

УДК 681.518:37.013.32 : 512.816



М.А.Омаров, Р.И. Цехмистро, В.Х.Мурадова
 ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, murad.omarov@nure.ua;
 ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, 1970ts@rambler.ru
 ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, viusalia.muradova@nure.ua

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ ДЛЯ ЗАДАЧИ СОЗДАНИЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНИВАНИЯ ЗНАНИЙ СТУДЕНТОВ ДИСТАНЦИОННОЙ ФОРМЫ ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ТЕХНИЧЕСКИХ СПЕЦИАЛЬНОСТЕЙ

Рассматривается подход к способам создания экспертных оценок для определения уровня знаний студентов дистанционной формы обучения путем использования вероятностного подхода на основе Байесовских процессов в сравнении с подходом на основе теории нечетких множеств. Применен метод экспертного оценивания с матричным представлением исходных данных для области дистанционного образования.

ДИСТАНЦИОННОЕ ФОРМА ОБУЧЕНИЕ, БАЙЕСОВСКАЯ ОЦЕНКА, ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА, ЭКСПЕРТНАЯ ОЦЕНКА, НЕЧЕТКОЕ МНОЖЕСТВО.

Омаров М.А., Цехмистро Р.И., Мурадова В.Х. Використовування теорії нечітких множин для завдання створення інформаційної системи оцінювання знань студентів дистанційної форми навчання для технічних спеціальностей. У статті розглядається підхід до способів створення експертних оцінок для визначення рівня знань студентів дистанційної форми навчання шляхом використання імовірнісного підходу на основі байєсівського процесів в порівнянні з підходом на основі теорії нечітких множин. Застосовано метод експертного оцінювання з матричним представленням вихідних даних для області дистанційної освіти.

ДИСТАНЦІЙНА ФОРМА НАВЧАННЯ, БАЙЄСІВСЬКА ОЦІНКА, ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА, ЕКСПЕРТНА ОЦІНКА, НЕЧІТКА МНОЖИНА

Omarov M.A., Tsekhmistro R.I., Muradova V.X. Use of the theory of fuzzy sets for the problem of creation of information system of estimation of knowledge of students remote forms of training for technical specialties. The article considers the approach to the methods of creating expert assessments for determining the level of knowledge of students of distance learning by using the probabilistic approach based on Bayesian processes in comparison with the approach based on the theory of fuzzy sets. The method of expert estimation with a matrix representation of initial data for the field of distance education is applied.

REMOTE FORM TRAINING, BAJESOVSKAYA ESTSENKA, EXPERT SYSTEM, EXPERT EVALUATION, FUZZY SET.

Введение

Проблема выбора контроля обучения является актуальной, ей посвящено немало количество работ связанных как с поиском технических средств обучения, так и моделированием процесса обучения [1]. Одной из проблем при построении эффективных диагностических (экспертных) систем является необходимость учета большого количества различных параметров и их согласование между собой.

Традиционная архитектура экспертной системы включает в себя базу данных, базу знаний и решающий модуль. Решающий модуль, используя исходные данные из рабочей памяти и знания из базы знаний, формирует такую последовательность правил, которые, будучи примененными к исходным данным, приводят к решению задачи. Выбор и создание последовательности правил и составляет одну из главных проблем построения учебных экспертных систем. Эта проблема непосредственно связана с созданием и эффективным использованием баз данных из которых берутся исходные данные для выбора и применения того или иного правила. Правила представляют собой

один или несколько алгоритмов, моделирующих процесс оценивания знаний студентов дистанционной формы обучения.

Одним из направлений построения экспертных систем является использование Байесовских сетей доверия в сравнении с использованием теории нечеткой логики. Это приобретает особую актуальность в связи с необходимостью эффективного поиска информации в базах данных, что в немалой степени используется в алгоритмах моделирующих процессы диагностики. Например, возникает важный вопрос какой метод (сети Байеса или нечетких множеств по Мамдани) предъявляет менее жесткие требования как к наполняемости баз данных так и к их поиску без потери эффективности. Использование реляционных баз данных позволяет использовать язык SQL-запросов, который на современных компьютерах получать практически мгновенно данные из множества таблиц, содержащих большое количество как символьной, так и числовой информации. Системы подобные MySQL позволяют еще и проводить вычисления в таблицах используя встроенный язык программирования. Однако подобные средства разработки

(Oracle, MySQL и т.д.) созданы исключительно для работы с базами данных и непригодны для построения экспертных систем. Анализ существующих подходов к проектированию баз данных указывает большие возможности объектно-реляционных баз данных, в которых используется языки объектно-ориентированного программирования, в сочетании с технологией SQL.

Однако создание реальных экспертных систем, несмотря на имеющийся прогресс в области проектирования баз данных, по-прежнему сопряжен с трудностями, связанными как с визуализацией полученных результатов (придания наглядности) так и с необходимостью привлечения квалифицированных разработчиков и экспертов.

