

**Венцов Николай Николаевич** – Донской государственный технический университет; e-mail: vencov@list.ru; 344000, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1; тел.: 88632738582; кафедра информационных технологий; доцент.

**Чернышев Юрий Олегович** – e-mail: myvnn@list.ru; кафедра автоматизации производственных процессов; профессор.

**Панасенко Павел Александрович** – тел.: 88612681525; д.т.н.

**Ventsov Nikolay Nikolaevich** – Don State Technical University; e-mail: vencov@list.ru; 1, Gagarin sq., Rostov-on-Don, 344000, Russia; phone: +78632738582; the department of information technologies; associate professor.

**Chernyshev Yury Olegovich** – e-mail: myvnn@list.ru; the department of automation of production processes; professor.

**Panasenko Pavel Alexandrovich** – phone: +78612681525; dr. of eng. sc.

УДК 002.53:004.89

**Ю.А. Кравченко**

### **НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ АНАЛИЗА УРОВНЯ ЗНАНИЙ И ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ПРОЦЕССЕ ОБУЧЕНИЯ\***

*Разработана нечеткая модель анализа уровня знаний субъекта обучения, позволяющей определить наличие и степень сформированности необходимых профессиональных компетенций. Использование методов нечеткого моделирования позволит учесть естественные процессы, связанные с потерей некоторой части знаний в течение длительного промежутка времени, и создать корректную прогнозную модель остаточных знаний в долговременной памяти. Рассмотрены возможности нечеткого моделирования в задаче поддержки принятия решений при формировании индивидуальных траекторий обучения. Учтена особенность нелинейности структуры системы обучения, требующей интеллектуального подхода к планированию учебного процесса на всем его протяжении. Рассмотрено развитие подходов к построению специализированных нечетких моделей представления разнородных предметных знаний для интеллектуальных информационных систем в условиях неопределенности с подробным изучением подходов обработки различных частей разнородных предметных знаний. Под разнородными знаниями подразумеваются все предметные знания эксперта о составе и структуре электронного ресурса, представленного в интеллектуальной системе управления знаниями с целью получения обучаемым необходимого уровня составляющих компетентности в данной области знаний. Адаптивный процесс обучения требует планирования учебных воздействий на основе сочетания разнородных предметных знаний, имеющихся компетенций и индивидуальных характеристик. Представлено описание нечеткой модели анализа уровня знаний субъекта обучения, позволяющей определить наличие и степень сформированности необходимых профессиональных компетенций. Использование методов нечеткого моделирования позволяет учитывать естественные процессы, связанные с потерей некоторой части знаний в течение длительного промежутка времени, и создавать корректную прогнозную модель остаточных знаний в долговременной памяти. Рассмотрены возможности нечеткого моделирования при поддержке принятия решений по формированию индивидуальных траекторий обучения.*

*Нечеткие модели; интеллектуальные обучающие системы; оценка компетентности; системы управления знаниями; поддержка принятия решений.*

---

\* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект № 14-07-00841).

**Yu.A. Kravchenko**

**KNOWLEDGE LEVEL AND DECISION SUPPORT ANALYSIS FUZZY MODELS DURING EDUCATIONAL PROCESS**

*Article is devoted to the development of the subject's knowledge level analysis fuzzy models, allowing you to determine the presence and degree of the necessary professional competencies formation. Using of the fuzzy modeling methods will take into account the natural processes associated with the loss of some knowledge for a long time period and create a valid predictive model of residual knowledge in long-term memory. Also the possibility of fuzzy modeling in support of decision-making problem in the formation of individual learning paths was considered. The feature of the training system's nonlinear structure requiring intellectual approach to the planning of the educational process throughout its duration was noted. The paper considers the development of approaches to building a specialized fuzzy models represent diverse subject knowledge for intelligent information systems in the face of uncertainty with a detailed study approaches handle different parts of heterogeneous domain knowledge. Under heterogeneous knowledge refers to all substantive expert knowledge about the composition and structure of the electronic resource that is represented in the intellectual knowledge management system in order to obtain the required level of learner competency components in this area of expertise. Adaptive learning process requires planning educational effects based on a combination of diverse subject knowledge, existing competencies and individual characteristics. The article also describes the fuzzy model analysis of the subject knowledge allowing level to determine the presence and degree of the necessary professional competencies formation. Using the methods of fuzzy modeling takes into account the natural processes associated with the loss of some of the knowledge for a long period of time and create a valid predictive model residual knowledge in long-term memory. Also considered the possibility of fuzzy modeling in support of decision-making on the formation of individual learning paths.*

