

СТРУКТУРНЫЙ АНАЛИЗ ПЕРСОНАЛЬНЫХ ЗНАНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИСТЕМЫ НЕЧЕТКОГО ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА

*А.А. Проскурнин, Ю.Н. Филиппович
(Московский государственный университет печати, г. Москва)*

В статье рассматривается подход к реализации структурного анализа персональных знаний, который разработан в рамках методики автоматизированного контроля знаний по определенной предметной области. Ключевой идеей структурного анализа знаний является аналогия с многомерным анализом данных: эксперт задает множество классификаций предметной области, построенных на основе различных критериев, – эти классификации играют роль измерений; фактами при этом являются градация знания/незнания, вычисленная для каждой классификационной единицы, и оценка обоснованности этой градации. Для определения степени знания/незнания классификационных единиц используется система нечеткого логического вывода.

1. ВВЕДЕНИЕ

Рассматриваемый в статье метод структурного анализа персональных знаний разработан в рамках методики автоматизированного контроля знаний. Прежде чем перейти к описанию метода на формальном уровне, необходимо дать представление о том, в чем состоит суть предлагаемого подхода к контролю знаний в целом.

Под контролем знаний в статье понимается процесс взаимодействия двух субъектов – эксперта и испытуемого, в результате которого в сознании эксперта формируется модель персональных знаний (МПЗ) испытуемого. МПЗ, в общем случае, может включать любую информацию о знаниях испытуемого в некоторой предметной области. Аналогично, автоматизированный контроль знаний (АКЗ) человека определяется как процесс взаимодействия человека и компьютера, в результате которого в памяти компьютера формируется МПЗ человека. Формирование МПЗ в процессе АКЗ может происходить как «с нуля», когда до взаимодействия модель еще не содержала никаких данных, так и в режиме модификации (т.е. пополнения, уточнения) ранее созданной и сохраненной в памяти компьютера модели. Наконец, под автоматизированной системой контроля знаний (АСКЗ) в статье понимается автоматизированная система, основная функция которой состоит в формировании МПЗ пользователя в результате взаимодействия система-пользователь.

Для текущего этапа развития компьютерных систем в области обучения характерно большое разнообразие предлагаемых подходов к реализации АСКЗ. Тем не менее, можно выделить две базовые парадигмы построения таких систем: парадигма оценки знаний, которая ориентирована на решение задачи вычисления интегральной оценки знаний испытуемого (НА СКОЛЬКО ЗНАЕТ), и парадигма выявления и анализа знаний, ориентированная на решение задачи формирования структурного, развернутого, содержательного описания персональных знаний (ЧТО ЗНАЕТ/НЕ ЗНАЕТ).

Для того чтобы выделить задачу АКЗ, рассматриваемую в рамках парадигмы выявления и

анализа знаний, т.е. задачу построения содержательной, структурной МПЗ, введем понятие автоматизированного выявления знаний (АВЗ). Под АВЗ будем понимать АКЗ, при котором МПЗ представляет собой модель знаний, а именно, следуя шести этапам усложнения данных для «превращения» их в знания, введенных Д.А. Поспеловым [1, 2], МПЗ представляет собой данные, обладающие следующими свойствами: внутренняя интерпретируемость, структурированность, а также связность (наличие этих 3 из 6 свойств, очевидно, уже означает достаточную степень сложности МПЗ, по крайней мере, значительно отличающую такую модель от скалярной).

Так как в общем случае МПЗ может иметь достаточно сложную структуру и представлять собой описание системы знаний человека, можно говорить об анализе персональных знаний после их выявления. С этой точки зрения задачу АВЗ можно рассматривать более широко, вместе с задачей анализа знаний, и говорить об автоматизированном выявлении и анализе знаний человека (АВАЗ).

Проведение структурного анализа знаний подразумевает, во-первых, определенный формализм представления знаний о предметной области, во-вторых, формализм для описания персональных знаний, и, в-третьих, определенный способ организации взаимодействия с испытуемым.

2. ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗНАНИЙ О ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Основой модели представления знаний о предметной области является понятие фигуры знания, предложенное Ю.Н. Карауловым [3]. Фигура знания является пятикомпонентной структурой. Ее интенционал, т.е. сущностное содержание, образуют три следующих компонента: знак – это слово или словосочетание, формула смысла – некоторое предложение, задающее смысл знака, и способ задания смысла, однозначно определяемый формулой смысла и знаком. Помимо указанных трех интенциональных компонентов, в фигуру знания входят еще два компонента, определяющих ее

экстенционал – это когнитивная (референтная) область, к которой относится фигура знания, а также функция, определяющая ценность (вес) данной элементарной единицы знания.

Кроме фигур знания, в модели представления знаний о предметной области вводятся такие понятия как «элемент модели» и «целевая единица знания». Элементом модели является имя или понятие, которое может как принадлежать, так и не принадлежать предметной области. Целевая единица знания (ЦЕЗ) в общем случае описывает определенный аспект смысла связи между двумя элементами модели, при этом один из двух элементов обязательно должен принадлежать предметной области.

Введем обозначения:

E – множество элементов (концептов) предметной области; A – множество аспектов; L – множество ЦЕЗ; Q – множество фигур знания; D – множество классификаций предметной области; C – множество классификационных единиц (КЕ); $f_{LEE} : L \rightarrow E \times E \times A$ – инъективное отображение, задающее смысл ЦЕЗ: каждая такая единица описывает определенный аспект смысла бинарной связи между двумя элементами модели. $f_{CD} : C \rightarrow D$ – отображение, которое задает для каждой классификационной единицы определенную классификацию; $R_{CC} \subseteq C \times C$ – отношение родительская КЕ-дочерняя КЕ, определяющее иерархическую структуру каждой классификации. При этом, если $(c_i, c_j) \in R_{CC}$, то $f_{CD}(c_i) = f_{CD}(c_j)$; также для $\forall c \in C : (c, c) \in R_{CC}$.

Семейство бинарных отношений $(R_{CLd})_{d \in D}$ для каждой классификации $d \in D$ задает соответствующее бинарное отношение $R_{CLd} \subseteq C_d^{i\hat{e}a\hat{i}} \times L$, где $C_d^{i\hat{e}a\hat{i}}$ – множество классификационных единиц «нижнего» уровня: $\{c \in C : f_{CD}(c) = d \wedge (\neg \exists c' \in C : (c, c') \in R_{CC})\}$.

Т.е. для каждой классификационной единицы «нижнего» уровня задается множество входящих в нее целевых единиц знания, при этом одна и та же целевая единица знания может относиться к нескольким классификационным единицам.

Также, введем функции f^{CI} и f^{IACI} , которые задают продукции следующего вида: если задан некоторый вопрос, и получен правильный ответ, зафиксировать знание для определенных целевых единиц знания; аналогично, если задан вопрос, и получен неверный ответ, зафиксировать незнание определенных целевых единиц знания. Эти функции определяются следующим образом:

$$\begin{aligned} f^{CI} : Q &\rightarrow 2^L, \\ f^{IACI} : Q &\rightarrow 2^L, \\ \forall q \in Q : f^{IACI}(q) &\subseteq f^{CI}(q). \end{aligned}$$

3. ОРГАНИЗАЦИЯ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ С ИСПЫТУЕМЫМ И ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЕГО ПЕРСОНАЛЬНЫХ ЗНАНИЙ

Для взаимодействия с испытуемым используется вопросно-ответная форма: человек отвечает на вопросы, которые задает ему АСКЗ. Основу информационной модели вопроса составляет модель фигуры знания, несколько модифицированная. Во-первых, вместо одного знака задается набор знаков – фактически, это слова-синонимы, соответствующие одному и тому же понятию. При этом для каждого знака задается набор словоформ – эта информация используется при анализе ответа на вопрос. Во-вторых, так как фигура знания является моделью вопроса, добавлен дополнительный атрибут – сложность вопроса; она задается в порядковой шкале; число уровней шкалы, в общем случае, может быть различным.

Сама форма вопроса состоит в следующем: в качестве формулировки вопроса используется формула смысла фигуры знания. Человек должен прочитать эту формулировку, определить, смысл какого понятия или имени она задает, и набрать на клавиатуре это понятие или имя в качестве ответа на вопрос.