Следовательно, разработкой конкретной учебной экспертной системы под конкретное знание необходимо с точки зрения программирования начинать с методов моделирования текущих знаний.

В оценке состояния студента для принятия решений, связанных с выбором дальнейшей тактики обучения, важную информацию для преподавателя дает анализ субъективных факторов знаний.

Сложность объективной оценки перечисленных факторов является причиной использования методов, ориентированных на построение моделей, учитывающих неточность исходных данных. Именно в таких случаях применение математического аппарата нечетких множеств (НМ) является наиболее эффективным.

Целью исследования является выработка рекомендаций для разработки математической модели поддержки принятия решений, связанных с оценением студента и принятия решений относительно дальнейшей стратегии обучения.

Выработка практических рекомендаций для построения экспертной системы оценки знания студента на основе базы знаний и алгоритмов теории нечетких множеств путем анализа базы знаний.

1. Постановка задачи

В рамках задачи оценки знания студента в качестве лингвистических переменных использовать такие качественные показатели как: оценка посещаемости (использования) информационного ресурса (например MOODLE), оценка выполненных заданий индивидуально, оценка тестовых заданий, оценка результата собеседования с преподавателем в on-line режиме, оценка выполнения курсовых или расчетно-графических заданий.

1. Лингвистическая переменная «оценки регулярности использования информационного ресурса (например MOODLE)» представлена как:

$$\langle a1, S, X1, G1, M1 \rangle,$$

где $a1$ – использование информационных ресурсов; $S = \{ \text{“ Сежедневная- ежедневная посещаемость (В,А), } S_{\text{знач.}} - \text{ значительная посещаемость } E_x \neq C; \text{ Средняя- средняя посещаемость (Е); Смалая- малая посещаемость (F}_x \text{)”} \}$; $X1 = [0, 30]$ – количество

термов (элементов множества) например, количество скаченных примеров (задач), просмотренных видео уроков; $G1$ – процедура образования новых термов с помощью логических связок “И”, “ИЛИ” и модификаторов типа “очень”, “НЕ”, “слегка” и др.; $M1$ – процедура семантические правила “правильности”, задающие функции принадлежности нечетких термов, порожденных синтаксическими правилами $G1$.

2. Лингвистическая переменная «оценка выполненных заданий индивидуально» представлена как:

$$\langle a2, K, X2, G2, M2 \rangle,$$

где $a2$ – оценка выполненных заданий; $K = \{ \text{“ Котлично-В,А”}, \text{“ Кхорошо-С,В” Кудовл – } E_k, F_x \}$, 0-отсутствует правильное выполнение заданий”; $X2 = [0, 18]$ – количество термов (элементов множества); $G2$ – процедура образования новых термов с помощью логических связок “И”, “ИЛИ” и модификаторов типа “очень”, “НЕ”, “слегка” и др.; $M2$ – процедура семантические правила, задающие функции принадлежности нечетких термов, порожденных синтаксическими правилами $G2$.

3. Лингвистическая переменная «оценка выполненных тестовых заданий в онлайн режиме» представлена как:

$$\langle a3, C, X3, G3, M3 \rangle,$$

где $a3$ – оценка выполненных тестовых заданий в онлайн режиме; $T3 = \{ \text{“ Сотлично-задание выполнено на отлично”}, \text{“ Схорошо- задание выполнено хорошо”}, \text{ Судовл – задание выполнено удовлетворительно”} \}$; $X3 = [0, 20]$ – количество термов (элементов множества); $G3$ – процедура образования новых термов с помощью логических связок “И”, “ИЛИ” и модификаторов типа “очень”, “НЕ”, “слегка” и др.; $M3$ – процедура семантические правила, задающие функции принадлежности нечетких термов, порожденных синтаксическими правилами $G3$.

4. Лингвистическая переменная «оценка результата собеседования с преподавателем в on-line режиме» представлена как:

$$\langle a4, T4, X4, G4, M4 \rangle,$$

где $a4$ – степень знания студента во время проведения лекций в on-line режиме; $C = \{ \text{“ степень знания хорошее”}, \text{“ степень знания среднее”}, \text{“ степень знания плохое”} \}$; $X4 = [0, 10]$; $G4$ – процедура образования новых термов с помощью логических связок “И”, “ИЛИ” и модификаторов типа “очень”, “НЕ”, “слегка” и др.; $M4$ – процедура аналогичная $M3$ для правил $M4$.

