УДК 378.147.007.2:5/54(075.8)

Н.Н. Шибицкая

МЕТОДИКА ПРИНЯТИЙ РЕШЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ОБУЧЕНИЯ С НЕЧЕТКО ЗАДАННОЙ ЦЕЛЕВОЙ ФУНКЦИЕЙ

Рассматривается структурная модель организации процесса обучения в системе "оператор-тренажер". Формальная оценка уровня обученности оператора основывается на экспертно задаваемых связях между элементами знаний различных уровней и педагогических измерениях на нижнем уровне заданной структуры знаний. Для формирования экспертной оценки вводится лингвистическое терм-множество, значения которого формируются на основе предложенного метода попарных сравнений, что позволяет повысить точность при принятии решений и снизить субъективный фактор в процессе оценки уровня обученности оператора. Излагается методика оценки знаний обучаемого с учетом функции принадлежности элемента базовых знаний подмножеству знаний обучаемого.

Формально процесс обучения по специальности можно представить в виде решения оптимизационной многошаговой задачи формирования знаний и умений на каждом шаге обучения. В реальной системе обучения формальная постановка задачи оптимизации затруднена, в частности, в связи с тем, что основные системные параметры являются нечеткими, задаваемыми приближенно.

Будем считать математическое описание модели нечетким, если параметры целевой функции или размерность задачи известны приближенно, т.е. заданы своими верхним и нижним интервалами, либо задана некоторая область из возможных значений.

В квалификационной характеристике оператора управления технической системой вообще не фигурируют какие-либо конкретные параметры уровня обученности и сформированности умений. Целевая установка включает перечень того, что оператор должен: "знать", "уметь", "иметь навыки", "иметь представление".

Решение нечетко сформулированной задачи невозможно без ее первоначальной формализации и построения математической модели процесса. Многообразие нечетко сформулированных задач и необходимость их решения обусловило появление методов формальных описаний качественных соотношений, в основу которых был положен аппарат принятия приближенных решений Заде.

Построим формальную модель процесса обучения с учетом нечетко заданной целевой функции (рис.1).

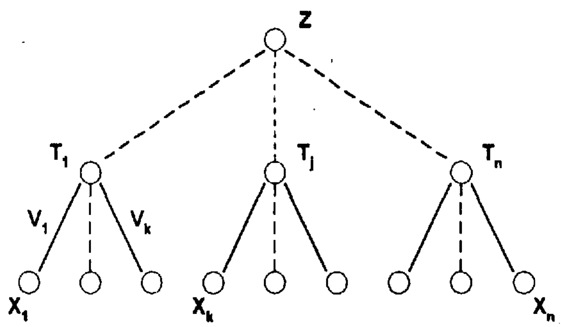

Рис.1. Иерархическая модель знаний

На рис1. приняты следующие обозначения: V - множество отношений для элементов знаний между различными уровнями; k - число инциденций.

Конечная цель Z обучения (верхний уровень) формируется исходя из требований квалификационной характеристики специалиста и является подмножеством базового множества знаний X, где для $x \in X$ задана функция принадлежности $\mu_z(x)$.

Достижение этой цели Z определяется достижением подцелей $T \subset Z$:

$$\bigcup_{i=1}^{k} T_j = Z$$

и далее до формирования обучающих воздействий и структурирования знаний на элементы $x_1, \ldots, x_k$, не требующие дальнейшего разбиения (нижний уровень), при этом $x_j \in T$, $T \subset X$.

Общее число уровней дерева целей обучения определяется выбором исходной цели - предка (верхний уровень) и сложностью структуры системы обучения. Экспертно задавая связи V_i между элементами знаний различных уровней и проводя педагогические измерения на нижнем уровне, мы получаем возможность построить модель обучения и формально оценить уровень обученности оператора в заданной структуре знаний.

