

Модель обучения нечеткой базы квантов знаний для поддержки принятия решений в условиях φ-неопределенности

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

Постановка проблемы в общем виде

В реальном мире большинство существующих знаний нечетко, т.е. знания неясны, неопределенны, неоднозначны, неточны или носят вероятностный характер. Мышление человека, его рассуждения часто используют нечеткую информацию.

Концепция нечеткого множества зародилась у Заде “как неудовлетворенность математическими методами классической теории систем, которая вынуждала добиваться искусственной точности, неуместной во многих системах реального мира, особенно в так называемых гуманистических системах, включающих людей” [1]. Понятие нечеткого множества - это попытка математической формализации нечеткой информации для построения математических моделей.

Другими словами, с помощью естественно-языковых высказываний-правил “Если - то”, с последующей их формализацией средствами теории нечетких множеств, можно сколько угодно точно отразить произвольную взаимосвязь “входы – выход” без использования сложного аппарата дифференциального и интегрального исчисления, традиционно применяемого в управлении и идентификации [2].

Анализ исследований и публикаций

Формирование образов на основе впечатлений, интуитивное “схватывание” и последующее обращение к аналитико-синтетическому подходу – это взаимодополняющие механизмы принятия решений, последовательность которых носит относительно случайный характер. Рассмотрим функции интуитивного “мышления” эксперта. Интуиция, которая характеризуется выраженной эвристикой, может:

- а) непосредственно приводить к решению задачи;
- б) служить ориентиром в направлении поиска, реализуемого затем на основе логических процедур;
- в) являться пусковым механизмом для решения задачи на основе образных представлений или последовательного включения образного мышления и аргументационных соображений.

Моделирование мышления эксперта удобно осуществлять с помощью моделей и методов **инженерии квантов знаний (ИКЗ)**. Инженерия квантов знаний для создания *баз знаний* и *компьютерной поддержки решений*, развиваемая на основе алгоритмического структурирования разнотипной информации осмысленными порциями – квантами знаний, была разработана профессором И.Б. Сироджей и изложена в работе [3].

В зависимости от конкретных условий неопределенности для решения задач принятия идентификационных и прогнозных решений используются соответствующие квантовые структуры инженерии квантов знаний. В работе [3] введены такие ограничения α -, β -, λ - неопределённости:

1. Данные об объекте принятия решений (ОПР) разнотипны (т.е., измерены как в количественных, так и в качественных шкалах) и достижимы в *неполных объёмах* из различных источников (эксперты, техническая документация, справочники, измерения приборов и т.д.).

2. Информация об ОПР и предметной области *неполная, нечёткая и/или вероятностная*.

3. Преобладает *вероятностный* характер данных, и законы распределения характеристик (признаков) ОПР *неизвестны*.

4. Целевые критерии качества *идентификации* и *прогнозирования* заданы неявно, неизвестно какие, в каком количестве и как выбрать информативные признаки ОПР относительно целей принятия решений.

5. *Неизвестны* правила принятия классификационных и прогнозных решений, а также индуктивные принципы их построения путём обучения на выборочных экспериментальных данных.

6. Искомые правила принятия решений (ППР) *невозможно определить* непосредственно регулярными численными методами, но возможен путь создания средств инженерии знаний для моделирования и имитации интеллектуальных умений человека находить решения, опираясь на собственную интуицию и базу знаний.

Условия, которым отвечает совокупность ограничений 1, 4–6, допускающих возможность построения идентификационного или прогнозного ППР с определением приемлемой оценки его надёжности в предположении, что данные достоверны, называются α -неопределённостью. При α -неопределённости применяются точные *k-знания* (t -кванты).

Условия, если им отвечает совокупность ограничений 1, 2, 4–6, допускающих синтез соответствующего ППР заданной надёжности и вычисление некоторого показателя достоверности принимаемых решений при неполных и нечётких данных, называются β -неопределённостью. При β -неопределённости применяются приближённые *k-знания* (π -кванты).

И, наконец, λ -неопределённостью называются условия, которым отвечает совокупность ограничений 1, 3–6, допускающих построение идентификационного и прогнозного ППР заданной надёжности и определение вероятности искомых решений при неполных и вероятностных данных. При условиях λ -неопределённости применяют вероятностные *k-знания* (v -кванты) [3].

Но ограничений, изложенных выше, недостаточно для описания неопределенности, возникающей при управлении учебным процессом в ВУЗе [4]. Поэтому необходимо конкретизировать данные ограничения и выделить подкласс новых, уточняющих ограничений:

1*. Данные об ОПР разнотипны (т.е. измерены как в количественных, так и в качественных шкалах).