Нечеткая база знаний, представляющая совокупности лингвистических высказываний имеет вид:

$$\mu(a_1, a_2, a_3, S, K, C) = \begin{cases} Q_{удовл} \text{ if } ((0 < a_1 \leq S_{\text{ежедневно}}) \text{ and } (0 < a_2 \leq K_{\text{отлично}}) \\ \text{ and } (0 < a_3 \leq C_{\text{отлично}})) \\ \text{ or } ((S_{\text{ежедневно}} < a_1 \leq S_{\text{сред}}) \text{ and } (0 < a_2 \leq K_{\text{отлично}}) \\ \text{ and } (C_{\text{отлично}} < a_3 \leq C_{\text{хорошо}})) \\ Q_{\text{приемлемая}} \text{ if } ((S_{\text{ежедневно}} < a_1 \leq S_{\text{сред}}) \text{ and } (K_{\text{отлично}} < a_2 \leq K_{\text{хорошо}}) \\ \text{ and } (C_{\text{отлично}} < a_3 \leq C_{\text{хорошо}})) \\ Q_{\text{сред}} \text{ if } ((0 < a_1 \leq S_{\text{ежедневно}}) \text{ and } (K_{\text{отлично}} < a_2 \leq K_{\text{хорошо}}) \\ \text{ and } (C_{\text{отлично}} < a_3 \leq C_{\text{хорошо}})) \\ Q_{\text{хорошо}} \text{ if } (S_{\text{ежедневно}} < a_1 \leq S_{\text{сред}}) \text{ and } (K_{\text{отлично}} < a_2 \leq K_{\text{хорошо}}) \\ \text{ and } (C_{\text{хорошо}} < a_3 \leq C_{\text{удовл}})) \\ \text{ or } ((S_{\text{ежедневно}} < a_1 \leq S_{\text{сред}}) \text{ and } (K_{\text{хорошо}} < a_2 \leq K_{\text{удовл}}) \text{ and } \\ (C_{\text{хорошо}} < a_3 \leq C_{\text{удовл}})) \\ \text{ or } ((S_{\text{сред}} < a_1 \leq S_{\text{знач}}) \text{ and } ((K_{\text{хорошо}} < a_2 \leq K_{\text{удовл}}) \text{ and } \\ (C_{\text{хорошо}} < a_3 \leq C_{\text{удовл}}))) \end{cases} \quad (1)$$

В данном соотношении присутствует пять переменных, не считая констант на которые раскладываются переменные S, K, C, G, T что затрудняет построение функции принадлежности в явном виде.

Аналитические зависимости между термом d_i и переменными b_1, b_2, b_3 устанавливается в случае объединения множеств S, K, C, G, T либо рассмотрения по отдельности каждого множества. Например, введя в рассмотрение $a = 0, b = S_{\text{мин}}, c = S_{\text{сред}}, b = S_{\text{знач}}$ получим трапециевидную функцию принадлежности

$$\mu(a_1) = \begin{cases} Q1 = \left(1 - \frac{S_{\text{ежедневно}} - b_1}{S_{\text{ежедневно}}}\right), (0 < b_1 \leq S_{\text{ежедневно}}) \\ Q2 = 1, (S_{\text{ежедневно}} < b_1 \leq S_{\text{сред}}) \\ Q3 = \left(1 - \frac{b_1 - S_{\text{сред}}}{S_{\text{знач}} - b_1}\right), (S_{\text{сред}} < b_1 \leq S_{\text{знач}}) \\ Q4 = \text{"другие варианты"} \end{cases} \quad (2)$$

2. Анализ лингвистических переменных

Аналогичные треугольные или трапециевидные принадлежности можно представить для множеств K и C если рассматривать эти факторы по отдельности, однако это не будет описывать реальную базу знаний для оценки знания, к тому же этот вариант усложнит или сделает невозможным процесс автоматизации (возможность построения экспертной системы).

Однако выражение (1) можно упростить, используя функции принадлежности, введенные в рассмотрение Болдвином [2-5].

Применяя квантификаторы, получим функции принадлежности термов применительно к соотношению (1) в предположении наличия одного нечеткого множества (признака знания), например оценивание регулярности использования информационного ресурса (например MOODLE)[6]:

$$-\mu_{\text{сред}}(X_2) = Q_{\text{сред}}(a_2) = Q_{\text{малая}}(a_2)^2; \quad (3)$$

$$-\mu_{\text{сред}}(X_2) = Q_{\text{знач}}(a_2) = 1 - Q_{\text{малая}}(a_2).$$

Данные соотношения представлены для нечеткого множества K, для нечеткого множества S с константами ($S_{\text{мин}}, S_{\text{сред}}, S_{\text{знач}}$) функции принадлежности имеют вид:

$$-\mu_{\text{хорошо}}(X_1) = Q_{\text{хорошо}}(a_1) = Q_{\text{удовл}}(a_1)^2; \quad (4)$$

$$-\mu_{\text{удовл}}(X_1) = Q_{\text{удовл}}(a_1) = 1 - Q_0(a_1).$$

Для нечеткого множества C определяем следующие функции принадлежности принимая во внимание большее число констант характеризующих границы степеней знания:

