УДК 681.324
И. Б. Сироджа, С. В. Россоха

Нечеткий дедуктивный вывод в системе квантов знаний для поддержки принятия решений при планировании учебного процесса

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

Введение

Возрастающая ответственность диспетчера за выбор и принятие тех или иных решений по управлению учебным процессом требуют проведения исследований в направлении разработки новых способов и приемов, обеспечивающих организацию учебного процесса на современном уровне. Одним из направлений повышения эффективности управления учебным процессом является создание систем, позволяющих передать ЭВМ функции обработки поступающей к диспетчеру информации и выдачу рекомендаций по управлению учебным процессом, в частности синтеза учебных расписаний. Это требует создания методов и средств формирования соответствующих моделей среды управления учебным процессом, объекта управления, текущих ситуаций, классификации ситуаций, порождения решений по управлению, обучению способам принятия решений с учётом возрастающей сложности синтеза расписания.

По мере того, как зависимость расписания от различных ситуации всё более усложняется, использование точных алгоритмов синтеза расписаний становится сначала малоэффективным, а затем и вовсе невозможным из-за проблемы размерности [1]. В таких случаях решение задачи состоит в разработке модели управления процессом синтеза расписаний занятий и стратегии поиска управляющих решений на этой модели. При этом модель – это система фактов, утверждений для данного объекта управления, на основе которой формируется процесс принятия решений в конкретной ситуации. Это, по существу, то, что диспетчер знает о процессе синтеза учебных расписаний.

Задача синтеза расписаний заключается в планировании занятий, состоящем в определении последовательности проведения занятия в течение некоторого периода времени.

Таким образом, основными блоками, входящими в состав модели управления учебным процессом, являются блок модели знаний о синтезе расписания занятий и блок принятия решений, в нашем случае – блок нечеткого логического вывода.

Модель знаний включает в себя как модель знаний о предметной области, так и модель знаний о среде.

Блок принятия решений содержит механизмы порождения решений, т.е. процедуры нечёткого логического вывода.

Постановка проблемы

При разработке интеллектуальных систем знания о конкретной предметной области редко бывают полными и абсолютно достоверными. Информация, которой заполняются экспертные системы, получается путем опроса экспертов, мнения которых субъективны и могут быть различными. Наряду с количественной информацией в базах знаний интеллектуальных систем хранятся качественные показатели, эвристические правила и т.д. При обработке знаний с применением жестких механизмов формальной логики возникает противоречие между нечеткими знаниями и четкими методами логического вывода. Одним из способов разрешения данного противоречия служит использование или разработка специальных методов представления и обработки нечетких знаний [2].

Анализ исследований и публикаций

Наиболее поразительным свойством человеческого интеллекта является способность принимать решения в обстановке неполной и нечёткой информации. Построение моделей приближённых рассуждений человека и использование их в компьютерных системах будущих поколений представляет сейчас одну из важнейших проблем науки.

Математическая теория нечетких множеств (fuzzy sets) и нечеткая логика (fuzzy logic) – это обобщения классической теории множеств и классической формальной логики. Данные понятия были впервые предложены американским ученым Лотфи Заде (Lotfi Zadeh) в 1965 г. Основной причиной появления новой теории стало наличие нечетких и приближенных рассуждений при описании человеком процессов, систем и объектов.

Характеристикой нечеткого множества выступает функция принадлежности (Membership Function). Обозначим через $MF_c(x)$ степень принадлежности к нечеткому множеству C, представляющую собой обобщение понятия характеристической функции обычного множества. Тогда нечетким множеством C называется множество упорядоченных пар вида $C=\{MF_c(x)/x\}$, $MF_c(x)\in[0,1]$. Значение $MF_c(x)=0$ означает отсутствие принадлежности к множеству, а $MF_c(x)=1$ – полную принадлежность [3].

Для нечетких множеств, как и для обычных, определены основные логические операции. Самыми основными, необходимыми для расчетов, являются пересечение и объединение. Пересечение двух нечетких множеств (нечеткое "И") – $A \cap B$: $MF_{AB}(x)=\min(MF_A(x),MF_B(x))$, а объединение двух нечетких множеств (нечеткое "ИЛИ") – $A \cup B$: $MF_{AB}(x)=\max(MF_A(x), MF_B(x))$.

Нечеткая переменная описывается набором (N,X,A), где N – это название переменной; X – универсальное множество (область рассуждений); A – нечеткое множество на X. Значениями лингвистической переменной могут быть нечеткие переменные, т.е. лингвистическая переменная находится на более высоком уровне, чем нечеткая переменная. Каждая лингвистическая переменная содержит:

- название;
- множество своих значений, которое также называется базовым терм-множеством T, элементы которого представляют собой названия нечетких переменных;
- универсальное множество X;
- синтаксическое правило G, по которому генерируются новые термы с применением слов естественного или формального языка;
- семантическое правило P, которое каждому значению лингвистической переменной ставит в соответствие нечеткое подмножество множества X.