Структура G знаний системы в теоретико-множественном определении является абстрактным графом в виде бинарного отношения $G \subset X_x \times V$, где X_x – декартово произведение для элементов знаний x_i из множества X; V – множество отношений для элементов $x_i \in T \subset X$, а также для любой пары $\{x_i, x_j\} \subset X_x$, $i \neq j$ справедливо: $G(x_i, x_j) \subset V$.

Элементы $v_i \in V$ фиксируют логическую связность знаний x_i, x_j и позволяют наследовать знания нижнего уровня при формировании знаний верхних уровней. В паре элементов $\{x_i, x_j\}i \subset X_x$ задано отношение порядка для указания наследования знаний. Для сформированной структуры справедливо:

$$\bigcap_{k=1}^{m} G(x_i, x_j)_k = \varnothing,$$

отсюда следует, что для каждой пары $\{x_i, x_j\}$ элементов знаний фиксируется только один элемент отношений $v_i \in V$.

Перейдем к классическим оценкам знаний и воспользуемся лингвистической переменной (“Оценка”, Term, Q), где Term ={”неудовлетворительно”, ”удовлетворительно”, ”хорошо”, “отлично”}, Q – базовое множество оценок знаний по числовой шкале $\mathbf{Q} = [0 \,..\, 1]$.

Нечеткое подмножество $\hat{A}$ множества Q представляет собой множество пар:

$$\hat{A} = \{ (\mu_A(q)/q) \},\ q_i \in Q,\ \mu_A(q) \in [0 \,..\, 1].$$

Функция принадлежности $\mu_A(q)$ определяется по матрице попарных сравнений $M = \| m_{ij} \|$ [1], элементы которой представляют собой оценки интенсивности принадлежности элементов $q_i \in Q$ нечеткому множеству $\hat{A}$.

Матрица попарных сравнений формируется в результате опроса экспертов данной предметной области. Коэффициенты m_{ij} определяются с учетом мнения эксперта о том, на сколько элемент q_i более значим, чем элемент q_j для определения понятия, описываемого нечетким множеством $\hat{A}$, т.е. разницей между значениями функций принадлежности $\mu_A(q_i)$ и $\mu_A(q_j)$.

Метод попарных сравнений позволяет значительно снизить субъективный фактор при принятии решений и оценке уровня знаний обучаемого. Воспользуемся понятиями, которыми оперирует эксперт и сведем их в таблицу интерпретаций величины m_{ij} [1] (табл.1).

Таблица 1

Интенсивность важности	Качественная оценка
0	Несравнимы
1,2	Одинаковая значимость
3,4	Слабая значимость
5,6	Существенная значимость
7,8	Очевидная значимость
9	Абсолютная значимость
Обратные значения ненулевых значений	Если оценка m_{ij} имеет ненулевое значение, то m_{ij} имеет обратное значение $1/m_{ij}$.

Значения функции принадлежности μ_A можно представить в виде эмпирического вектора h с элементами

$$h_i = \mu_A(q_i),\ i=1,2,\ldots,n;$$

попарные сравнения представлены матрицей M отношений с элементами

$$m_{ij} = h_i / h_j.$$

Для улучшения согласованности оценок предполагается, что

$$m_{ij} * m_{ik} = m_{ik},$$

следовательно, для диагональных элементов $m_{ii} = 1$, а для симметричных относительно главной диагонали элементов

$$m_{ij} = 1/m_{ji}.$$

Для определения j-го элемента вектора h находим сумму элементов в каждом j-м столбце матрицы M, с учетом

$$\sum_{i=1}^{n} h_i = 1$$

по формуле

$$k_j = \sum_{i=1}^{n} m_{ij} = \sum_{i=1}^{n}(\ h_i/h_j) \ = (1/h_j)^* \sum_{i=1}^{n} h_i = 1/h_j$$

таким образом находим искомый вектор h, состоящий из элементов:

$$h_j = 1/k_j.$$

Для построения графика функции принадлежности нормализуем нечеткое множество, для этого разделим элементы вектора h на максимальное значение $h_{\max} = \mu_A(0.6)$. В результате получим нечеткое множество

$$\hat{A} = \{0.095/0.3,\ 0.15/0.4,\ 0.35/0.5,\ 0.92/0.6,\ 1/0.65,\ 0.92/0.7,\ 0.35/0.8,\ 0.15/0.9,\ 0.095/1\}$$

и построим график функции принадлежности нечеткого подмножества $\hat{A}$ для терма "удовлетворительно" (рис.2).