*Fuzzy models; intelligent educational systems; assessment of competence; knowledge management systems; decision support.*

**Введение.** Анализ уровня знаний субъекта позволяет определить наличие и степень сформированности необходимых профессиональных компетенций. Под субъектом будем понимать специалиста из любой профессиональной сферы деятельности с необходимым уровнем компетентности, прошедшего курс обучения или повышения квалификации. Объективность оценки степени усвоения представленных для изучения знаний напрямую связана с эффективностью процесса обучения и дальнейшей профессиональной деятельности. Анализ уровня знаний субъекта будем рассматривать как информационный процесс испытаний с применением интеллектуальных обучающих систем управления знаниями (ИОСУЗ). ИОСУЗ должны позволить «увидеть» даже неявно выраженные знания известные субъекту.

Задача построения индивидуальной траектории обучения усложняется свойственной слабой структурированностью предметных областей и трудностью формализации. Таким образом, нелинейная структура системы обучения требует интеллектуального подхода к планированию учебного процесса на всем его протяжении. Применение интеллектуальной информационной системы для формирования индивидуальной траектории обучения позволит систематизировать знания специалистов из различных предметных областей и повысить эффективность учебного процесса.

Иерархическая модель процесса обучения позволяет рассматривать будущую профессиональную деятельность на уровне набора необходимых компетенций специалиста, характеризующих его знания, навыки и степень обладания ними. Умения будущего специалиста задают основу его квалификационной характеристики, а каждое из них в отдельности соотносится с определенной компетенцией, входящей в состав профессиональной компетентности, задающей набор необходимых знаний и навыков. Каждая область знаний может быть основой для описания нескольких компетенций.

**1. Нечеткая математическая модель анализа уровня знаний.** Для проведения процедуры выявления и подтверждения знаний используется цепочка вопросно-ответных структур нетривиального вида (множественный выбор ответов, многоуровневая структура вопросов и др.). В качестве основных данных имеем множество ответов  $ANSW$ , множество вопросов  $QUES$ , взаимосвязь которых определяет нечеткое отношение  $\tilde{R}_{answ} \subset R_{answ}$ , характеризующее правильные ответы на вопросы из подмножества  $ANSW' \subseteq ANSW$ , указанных ответов. Правильность ответа субъекта отражает условное нечеткое подмножество  $\widetilde{QUES}_{ANSW} \subset QUES$ , индуцируемое подмножеством  $ANSW'$  и нечетким отношением  $\tilde{R}_{answ}$  [1, 2]. Для проведения оценки всех указанных субъектом обучения ответов необходимо определить функцию принадлежности нечеткого множества  $\widetilde{QUES}_{ANSW}$ .

При определении функции принадлежности  $\mu_{\widetilde{QUES}_{ANSW}}(ques)$  необходимо учесть коэффициенты:

- ◆ забывания (потери возможности воспроизводить приобретенную ранее информацию)  $K_{frgtA}(ques)$ ;
- ◆ усредненности оценок ответов  $K_{middleA}(ques)$ , данных субъектом на вопрос  $ques$ .

Тогда выражение определения функции принадлежности нечеткого множества  $\widetilde{QUES}_{ANSW}$  примет вид:

$$\mu_{\widetilde{QUES}_{ANSW}}(ques) = \frac{K_{frgtA}(ques)}{K_{middleA}(ques)} \cdot \sum_{answ} (\mu_{ANSW'}(answ) \cdot \mu_{\tilde{R}_{answ}}(answ, ques)).$$

Согласно когнитивной теории с точки зрения структурной организации память делится на долговременную, кратковременную и оперативную. Полученные знания оставляют след в памяти, что и является признаком их сохранения. Забывание – активный и произвольный процесс потери возможности воспроизводить приобретенные ранее знания.

Из литературных источников известны три основные теории забывания:

1. *Ретроактивное и проактивное торможение* – забывание связанное с получение новых (ретроактивное) или доминированием уже имеющихся знаний (проактивное).
2. *Мотивируемое забывание* – намеренное исключение из памяти знаний, связанных с отрицательным опытом их приобретения.
3. *Систематическая деформация следов памяти* – ослабление структурных связей в тканях головного мозга, что является причиной постепенного разрушения следов памяти и утере имеющихся знаний [3–12].