Модель персональных знаний (МПЗ) задается следующим выражением:

$$M_{iQ} = \langle M_{ii}, S_Q, S_L, S_C, f_Q, f_L, f_C, f_{DC} \rangle$$

Здесь: $S_Q = \{\text{«верный ответ»}, \text{«неверный ответ»}, \text{«не задан»}\}$ – множество значений (статусов), одно из которых ставится в соответствие каждому из вопросов; значения определяются с помощью анализа ответов испытуемого на вопросы; таким образом, ответ на вопрос оценивается в дихотомической шкале. $S_L = \{\text{«знание»}, \text{«незнание»}, \text{«неизвестно»}, \text{«противоречие»}\}$ – множество статусов целевой единицы знания; $S_C = \{\text{«абсолютное незнание»}, \text{«определенно, незнание»}, \text{«скорее всего, незнание»}, \text{«неопределенность»}, \text{«скорее всего, знание»}, \text{«определенно, знание»}, \text{«абсолютное знание»}\}$ – множество статусов классификационной единицы (КЕ); $f_Q : Q \rightarrow S_Q$ – функция, которая задает текущие статусы вопросов; $f_L : L \rightarrow S_L$ – функция, которая задает текущие статусы ЦЕЗ; $f_C : C \rightarrow S_C$ – функция, которая задает текущие статусы КЕ; $f_{DC} : C \rightarrow [0, 1]$ – функция, задающая степени достоверности текущих определенных статусов КЕ.

Определим понятия состояний МПЗ на разных уровнях.

Пусть $d \in D$ – некоторая классификация, $C_d = \{c \in C : (f_{CD}(c) = d)\}$ – множество КЕ данной классификации. Обозначим $|Q| = N$, $|L| = M$, $|C_d| = K$, $Q = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, $L = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$, $C_d = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$. Пусть также заданы отображения $f_Q : Q \rightarrow S_Q$, $f_L : L \rightarrow S_L$, $f_C : C \rightarrow S_C$.

Введем определения:
кортеж

$$\chi_Q = (f_Q(x_1), f_Q(x_2), \dots, f_Q(x_N)) \quad (\chi_Q \in S_Q^N)$$

назовем состоянием МПЗ на уровне фигур знания (на уровне вопросов);

кортеж

$$\chi_L = (f_L(y_1), f_L(y_2), \dots, f_L(y_M)) \quad (\chi_L \in S_L^M)$$

– состоянием МПЗ на уровне целевых единиц знания;

кортеж

$$\chi_{CD} = (f_C(z_1), f_C(z_2), \dots, f_C(z_K)) \quad (\chi_{CD} \in S_C^K)$$

– состоянием МПЗ на уровне классификационных единиц данной классификации $d \in D$.

Введем также отображения:

$$\eta_{QL} : S_Q^N \rightarrow S_L^M, \quad \eta_{LCD} : S_L^M \rightarrow S_C^K.$$

Отображение η_{QL} для любого произвольного состояния МПЗ на уровне вопросов χ_Q определяет соответствующее состояние МПЗ на уровне ЦЕЗ χ_L . Аналогично, отображение η_{LCD} для любого произвольного состояния МПЗ на уровне ЦЕЗ χ_L задает соответствующее состояние МПЗ на уровне КЕ χ_{LCD} данной классификации $d \in D$.

Кроме множества S_L , уже определенного ранее, для последующего изложения необходимо рассмотреть множество $S_{L1} = \{\text{«знание»}, \text{«незнание»}, \text{«неопределенность»}\}$, элементы которого также являются статусами целевой единицы знания: при этом статусы «неизвестно» и «противоречие», входящие в S_L , трактуются как «неопределенность». Соответственно, можно задать отображение $f_{LL'} : S_L \rightarrow S_{L1}$ следующим образом: $f_{LL'}(\text{«знание»}) = \text{«знание»}$; $f_{LL'}(\text{«незнание»}) = \text{«незнание»}$; $f_{LL'}(\text{«неизвестно»}) = \text{«неопределенность»}$; $f_{LL'}(\text{«противоречие»}) = \text{«неопределенность»}$.