2*. Информация об ОПР и предметной области *неполная, нечёткая, неопределённая*, и существуют различные мнения экспертов об ОПР.

3*. Целевые критерии качества *идентификации* и *прогнозирования* нечеткие и заданы неявно.

4*. Искомые ППР *невозможно определить* непосредственно регулярными численными методами, но возможен путь создания средств инженерии знаний для моделирования и имитации интеллектуальных умений человека находить решения, опираясь на собственную интуицию и базу знаний.

Условия неопределенности, соответствующие ограничениям 1*–4* будем называть **φ-неопределенностью**. Структуры знаний, применяемые для решения задач принятия идентификационных и прогнозных решений в условиях φ-неопределенности, назовем **нечеткими k-знаниями** (φ-квантами).

Постановка задачи

Учитывая изложенное выше, приходим к **постановке задачи** создания базы **нечетких квантов знаний (БфкЗ)**.

Требуется создать обоснованную **методику** решения задачи **формализации и построения** нечетких квантовых структур (φ-квантов), а также **построения модели обучения** БфкЗ. Методика должна обеспечивать:

- формализацию квантовых структур – **фк-знаний**;
- разработку **индуктивного принципа внешнего дополнения** для правильного формирования объёма обучающих таблиц эмпирических данных (**ТЭД**) и сценарных примеров обучающих знаний (**СПОЗ**) с целью достижения **приемлемого уровня сложности** и **экстраполяционной способности** синтезируемых моделей вывода решений в виде **фРАКЗ-моделей**;
- разработку модели обучения и алгоритмов автоматического квантования.

Результаты исследований

Главный вопрос, как осуществить моделирование и построение базы знаний, опираясь на которую искусственная система (подобно человеку) могла бы выводить идентификационные и прогнозные решения операторным или сетевым способом путём многоступенчатых причинно-следственных рассуждений? Очевидно, роль базы квантов знаний (БкЗ) должна выполнять неизвестная заранее система имплицативных и/или функциональных закономерностей в форме фРАКЗ-модели определённого уровня, полученная в результате обучения на выборочных k-знаниях ТЭД. Искомые нами ППР в операторной форме обладают экстраполяционными свойствами в том смысле, что они оперируют логическими комбинациями признаков ОПР ранга не более r , найденного адекватно объёму используемых ТЭД и СПОЗ, и не ухудшают качества принятия решений относительно ОПР той же природы, но не используемых при обучении. Заметим, что первичной формой обучающих знаний всегда служит таблица эмпирических данных, на основе использования которой и опыта экспертов строится последовательность сценарных примеров обучающих знаний. СПОЗ может содержать комбинации разнотипных признаков ОПР, факты, закономерности и правила их использования в причинно-следственной цепи рассуждений для вывода заключений из посылок. Формально СПОЗ представляют собой отдельные фрагменты сценариев принятия решений в виде высказываний (ЕСЛИ – ТО), описываемых пропозициональными формулами в базисе $\{\wedge, \vee, \neg, \Rightarrow\}$.

Общая методика решения поставленной задачи охватывает ключевые вопросы построения обучаемых моделей как ФРАКЗ-моделей при условиях ф-неопределённости в рамках неформального и формального аспектов.

Неформальный аспект состоит в формировании человеком принципов и методов инженерии квантов знаний, исходных ТЭД, СПОЗ и целей знаниеориентированного принятия решений, что является прерогативой интеллекта экспертов, разработчиков и пользователей экспертных систем в конкретной предметной области.

Формальный аспект связан с формализацией квантовых структур (фк-знаний), обоснованием их корректности, а также с алгоритмизацией процессов обучения и квантования.

Теоретическими и практическими результатами в работе [3] обосновано, что для решения реальных задач принятия *идентификационных* решений и *прогнозных* решений достаточно использовать кванты знаний **0-го уровня** (*числовые*), **1-го уровня** (*векторные*) и **2-го уровня** (*матричные*).

Общая структура **ф-кванта** имеет, как и описанные в работе [3] t -, v -, π -кванты, *три составляющие – семантическую, информационную и процедурную* – для представления *порции знаний* о состоянии **ОПР** в *смысловом, информационном и алгоритмическом* аспектах одновременно. Предполагается, что порция (**квант**) знаний о состоянии **ОПР** описывает некоторое либо *достоверное*, либо *нечёткое*, либо *вероятное квантовое событие (КС)* продукционного вида *«посылки – следствие»*.