В случае с профессиональными знаниями, ни ретроактивное, ни проактивное торможение к процессу забывания информации непричастны. Мотивированное забывание также исключено, так как имеется потребность в знаниях. Таким образом, забывание знаний объясняется систематической деформацией, т.е. разрушением следа памяти и интерференцией (замещением) информации.

При определении коэффициента забывания необходимо учитывать то, что, согласно исследованиям немецкого ученого Г. Эббингауза и американского психолога М.Джонса, процесс забывания приобретенных во время обучения знаний не бесконечен (рис. 1), т.е. по истечении некоторого времени  $t_{frgt}$  (в среднем от месяца до полугода), активный процесс забывания прекращается, а в памяти субъекта остаются знания  $V_{frgt}$ , которые в дальнейшем (на протяжении многих лет –  $t_{const}$ ) уменьшаются незначительно (3–5 %), и в итоге могут быть представлены постоянной величиной  $V_{const}$  [4]. С точки зрения анализа и оценки уровня профессиональных знаний субъекта исследователей в первую очередь интересует коэффициент забывания для уменьшения уровня знаний в долговременной памяти  $\Delta V = V_{frgt} - V_{const}$ . Тогда с учетом известных экспериментальных данных  $\Delta V_{min} = 0,03$ ,  $\Delta V_{max} = 0,05$ .

Для получения аналитического выражения вычисления значения коэффициента забывания  $K_{frgt}$  воспользуемся формулой

$$\Delta V = e^{-K_{frgt}\Delta t},$$

где  $\Delta t = t_{const} - t_{frgt}$ , тогда, логарифмируя, получим

$$K_{frgt} = \frac{\ln(\Delta V)}{-\Delta t}.$$

При вычислении числового значения  $K_{frgt}$  задается произвольное  $\Delta t$ , соответствующее известным статистическим данным экспериментальных исследований. В таком случае,

$$K_{frgtmax} = \frac{\ln(0,03)}{-\Delta t},$$

$$K_{frgtmin} = \frac{\ln(0,05)}{-\Delta t}.$$

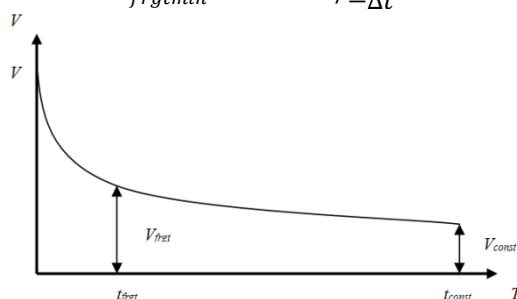


Рис. 1. Кривая забывания Джонса-Эббингауза

Таким образом, чем меньше, принимаемое за эталон, значение  $\Delta V$ , тем больше значение коэффициента  $K_{frgt}$ , и наоборот. При этом, в любом случае, коэффициент забывания является понижающим. Определение коэффициента забывания как величины обратно пропорциональной скорости потери знаний  $\beta = \Delta V / \Delta t$  позволяет при уменьшении скорости потери знаний увеличивать значение функции принадлежности нечеткого множества  $QUES_{ANSW}$  (отражающего уровень приобретенных в ходе обучения субъектом знаний) по отношению к функции принадлежности данного множества в условиях более высокой скорости забывания.

Коэффициент усредненности  $K_{middleA}(ques)$  необходим для адекватности оценки степени правильности комплексного ответа на вопрос. При наличии  $Z$  абсолютно правильных ответов на вопрос  $X$ , необходимо также положительно оценивать случаи  $Z-Y$  и  $Z+Y$  правильных ответов, где  $Y$  – некоторая целочисленная переменная, причем  $1 \leq Y < Z$ . Определим данный коэффициент следующим образом:

$$K_{middleA}(ques) = \max \left\{ \sum_{answ \in ANSW'} \mu_{R_{answ}}(answ, ques), \sum_{answ \in ANSW'} \mu_{core\bar{R}_{answ}}(answ, ques) \right\},$$

где  $core\bar{R}_{answ}$  – ядро нечеткого множества  $\bar{R}_{answ}$ , а  $\mu_{core\bar{R}_{answ}}$  – его функция принадлежности.

Таким образом, значение функции принадлежности нечеткого множества  $QUES_{ANSW}$  позволит в полной мере оценить уровень и качество знаний субъекта профессиональной деятельности в данный момент, учесть естественные процессы, связанные с потерей некоторой части знаний в течение длительного промежутка времени, и создать корректную прогнозную модель остаточных знаний в долговременной памяти.