Существует свыше десятка типовых форм кривых для задания функций принадлежности. Наибольшее распространение получили треугольная, трапецеидальная и гауссова функции принадлежности.

Треугольная функция принадлежности определяется тройкой чисел (a, b, c), и ее значение в точке x вычисляется согласно выражению [3]

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \dfrac{b-x}{b-a}, \textit{при } a \le x \le b \\ 1 - \dfrac{x-c}{c-b}, \textit{при } b \le x \le c \\ 0 \textit{ в остальных случаях.} \end{cases}$$

Функция принадлежности гауссова типа описывается формулой [3]

$$MF(x) = \exp\left[-\left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2 \right].$$

Одним из основных методов представления знаний в экспертных системах являются продукционные правила, позволяющие приблизиться к стилю мышления человека. Любое правило продукций состоит из посылок и заключения. Возможно наличие нескольких посылок в правиле, и тогда они объединяются посредством логических связок И, ИЛИ. Обычно продукционное правило записывается в виде: «ЕСЛИ (посылка) (связка) (посылка)… (посылка) ТО (заключение)».

Главным недостатком продукционных систем остается то, что для их функционирования требуется наличие полной информации о системе.

Нечеткие системы тоже основаны на правилах продукционного типа, однако в качестве посылки и заключения в правиле используются лингвистические переменные, что позволяет избежать ограничений, присущих классическим продукционным правилам.

Основой для проведения операции нечеткого логического вывода является база правил, содержащая нечеткие высказывания и функции принадлежности для соответствующих лингвистических термов. При этом должны соблюдаться следующие условия:

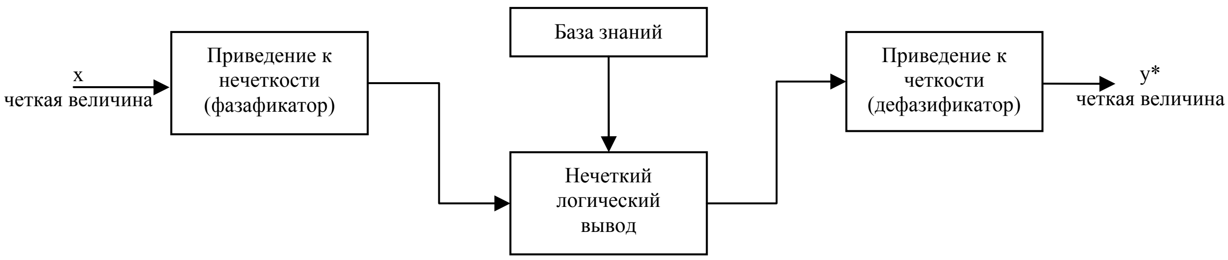
- существует хотя бы одно правило для каждого лингвистического терма выходной переменной;
- для любого терма входной переменной имеется хотя бы одно правило, в котором этот терм используется в качестве предпосылки (левая часть правила).

Результатом нечеткого вывода является четкое значение переменной y^* на основе заданных четких значений $x_k, k = \overline{(1..n)}$.

В общем случае механизм логического вывода включает четыре этапа: введение нечеткости (фазификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости (дефазификация).

Алгоритмы нечеткого вывода различаются главным образом видом используемых правил, логических операций и разновидностью метода дефазификации. Разработаны модели нечеткого вывода Мамдани, Сугено, Ларсена, Цукамото [3].

Для представления нечетких знаний и манипулирования целесообразно воспользоваться методами инженерии квантов знаний [4]. Это позволит представлять и манипулировать знаниями как векторно-матричными структурами.



Система нечеткого логического вывода

Идея инженерии квантов знаний состоит в использовании новых моделей и методов обработки квантовых структур знаний, которые допускают множественное, векторно-матричное и аналитическое представление, манипулирование ими посредством машинных алгебр и логический вывод искомых решений.

Методология инженерии квантов знаний (ИКЗ) основывается на применении разработанного системного метода разноуровневых алгоритмических квантов знаний (□РАКЗ-метода) [4].

