

Береснева Я.В.

§2.4. Методика разработки интеллектуальной автоматизированной обучающей системы.

Реформирование и модернизация, происходящие во всех областях нашего общества, появление и развитие наукоемких технологий в промышленности предъявляют высокие требования к подготовке специалистов. Это обуславливает необходимость совершенствования всей системы высшего образования, которая должна соответствовать с одной стороны требованиям ФГОС 3++, с другой стороны – требованиям, предъявляемые современным рынком труда.

Ключевые слова: ФГОС 3++, методика, интеллектуальная автоматизированная обучающаяся система.

Beresneva I.V.

§2.4. Methods of developing an intelligent automated learning system.

Reforming and modernizing, occurring in all areas of our society, the emergence and development of high technologies in industry place high demands on the training of specialists. This necessitates the improvement of the entire system of higher education, which must, on the one hand, comply with the requirements of the GEF 3 ++, and on the other hand, with the requirements of the modern labor market.

Keywords: FSES 3 ++, methodology, intelligent automated learning system.

Широкое использование информационных технологий в высшем образовании способствует решению задачи повышения качества подготовки обучающегося. Однако, в настоящее время не реализована единая концепция объединения образовательных информационных ресурсов на базе интегрированной автоматизированной системы управления образовательным процессом. Поэтому актуальным представляется решение задачи совершенствования структуры, входящих в интегрированную автоматизированную систему управления высшим образованием (АСУ ВО) автоматизированных систем управления образовательным процессом и их программно-математического обеспечения. В составе АСУ ВО целесообразно использование совокупности систем, решающих различные задачи управления и обеспечения образовательного процесса. Одной из таких систем должна быть автоматизированная

обучающая система, включающая в себя подсистему оценки уровня обученности, которая в соответствии с требованиями ФГОС 3++, может быть определена как подсистема оценивания уровня сформированности компетенций обучающегося. Задача формирования и оценки компетентности обучающихся имеет важное практическое значение, так как напрямую влияет на повышение качества подготовки.

В настоящее время нечеткий когнитивный подход становится одним из основных в перспективных разработках при изучении поведения проблемно-ориентированных систем в сфере образования. Когнитивное моделирование дает возможность построения моделей, учитывающих такие особенности образовательного процесса как: условие неполноты информации, наличие качественной информации, влияние человеческого фактора, устойчивость развития в условиях всевозможных качественных перестроек, что позволяет определить рациональные управленческие решения в по сути в любой образовательной организации высшего образования.

Предлагаемая методология разработки подсистемы оценки уровня сформированности компетенций на основе нечеткого когнитивного моделирования опирается на принцип сочетания формализованных методов моделирования и экспертных процедур, реализованных, в том числе, с использованием технологий искусственного интеллекта, с целью повышения достоверности принимаемых управленческих решений по оценке уровня сформированности компетенций. Это обусловлено принципиальной невозможностью полной формализации процедуры принятия решений, систем предпочтений экспертов и ценностных установок участников образовательного процесса.

Опираясь на работы специалистов в области когнитивного моделирования [1, 3, 4], опишем предлагаемую методологию разработки интеллектуальной автоматизированной подсистемы оценки уровня сформированности компетенций, которая строится, в отличие от известных, на основе многослойных нечетких продукционных когнитивных карт, что позволяет создать систему поддержки принятия решений о компетентности обучающихся. В алгоритмическом виде методика разработки интеллектуальной автоматизированной подсистемы выглядит следующим образом:

Основными этапами методики являются следующие:

Этап 1. Формирование групп нечетких продукционных когнитивных моделей (НПКМ) компетенций $\{G(K,w)\}$ и алгоритмов их формирования по видам компетенций на основе компетентностной модели специалиста.

Для построения модели компетенции целесообразно выбрать способ получения информации, метод обработки экспертных оценок с учетом способа их получения, реализацию методов сбора и обработки в разрабатываемой подсистеме. Для формирования адекватной структуры моделей (в виде многослойных продукционных когнитивных карт) используем сочетание методов мозговой атаки (штурма) и анкетный опрос.