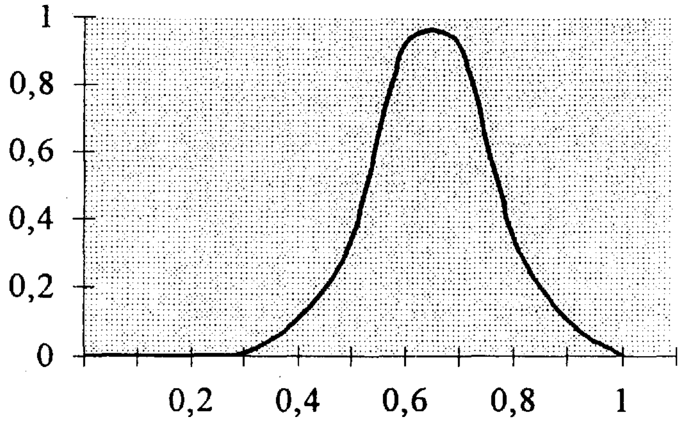

Рис. 2. График функции принадлежности нечеткого подмножества $\hat{A}$ для терма "удовлетворительно"

Ниже приведена матрица попарных сравнений для терма “удовлетворительно”, полученная в результате экспертного опроса при оценке результатов тестирования (табл.2).

Таблица 2

	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
0.3	1	1/2	1/6	1/9	1/9	1/6	1/2	1
0.4	2	1	1/3	1/7	1/7	1/3	1	2
0.5	6	3	1	1/2	1/2	1	3	6
0.6	9	7	2	1	1	2	7	9
0.7	9	7	5	1	1	5	7	9
0.8	6	3	1	1/2	1/2	1	3	6
0.9	2	1	1/3	1/7	1/7	1/3	1	2
1	1	1/2	1/6	1/9	1/9	1/6	1/2	1
k	36	23	9.99	3.5	3.5	9.99	23	36
h	0.027	0.043	0.1	0.285	0.285	0.1	0.043	0.027
h / h_{max}	0.095	0.15	0.35	0.92	0.92	0.35	0.15	0.095

На основании описанной методики сформулируем некоторые требования, предъявляемые к виду функции принадлежности.

Как видно из табл.1, $\mu_A(q_1) = 1$, $\mu_A(q_n) = 1$, т.е. значения функций принадлежности для крайних термов и их граничных значений q_n равны единице. Если это так, то вид функции принадлежности в крайних точках не может иметь колоколообразную форму. Максимальное значение $\mu_A(q_i)$ для всех термов, описывающего лингвистическую переменную, должно быть равно единице. Аналогично рассчитываются значения функций принадлежности для остальных понятий (рис.3).

Применение метода попарных сравнений позволяет точно и объективно оценить уровень знаний обучаемого. Очевидно, что для подготовки и аттестации операторов по управлению сложными техническими объектами, а также лиц, работающих в экстремальных условиях, требования к качеству знаний повышаются и данная шкала оценок значительно ужесточается.