Системный символ □ □ **{t, □, v,…}** указывает на широкую возможность модификаций **РАКЗ-методов** в зависимости от *условий* неопределённости и *видов* используемых квантов знаний**: t** (*точных*), □ (*приближённых*), **v** (*вероятностных)*. Кванты знаний могут иметь различный уровень структурной сложности (0-й, 1-й, 2-й и т.д.) и называются разноуровневыми □k-знаниями. Посредством **□РАКЗ-метода** реализуются **автоматическое квантование** разнотипных данных и **единообразная формализация** разноуровневых □**k**-знаний о предметной области, *индуктивный* поиск импликативных, функциональных закономерностей в форме □**k**-знаний и синтез базы □**k**-знаний (**БkЗ**), а также *дедуктивный* процесс вывода искомых решений как новых **k**-знаний.

Для квантового подхода характерна строгая формализация используемых знаний в классе М содержательных алгоритмических структур 3-х различных уровней сложности. Именно класс М составляют все □РАКЗ-модели под названием разноуровневых квантов знаний, которые образуются алгоритмически из терминальных структур посредством операторов суперпозиции и конкатенации. Благодаря такой структуризации кванты знаний как порции информации представляются □РАКЗ-моделями в множественной, предикатно-аналитической и векторно-матричной формах. Это обеспечивает машинное манипулирование знаниями средствами алгебр конечных предикатов и алгоритмических операторов индуктивного вывода (для синтеза базы знаний при обучении), а также дедуктивного и традуктивного выводов квантов знаний (для получения решений). Квантование информации о предметной области и объектах принятия решений (ОПР) осуществляется автоматически, а величина используемых уровней k-знаний зависит от сложности задач и данных [4].

Выделение не решённых ранее частей

В рамках теории инженерии квантов знаний, разработанной профессором И. Б. Сироджей, для представления приближённых знаний о предметной области используются □-кванты знаний. Однако из работы [4] следует, что показатель достоверности, используемый в модели □-квантов знаний, есть не что иное, как приближенная оценка вероятности наступления события и никоим образом не может характеризовать нечеткость. Следовательно, для учета нечетких знаний необходимо разработать на основе инженерии квантов знаний новую модель представления и манипулирования нечеткими знаниями.

Формулировка целей статьи

Цель статьи – разработка механизма нечеткого логического вывода (DED^{φ}) на основе РАКЗ–модели представления знаний в инженерии квантов знаний, позволяющего расширить сферу применения инженерии квантов знаний на область нечетких рассуждений для поддержки принятия решений.

Изложение материала

Руководствуясь методологией представления и конструирования знаний методами инженерии квантов знаний [4], получим, что нечеткий векторный φ-квант 1-го уровня имеет следующий вид $\varphi\kappa_1 y = [\alpha_1^{(1)} \big| \psi_{X^{(1)}}[\alpha_1^{(1)}],...,\alpha_{\rho_1}^{(1)} \big| \psi_{X^{(1)}}[\alpha_{\rho_1}^{(1)}] :...: \alpha_1^{(n)} \big| \psi_{X^{(n)}}[\alpha_1^{(n)}],...,\alpha_{\rho_n}^{(n)} \big| \psi_{X^{(n)}}[\alpha_{\rho_n}^{(n)}]]$, где $\psi_{X^{(j)}} \to [0,1]$ - коэффициент уверенности $X^{(j)}$.

Выбирающий φ-квант знаний 0-го уровня примет вид $\varphi k_0 a = V_k^{\varphi}[[\alpha_1 \big| \psi_A[\alpha_1],...,\alpha_\rho \big| \psi_A[\alpha_\rho]] = [\alpha_k \big| \psi_A[\alpha_k]$ с семантикой: «из совокупности наблюдаемых нечетких значений признаков выбрано значение a_k с коэффициентом уверенности $\psi_A[a_k]$».

Характеристический φ-квант 1-го уровня примет вид $\varphi k_1 \beta = \mathrm{X}_{Y^{(j)}}(a_k^{(j)} \big| \psi_{Y^{(j)}}[a_k^{(j)}]) = \begin{cases} 1, если\, (a_k^{(j)} \big| \psi_{Y^{(j)}}[a_k^{(j)}]) \in Y^{(j)} \\ 0, если\, (a_k^{(j)} \big| \psi_{Y^{(j)}}[a_k^{(j)}]) \notin Y^{(j)} \end{cases}$ с семантикой: «значение $a_k^{(j)}$ j-й характеристики ОПР в данный момент наблюдается с коэффициентом уверенности $\psi_{Y^{(j)}}[a_k^{(j)}]$, если значение характеристической функции – $\mathrm{X}_{Y^{(j)}} = 1$, и не наблюдается, если $\mathrm{X}_{Y^{(j)}} = 0$».