$$-\mu_{\text{удовл}}(X_3) = Q_{\text{удовл}}(a_3) = Q_{\text{хорошо}}(a_3)^{1/2};$$

$$-\mu_{\text{сред}}(X_3) = Q_{\text{сред}}(a_3) = Q_{\text{знач}}(a_3)^{1/2}; \quad (5)$$

$$-\mu_{\text{знач}}(X_3) = Q_{\text{знач}}(a_3) = 1 - Q_{\text{лег}}(Q_3);$$

$$-\mu_{\text{сред}}(X_3) = Q_{\text{сред}}(a_3) = Q_{\text{хорошо}}(a_3)^2.$$

Таким образом мы имеем дело с тремя нечеткими множествами S, K, C с разным значением конечных элементов (термов) $b_1 = X_1 = \{0...100\}, b_2 = X_2 = \{0...18\}, b_3 = X_3 = \{0..20\}$ в каждом множестве и с разным количеством функций принадлежностей, которые обуславливаются образовательные потребности в рассматриваемой ситуации.

Для эффективной оценки знания студента дистанционной формы обучения мы не можем уменьшить количество функций принадлежности и безосновательно пренебрегать количеством функций принадлежности данных на рассмотрение нечетких множествах [4].

В статье [1] были рассмотрены нечеткие отношения, следующие из модели базы знаний (1) на основании импликации и t-нормам, предварительно установив, что множества S, K, C являются входными, а множество D – выходным. Таких как

теоретико-множественные операции объединение и пересечения (правило ассоциативности для трех множеств). Анализируя статью [1] можно сделать выводы, что предложенный метод для решения в случае с входными множествами оказался громоздким. Использование его для случая из пяти входных множеств по мнению авторов приведет к еще более сложным вычислениям. Введенные выше операции над нечеткими множествами основаны на использовании операций \max и \min , что является удобным для их реализации в программных пакетах научного назначения Mathcad и Matlab [3]. Эти соотношения реализуемы и в средах разработки пригодных для создания экспертных систем и баз данных (они есть в языке SQL). В теории нечетких множеств разрабатываются вопросы построения обобщенных, параметризованных операторов пересечения, объединения и дополнения, позволяющих учесть разнообразие смысловые оттенки соответствующих им лингвистических связей естественного языка «и», «или», «не» [7]. Один из подходов к операторам пересечения и объединения заключается в их определении, при помощи нечетких операторов, т.е. треугольных норм. Следует обратить внимание на то, что представленные выше операции пересечения $\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$ и объединения $\max(\mu_A(x), \mu_B(x))$, использующиеся как самостоятельно, так и при введении операций разности, симметрической разности и дизъюнктивной суммы – это только один из возможных вариантов определения данных операций, введенный основоположником теории нечетких множеств Л.Заде.

В работе [1] было рассмотрено Треугольная норма для отображения функции принадлежности. Была приведена треугольная норма (t-норма) называется двуместная действительной функций T. Было рассмотрено отображение двух функций принадлежности нормальных нечетких множеств

$\mu_A(x), \mu_B(x)$ в одну функцию принадлежности нормального нечеткого множества и удовлетворяющая следующим условиям, описанным в [1].

Результаты расчетов представленные в [1], показали, что зависимости построенные на реальных практически важных данных даже для небольшого числа элементов множеств гораздо сложнее чем трапецидальных зависимостей.

Этот подталкивает нас к другим методам экспертных оценок для установления более конкретных зависимостей.

3. Применение метода численного анализа

Предшествующие рассуждения, несмотря на относительную несложность базы знаний (1) не привели к конкретной наглядной концепции получения методов оценок. Перейдем к численным методам.

На основании результатов оценивания обучаемых по пяти параметрам: оценка регулярности использования информационного ресурса (например MOODLE), оценка выполненных заданий индивидуально, оценка выполненных тестовых заданий в онлайн режиме, оценка результата собеседования с преподавателем в on-line режиме, коэффициент использования методического обеспечения [6].

Рассмотрим таблицу 1 диагностики 10 (десяти) обучаемых проанализированных за семестр.

Представим их результаты в упрощенном виде при котором количество значащих элементов одинаково, т.е. соответствует 10, однако если одно и то же значение множества встречается более одного раза количество переменных уменьшается. Например, в множестве K значение 5 встречается у 1-ого, 2 и 10 студента, таким образом увеличивается их степень принадлежности значения 5 составляет 0,3.

