+1\ j}$, $j=\overline{1,m}$. Откорректируем каждый элемент $a_{n+1\ j}$ на величину $z_{n+1\ j}$ и найдем их среднее значение, которое и будем считать значением $(n+1)$-ой характеристики, то есть

$$y_{n+1}=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}(a_{n+1\ j}+z_{n+1\ j}). \qquad (12)$$

Случай, когда эксперт указывает на значения характеристик, что имеют не экстремальные вероятности, заслуживает на отдельное изучение, поскольку тогда эксперт, наверняка, учитывает не только значения отдельных характеристик но и взаимосвязи между ними, что требует исследования распределения условных вероятностей и других показателей (например, коэффициента корреляции).

4. Заключение. Современное неустойчивое экономическое состояние оказывает значительное влияние на поведение субъектов хозяйственной деятельности различных форм собственности, что часто приводит к появлению необоснованных решений, которые как бы базируются на точных расчетах и экспертных выводах. При этом не учитывается фактор материальной заинтересованности того или иного эксперта в результатах экспертизы. Для того чтобы уйти от неправильных решений, ЛПР должен корректировать и адаптировать свои выводы к персональному составу экспертных комиссий и состоянию внешней среды (прежде всего ее экономического аспекта). Предложенные в статье модели, которые базируются на комбинации традиционных методов и теории нейронных сетей, указывают на один из путей к преодолению этой проблемы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дюбуа Д., Прад А. Теория возможностей. - М.: Радио и связь, 1990. - 286 с.
2. Матвеевский С.Ф. Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1987. – 239 с.
3. Тимченко А.А., Родионов А.А. Основы информатики системного проектирования объектов новой техники. – К.:Наук. думка, 1991. – 152 с.

4. Muller B., Reinhart J. Neural Networks: an introduction. – Berlin Heidelberg, Springer Verlag, 1990. - 332 p.
5. Wasserman P.D. Combined backpropagation/ Cauchy machine. Proceedings of the International Neural Network Society. - New York, Pergamon Press, 1988. - 254-261 pp.

Поступила в редколлегию 00.00.02

Рецензент: Профессор, доктор технических наук Златкин А.А.
Научные интересы: моделирование систем, дискретно-непрерывная оптимизация.
Адрес: 18006, Черкассы, бул. Шевченко, 460/507.
Тел.: (0472) 435628 (р.), 667411 (д.)

Снитюк Виталий Евгеньевич, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры компьютерных технологий Черкасского государственного технологического университета. Научные интересы: эволюционное моделирование, биокибернетическая оптимизация, системное проектирование. Адрес, контактные телефоны: бул. Шевченко, 460, Черкассы, Украина, 18006. Тел.: (0472) 435628(р.), 433897(д.)
Рифат Мохаммед Али, магистр компьютерных наук, аспирант Государственной летной академии Украины (г. Кировоград). Научные интересы: проектирование сложных систем, обработка данных в принятии решений. Адрес, контактные телефоны: бул. Шевченко, 460, Черкассы, Украина, 18006.
Тел.: (0472) 435628(р.)

УДК 681.18.001.63

Моделі процесу прийняття адаптивних рішень композиційної структури з детермінованими і ймовірностними характеристиками/ В.Є. Снитюк, Ріфат Мохаммед Алі.// Радіоелектроніка і інформатика. 2002. № 4. С. 00-00.

Запропоновані моделі процесу прийняття адаптивних рішень з використанням композиції класичних математичних методів і теорії нейронних мереж. Розроблена процедура, яка дозволяє уточнювати і коригувати експертні висновки, які одержані з врахуванням домінування особистої зацікавленості для детермінованих характеристик і характеристик, для яких відомі ряди розподілу значень.
Табл. 2. Іл. 8. Бібліогр.: 5 назв.

UDC 681.18.001.63

The models of adaptable decision with composite structure making process with determinate and probability characteristics / V.E. Snytyuk, Rifat Mohammed Ali // Radioelektronika i informatika. 2002. № 4. P. 000-000.

The models of adaptable decision making process with composition of classic mathematical methods and neural networks theorie using are suggested. The procedure, which let to precise and correct the experts opinions, is developed. Due to opinions with using the private interest domination for determined characteristics and characteristics, for which the probabilities distribution are known, is made.
Tab. 02. Fig. 08. Ref.: 05 items.