Тогда каждому кортежу

$$\chi_L = (f_L(y_1), f_L(y_2), \dots, f_L(y_M))$$

можно поставить в соответствие кортеж:

$$\chi_{L1} = (f_{LL'}(f_L(y_1)), f_{LL'}(f_L(y_2)), \dots, f_{LL'}(f_L(y_M)))$$

, определив тем самым отображение

$$f_{LL'}^M : S_L^M \rightarrow S_{L1}^M.$$

Учитывая отображение $f_{LL'}^M$, имеем следующие отображения:

$$\eta'_{QL} : S_Q^N \rightarrow S_{L1}^M, \quad \eta'_{LCD} : S_{L1}^M \rightarrow S_C^K.$$

4. ФОРМАЛЬНОЕ ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТРУКТУРНОГО АНАЛИЗА ЗНАНИЙ НА ОСНОВЕ ОПЕРАЦИИ «СВЕРТКИ»

Пусть задано отображение $f_L : L \rightarrow S_L$, иначе говоря, задано текущее состояние МПЗ на уровне ЦЕЗ $\chi_L = (f_L(y_1), f_L(y_2), \dots, f_L(y_M))$, т.е. задано

$$\chi_{L1} = (f_{LL'}(f_L(y_1)), f_{LL'}(f_L(y_2)), \dots, f_{LL'}(f_L(y_M))).$$

Тогда следующим шагом в построении МПЗ должно быть формирование суждений о знании/незнании КЕ, исходя из текущих статусов ЦЕЗ, т.е. определение преобразования $\eta'_{LCD} : S_{L1}^M \rightarrow S_C^K$ для некоторой заданной классификации $d \in D$. Это преобразование задается на основе моделирования рассуждений, связанных с формированием суждений о степени знания/незнания некоторого множества единиц знания, исходя из знания/незнания тех единиц, которые составляют это множество (операция «свертки»). Рассмотрим задание η'_{LCD} и операции «свертки» более подробно.

Определим первоначально операцию «свертки» следующим образом:

$$\Omega^v : S_{L1}^v \rightarrow S_C, \quad \text{где } v = \overline{1, M}.$$

Пусть $\chi_{L1}^v = (a_1, a_2, \dots, a_i) \in S_{L1}^v$. Обозначим элементы S_{L1} следующим образом: 0 – «незнание», 1 – «неопределенность», 2 – «знание». Тогда $a_j \in \{0, 1, 2\}$ для $\forall j = \overline{1, v}$.

Введем переменные:

$$X_{Cf} = \frac{\text{Count}(j)}{v}, \quad j: a_j = 2$$

– доля элементов в χ_{L1}^v со статусом «знание»;

$$X_{IAf} = \frac{\text{Count}(j)}{v}, \quad j: a_j = 0$$

– доля элементов в χ_{L1}^v со статусом «незнание»;

$$X_{IA\bar{f}} = \frac{\text{Count}(j)}{v}, \quad j: a_j = 1$$

– доля элементов в χ_{L1}^v со статусом «неопределенность».

Операция «свертки» задается таким образом, что она никак не зависит от порядка следования элементов в кортеже χ_{L1}^v , а зависит только от процентного соотношения элементов с определенным статусом:

$$\Omega^v = f(X_{Cf}, X_{IAf}, X_{IA\bar{f}}).$$

Так как $X_{IA\bar{f}} = 1 - (X_{Cf} + X_{IAf})$, то можно записать:

$$\Omega^v = f(X_{Cf}, X_{IAf}).$$

Окончательно, учитывая, что $X_{Cf} \in [0, 1]$ и $X_{IAf} \in [0, 1]$, получим:

$$\Omega^v : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow S_C \quad \text{для } v = \overline{1, M}.$$

Таким образом, на вход этой операции подается некоторое исходное множество единиц знания, в котором элементы могут иметь статусы «знание», «незнание», а также иные статусы, интерпретируемые в рамках данной операции как статус

«неопределенность». На основании этого множества вычисляются 2 входные переменные операции «свертки»: X_{Cf} – доля элементов в исходном множестве со статусом «знание»; $X_{\bar{A}Cf}$ – доля элементов в исходном множестве со статусом «незнание». Возможно также использование 3-ей входной переменной $X_{\bar{A}\bar{I}f}$ – доли элементов в исходном множестве со статусом «неопределенность». В результате выполнения операции определяется значение выходной переменной Y – степени знания всего исходного множества, которое задается в порядковой шкале с использованием 7 градаций, соответствующих элементам множества S_C .