Таблица 1

Диагностики 10 (десяти) обучаемых проанализированных за семестр

№ Студ.	Оценка регулярности использования информационного ресурса (например MOODLE) MD (max 30)	Оценка выполненных заданий индивидуально S (max 18)	Оценка выполненных тестовых заданий в онлайн режиме C (max 20)	Оценка результата собеседования с преподавателем в on-line режиме K (max 10)	Коэффициент использования методического обеспечения D (max5)
1	25	15	18	5	4
2	15	10	10	5	3
3	28	8	15	2	2
4	20	12	12	0	1
5	10	7	8	2	0
6	15	10	16	4	3
7	20	6	12	3	2
8	5	15	10	0	4
9	14	5	7	0	1
10	23	3	17	5	3

Таблица 2

Результаты оценивания MD в группе студентов

Степень принадлежности элементов множества MD	0,1	Значение элементов множества MD	25
	0,2		15
	0,1		28
	0,1		10
	0,2		15
	0,2		20
	0,1		5
	0,1		14
	0,1		23

Таблица 3

Результаты оценивания S в группе студентов

Степень принадлежности элементов множества S	0,2	Значение элементов множества S	15
	0,2		10
	0,1		8
	0,1		12
	0,1		7
	0,2		20
	0,1		6
	0,1		5
	0,1		3

Таблица 4

Результаты оценивания C в группе студентов

Степень принадлежности элементов множества C	0,1	Значение элементов множества C	18
	0,2		10
	0,1		15
	0,2		12
	0,1		8
	0,1		16
	0,1		7
	0,1		17

Таблица 5

Результаты оценивания K в группе студентов

Степень принадлежности элементов множества K	0,1	Значение элементов множества K	9
	0,2		8
	0,1		6
	0,2		5
	0,1		7
	0,1		8
	0,1		4
	0,1		3
	0,1		2

Таблица 6

Результаты оценивания D в группе студентов

Степень принадлежности элементов множества D	0,2	0,2	0,2	0,2	0,1
Значение элементов множества D	4	3	2	1	0

Рассмотрим матрицу оценок знаний десяти студентов конкретным преподавателем.

Матрица оценок из таблицы 1 представлена на рис. 1

$$M := \begin{pmatrix} 25 & 15 & 18 & 9 & 4 \\ 15 & 10 & 10 & 8 & 3 \\ 28 & 8 & 15 & 6 & 2 \\ 20 & 12 & 12 & 5 & 1 \\ 10 & 7 & 8 & 7 & 0 \\ 15 & 10 & 16 & 8 & 3 \\ 20 & 6 & 12 & 4 & 2 \\ 5 & 15 & 10 & 5 & 4 \\ 14 & 5 & 7 & 3 & 1 \\ 23 & 3 & 17 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$

Рис. 1. Матрица оценок

Целесообразно представить все пять качества в системе с одинаковым максимальным количеством баллов для каждой группы. Однако по количеству баллов, которыми пользуются преподаватели для каждого фактора можно судить о степени важности каждого фактора. На рис. 2 представлена зависимость $Cr_i = f(i)$ – усредненное графическое отображение оценок студентов преподавателем по каждому фактору, соотношение

$$Cr_i = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} M_i ; \quad (6)$$

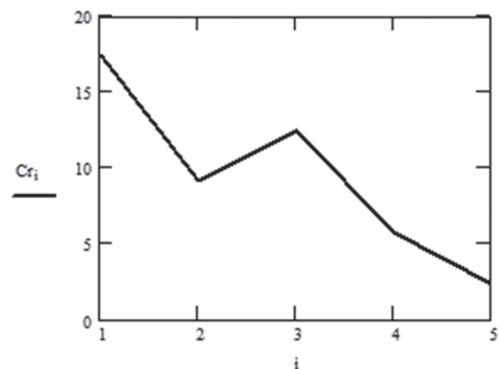


Рис. 2. Усредненное графическое отображение оценок студентов по каждому фактору

На рис. 3 представлена зависимость $E_{ksptrj} = f(j)$ – усредненное графическое отображение общей оценки знания конкретного студента по соотношению:

$$E_{ksptrj} = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} (M^T)_j ; \quad (7)$$

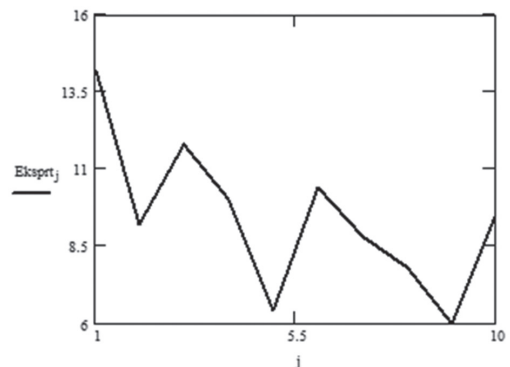


Рис. 3. Общая оценка знания конкретного (j-) студента

Указанные оценки имеют как количественную, так и качественную составляющую.

Из сопоставления зависимостей вытекает вывод о том, что разброс абсолютных значений по первому графику составил 10 раз, по второму около 20 раз.