Для обеспечения качества формирования компетенций и возможности его контроля на различных этапах учебные дисциплины должны образовывать связанную структуру. Последовательное или параллельное изучение дисциплин, формирующих компетенцию, формализуем в виде структуры нечеткой продукционной когнитивной модели компетенции. Процедура формирования множества дисциплин и их связей включает следующие шаги:

- формирование групп экспертов и оценка ценности их мнений;
- расчет матриц связей (инциденций) основных дисциплин (концептов);
- расчет матриц связей (инциденций) дисциплин, косвенно влияющих на основные дисциплины (концептов);

При реализации метода мозгового штурма вырабатывается коллективное решение экспертов о множестве дисциплин, формирующих компетенцию.

Необходимо привлекать следующие категории экспертов:

- ведущих представителей профессорско–преподавательского состава, реализующих подготовку специалистов по конкретному направлению (специальности);
- выпускников по данной специальности, работающих по этой специальности, высоко оцениваемых с профессиональной точки зрения руководителями;
- представителей, контролирующих образовательную деятельность из руководящего состава ВУЗа.

Очевидно, что после обработки в подсистеме оценки уровня сформированности компетенций суждения экспертов о перечне и связях концептов моделей в общем случае будут не согласованны. Поэтому целесообразно обобщение индивидуальных оценок и их согласование путем формирования шкалы измерения ценности мнений экспертов. Полученные на основании такой шкалы значения могут быть использованы в качестве весовых коэффициентов экспертных оценок при формировании структуры модели и весов связей между ее компонентами на втором этапе процедуры оценивания.

Характеристики экспертов	Эксперты			
	I	II	III	IV
Опыт работы более 5 лет	1	2	1	–
Опыт работы более 10 лет	2	3	2	–
Опыт работы более 15 лет	3	4	3	–
Наличие ученой степени кандидата наук	1	1	1	1
Наличие ученой степени доктора наук	2	2	2	–
Наличие диплома с отличием	–	–	–	1

Процедура опроса экспертов для формирования структуры НПКМ структурной идентификации модели в пошаговой форме имеет следующий вид:

1. Эксперты на основе компетентностной модели ФГОС ВО с использованием метода коллективного опроса создают перечень дисциплин D , непосредственно влияющих на формирование каждой компетенции. Таким образом, формирование базы данных компетенций каждого направления (специальности) подготовки происходит посредством коллективного опроса.

Матрицы связей P (инцидентности), определяющие зависимость компетенций от дисциплин D , прямо влияющих на формирование компетенции и формирующие структуру модели компетенции, имеют следующий вид (1) и могут быть реализованы в виде реляционных таблиц баз данных подсистемы оценки уровня сформированности компетенций.

$$P = \begin{bmatrix} p_{D_1K_1} & p_{D_1K_2} & \dots & p_{D_1K_m} \\ p_{D_2K_1} & p_{D_2K_2} & \dots & p_{D_2K_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{D_nK_1} & p_{D_nK_2} & \dots & p_{D_nK_m} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где D_i – дисциплина, прямо влияющая на компетенцию, K_j – компетенция.

Матрица W и соответствующая ей база данных содержат информацию о перечне дисциплин D , непосредственно формирующих каждую компетенцию компетентностной модели ФГОС.

$$W = \begin{pmatrix} w_{D_1K_1} & w_{D_1K_2} & \dots & w_{D_1K_m} \\ w_{D_2K_1} & w_{D_2K_2} & \dots & w_{D_2K_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{D_nK_1} & w_{D_nK_2} & \dots & w_{D_nK_m} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

причем

$$w_{D_iK_j} = \begin{cases} 1, & \text{если } D_i \text{ формирует } K_j \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (3)$$

$i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$

n – количество изучаемых дисциплин,

m – количество формируемых компетенций.

2. Для выявления связей между основными дисциплинами D НКПМ и дисциплинами d , косвенно влияющими на них, сформируем матрицу V .

$$V = \begin{pmatrix} v_{d_1D_1} & v_{d_1D_2} & \dots & v_{d_1D_k} \\ v_{d_2D_1} & v_{d_2D_2} & \dots & v_{d_2D_k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_{d_lD_1} & v_{d_lD_2} & \dots & v_{d_lD_k} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

причем

$$v_{d_sD_t} = \begin{cases} 1, & \text{если } d_s \text{ формирует } D_t \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (5)$$

$s = \overline{1, l}, t = \overline{1, k}, l - \text{число дисциплин}$

Матрица V достаточно просто реализуется операцией декартового произведения при организации связей между соответствующими таблицами базы данных разрабатываемой подсистемы.