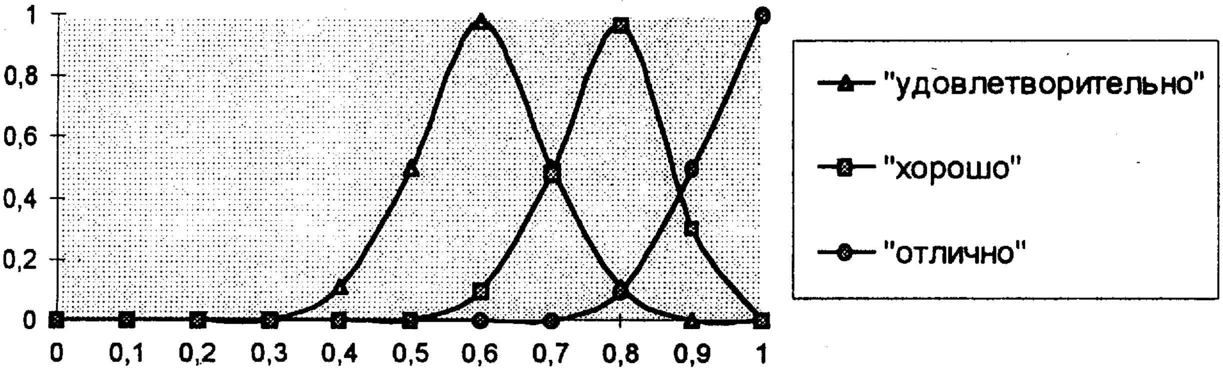

Рис. 3. Функции принадлежности для понятий "удовлетворительно", "хорошо", "отлично"

В существующих методиках [2] оценивания знаний по управлению техническими системами в качестве критериев используются допустимые предельные отклонения значений временных характеристик управляющих воздействий оператора. Качество решения задачи оператором оценивается по отклонению между фактическим и оптимальным значениями критериев. При этом оценка на шаге обучения формируется по двухбальной шкале (0 – неуспешное или 1 – успешное решение поставленной задачи).

Однако систему структурированных знаний S можно формально определить, не привлекая понятия – структуры, т.е. непосредственно через множество пар элементов знаний соседних уровней, обладающих свойством наследования, и множество Q параметров оценки этого свойства.

Системой назовем бинарное отношение S и такое, что для любых пар y, z элементов знаний справедливо

$$S(y) \cap S(z) = \varnothing, \quad S(y), S(z), \subset Q.$$

Это условие отражает тот факт, что в реальной системе знаний один и тот же параметр оценки наследования может быть присоединен только к одной паре (x_i, x_j). Формально это условие фиксирует из всех подмножеств декартового произведения такое, которое является математическим образом системы знаний S с множеством элементов X и множеством Q параметров оценки наследования.

Рассмотрим случай достижения целей обучения, когда умения взаимно однозначно соответствуют элементам знаний, и экспертно оценим данные, полученные в результате тестирования на нижнем уровне структуры знаний.

Будем считать, что знания (умения) Y обучаемого есть нечеткое подмножество множества X с некоторой функцией принадлежности $\mu_y(x)$, характеризующей степень усвоения обучаемым элемента x_i множества знаний X, $\forall x_i \in X$.

Нечеткое подмножество Y множества X представляет собой множество пар:

$$Y = \{ (x / \mu_Y(x)) \},\ x_i \in X,\ \mu_Y(x) \in [\,0\ ..\ 1].$$

Для заданного элемента t знаний верхнего уровня экспертно зададим структуру знаний в виде функции $V = G\ (x_i, t)$, где $i = 1,k$. Эта функция для каждой пары (x_i, t) элементов знаний различных уровней фиксирует только одно отношение (предок – потомок) из множества V.

Будем считать, что множество V отношений между элементами знаний x_i, t двух соседний уровней представлено весовыми коэффициентами $\mu_V(x)$, заданными экспертно на этапе структурирования знаний и построения дерева целей (умений).

Значения коэффициентов $\mu_V(x)$ задаются для элементов $x_i \to t_i \in T$ таким образом:

$\mu_V(x) = 0$, если отношение предок - потомок $x_i \to t_i \in T$ не определено;

$0 < \mu_V(x) <= 1$, если отношение предок - потомок $x_i \to t_i \in T$ определено.