Векторный, выбирающий и характеристический кванты образуют множество K_{φ} терминальных квантов знаний:

$$K_{\varphi} = \{\varphi k_1 y, \varphi k_0 a, \varphi k_1 \beta\}$$

Однако введенных в работе [4] терминальных квантов недостаточно для манипулирования нечеткими квантами знаний. Дополним множество терминальных φ-квантов K_{φ} дополнительными терминальными квантами фазификации $\varphi k_0 \theta = \Phi_{X^{(j)}}(x)$ и дефазификации $\varphi k_1 \overline{\theta} = \overline{\Phi}_{X^{(j)}}(a_k^{(j)})$.

Таким образом, множество терминальных квантов знаний примет вид

$$K_{\varphi} = \{\varphi k_1 y, \varphi k_0 a, \varphi k_1 \beta, \varphi k_0 \theta, \varphi k_1 \overline{\theta}\}$$

Согласно работе [4], общая методика алгоритмического решения базовых B_{φ}- и C_{φ}-задач сводится к реализации IND- и DED-операторов.

Формально решение Bφ-задачи заключается в получении целевых φk-знаний $\varphi k_s R_{□} B$ посредством DED-оператора в виде

$$\varphi k_s R_{□} B = DED(Б\varphi kЗ(B_{\varphi}), \varphi k_1 Y_{□} B; АЛ(B_{\varphi}), \varphi АЛУПР;\ \varphi k_s R_{□} B)$$

$$= Б\varphi kЗ(B_{\varphi}) \frac{DED}{\varphi k_1 Y_{\omega B}, \varphi k_0 \theta, \varphi k_1 \overline{\theta}; АЛ(B_{\varphi}), \varphi АЛУПР},$$

а решение Cφ-задачи состоит в выводе целевых φk-знаний $\varphi k_s R_{□} C$ посредством DED-оператора в виде

$$\varphi k_s R_{\square} C = DED(Б\varphi kЗ(C_{\varphi}), \varphi k_1 Y_{\square} C; АЛ(C_{\varphi}), \varphi АЛУПР; \varphi k_s R_{\square} C) =$$
$$= Б\varphi kЗ(C_{\varphi}) \frac{DED}{\varphi k_1 Y_{\omega C}, \varphi k_0 \theta, \varphi k_1 \overline{\theta}; АЛ(C_{\varphi}), \varphi АЛУПР}.$$

Поскольку правила заложенные в БφkЗ, основываются исключительно на человеческом опыте, то с полной уверенностью никогда нельзя сказать, что они верны. Пользователь экспертной системы также не может быть полностью уверен, что значения, которые он присваивает переменным, полностью верны. Значение коэффициента уверенности менее 0,5 показывает степень уверенности, что правило неверно, а больше 0,5 – что правило верно. Таким образом, коэффициент уверенности, равный 1, указывает на полную уверенность, что правило верно, а 0 – на полную уверенность, что правило некорректно. Согласно работе [5], методика расчета, с учетом РАКЗ-модели представления знаний, коэффициента уверенности может быть следующей:

1) в каждом домене кванта выбрать максимальный коэффициент уверенности;
2) среди выбранных максимальных коэффициентов уверенности выбрать минимальный коэффициент;
3) умножить выбранный коэффициент уверенности на коэффициент уверенности правила.

Следовательно, расчет коэффициента уверенности для правила осуществляем по следующей формуле:

$$\psi(\rightarrow) = MIN(MAX(\psi_{X^{(1)}}[\alpha_1^{(1)}], \ldots.., \psi_{X^{(1)}}[\alpha_{\rho_1}^{(1)}]), \ldots., MAX(\psi_{X^{(n)}}[\alpha_1^{(n)}], \ldots, \psi_{X^{(n)}}[\alpha_{\rho_n}^{(n)}])) * \psi(\varphi k_1 y).$$

Выводы

Представлен механизм нечеткого логического вывода на основе РАКЗ–модели представления знаний для поддержки принятия решений. Введены вспомогательные терминальные кванты $\varphi k_0 \theta, \varphi k_1 \overline{\theta}$ для синтеза нечетких рассуждений. Предложена формула расчета коэффициента уверенности вывода. Практическое значение работы состоит в том, что разработанные модели нечеткого дедуктивного вывода на основе РАКЗ-модели представления и манипулирования знаниями представляют собой методологическую основу для создания знаниеориентированных систем поддержки принятия решений целевого назначения.

Список литературы

1. Вагин В.Н. Дедукция и обобщение в системах принятия решений.–М.: Наука. Гл. ред. физ.–мат. лит., 1988. – 384 с.
2. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы: Учебник. - М.: Финансы и статистика, 2004. – 424 с.
3. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети - Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. - 320 с.
4. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. -К.: Наук. думка, 2002.- 328 с.
5. Левин Р., Драг Д., Эделсон Б. Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с иллюстрациями на Бейсике: Пер с англ. – М.: Финансы и статистика, 1991. – 239 с.