При этом *семантическая составляющая кванта* в форме *специальной структуры данных* представляет *смысловую информацию* о данном **КС**, указывая *шкалы измерения* признаков **ОПР**, *семантический код* и назначение кванта как *модели знаний* о фактах либо закономерностях. **Семантический код** из множества имеет символьный вид $\phi k_s Y_\omega$, где ϕ указывает **тип кванта** (*нечеткий*); k – *символ кванта*; $s \in \{0, 1, 2, \dots\}$ – *уровень*, Y – *имя* и $\omega \in \{п, ц, б, т, \dots\}$ – *статус кванта* (*посылочный, целевой, базовый, терминальный и т.п.*).

Информационная составляющая описывает разнотипные признаки (характеристики) **ОПР** в динамической секционированной (доменной) векторно-матричной форме, удобной для *манипулирования k-знаниями и логического вывода* посредством *машинных алгебр*. В содержательном и формальном представлении домены d_j кванта отвечают *нецелевым (посылочным)* и *целевым* признакам **ОПР**, называются *активными* и разделяются между собой символом «:». Двоичные компоненты активных доменов $\alpha_i^j \in d_j$ соответствуют значениям признаков с указанными либо вычисленными коэффициентами уверенности $\psi(\alpha_i^j)$. **Динамическая** форма доменного представления признаков предполагает **расширение размера** как домена по символу « \emptyset » в его поле, так и всего кванта по символу « $:\emptyset|\emptyset:$ » между доменами. Последний активный домен описывает *целевой признак-следствие* квантового события и отделяется граничным символом «;» от последующей *процедурной составляющей* ф-кванта.

Все активные домены определяют **логику КС**, поскольку принимается **постулат** о том, что активные домены связаны конъюнкцией («:» есть связка « \wedge »), *компоненты* в доменах – дизъюнкцией («;» есть связка « \vee »), а *посылочные* домены по отношению к *целевому – импликацией* (« \Rightarrow »). **Логику КС** можно описать *пропозициональными формулами логики высказываний* либо

конечными предикатами, аргументами которых являются компоненты α_i^j доменов.

Наконец, **процедурная составляющая** ф-кванта состоит из так называемых **пассивных доменов: выходного и процессорного**, которые содержат все встроенные алгоритмы с выходными результатами, необходимые для функционирования кванта и управления им. **Выходной домен** включает алгоритм **L** для реализации **логики КС** и выработки **выходного** сигнала $\gamma \in \{0,1\}$, свидетельствующего об **успешном** или **неуспешном** завершении работы ф-кванта по имени следствия **C**. При **успехе**, т.е. наличии всех посылочных данных, полной реализации **логики** и **содержания КС** вырабатывается сигнал $\gamma = 1$, в противном случае (**неуспех**) или когда отсутствует хотя бы одна посылка **КС**, – сигнал $\gamma = 0$.

Процессорный домен содержит все **встроенные алгоритмы**, необходимые для реализации содержания **КС** по входным посылкам, и **управляющий** сигнал $u \in \{0,1\}$. Сигнал **u** вырабатывается внешним алгоритмом управления **АЛУПР** для активизации работы кванта: при $u = 1$ квант **активен** и работает, при $u = 0$ – **не работает**. **Функционирование** кванта знаний любого типа и уровня **начинается** (при наличии сигнала $u = 1$ и поступлении на вход всех посылок) алгоритмической реализацией **логики** и **содержания КС**, а **завершается** определением КУ целевого следствия $\psi(C)$ с выработкой **выходного** сигнала $\gamma = 1$.

В условиях **ф-неопределенности** при моделировании **логических рассуждений нечеткими ф-квантами** требуется учет **коэффициента уверенности (КУ)**, численного значения из отрезка $[0,1]$, где коэффициент уверенности, равный 1 для данного факта, показывает уверенность, что данный факт истинен, а равный 0 – неуверенность, что факт истинен [5].

Символьная запись ф-квантовой структуры любого уровня выполняется в виде равенства, в **левой** части которого находится **семантический код** $\phi_{k_s} Y_\omega$, а **правая** содержит в квадратных скобках «[,]» **активные домены информационной составляющей** и **выходной домен процедурной составляющей** кванта. При этом **наблюдаемому i-му** значению α_i^j , ($i = 1, 2, \dots, r_j$) **j-го** признака x_j , ($j = 1, 2, \dots, n$) **ОПР** отвечает символьная компонента « $1 | \sigma(\alpha_i^j)$ », которая записывается в **j-м** домене кванта с именем Y_ω на **i-м** месте, указывая величину **КУ** $\psi(\alpha_i^j)$, отделяемую вертикальной чертой «|». **Ненаблюдаемому** значению α_i^j отвечает символьная компонента «**0**» без указания величины **КУ**. **Например**, выражением