Расчет весовых коэффициентов по результатам аттестации студентов проводится по соотношению:

$$a_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left(\frac{M_{j,i}}{\sum_{i=1}^m M_{j,i}} \right); \quad (8)$$

$$\alpha = \begin{pmatrix} 0.368 \\ 0.197 \\ 0.264 \\ 0.124 \\ 0.048 \end{pmatrix}$$

$$a^T = (0.368 \ 0.197 \ 0.264 \ 0.124 \ 0.048); \quad (9)$$

Расчет средневзвешенной оценки результатов аттестации студентов в баллах:

$$K_m := \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (\pm M_{j,i}); \quad (10)$$

$$K_m = 12.346$$

Весовые коэффициенты i (строка) фактора знания (переменной) в общей оценке знания каждого студента j (столбец):

$$a_{i,j} = \frac{M_{j,i}}{\sum_{i=1}^m M_{j,i}}; \quad (11)$$

$$\alpha = \begin{pmatrix} 0.352 & 0.326 & 0.475 & 0.4 & 0.313 & 0.288 & 0.455 & 0.128 & 0.467 & 0.479 \\ 0.211 & 0.217 & 0.136 & 0.24 & 0.219 & 0.192 & 0.136 & 0.385 & 0.167 & 0.063 \\ 0.254 & 0.217 & 0.254 & 0.24 & 0.25 & 0.308 & 0.273 & 0.256 & 0.233 & 0.354 \\ 0.127 & 0.174 & 0.102 & 0.1 & 0.219 & 0.154 & 0.091 & 0.128 & 0.1 & 0.042 \\ 0.056 & 0.065 & 0.034 & 0.02 & 0 & 0.058 & 0.045 & 0.103 & 0.033 & 0.063 \end{pmatrix}$$

Оценка результирующего вывода о успеваемости студентов при равной значимости весовых коэффициентов:

$$K1_m := \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \left(\frac{M_{j,i}}{n} \right); \quad (12)$$

$$K1_m = 4.71$$

Численные значения весовых коэффициентов для пяти видов оценивания.

В числителях находятся коэффициенты, величина которых зависит от приоритетности видов оценивания. Вид оценивания MD=0.95 для (1), S=0.8 для (2), C=0.6 для K = 0,5 для D = 0,4 для (5). Поскольку приоритеты уже учтены баллах отводимые на каждый вид оценивания:

$$a1 = \frac{0,95}{n}, a2 = \frac{0,8}{n}, a3 = \frac{0,6}{n}; \quad (13)$$

$$a4 = \frac{0,5}{n}, a5 = \frac{0,4}{n}$$

Оценка степени успеваемости студента, при разном значении весовых коэффициентов учитывающих приоритеты видов оценивания представлена как:

$$K1 := \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (M_{j,i} \cdot \alpha_i); \quad (14)$$

$$K1 = (6.063 \ 4.841 \ 4.982)$$

$$\sum K1_m = 15.886$$

Данное оценивание нельзя назвать абсолютно четким исследование показало, что средневзвешенная оценка успеваемости студентов преподавателем составило 12,5 усл.балов. При предположении равно значимости весовых коэффициентов оценка знания студентов падает до 4,7 усл. баллов. При учете приоритета вида оценивания итоговая оценка знания составляет 15,8 усл. баллов. Данный метод экспертного оценивания основывается на гипотезе равной значимости весовых коэффициентов, значения которых четко зависят от максимального количества баллов, которые определяются преподавателями по определению.

К тому же его нельзя назвать методом четкого оценивания, поскольку есть необходимость учета приоритета вида оценивания (контроля).

Для установления влияния приоритетности, ввиду их важности видов оценивания проведем дополнительное Байесовское оценивание.

Рассмотрим определения важности одного из пяти приведенных диагностических признаков. Разделим приведенные диагностические признаки в зависимости от их важности (табл.5). Важность определим следующим образом высокая важность вида оценивания MD, достаточно высокая важность S, средняя важность оценивания C, низкая важность оценивания K, малозначимая важность оценивания D. Таким образом рассматривая конкретный критерий существует пять варианта. Оценка по критерию имеет одно из пяти значений. Примем, что 50% преподавателей считают, что оценка результата собеседования с преподавателем в on-line режиме имеет среднюю важность. 20% преподавателей считают, что имеют оценка регулярности использования информационного ресурса (например MOODLE) достаточную важность и 30% преподавателей считают, что оценка выполненных заданий индивидуально имеют малую значимость. Априорные вероятности в данном случае P(B1)= 0,5, P(B2)=0,3, P(B3)=0,2, P(B4)=0,1, P(B5)=0,1. Одними из критериев важности того или иного вида оценивание является использование его преподавателями и указывание на него студентами.