**2. Поддержка принятия решений при формировании траектории обучения.** Упорядоченная последовательность приобретаемых компетенций задает множество связей и отношений между элементами учебного процесса и лежит в основе набора альтернатив по выбору траекторий обучения. Модель принятия решений по оценке эффективности данных альтернатив не может быть построена на основе методов математического анализа, так как в проблеме присутствует неопределенность. Тогда задачу оценки траектории обучения можно описать следующим образом. Пусть имеется множество из  $n$  альтернатив  $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$ , предпочтительность каждой альтернативы по одному из критериев  $Q_i, i = 1 \dots k$ , задается на нечетком множестве с помощью функции принадлежности  $\mu_{Q_i}$ , задающей степень соответствия альтернативы  $t_j, j = 1 \dots n$  понятию, определяемому критерием  $Q_i$ . Лучшей считается альтернатива, наиболее удовлетворяющая каждому из выбранных критериев. Нечеткое множество степени соответствия альтернатив  $t_n$  критерию  $Q_i$  можно описать следующим образом:

$$Q_i = \left\{ \mu_{Q_i}(t_1)/t_1, \mu_{Q_i}(t_2)/t_2, \dots, \mu_{Q_i}(t_n)/t_n \right\}.$$

Правило для выбора наилучшей альтернативы зададим в виде пересечения соответствующих нечетких множеств:

$$S = Q_1 \cap Q_2 \cap \dots \cap Q_k.$$

Операции пересечения нечетких множеств соответствует операция минимума над функциями принадлежности:

$$\mu_S(t_j) = \min \mu_{Q_i}(t_j), i = 1, \dots, k; j = 1, \dots, n.$$

Лучшей будем считать альтернативу  $t^*$  с наибольшим значением функции принадлежности

$$\mu_S(t^*) = \max \mu_S(t_j), j = 1, \dots, n.$$

Реализация предложенного алгоритма требует задания значений функции принадлежности, что может быть осуществлено, например, на основе интегральных оценок.

Если рассматривать в качестве основы построения траектории обучения упорядочивание учебных модулей, тогда можно сформулировать многокритериальную задачу [13], в которой каждый из выбранных критериев должен получить значение наиболее близкое к оптимальному. Опишем возможный набор критериев для решения данной задачи.

Первый критерий назовем критерием суммарной компетентностной значимости. Данный критерий предполагает на каждом шаге построения траектории отбор учебного модуля с наибольшим значением компетентностной значимости. Предположим, что у нас имеется  $P$  учебных модулей, предварительно распределенных на  $S$  учебных блоков. Таким образом, необходимо упорядочить учебные модули в блоке для  $S$  специализаций с максимизацией критерия компетентностной значимости.

$$Q_1 = \sum_{i=1}^P \sum_{k=1}^S \varepsilon_{ij} \delta_{ik} \rightarrow \max,$$

где  $\varepsilon_{ij}$  – значение коэффициента компетентностной значимости учебного модуля  $i$  в специализации  $j$ , ( $j = 1 \dots S$ ),  $\delta_{ik}$  – бинарный параметр, принимающий значение 1, если модуль  $i$  входит в блок  $k$ , и значение 0 – в противном случае.

Во втором критерии необходимо учесть междисциплинарность, рассматривая учебные модули в специализации как элементы с множеством отношений (связей) между предметными областями, это даст возможность развить системность в знаниях будущих специалистов.

$$Q_2 = \sum_{i=1}^P \sum_{y=1}^P \sum_{k=1}^S \gamma_{iy} \delta_{ik} \rightarrow \max,$$

где  $\gamma_{iy}$  – матрица коэффициентов междисциплинарных связей, задающих долю значимости учебного модуля  $i$  при изучении модуля  $y$ . Данные коэффициенты устанавливаются на основе экспертных оценок и принимают значения в диапазоне  $[0;1]$ .

В третьем критерии учтем уровень остаточных знаний, т.е. будем решать задачу минимизации утраты полученных знаний. На основе этого критерия специальные дисциплины будут располагаться максимально близко к завершению процесса обучения по мере увеличения их компетентностной значимости.

$$Q_3 = \sum_{k=1}^S \sum_{i=1}^P \varepsilon_{ij} \delta_{ik} (S - k) \varphi_{ij},$$

где  $\varphi_{ij}$  – коэффициент предполагающий рассмотрение лишь наиболее значимых в плане профессиональной компетентности дисциплин, принимающий значение 1, если  $\varepsilon_{ij} \geq 0,8$ , а значение 0 – в противном случае.