Рассмотрим, как с помощью Ω^V задается преобразование η'_{LCD} . На основе отображения Ω^V можно определить отображение Ω :

$$\Omega: (2^L \setminus \emptyset) \rightarrow S_C,$$

которое для любого непустого множества $L' \subseteq L$, имеющего мощность $|L'| = \nu$ (т.е. $L' = \{y'_1, y'_2, \dots, y'_\nu\}$, где $\nu = \overline{1, M}$), выполняет операцию «свертки»:

$$\Omega(L') =$$

$$\Omega^V((f_{LL'}(f_L(y'_1)), f_{LL'}(f_L(y'_2)), \dots, f_{LL'}(f_L(y'_\nu)))).$$

Теперь для $\forall c \in C_d$, зададим множество ЦЕЗ $L_{cd}(c)$:

$$\{l \in L: \exists c' \in C_d^{\bar{c}cf} \cdot \wedge (c', l) \in R_{CLd} \wedge (c, c') \in R'_{CC}\}.$$

Входящее в приведенное выше выражение для $L_{cd}(c)$ отношение R'_{CC} представляет собой отношение «родства» КЕ в данной классификации, или, более точно, отношение «предок-потомок», и задается следующим образом:

$$R'_{CC} \subseteq C \times C,$$

$$(c_i, c_j) \in R'_{CC} \Leftrightarrow$$

$$(f_{CD}(c_i) = f_{CD}(c_j)) \wedge (((c_i, c_j) \in R_{CC}) \vee (\exists n \in N, n > 0:$$

$$(\{c'_1, c'_2, \dots, c'_n\} \subseteq C) \wedge (\forall k = \overline{1, n}: f_{CD}(c'_k) = d)) \wedge (\bar{i} \bar{d} \bar{e}$$

$$n > 1: \forall k = \overline{1, n-1}:$$

$$(c'_k, c'_{k+1}) \in R_{CC}) \wedge ((c_i, c'_1) \in R_{CC}) \wedge ((c'_n, c_j) \in R_{CC})).$$

Таким образом, формирование множества $L_{cd}(c)$ для некоторой КЕ $c \in C_d$ классификации $d \in D$ состоит из двух этапов: 1) сначала отбираются все КЕ нижнего уровня классификации d , которые являются «потомками» единицы c ; 2) после этого в $L_{cd}(c)$ «помещаются» те ЦЕЗ, которые относятся хотя бы к одной из КЕ, отобранных на предыдущем этапе.

Наконец, введем определение для преобразования $\eta'_{LCD}: S_{L1}^M \rightarrow S_C^K$:

Определение: пусть $L = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$, $C_d = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$, и задан произвольный кортеж

$$\chi_{L1} = (f_{LL'}(f_L(y_1)), f_{LL'}(f_L(y_2)), \dots, f_{LL'}(f_L(y_M))).$$

Тогда:

$$\chi_{CD} = \eta'_{LCD}(\chi_{L1}) = (f_C(z_1), f_C(z_2), \dots, f_C(z_K)) = (\Omega(L_{cd}(z_1)), \Omega(L_{cd}(z_2)), \dots, \Omega(L_{cd}(z_K)))$$

$$(\chi_{CD} \in S_C^K).$$

Т.е. для вычисления статуса каждой КЕ $c \in C_d$ применяется одна и та же операция «свертки», на вход которой подается множество ЦЕЗ $L_{cd}(c)$:

$$\forall d \in D, c \in C_d: f_C(c) = \Omega(L_{cd}(c)).$$

Кроме вычисления собственно статуса некоторой КЕ необходимо вычисление некоторой оценки степени достоверности этого статуса, т.е. значения функции $f_{DC}: C \rightarrow [0,1]$. В качестве такой оценки может быть использована доля вопросов, относящихся к данной КЕ, которые были заданы испытуемому: очевидно, что, чем больше количество вопросов по данной КЕ, на которые уже ответил испытуемый, тем больше информации есть у АСКЗ для принятия решения о знании/незнании КЕ, и тем выше будет достоверность определенного системой статуса. Тогда получаем следующее выражение для f_{DC} :

$$f_{DC}(c) = \frac{|Q'_{cd}(c)|}{|Q_{cd}(c)|},$$

где $Q_{cd}(c)$ – множество вопросов, относящихся к данной КЕ $c \in C_d$ классификации $d \in D$ – определяется следующим образом:

$$Q_{cd}(c) = \{q \in Q: \exists l \in L: l \in L_{cd}(c) \wedge l \in f^{Cf} \cdot (q)\},$$