Оценим вклад элементов знаний x_i нижнего уровня в формирование единицы знаний T_j верхнего уровня. Для приведения к нормальному виду $T_j \subset X$ и формирования единого базиса необходимо выполнить переход к относительным весовым коэффициентам:

$$\xi(x_i) = \mu_V(x_i) / \Sigma\mu_V(x_i),$$

при этом соблюдается условие

$$\Sigma\xi(xi) = 1,\ i = 1, k,$$

где k - число инциденций.

Проанализируем выборочные данные, полученные в результате тестирования группы обучаемых [3] и оценим в размытой шкале степень $\mu_y\ (x_i)$ принадлежности элемента знаний $x_i \in X$ подмножеству Y знаний обучаемого (табл.3). При этом будем считать, что $\mu_Y\,(x_i) = [\ 0;\ 1\ ]$.

Тогда множество Y знаний обучаемого с учетом функции принадлежности можно представить следующим образом:

$$Y = \{(x_1 / 0.8), (x_2 / 1), (x_3 / 0.5), (x_4 / 1.0), (x_5 / 0.5), (x_6 / 1), (x_7 / 0.8), (x_8 / 1.0), (x_9 / 0.8), (x_{10} / 1)\}$$

Таблица 3

Функции	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}
$\mu_y(x_i)$	0.8	1.0	0.5	1.0	0.5	1.0	0.8	1.0	0.8	1.0
$\xi(x_i)$	0.1	0.05	0.2	0.05	0.15	0.1	0.15	0.05	0.1	0.05

Нечеткие отношения подмножества Y знаний обучаемого и значений функции принадлежности μ_y, полученные в результате эксперимента, показаны на рис.4, *а*.

Нечеткие отношения элементов знаний $x_i \in T_j$ заданы относительными весовыми коэффициентами $\xi(x_i)$ в виде функции на рис.4, *б*.

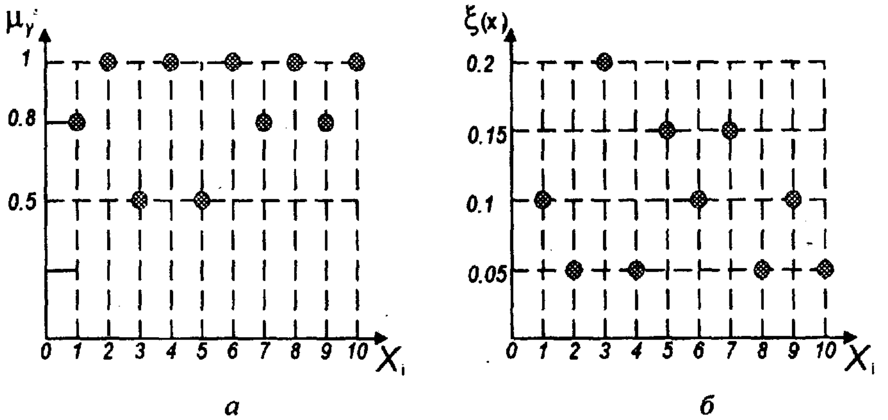

Рис. 4 Нечеткие отношения элементов знаний $x_i \in Y$ (а) с функцией принадлежности μ_y и элементов $x_i \in T_j$ (б) с функцией весовых коэффициентов $\xi(x_i)$

Для оценки степени соответствия знаний *Y* обучаемого требуемым знаниям *T* системы на заданном уровне декларирования знаний воспользуемся понятием функции передачи потомок – предок (рис.5).