Существенный признак используют 80% процентов преподавателей. 50% процентов преподавателей используют признак средней важности, и 20% процентов преподавателей также учитывают виды оценивание имеющие малосущественные значения. Укажем также на то, что на высокую

важность вида оценивания отмечается 30% студентов $P(A2/B1)=0,3$, на достаточно высокую важность оценивания отмечается 20% студентов, на среднюю важность отмечается 30% студентов $P(A2/B3)=0,3$, на низкую важность отмечается 10% и на малозначимую важность отмечается 10% студентов $P(A2/B1)=0,1$.

Вероятность того, что важность оценивания "MD" для себя приоритетным считают указывает 20 проц. преподавателей $P(A1/B1)=0,2$. Вид оценивания "S" приоритетным для себя считают 20 проц. преподавателей. На вид оценивание "C" 30 проц. На низкую важность оценивания "K" приоритетным считают 10 проц. и 10 проц. преподавателей считают необходимым учитывать важность вида оценивания "D".

Таблица 5

Распределение вероятностей по приоритетности видов оценивания

Вероятность	1 высок. важн. вида оценив. MD	2 достаточно высокая важность S	3 средняя важность оценивания C	4 низкая важность оценивания K	5 мало-значимая важность оценивания D
$P(B_i)$	0,3	0,2	0,3	0,1	0,1
$P(A1/B_i)$	0,2	0,5	0,25	0,25	0,15
$P(A2/B_i)$	0,2	0,2	0,4	0,4	0,4
$P(A3/B_i)$	0,3	0,4	0,2	0,1	0,2
$P(A4/B_i)$	0,1	0,6	0,8	0,3	0,3
$P(A5/B_i)$	0,1	0,8	0,5	0,25	0,15

$$P\left(\frac{B_i}{A_i}\right) = \frac{P\left(\frac{A_i}{B_i}\right) * P(B_i)}{\sum_{k=1}^5 P\left(\frac{A_i}{B_i}\right) * P(B_i)}; \quad (15)$$

$$= \frac{P\left(\frac{B_1}{A_1}\right) = \frac{0,2 * 0,3}{0,2 * 0,3 + 0,5 * 0,2 + 0,25 * 0,3 + 0,25 * 0,1 + 0,25 * 0,1} =$$

$$= \frac{0,06}{0,285} = 0,21$$

$$P\left(\frac{B_2}{A_2}\right) = \frac{0,5 * 0,2}{0,2 * 0,3 + 0,5 * 0,2 + 0,25 * 0,3 + 0,25 * 0,1 + 0,25 * 0,1} =$$

$$= \frac{0,1}{0,285} = 0,35$$

$$P\left(\frac{B_3}{A_3}\right) = \frac{0,25 * 0,3}{0,2 * 0,3 + 0,5 * 0,2 + 0,25 * 0,3 + 0,25 * 0,1 + 0,25 * 0,1} =$$

$$= \frac{0,075}{0,285} = 0,26$$

$$P\left(\frac{B_4}{A_4}\right) = \frac{0,25 * 0,1}{0,2 * 0,3 + 0,5 * 0,2 + 0,25 * 0,3 + 0,25 * 0,1 + 0,25 * 0,1} =$$

$$= \frac{0,025}{0,285} = 0,08$$

$$P\left(\frac{B_5}{A_5}\right) = \frac{0,25 * 0,15}{0,2 * 0,3 + 0,5 * 0,2 + 0,25 * 0,3 + 0,25 * 0,1 + 0,25 * 0,1} =$$

$$= \frac{0,0375}{0,285} = 0,131$$

После результатов опроса студентов на предмет практической важности видов оценивания полностью подтвердились, доверия к предположениям B2 и B3 потеряло важность, т.е. виды оценивания средней и меньшей значимости подтверждаются как мнением преподавателей так и мнением студентов с меньшей вероятностью. Событие A1 - использование преподавателем видом оценивания как главного A2 - опроса студентов на вид оценивания успеваемости. B1 – вид оценивания знаний имеет существенную важность, B2 – вид оценивания имеет среднюю важность, B3 - имеет малую важность (выделяется меньше баллов).

Если независимость событий A2 и A3 объективна, то при верности гипотез B1, B2, B3 проведем оценки по формуле Байеса в следующем виде :

$$P\left(\frac{B_i}{A_1 A_2 A_3 A_4 A_5}\right) = \frac{P\left(\frac{A_1}{B_i}\right) * P\left(\frac{A_2}{B_i}\right) * P(B_i)}{\sum_{k=1}^5 P\left(\frac{A_1}{B_i}\right) * P\left(\frac{A_2}{B_i}\right) * P(B_i)}; \quad (16)$$

$$P\left(\frac{B_1}{A_1 \dots A_5}\right) = 0,000045$$

$$P\left(\frac{B_2}{A_1 \dots A_5}\right) = 0,0048$$

$$P\left(\frac{B_3}{A_1 \dots A_5}\right) = 0,003$$

$$P\left(\frac{B_4}{A_1 \dots A_5}\right) = 0,000094$$

$$P\left(\frac{B_5}{A_1 \dots A_5}\right) = 0,0000675$$

Данные оценки не противоречат результатам экспертного оценивания по соотношениям. Практика показывает, что совокупность таких факторов как средне модульная успеваемость студентов теряет актуальность. Например, провести тестовую оценку знаний одновременно не представляется возможным. То есть к концу модуля студенты проходят тест так или иначе, но если один студент провел его в рекомендованный срок, а

другой в не рекомендованный срок результаты теста оказываются разными априорно одинаково подготовленных студентов [8].