Таким образом, результатом процедуры является предварительная НКК компетенции, характеризующая ее структуру и содержащая информацию о том, какие дисциплины прямо, а какие косвенно формируют компетенцию.

В подсистеме оценки уровня сформированности компетенций такая структура может быть реализована через иерархию таблиц реляционной базы данных. Отметим, однако, что структура модели компетенции не содержит весов связей (продукций) между ее концептами (дисциплинами). Поэтому для окончательного формирования моделей компетенций целесообразно проведение параметрической идентификации.

Этап 2. Нейронечеткая параметрическая идентификация модели $\{G(K^*, w^*)\}$ в каждой группе на основе комплексирования алгоритмов экспертного оценивания весов продукционных правил и их нейронечеткой оптимизации с учетом ограничений постановки задачи.

На втором этапе методики используем нейронечеткий алгоритм настройки весов НПКМ компетенции, который состоит из следующих шагов:

1. Нестрогое упорядочение массива дисциплин модели каждой компетенции.

Объектами ранжирования являются дисциплины, прямо и косвенно влияющие на компетенцию в НПКМ. В качестве основания ранжирования выберем степень важности дисциплины для формирования компетенции (дисциплины). При этом наиболее важной дисциплине присваивается ранг 1, а наименее – ранг r (r – количество оцениваемых дисциплин). В результате упорядочения дисциплин в подсистеме оценки уровня сформированности компетенции формируется ранжированный ряд, который в виде структуры данных представляется как отсортированный массив весов продукций для основных и косвенных дисциплин.

После процедуры нестрогого ранжирования необходима проверка согласованности мнений экспертов. Предположения о согласованности можно проверить с помощью коэффициента конкордации (RR) [2].

Расчет коэффициента конкордации проводится на основе последовательного определения среднего ранга дисциплин и вариации рангов относительно среднего [2]:

$$RR = \sum_{i=1}^k \frac{12S}{m^2(k^3 - k) - m \sum_{i=1}^m T_i} \quad (6)$$

$$\text{где } T_i = \frac{1}{12} \sum_{y=1}^3 (t_y^3 - t_y) \quad (7)$$

Для реализации расчета коэффициента конкордации результаты промежуточных отчетов целесообразно представлять в табличном виде и реализовывать их в отношениях реляционной БД. В случае согласованности мнений экспертов для вычисления весов продукционных правил НПКМ, целесообразно использовать правило Фишберна:

$$P_n = \frac{2(N - n + 1)}{(N + 1)N} \quad (8)$$

Использование правила Фишберна в нейронечетком алгоритме позволяет вычислить весовые коэффициенты влияния дисциплин (продукций) на формирование компетенций. Полученные веса продукций могут быть представлены в виде матриц весовых коэффициентов продукций в НКПМ компетенции:

$$R = \left\| r_{D_i K_j} \right\|, \quad (9)$$

где $r_{D_i K_j}$ – вес влияния основной дисциплины D_i на компетенцию K_j ,

$$Q = \left\| q_{d_s D_t} \right\|, \quad (10)$$

где $q_{d_s D_t}$ – вес влияния косвенной дисциплины d_s на дисциплину D_t .

2. В случае несогласованности экспертных оценок традиционно меняют состав экспертной группы, однако в условиях реализации образовательной деятельности ВУЗа — это затруднительно. Поэтому используем нейронечеткий подход, обеспечивающий получение согласованной оценки весов продукционных правил.

Выбор того или иного вида нейронечеткой модели обуславливается целесообразностью расчета выходного веса продукционного правила в соответствии с типом модели. Основные этапы построения нейронечетких моделей указаны [2], но формирование обучающей выборки, ее репрезентативность и объем существенным образом влияют на достоверность получаемых оценок продукционных правил.

Таблица обучения, используемая в нейронечетком алгоритме определения согласованных оценок продукций, разбивается на две части, в одной из которых содержатся результаты опроса экспертов в виде значений степеней близости в диапазоне интервала $[0;1]$ различных значений веса продукции, в другой части тестовая выборка. При этом обязательным условием является то, что значения 1, 0,9 и 0,8 должны иметь по три числовых показателя из матрицы весов НПКМ. В результате такого формирования обучающей выборки создается избыточное нечеткое отношение, содержащее число правил, определяемое по выражению: $N = 3 * m$, где m – количество экспертов. Согласование (настройка) весов достигается применением одного из методов оптимизации при обучении нейронечеткой модели.