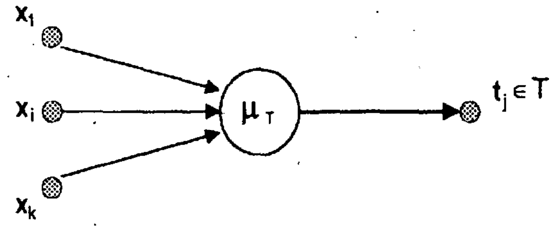

Рис.5 Функции передачи потомок - предок

Вычисление функции передачи μ_T позволяет оценить вклад отдельного элемента x_i знаний – потомков в формирование элемента t_j знаний – предка и представляет собой зависимость

$$\mu_Y(t) = \mu_Y(x) * \xi(x).$$

Заданные отношения на множестве элементов знаний – потомков позволяют вычислить значение функции принадлежности $\mu_Y(t_j)$ и оценить степень усвоения знаний обучаемым на расчетном уровне – предке:

$$\mu_y(t_j) = \sum_{i=1}^{k}(\mu_H(x_i) * \xi(x)).$$

В результате вычислений получаем: $\mu_y(t_j) = 0.755$. На основании проведенных исследований и данных, приведенных на рис.3 и табл.3, делаем вывод, что знания обучаемого можно оценить как удовлетворительные со степенью уверенности 20 % (μ_A = 0.2/0.75) и как хорошие - со степенью уверенности 80 % (μ_A = 0.8/0.75).

Проведя педагогические измерения на нижнем уровне структуры знаний, получаем возможность произвести пошаговую свертку элементов знаний и с учетом целевой функции обучения, представленной в виде дерева целей, оценить достижение конечной цели обучения.

Резкое отклонение (уменьшение) значения $\mu_y(t_j)$ на отдельных шагах обучения от средней величины

$$\overline{\mu_y}(t_j) = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(\mu_y(t_j)),$$

представляет собой дисперсию

$$\overline{S^2} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}((\mu_y(t_j)) - (\mu_y(t_j)))^2.$$

Анализ полученных значений $\overline{S^2}$, свидетельствующий о резких скачках успеваемости, связанных с повышенной сложностью предъявляемых элементов знаний, позволяет динамически корректировать содержание учебного материала с целью его адаптации к конкретному обучаемому.

Таким образом, предлагаемая методика позволяет:

– оптимизировать процесс оценки знаний и умений обучаемого, благодаря механизм наследования и учету относительного вклада элемента нижнего уровня в знания последующего уровня;

– настраивать шкалы лингвистических оценок с учетом требований текущей квалификационной характеристики специалиста.

Список литературы

1. *Аверкин А.Н., Поспелова Д.А.* Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта /Под ред. – М. - Наука, 1986. – 312 с.
2. *Л.С. Демин, Ю.Г. Жуковский, А.П. Семенин и др.* Автоматизированные обучающие системы профессиональной подготовки операторов летательных аппаратов / – М.: Машиностроение, 1986. – 240 с.
3. *Шибицкая Н. Н.* Концептуальные модели управления процессом обучения в системе “оператор - тренажер” // Проблемы авионики: Сб. науч. тр. – К. : КМУГА, 1997. - С. 251 – 257.
4. *Шибицкая Н. Н.* Анализ способов приобретения и использования знаний в интеллектуальных обучающих системах //Проблемы авионики: Сб. науч. тр.,– К. : КМУГА, 1997. – С. 243 – 250.

Стаття надійшла до редакції 4 березня 1998 року.

Наталія Миколаївна Шибицька 1965 закінчила Тол'ятінський політехнічний інститут за спеціальністю інженер-електрик в 1987 році. Після закінчення аспірантури Київського міжнародного університету цивільної авіації направлена на педагогічну роботу на кафедру теоретичної електротехніки. Автор понад 22 праць в галузі комп'ютерних навчальних систем.

Nataliya M. Shybytska (b.1965) *graduated from Toliatty Polytechnical institute on a speciality the* engineer - electrician (1987). After the termination as pos -gradua e of Kyiv In er e l U v r , C is directed on pedagogical work as a lecturer of the theoretical electrical engineers department. Author of more than 22 publications in the field of computer systems of training.