

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ДЕКЛАРАТИВНЫХ ЗНАНИЙ В СИТУАЦИОННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МАШИНАХ

Каргин А.А., Петренко Т.Г.

Кафедра КТ, ДонГУ

kargin@dongu.donetsk.ua

Abstract

Kargin A.A., Petrenko T.G. Situation machine intelligence knowledge representation and processing. A new class of machine intelligence – situational real time control system – is being developed. Representation and processing situation model based on multi-layered dynamic fuzzy set are being described. Situational reasoning mechanism as a two operation composition – automatic real time model constructing and rule-based situational control – is developed.

1. Механизм вывода в интеллектуальных машинах

Характерная особенность интеллектуальных машин, отличающая их от традиционных экспертных систем, состоит, во-первых, в том, что механизм вывода работает в реальном времени и, во-вторых, в режиме непосредственной связи с объектом, как это показано на рис.1. Пусть $X(t + kT)$ – ситуация, характеризующая состояние окружения и объекта управления в момент времени $t + kT$. Интеллектуальная машина (ИМ) через каналы связи от датчиков D_1, D_2, \dots , показанных на рис.1, получает информацию об этой ситуации и на основе знаний Π_1 , хранящихся в БЗ, строит ее модель $S(t + kT)$.

$$S(t + kT) = F_1[X(t + kT), \Pi_1], \quad (1)$$

где F_1 – операция построения модели ситуации, которую можно рассматривать как первую фазу (компоненту) процесса вывода в ИМ. Механизм вывода на второй фазе обрабатывает модель $S(t + kT)$ текущей ситуации с целью определения управляющего решения. Последнее представлено на языке описания модели ситуации $S(t + kT)$. Вторая компонента механизма вывода имеет вид:

$$S'(t + kT) = F_2[S(t + kT), \Pi_2], \quad (2)$$

где Π_2 – знания, описывающие стратегии, законы, алгоритмы и правила управления;

F_2 – операция ситуационного вывода.

И, наконец, на третьем этапе механизм вывода преобразует описание управления, являющееся фрагментом модели $S'(t + kT)$, в конкретное значение сигналов, передаваемых на исполнительные механизмы IM_1, IM_2, \dots :

$$X'(t + kT) = F_3[S'(t + kT), \Pi_3]. \quad (3)$$

Все три фазы вывода (1), (2) и (3) приводят к преобразованию ситуации $X(t + kT)$ в ситуацию $X'(t + kT)$.

$$X'(t+kT) = F_3[S'(t+kT)] = F_2[S(t+kT)] = F_1[X(t+kT), \Pi_1], \Pi_2], \Pi_3], \quad (4)$$

которая, затем по законам окружения Z , через некоторое время τ переходит в ситуацию $X(t+kT+\tau)$.