Таким образом, на втором этапе методики использование комплексирования традиционных методов экспертного оценивания и нейронечетких методов обеспечивает повышение достоверности экспертных оценок по определению весов продукций НПКМ.

Этап 3. В качестве объекта в интеллектуальной автоматизированной подсистеме оценивания уровня сформированности компетенций выступает обучающийся, получение адекватной модели которого затруднено. Поэтому одним из важных этапов разработки такой подсистемы является формализация знаний, умений и навыков обучающегося, а также его морально–психологических особенностей.

Результат формализации может быть представлен в виде модели обучающегося вида: $Мобуч = \langle E, SS, PP, J, \rangle$, в которой на основе разработанных шкал определяется состав входного вектора и диапазоны значений параметров, характеризующих образовательный уровень (E), навыки, соответствующие специальности (SS), личностные качества обучающихся (PP) и степень возмущающих воздействий (J).

Обучающийся может соответствовать заданным требованиям как полностью,

так и не в полной мере или вообще не соответствовать, причем вероятностные характеристики параметров обучаемого получить достаточно сложно. Кроме того, некоторые параметры обучаемого (например, оценка его социально–психологических качеств, стремление сдать на отлично ту или иную дисциплину и т.п.) сложно формализовать в «сильных» (количественной или интервальной) шкалах. Поэтому диапазоны параметров задаются экспертами. Полученную от экспертов эвристическую информацию необходимо представить в форме, удобной для обработки и анализа. Для формализации эвристической информации целесообразно использовать порядковые шкалы, позволяющие установить порядковые соотношения между значениями параметров и судить об отношениях «лучше – хуже» между ними.

Предложенный вид модели обучающегося удобно представить в виде таблицы «Модели обучающихся» в базе данных подсистемы оценивания уровня сформированности компетенций.

Этап 4. Выбор оптимального по показателю достоверности алгоритма уровня оценивания сформированности компетенций на основе моделей обучающихся и настроенной модели компетенций. Такой алгоритм может быть представлен в виде: нечеткого отношения, нейросетевых операторов оценивания и/или их комбинаций. Выбор вида экстремального алгоритма во многом обусловлен объемом статистических данных, заданных таблицей обучения.

В подсистеме оценивания уровня сформированности компетенций из-за недостаточности статистических данных (например, на начальных этапах оценивания уровня сформированности компетенций) наиболее целесообразно построение оптимального алгоритма на основе нечетких продукционных моделей (НПМ), имеющих возможности по дообучению. Синтез оптимального алгоритма заключается в разработке такой базы правил и оптимизации ее параметров с учетом весов НПМ компетенции. Построение нечеткой продукционной модели включает следующие этапы:

1. Выбор способа нечеткого вывода заключений об уровне сформированности компетенций.
2. Синтез базы нечетких продукционных правил.
3. Определение процедуры введения нечеткости.

4. Выбор способа агрегирования степеней истинности предпосылок по каждому из нечетких продукционных правил.

5. Определение процедуры активизации заключений каждого из нечетких продукционных правил.

6. Выбор способа аккумуляирования активизированных заключений всех нечетких продукционных правил для выходной переменной.

7. Выбор метода приведения к четкости.

8. Параметрическая оптимизация базы нечетких правил и получение оптимального алгоритма.

В качестве способа нечеткого вывода целесообразно использовать один из прямых способов нечеткого вывода, состоящий из трех этапов:

1. Задание нечеткой импликации в варианте Т-импликации в соответствии с моделью нечеткого вывода Мамдани (11).

$$\mu_R(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (11)$$

2. Задание нечеткого условия (факта) типа « x есть a », где x – фактическое значение входного вектора, характеризующего обучающегося в соответствии с моделью; a – нечеткое множество, определяемое значением x и соответствующей ему функцией принадлежности $\mu_A \in [0;1]$.

3. Формирование вывода « y есть b », где y – полученное значение переменной, а b – нечеткое множество уровней сформированности компетенций с функцией принадлежности $\mu_B \in [0;1]$.

Каждое такое правило может быть представлено в виде:

$$B' = A \bullet R = A \bullet (A \rightarrow B), \quad (12)$$

где « \bullet » – операция композиции (свертки) нечетких правил в нечеткую оценку уровня сформированности компетенций, а R – нечеткое отношение, представляющее собой нечеткое подмножество декартового произведения $X \times Y$ полного множества предпосылок X и заключений Y с функцией

принадлежности $\mu_R(x, y)$.