а $Q'_{cd}(c)$ – вопросы из $Q_{cd}(c)$, которые уже были заданы испытуемому.

Нужно отметить, что оценка достоверности статуса КЕ, как и сам статус, определяются только в рамках некоторой предварительно заданной классификации $d \in D$. При этом для того, чтобы вопрос относился к КЕ $c \in C_d$ необходимо и достаточно, чтобы он был связан хотя бы с одной из ЦЕЗ, входящих в множество $L_{cd}(c)$.

5. РЕАЛИЗАЦИЯ ОПЕРАЦИИ «СВЕРТКИ» С ПОМОЩЬЮ СИСТЕМЫ НЕЧЕТКОГО ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА

Для реализации операции «свертки» используется система нечеткого логического вывода (СНЛВ). Как известно, СНЛВ, с одной стороны, позволяют эффективно моделировать приближенные, «человеческие» рассуждения, и явно представлять правила, на основании которых принимается решение, в отличие, например, от нейронных сетей, где эти правила выражены неявно; с другой стороны, СНЛВ являются универсальными аппроксиматорами непрерывных функций.

Для реализации СНЛВ используется подход, описанный в работе А.П. Ротштейна [4], который, во-первых, кроме аппроксимации непрерывных

функций, ориентирован также и на аппроксимацию объекта с непрерывными входами и дискретным выходом (что соответствует описанной выше операции «свертки»), во-вторых, включает в себя формальное описание способов настройки СНЛВ как с помощью нейронных сетей, так и с помощью генетических алгоритмов, и, наконец, в-третьих, является достаточно простым с точки зрения программной реализации. Чтобы упростить дальнейшее изложение, ниже приведены постановка и решение задачи лингвистической аппроксимации объекта с дискретным выходом в соответствии с работой [4]. Пусть заданы следующие исходные данные [4]:

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$$

– множество решений, т.е. множество значений выходной переменной y .

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

– множество входных переменных.

$$U_i = [\underline{x}_i, \overline{x}_i], \quad i = \overline{1, n}$$

– диапазоны изменения значений для входных переменных.

$$A_i = \{a_i^1, a_i^2, \dots, a_i^{l_i}\}$$

– терм-множество переменной x_i , $i = \overline{1, n}$; здесь

a_i^p – p -ый лингвистический терм переменной x_i , $p = \overline{1, l_i}$, $i = \overline{1, n}$. Лингвистические термы рассматриваются как нечеткие множества, заданные на соответствующих универсумах U_i .

$$\mu^{dj}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \bigcup_{p=1}^{k_j} [\bigcap_{i=1}^n \mu^{a_i^{jp}}(x_i)], \quad j = \overline{1, m} \quad -$$

система нечетких логических уравнений, или, иначе говоря, нечеткая база знаний (правила вывода). Здесь:

$\mu^{dj}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – функция принадлежности вектора входных переменных $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ значению выходной переменной $y = d_j$, $j = \overline{1, m}$;

a_i^{jp} – лингвистическая оценка входной переменной x_i , выбираемая из соответствующего терм-множества A_i ;

$\mu^{a_i^{jp}}(x_i)$ – функция принадлежности параметра x_i нечеткому терму a_i^{jp} ;

k_j – количество правил, которые используются для определения значения выходной переменной $y = d_j$;

$\cup, \cap$ – логические операции ИЛИ, И.

Необходимо: по заданному вектору $X^* = \{x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*\}$ входных переменных найти решение $d^* \in D$.

Решение [4]:

1. Зафиксируем вектор $X^* = \{x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*\}$.

2. Определим значения функций принадлежности нечетких термов для заданных значений входных переменных (предполагается, что функции принадлежности заданы предварительно).