Обобщенный критерий оптимизации предполагает построение траектории обучения на основе дисциплин, придающих экстремум всем описанным критериям. Таким образом, обобщенный критерий может иметь следующий вид

$$Q_{int} = \tau_1 Q_1 + \tau_2 Q_2 + \tau_3 Q_3 \rightarrow \max,$$

где  $\tau_i$  – вес каждого из рассмотренных критериев, заданный на основе экспертных оценок.

Недостатком обобщенного критерия является невозможность учета индивидуальных характеристик обучаемого при построении индивидуальной траектории обучения. Использование обобщенного критерия позволит лишь сформировать оптимальную траекторию обучения для заранее выделенной группы обучаемых со схожими характеристиками личности. Построение же индивидуальной траектории требует при проектировании процесса обучения последовательного применения выделенных критериев оптимизации и закономерного изменения характеристик и свойств субъекта-обучаемого, неопределенность поведения которого ведет к нелинейности исследуемого процесса приобретения необходимых профессиональных компетенций.

Представим процесс обучения как некоторый  $x$  шаговый процесс перехода системы  $Z$  из начального состояния  $Z_{begin}$ , соответствующего началу процесса обучения, в конечное –  $Z_{end}$  [13, 14, 15], которое означает получение специализации  $C_j$ , причем, в описываемой модели  $Z_{end}$  будет равно 1.

Рассмотрим некоторое текущее состояние системы  $Z_x$ , множество допустимых решений для нее будет являться множеством не изученных учебных модулей  $P_x$ , не имеющих еще не изученных, но обязательных к изучению предшествующих модулей. Тогда каждое следующее промежуточное состояние системы можно описать на основе предыдущего исходя из соотношения:

$$Z_{x+1} = Z_x \cup P_x.$$

Очевидно, что на каждом шаге будет иметься несколько вариантов назначения учебных модулей. Текущее состояние системы определяется из множества решений, полученных на последнем шаге, максимально соответствующих заданному целевым компетентностным требованиям.

$$Z_{x+1} \rightarrow \max.$$

Оптимальное решение в данном случае будет удовлетворять следующему условию:

$$Z_{x+1}(Z_x, P_x) = \max_{P_x} (Z_x + f(Z_x, P_x)),$$

где  $f(Z_x, P_x) = \Delta Z_{x+1}$ .

Целевая функция строится на основе накапливания показателей эффективности каждого шага и является аддитивной, таким образом, оптимальное решение задачи синтеза процесса обучения как последовательности учебных блоков будет выглядеть следующим образом:

$$Z_{optimum} = \sum_{x=1}^S Z_x.$$

Можно сделать вывод, что множество  $P_x$  будут составлять учебные модули, соответствующие всем ограничениям и не имеющие предков или все предки которых уже изучены, являющиеся множеством допустимых решений для текущего состояния системы  $Z_x$ . На каждом шаге развития учебного процесса можно на основе оценки результатов изучения предшествующих учебных модулей выбрать последующие для очередного блока.

**Заключение.** При решении практических задач интеллектуального анализа знаний методами теории нечетких систем возникают серьезные трудности, связанные не только с формой представления, но и с анализом и оптимизацией нечетких систем, ориентированных на нечеткое продукционное представление знаний. Это объясняется невозможностью применения традиционных методов анализа нечетких знаний и спецификой постановки решаемых задач прогнозирования и планирования.

Данная работа развивает подходы к построению специализированных нечетких моделей представления разнородных предметных знаний для интеллектуальных информационных систем в условиях неопределенности с подробным изучением подходов обработки различных частей разнородных предметных знаний. Подобное моделирование позволит уже на стадии проектирования интегрированной интеллектуальной информационной системы избежать возникновения ошибок экспертов при определении критериев оценки накапливаемых знаний.