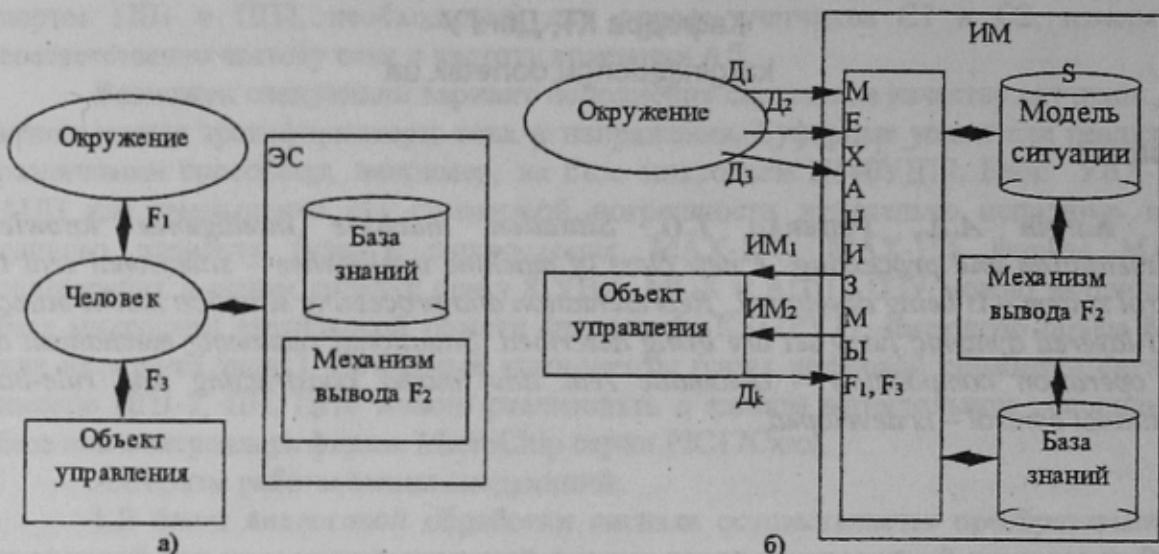


Рис.1 Структуры: а) ЭС; б) ИМ.

Сопоставляя описанный процесс с логическим выводом в классических экспертных системах можно сделать несколько важных обобщений:

1. Достижение цели управления представляет собой п-шаговый прерывистый процесс вывода на знаниях.
2. На каждом шаге вывода знания о модели ситуации $S(t+kT)$ формируются (заполняются) не только механизмом вывода F_2 , как это свойственно для традиционных экспертных систем [1], но и окружением через механизм F_1 . Это порождает немонотонность вывода [2] $S'(t+kT)$, связанного с асинхронными изменениями модели $S(t+kT)$, вносимыми механизмами F_1 и F_2 .
3. Механизм вывода в ИМ относится к классу выводов управляемых данными [3], когда последовательно выводятся новые результаты, начиная с известных данных. В отличие от классических экспертных систем, у которых процесс прямого вывода заканчивается при достижении цели (сопоставлении выведенного результата с целью) или при отсутствии применимых правил к текущей ситуации, в интеллектуальных машинах отсутствует такое условие завершения шага вывода, что приводит к бесконечному иммедиат-эффекту.

Задача (1) - есть задача перехода от информационного описания к знаниям. Если обратиться к определению понятия «знания», то в наибольшей степени для наших целей подходит трактовка, в основе которой лежит понятие информации [3]. «Знания – хранимая в ЭВМ информация, formalизованная в соответствии с определенными структурными правилами, которую ЭВМ может автономно использовать при решении проблем по таким алгоритмам, как логические выводы». Таким образом, знание – суть

информация с ограниченной семантикой. Эти ограничения накладывает модель представления. В настоящей работе рассматриваются ситуационные модели [4,5].

2. Модель представления ситуации

Знания, с использованием которых описана ситуация $S(t+kT)$ и которыми оперирует механизм ситуационного вывода F_2 в (2), относятся либо к конкретным фактам, либо к разного уровня обобщения классам фактов, либо к отношениям между фактами или классами [1]. В [4-6] предлагается модель ситуации $S(t+kT)$ строить в виде структурированного нечеткого множества

$$S(t+kT) = \{ {}^0C(t+kT), {}^1C(t+kT), {}^2C(t+kT), \dots, {}^mC(t+kT) \}, \quad (5)$$

где ${}^0C(t+kT)$ - модель ситуации нулевого уровня, представленная в виде нечеткого множества, полученного фазификатором из информации, поступающей от контрольно-измерительной системы и модулей связей с объектом;

${}^1C(t+kT), {}^2C(t+kT), \dots, {}^mC(t+kT)$ - модели ситуации первого, второго и т.д., m -го уровней обобщения.

Формирование ${}^1C(t+kT), {}^2C(t+kT), \dots, {}^mC(t+kT)$ осуществляется автоматически в реальном времени на основании ${}^0C(t+kT)$ по правилам индукции. Правила индукции или декларативные знания о структуре ситуации определяются на базовом множестве операций индуцирования [7].