В качестве операции композиции (свертки) выберем (max-min) композиции вида:
$$\mu_{B'}(y) = \max_{x \in X} \{ \min[\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y)] \}, \quad (13)$$

При формировании простых нечетких высказываний в предпосылках и заключениях необходимо задать функции принадлежности соответствующих нечетких множеств. Целесообразно использование косвенных методов определения значений функции принадлежности, в частности, метода парных сравнений.

При формировании составных нечетких высказываний в базе правил используются нечеткие логические операции «И», «ИЛИ», относящиеся к разным компонентам вектора, характеризующего обучающегося.

Структура базы нечетких продукционных правил подсистемы оценивания уровня сформированности компетенций может быть представлена структурой MISO (Multi Inputs – Single Output, много входов – один выход).

Важным этапом синтеза оптимального алгоритма оценивания уровня сформированности компетенций является создание базы нечетких продукционных правил, которая должна удовлетворять требованиям непрерывности, непротиворечивости и полноты. Процедура введения нечеткости основана на получении значений функции принадлежности заданных нечетких множеств порядковой шкалы для всех компонентов входного вектора характеристик обучающегося. С точки зрения последующей оптимизации базы правил следует выбирать нелинейные функции принадлежности, задаваемые минимальным числом параметров. Поэтому в подсистеме оценивания уровня сформированности компетенций используются функция принадлежности гауссового типа, а также s- и z-функций для задания нечетких множеств на границах интервалов значений вектора характеристик обучающегося.

При агрегировании степени истинности предпосылок правил целесообразно использование операции min-конъюнкции.

Активизация заключений правил выполняется на основе операции композиции (свертки), модифицированной для нечеткой продукции из базы правил, между определенным на предыдущем этапе агрегированным значением степеней истинности предпосылок этого правила α_i и соответствующей функции принадлежности $\mu_{B'}(y)$ его заключения об уровне сформированности компетенции.

Наиболее простым с точки зрения реализации в подсистеме является использование min-активизации:
$$\mu_{B'}(y) = \min\{\alpha_i, \mu_{B'}(y)\} \quad (14)$$

Одним из способов оптимизации базы правил является введение весовых коэффициентов, характеризующих степень влияния правила на нечеткий вывод об уровне сформированности компетенции. Такой способ является альтернативой параметрической идентификации базы правил при нейронечетком моделировании подсистемы. После получения активизированных заключений для выходной переменной каждого правила выполняется процедура их аккумуляции на основе операции тах-дизъюнкции. Следующим этапом разработки алгоритма выступает выбор метода приведения к четкости, заключающийся в дефазификации аккумуляированных правил и получении четкого значения уровня сформированности компетенций.

Отметим, что алгоритм может быть построен как нечеткий классификатор, при этом вычисление четкого значения не реализуется, а значение функции принадлежности к классу, соответствующему тому или иному уровню сформированности компетенции, определяет достоверность полученной оценки. При накоплении достаточного объема статистических данных по оцениванию уровня сформированности компетенций, предлагаемый алгоритм может быть уточнен в результате оптимизации параметров функций принадлежности, входных значений вектора обучающегося и выходных значений уровня сформированности компетенций. Кроме того, начальная база продукционных правил может быть дополнена новыми зависимостями.

Этап 5. Статистическое оценивание результатов применения алгоритма на основе тестовой выборки $T_{\text{тест}}$.

Тестовая выборка представляет собой множество векторов характеристик обучающихся, неиспользованных при настройке базы правил интеллектуальной автоматизированной обучающей системы, дополненное известными решениями об уровне сформированности компетенций обучающихся.

Достоверность (R) оценки уровня сформированности компетенций является основной характеристикой интеллектуальной автоматизированной обучающей системы и может быть представлена как функция вероятностей

ошибок:

$$R = 1 - P_{\text{ош}} = 1 - \frac{N_{\text{ош}}}{N} \quad (16)$$

где $N_{\text{ош}}$ – число обучающихся, уровень компетенции которых рассчитан интеллектуальной автоматизированной подсистемой неправильно;

N – общий объем тестовой выборки $T_{\text{тест}}$.

Этап 6. Принятие решения об уровне сформированности компетенции в соответствии с критерием максимума достоверности.