Рассмотрена нечеткая модель анализа уровня знаний субъекта обучения, позволяющая определить наличие и степень сформированности необходимых профессиональных компетенций. Использование методов нечеткого моделирования позволяет учитывать естественные процессы, связанные с потерей некоторой части знаний в течение длительного промежутка времени, и создавать корректную прогнозную модель остаточных знаний в долговременной памяти. Также рассмотрены возможности нечеткого моделирования при поддержке принятия решений по формированию индивидуальных траекторий обучения. Учтена особенность нелинейности структуры системы обучения, требующей интеллектуального подхода к планированию учебного процесса на всем его протяжении.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Денисова И.Ю., Макарычев П.П.* Математические модели онтологии базы знаний информационной обучающей системы // *Онтология проектирования*. – 2012. – № 3 (5). – С. 62-78.
2. *Кравченко Ю.А.* Интегрированная модель представления знаний на основе метода нечеткого моделирования // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2013. – № 7 (144). – С. 97-102.
3. *Глазунов Ю.Т.* Математическая модель развития потребностей эстетического характера // *Вестник МГТУ*. – 2011. – № 4 (14). – С. 811-815.
4. *Метешкин А.А., Шевченко В.А., Шарыгин М.Н.* Апробация формулы для вычисления времени забывания студентами учебного материала // *Автомобильный транспорт*. – 2010. – № 26. – С. 126-128.
5. *Курейчик В.В., Родзин С.И.* О правилах представления решений в эволюционных алгоритмах // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2010. – № 7 (108). – С. 13-21.
6. *Курейчик В.М.* Особенности построения систем поддержки принятия решений // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2012. – № 7 (132). – С. 92-98.

7. Курейчик В.М., Кажаров А.А. Использование роевого интеллекта в решении NP-трудных задач // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 30-37.
8. Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Новые подходы к построению систем анализа и извлечения знаний на основе гибридных методов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 146-154.
9. Курейчик В.В., Бова В.В., Нужнов Е.В., Родзин С.И. Интегрированная инструментальная среда поддержки инновационных образовательных процессов // Открытое образование. – 2010. – № 4. – С. 101-111.
10. Кравченко Ю.А., Запорожец Д.Ю., Лежебоков А.А. Способы интеллектуального анализа данных в сложных системах // Известия КБНЦ РАН. – 2012. – № 3 (47). – С. 52-57.
11. Kureichik V.M., Rodzin S.I. Evolutionary algorithms: genetic programming // Journal of Computer and Systems Sciences International. – 2002. – Vol. 41, № 1. – С. 123-132.
12. Курейчик В.В., Родзин С.И., Родзина Л.С. Мобильное обучение: контекстная адаптация и сценарный подход // Открытое образование. – 2013. – № 4. – С. 75-82.
13. Добросоцкая И.В., Крахт Л.Н. Система поддержки принятия решения при формировании индивидуальной траектории обучения // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2009. – Т. 5, № 9. – С. 197-200.
14. Курейчик В.М., Писаренко В.И. Синергетический подход в педагогическом проектировании образовательной среды вуза // Открытое образование. – 2014. – № 3. – С. 55-62.
15. Марков В.В. Методика извлечения и оценки знаний на основе нечеткой модели эксперта // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 137-141.

#### REFERENCES

1. Denisova I.Yu., Makarychev P.P. Matematicheskie modeli ontologii bazy znaniy informatsionnoy obuchayushchey sistemy [Mathematical model of the ontology of knowledgebase learning system], *Ontologiya proektirovaniya* [Ontology of Designing], 2012, No. 3 (5), pp. 62-78.
2. Kravchenko Yu.A. Integrirovannaya model predstavleniya znaniy na osnove metoda nechetkogo modelirovaniya [Integrated model of knowledge representation on the basis of fuzzy modeling], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 97-102.
3. Glazunov Yu.T. Matematicheskaya model razvitiya potrebnostey esteticheskogo kharaktera [Mathematical model development needs aesthetic nature], *Vestnik MGTU* [Vestnik MSTU], 2011, No. 4 (14), pp. 811-815.
4. Meteshkin A.A., Shevchenko V.A., Sharygin M.N. Aprobatsiya formuly dlya vychisleniya vremeni zabyvaniya studentami uchebnogo materiala [Approbation of the formula for calculating the time of forgetting the students of educational material], *Avtomobilnyy transport* [Automobile transport], 2010, No. 26, pp. 126-128.
5. Kureychik V.V., Rodzin S.I. O pravilakh predstavleniya resheniy v evolyutsionnykh algoritmakh [About the rules of making decisions in evolutionary algorithms], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 13-21.
6. Kureychik V.M. Osobennosti postroeniya sistem podderzhki prinyatiya resheniy [Features of construction of systems of support of decision making], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 7 (132), pp. 92-98.
7. Kureychik V.M., Kazharov A.A. Ispolzovanie roevogo intellekta v reshenii NP-trudnykh zadach [Using swarm intelligence in solving NP-hard problems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 7 (120), pp. 30-37.
8. Gladkov L.A., Gladkova N.V. Novye podkhody k postroeniyu sistem analiza i izvlecheniya znaniy na osnove gibridnykh metodov [New approaches to the construction of systems analysis and knowledge extraction based on hybrid methods], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 146-154.
9. Kureychik V.V., Bova V.V., Nuzhnov E.V., Rodzin S.I. Integrirovannaya instrumentalnaya sreda podderzhki innovatsionnykh obrazovatelnykh protsessov [Integrated tooling environment support innovative educational processes], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2010, No. 4, pp. 101-111.
10. Kravchenko Yu.A., Zaporozhets D.Yu., Lezhebokov A.A. Spособы intellektualnogo analiza dannykh v slozhnykh sistemakh [Methods of data mining in complex systems], *Izvestiya KBNTS RAN* [Journal Kabardino-Balkar Scientific Centre RAS], 2012, No. 3 (47), pp. 52-57.
11. Kureichik V.M., Rodzin S.I. Evolutionary algorithms: genetic programming, *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2002, Vol. 41, No. 1, pp. 123-132.