3. Используя правила вывода (нечеткие логические уравнения), вычислим значения $\mu^{dj}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ вектора X^* для всех d_j , $j = \overline{1, m}$. При этом логические операции И и ИЛИ выполняются, соответственно, как операции минимума и максимума.

4. Выбираем такое решение d^* , функция принадлежности которого μ^{dj} максимальна – это и есть искомое решение.

Теперь перейдем к описанию СНЛВ операции «свертки». Входные переменные X_{Cf} и $X_{\bar{A}Cf}$ задаются как лингвистические переменные на универсуме $[0, 1]$; множество значений каждой из них состоит из 5 термов: оН – очень низкий, Н – низкий, С – средний, В – высокий, оВ – очень высокий, с трапецевидными функциями принадлежности. Число термов было выбрано равным 5 исходя из следующих рассуждений: 2 или 3 терма – это слишком низкий уровень «гранулирования»; 4 терма – неудобно из-за отсутствия среднего значения; 6 и более термов – слишком высокий уровень «гранулирования».

Правила вывода для СНЛВ были отобраны исходя из условия монотонности операции «свертки», и представлены ниже:

Правило 1. ЕСЛИ (X_{Cf} есть оН) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть оВ),

ТО (Y есть с1).

Правило 2. ЕСЛИ ((X_{Cf} есть оН) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть В)) ИЛИ ((X_{Cf} есть Н) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть В)),

ТО (Y есть с2).

Правило 3. ЕСЛИ ((X_{Cf} есть оН) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть С)) ИЛИ ((X_{Cf} есть Н) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть С)),

ТО (Y есть с3).

Правило 4. ЕСЛИ ((X_{Cf} есть оН) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть Н)) ИЛИ ((X_{Cf} есть оН) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть оН)) ИЛИ ((X_{Cf} есть Н) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть Н)) ИЛИ ((X_{Cf} есть С) И ($X_{\bar{A}Cf}$ есть С)) ИЛИ ((X_{Cf} есть Н) И

($X_{\text{АЦІ}}$. есть оН))),
 ТО (Y есть с4).

Правило 5. ЕСЛИ ((($X_{\text{ЦІ}}$. есть С) И
 ($X_{\text{АЦІ}}$. есть Н)) ИЛИ
 (($X_{\text{ЦІ}}$. есть С) И
 ($X_{\text{АЦІ}}$. есть оН))),
 ТО (Y есть с5).

Правило 6. ЕСЛИ ((($X_{\text{ЦІ}}$. есть В) И
 ($X_{\text{АЦІ}}$. есть Н)) ИЛИ
 (($X_{\text{ЦІ}}$. есть В) И
 ($X_{\text{АЦІ}}$. есть оН))),
 ТО (Y есть с6).

Правило 7. ЕСЛИ ($X_{\text{ЦІ}}$. есть оВ) И
 ($X_{\text{АЦІ}}$. есть оН),
 ТО (Y есть с7).

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основу для реализации структурного анализа знаний составляет операция «свертки». Задавая множество классификаций предметной области как иерархии над множеством ЦЕЗ, эксперт тем самым определяет те структурные единицы знания, для которых и будет происходить «свертка» на основании текущих статусов ЦЕЗ, входящих в эти структурные единицы.

В качестве критериев для классификации ЦЕЗ могут быть использованы следующие характеристики:

1. Тематическое разбиение предметной области: одна группа ЦЕЗ относится к теме 1, другая группа – к теме 2, и т.д. (при этом группы могут пересекаться друг с другом), затем темы группируются в более крупные единицы – например, в разделы, а разделы, в свою очередь, – в еще более крупные единицы и т.д.

2. Уровень сложности материала – например, можно выделить несколько уровней сложности, и распределить ЦЕЗ между ними.

3. Уровень важности материала.

4. Тип знания, соответствующий ЦЕЗ – например, фактуальное или теоретическое знание.

5. Все ЦЕЗ можно разбить на две большие группы: ЦЕЗ, лежащие строго внутри моделируемой предметной области, и ЦЕЗ, представляющие собой связи данной предметной области с другими, соседними (смежными) областями.