$$\phi_{k_1 c_1} = \overbrace{[0,1 | \psi(\alpha_2^1), 1 | \psi(\alpha_3^1)]}^{X_1}, \overbrace{[\emptyset : 1 | \psi(\alpha_1^2), 0, \emptyset : \emptyset]}^{X_2} | \overbrace{[\emptyset : \emptyset | \psi(\alpha_1^{3\delta})]}^{X_3 = X_\delta}, \emptyset; \quad (1)$$

$$\underbrace{A(\rightarrow c_1); \psi(\rightarrow c_1)}_{\hat{\alpha}\hat{\sigma}\hat{\alpha}\hat{i}\hat{n}\hat{e}}; \underbrace{A(c_1); \psi(c_1); L(c_1); \gamma; \mu}_{\hat{\alpha}\hat{i}\hat{n}\hat{i}}$$

представляется расширяемый **векторный ф-квант 1-го** уровня с именем $Y_\omega = c_1$ относительно целевого признака $x_c = x_3$, являющегося следствием **c1** логической комбинации посылочных признаков x_1 и x_2 некоторого ОПР ω . Содержание

квантового события $\varphi_k c_1$ (1) определяется следующей семантикой: «ЕСЛИ наблюдается 2-е значение α_2^1 признака x_1 с КУ $\psi(\alpha_2^1)$ ИЛИ 3-е значение α_3^1 с КУ $\psi(\alpha_3^1)$ И 1-е значение α_1^2 с КУ $\psi(\alpha_1^2)$ признака x_2 , ТО ОПР обладает целевым признаком $x_{ц} = x_3$ с КУ $\psi(\alpha_1^{3ц})$; при этом указанная логика КС реализуется алгоритмом $L(c_1)$, а выходной КУ $\psi(c_1)$ следствия c_1 в кванте вычисляется алгоритмом $A(c_1)$, используя заданный коэффициент уверенности $\psi(\rightarrow c_1)$ импликации, т.е. коэффициент уверенности совместного свершения следствия c_1 при посылке $((\alpha_2^1|\psi(\alpha_2^1))$ ИЛИ $\alpha_3^1|\psi(\alpha_3^1))$ И $\alpha_1^2|\psi(\alpha_1^2))$ ».

Остановимся подробнее на модели обучения БфкЗ. Под моделью обучения будем понимать операторную модель индуктивного вывода «от частного к общему» на основе использования объективных примеров обучающих k -знаний из заданной предметной области, представленных матричным квантом 2-го уровня $k_2\Sigma_0$ с именем Σ_0 . Формальная модель индуктивного вывода k -знаний посредством специального алгоритма А1 имеет вид

$$IND(k_2\Sigma_0; A1; \acute{A}k\zeta) = k_2\Sigma_0 \frac{IND}{A1} \rightarrow \acute{A}k\zeta = k_2\bar{\Sigma}_{BM}, \quad (2)$$

где $k_2\bar{\Sigma}_{BM}$ – минимизированный (BM) запретный квант 2-го уровня.

Создание квантовой сети вывода решений (КСВР) любого типа, в частности φ -КСВР, всегда требует эффективной алгоритмизации процессов обучения, автоматического квантования, оптимизации и управления квантовой сетью. Эффективность алгоритмизации указанных процессов оценивается, как правило, достаточными быстродействием и объемом памяти, простотой в эксплуатации и приемлемой стоимостью главных используемых алгоритмов АЛОБУЧ, АЛАКВА, АЛОПТ, АЛУПР, о назначении которых говорят сами названия.

Выводы

Практический опыт разработки систем нечеткого вывода свидетельствует, что сроки и стоимость их проектирования значительно меньше, чем при использовании традиционного математического аппарата. А использование нечетких квантов знаний позволяет качественно моделировать рассуждения эксперта при принятии решений в управлении учебным процессом ВУЗа.

Список литературы

1. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. — М.: Мир, 1976. — 167 с.
2. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. /Аверкин А. Н., Батыршин И. З., Блишун А. Ф. и др. - М.: Наука, 1986.- с. 198-235.
3. Сироджа И. Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – К.: Наук. думка, 2002. – 490 с.
4. Россоха С.В., Соханюк И.Е. Проблема поддержки принятия диспетчерских решений при планировании расписания учебных занятий в техническом университете// Искусственный интеллект. – 2003. – №4. – с. 349 – 356.
5. Ротштейн А.П. "Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети." - Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. - 320 с.