12. Kureychik V.V., Rodzin S.I., Rodzina L.S. Mobilnoe obuchenie: kontekstnaya adaptatsiya i stsennarnyy podkhod [Mobile learning: context and adaptation of the scenario approach], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2013, No. 4, pp. 75-82.
13. Dobrosotskaya I.V., Krakht L.N. Sistema podderzhki prinyatiya resheniya pri formirovani individualnoy traektorii obucheniya [The system of support of making decisions in forming individual learning path] *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Vestnik of Voronezh State Technical University], 2009, Vol. 5, No. 9, pp. 197-200.
14. Kureychik V.M., Pisarenko V.I. Sinergeticheskiy podkhod v pedagogicheskom proektirovani obrazovatelnoy sredy vuza [Synergetic approach in pedagogical designing the educational environment of the University], *Otkrytoe obrazovanie* [Open Education], 2014, No. 3, pp. 55-62.
15. Markov V.V. Metodika izvlecheniya i otsenki znaniy na osnove nechetkoy modeli eksperta [The method of extraction and assessment of knowledge on the basis of fuzzy logic expert], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011. No. 7 (120), pp. 137-141.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор М.М. Ошхунов.

**Кравченко Юрий Алексеевич** – Южный федеральный университет; e-mail: krav-jura@yandex.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

**Kravchenko Yuriy Alekseevich** – Southern Federal University; e-mail: krav-jura@yandex.ru; 44, Nekrasovskiy lane, Taganrog, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; associate professor.

УДК 004.832.3

**О.Л. Моросин**

#### **АРГУМЕНТАЦИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ СТЕПЕНЕЙ ОБОСНОВАНИЯ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ\***

*Приводится краткий обзор подходов к формализации аргументации и рассматриваются возможности использования степеней обоснования в пересматриваемых рассуждениях. Степени обоснования позволяют эффективнее моделировать различные задачи аргументации, и позволяют не только отвечать на вопросы о правдоподобности того или иного утверждения, но и давать ей числовую оценку. В качестве формальной системы аргументации используется теория пересматриваемых рассуждений. В отличие от классической логики, пересматриваемые рассуждения позволяют делать выводы на противоречивых и неполных наборах утверждений. Все выводы не считаются достоверными и могут быть пересмотрены на более поздних этапах рассуждений при поступлении новых знаний (или даже при новых выводах из существующих знаний). В заключении статьи приводится пример решения задачи, не разрешимой с точки зрения классической логики.*

*Пересматриваемые рассуждения; аргументация; натуральная дедукция; немонотонный вывод; степени обоснования.*

**O.L. Morosin**

#### **ARGUMENTATION WITH DEGREES OF JUSTIFICATION IN INTELLIGENT SYSTEMS**

*This paper provides a brief overview of approaches to the formalization of argumentation systems. Opportunities of application of justification degrees are also observed. Justification degrees allow us to solve various argumentation problems that need numerical estimation of an answer. In contrast to classical logic, defeasible reasoning allows us to draw conclusions on the*

---

\* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ грант №11-07-00038а.