6. Тип семантической связи, соответствующий ЦЕЗ: родо-видовая связь, связь «причина-следствие», связь «объект-свойство» и т.д.

7. Учет разделения научного и обыденного знания. Например, для информатики, если обозначить обыденное знание как А, а внутри научного знания выделить саму информатику – В, и другие науки – С, то можно ввести следующее разделение: каждая ЦЕЗ либо лежит целиком в одной из областей А, В, С, либо описывает одну из связей А-В, В-С, А-С.

8. Специфические для данной предметной области критерии. Так, в информатике можно

выделить знание теоретических основ, и знание конкретных информационных технологий (программных продуктов); в теории вероятностей можно выделить знания, относящиеся к элементарной, «упрощенной» теории, знания для студентов непрофильных вузов, и знания на уровне специалистов-математиков.

Приведенный перечень критериев не является исчерпывающим, здесь есть определенная свобода для творчества. В одной и той же классификации могут совместно использоваться несколько критериев: например, сначала идет разбиение по темам, а внутри тем – по уровню сложности.

Основная идея структурного анализа состоит в том, чтобы в операции «свертки» учитывать только соотношение количества единиц, которые испытуемый знает, и количества единиц, которых он не знает (кроме этого рассматривается также количество единиц, статус которых относительно их знания/незнания испытуемым не определен), и при этом абстрагироваться от иных критериев для оценки – эти другие критерии как раз и задаются с помощью классификации. Т.е. при выполнении операции «свертки» все ЦЕЗ, относящиеся к данной КЕ, считаются равнозначными с точки зрения важности их знания, по крайней мере, приблизительно равнозначными. Цель такой «свертки» – смоделировать нечеткие, правдоподобные рассуждения человека-эксперта, выявляющего знания испытуемого, следующего типа: если из некоторой подобласти испытуемый знает такую-то единицу знания, и еще такую-то, и такую – следовательно, можно заключить, что он в достаточно высокой степени знает и всю эту подобласть; аналогично, если испытуемый из некоторой подобласти не знает ни единицы А, ни единицы В, ни единицы С – можно сделать вывод, что он всю подобласть знает на низком уровне. Причем эти рассуждения моделируются не в каком-то заданном конкретном случае, а в общем. Именно это позволяет реализовать структурный анализ знаний по аналогии с многомерным анализом данных. Выбирая некоторую классификацию в процессе анализа своих знаний, испытуемый как бы задает набор измерений, факторов, в разрезе которых он хочет увидеть распределение знания и незнания: возможно, ему будет интересно, знает он лучше конкретные факты или теорию, или какие из тематических единиц, входящих в некоторую классификацию, он знает лучше, а какие хуже.

ЦЕЗ существуют в предметной области объективно – например, в информатике существует понятие (концепт) «алгоритм», и понятие «машина Тьюринга», соответственно, существует и ЦЕЗ «алгоритм-машина Тьюринга». Классификации же, в частности, тематические разбиения предметной области, всегда в определенной степени субъективны – так, взяв несколько учебников или курсов лекций по одной и той же предметной области, чаще всего обнаружим, что авторы по-разному разбили учебный

материал на отдельные блоки. Поэтому структурный анализ знаний позволяет в какой-то мере учесть различные субъективные способы декомпозиции предметной области.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии: Учеб. пособие. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 304 с.: ил. – (Информатика в техническом университете).
2. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах / Под ред. В.Н. Вагина, Д.А. Поспелова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 704 с.
3. Караулов Ю.Н. Вербальные единицы знания: структура, объем, качество // Язык и мы. Мы и язык: Сборник статей памяти Б.С. Шварцкопфа / Отв. ред. Р.И. Розина. – М.: РГГУ, 2006. – 546 с.
4. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. – 320 с.
5. Атанов Г.А. Пустынникова И.Н. Обучение и искусственный интеллект или Основы современной дидактики высшей школы. – Донецк: Изд-во ДОУ, 2002. – 504 с.
6. Филиппович Ю.Н., Черкасова Г.А., Дельфт Д. Ассоциации информационных технологий: эксперимент на русском и французском языках. С предисловием Уфимцевой Н.В. М.: МГУП, 2001. 304 с. – Книга в комплекте с CD-ROM.