Если рассчитанная достоверность по тестовой выборке не удовлетворяет требованиям (меньше 95%), то необходимо провести повторно этапы структурной и/или параметрической идентификации модели компетенции и оптимизировать созданную базу правил, реализующую алгоритм оценки уровня сформированности компетенции.

Общую компетентность специалиста можно рассчитать, исходя из известных выражений [1] теории вероятностей для зависимых (в случае взаимного влияния компетенций друг на друга) и независимых (в случае отсутствия взаимного влияния) величин.

В виде блок-схемы методика разработки интеллектуальной автоматизированной подсистемы оценки уровня сформированности компетенций представлена на рис. 1:

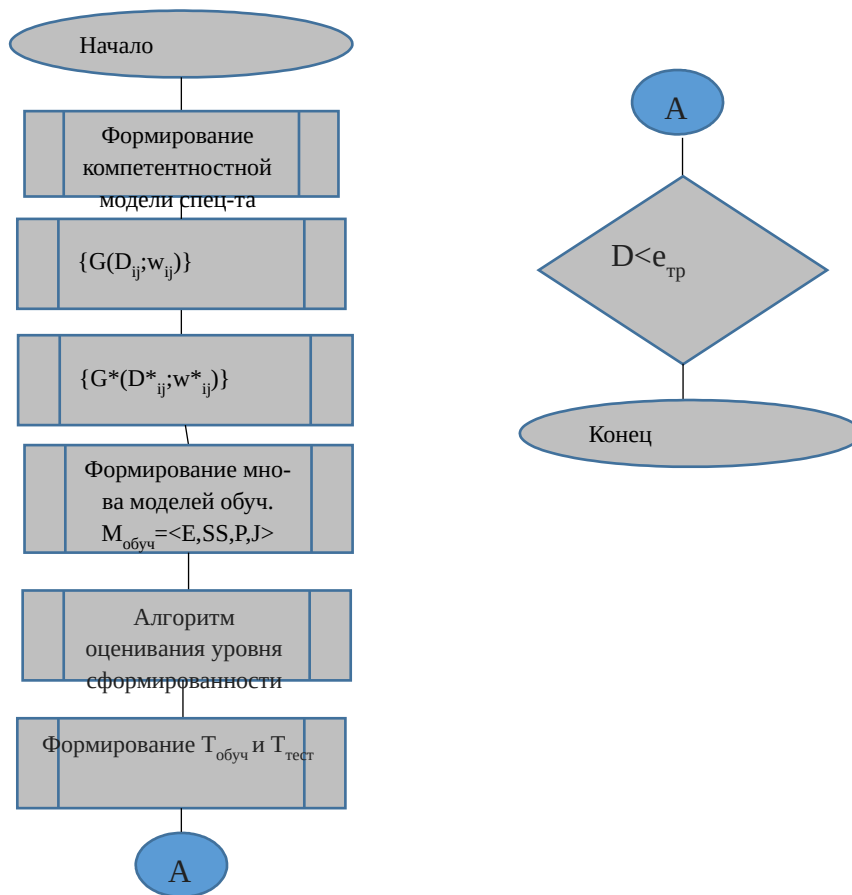


Рис. 1

Таким образом, предлагаемая методика разработки интеллектуальной автоматизированной подсистемы оценивания уровня сформированности компетенций обучающегося позволит создать информационное и программно-математическое обеспечение такой подсистемы на основе реализуемых моделей компетенций, алгоритмов их структурной и параметрической идентификации и баз правил. Это обеспечит получение оптимальной по показателю достоверности оценки уровня сформированности компетенций.

Библиографический список

1. Астанин С.В. Нечеткая автоматная модель стратегического управления. Изв. ТРТУ. Интеллектуальные САПР. – Таганрог: Изд. ТРТУ, 1997. (3)
2. Астанин С.В. Сопровождение процесса обучения на основе нечеткого моделирования // Научно–практич. журнал «Дистанционное образование». – №5 – М.: МЭСИ, 2005. (4)
3. Барина С.Н. Автоматизированные учебные курсы и их влияние на качество процесса обучения / Материалы конференции "Информационные технологии в образовании", 1999. – <http://ito.bitpro.ru/>. (6)
4. Брусиловский П.Л., Адаптивные обучающие системы в World Wide Web: обзор имеющихся в распоряжении технологий. — <http://ifets.ieee.org/russian/depository/wwwits.html>. (13)