Выводы

В результате проведенного исследования были получены следующие результаты:

- построена модель базы знаний, которое наполнена правилами для определения важности вида оценивания;
- выполнен численный анализ и построена функция принадлежности термов от их значений ;
- применен метод экспертного оценивания с матричным представлением исходных данных для области дистанционного образования;
- выяснено, что использование функций одной и более количеством переменных для определения важности вида оценивания используется для построения базы знаний;
- было показано, что экспертное оценивания с представлением исходных данных в виде матриц согласуется с Байесовским оцениванием;
- дальнейшее развитие исследования авторы видят в использовании теории нейронных сетей для получения более весомых научных результатов.

Список литературы: 1. *Омаров М.А., Цехмистро Р.И., Трубицин А.А.* Поиск способов оценивания тяжести заболевания атопическим дерматитом с использованием модели нечеткого вывода // Бионика интеллекта: наук.-техн. журнал. – 2015.-№2 (85). С.74-80. 2. *Baldwin J.F.* Fuzzy logic and fuzzy reasoning. - London, Academic Press, 1981.] 3. *Штовба С.Д.* Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С.Д. Штовба. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 288с. 4. *Е.В. Брежнев.* Модель прогнозирования риска с использованием нечеткого вывода/ Е.В. Брежнев, А.А. Адаменко // Системы обработки информации, 2009, вип. 2(76). 5. *Леоненков А.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / Леоненков А. СПб.: БХВПетербург, 2005. 736 с. 6. *Омаров М. А.* О функционировании системы дистанционного образования в современном образовательном пространстве / М. А. Омаров, В. Х. Мурадова // Ученые записки Азербайджанского Технического Университета. – 2011. – Т. 1. – 2016 № 3. С. 204-214. 7. *Мурадова В.Х.* Модель устойчивой детерминированной системы дистанционного образования / Мурадова В.Х. // Весник НТУ ХПИ Системный анализ,

управления и информационные технологии. Харьков. 2016. №37 (1209). С. 73-78. 8. *Левыкин В.М.* Разработка моделей при разработке требований к информационной системе на уровне знаний / Евланов М., Неумывакина О. // Восточно-Европейский журнал передовых технологий ISSN 1729-3774 5/2 (89) 2017.

Resume

M.A. Omarov, R.I. Tsekhmistro, V.X. Muradova USE OF THE THEORY OF FUZZY SETS FOR THE PROBLEM OF CREATION OF INFORMATION SYSTEM OF ESTIMATION OF KNOWLEDGE OF STUDENTS REMOTE FORMS OF TRAINING FOR TECHNICAL SPECIALTIES

Background: Expert systems are widely used in various fields of science, technology, and economics. When building expert systems aimed at solving specific practical problems, there are often problems of filling the knowledge base with sets of adequate rules. One of the directions for building expert systems is the use of Bayesian networks of trust in comparison with the use of fuzzy logic theory. This is especially relevant in connection with the need to effectively search for information in databases, which is to no small extent used in algorithms that model the diagnostic processes.

Materials and methods: The work uses methods of expert evaluation to determine the level of knowledge of students of distance learning. Linguistic variables are used for the task of assessing a student's knowledge. Analytical dependencies between different terms of linguistic variables are analyzed and quantifiers used to obtain membership functions of terms. In addition, the paper uses a probabilistic approach based on the Baus processes and its comparison with the approach based on the theory of fuzzy sets.

Results: As a result of the study, a knowledge base model was built, which is filled with rules for determining the importance of the type of assessment. Numerical analysis is also performed and the function of membership of terms from their values is constructed, the data of calculations are presented in tables, schedules are given for displaying students' scores for each factor and general assessment of the knowledge of a particular student. The paper also clarifies that the use of functions by one or more variables to determine the importance of the type of evaluation is used to build a knowledge base;

Conclusion: The work uses the method of expert evaluation with a matrix representation of the initial data for solving some theoretical problems in the field of distance education. It was also shown in the paper that expert evaluation with the representation of the initial data in the form of matrices is consistent with the Bayesian estimation.

Поступила в редколлегию 05.10.2017