3. Базовое множество операций индуцирования

Пусть заданы два обычных множества, например X и Y . На них задано отображение $G: X \xrightarrow[G]{} Y$. Нечеткое множество X индицирует отображением G нечеткое множество Y . В теории нечетких множеств [8] вводится две операции индуцирования - MAX и MAX-MIN индуцирование. Однако, как показано в [6,7] на этом наборе невозможно построить механизм ситуационного вывода. Введем следующее базовое множество операций безусловного индуцирования

$$\text{MAX-индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \begin{cases} \max_{x \in G^{-1}(y)} [\mu_X(x)], & \text{если } G^{-1} \neq \emptyset \\ 0 & \text{если } G^{-1} = \emptyset \end{cases}, \quad (6)$$

$$\text{MIN-индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \begin{cases} \min_{x \in G^{-1}(y)} [\mu_X(x)], & \text{если } G^{-1} \neq \emptyset \\ 0 & \text{если } G^{-1} = \emptyset \end{cases},$$

$$\text{MAX-MIN индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \max_{x \in X} (\min_{y \in G(x)} [\mu_X(x), \mu_Y(y)]);$$

$$\text{SUM индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \frac{1}{N} \sum_{x \in X} \min[\mu_X(x), \mu_Y(y)],$$

где $N = \text{Card } X$; и условного индуцирования:

$$\text{MAX-индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \begin{cases} \underset{x \in G^{-1}(y)}{\text{MAX}} [\rho_\alpha(x)], & \text{если } G^{-1} \neq \emptyset \\ 0, & \text{если } G^{-1} = \emptyset \end{cases}; \quad (7)$$

$$\text{MIN индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \begin{cases} \underset{x \in G^{-1}(y)}{\text{MIN}} [\rho_\alpha(x)], & \text{если } G^{-1} \neq \emptyset \\ 0, & \text{если } G^{-1} = \emptyset \end{cases};$$

$$\text{MAX-MIN индуцирования} \quad \mu_Y(y) = \underset{x \in X}{\text{MAX}}(\text{MIN}[\mu_G(y|x), \rho_\alpha(x)]);$$

$$\text{SUM индуцирование} \quad \mu_Y(y) = \frac{1}{N} \sum_{x \in X} \text{MIN}[\mu_G(y|x), \rho_\alpha(x)],$$

где $\rho_\alpha(x)$ - x компонента множества $\rho_\alpha(X, X_1)$, характеризующего степень близости двух нечетких множеств X и X_1 ; $\rho_\alpha(X, X_1) = \boxed{|X - X_1|_\alpha}$. -дополнение обычного множества, ближайшего к нечеткому по α -уровню, которое найдено как абсолютная разность двух нечетких множеств X и X_1 . Предложенная мера близости $\rho_\alpha(X, X_1)$ двух нечетких множеств в виде обычного множества ближайшего к нечеткому имеет преимущества перед мерами, введенными в [8] в виде расстояний Хэмминга и в [9] в виде логических нечетких включений или эквивалентностей. Преимущества связаны с увеличением гибкости механизма ситуационного вывода за счет того, что мера $\rho_\alpha(X, X_1)$ непосредственно используется в операциях индуцирования нечетких множеств и благодаря этому можно управлять различимостью ситуаций.

4. Представление знаний декларативными правилами

Декларативные знания, формирующие модель ситуации $C(t + kT)$ в (5), описываются правилами индукции в виде:

$$\begin{aligned} \Pi^{(j+1)} C_r = & \{[(\{\underset{\sim \text{MIN}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_1}, \{\underset{\sim \text{MAX}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_2}, \{\underset{\sim \text{MAX-MIN}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_3}, \{\underset{\sim \text{SUM}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_4}) \\ & ((\{\underset{\sim i}{\overset{0}{C}}, \underset{\sim \text{MIN}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_1}, \{\underset{\sim i}{\overset{0}{C}}, \underset{\sim \text{MAX}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_2}, \{\underset{\sim i}{\overset{0}{C}}, \underset{\sim \text{MAX-MIN}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_3}, \{\underset{\sim i}{\overset{0}{C}}, \underset{\sim \text{SUM}}{\overset{1}{G^i}}\}_{i=1}^{n_4})] \\ & \dots \\ & ((\{\underset{\sim \text{MIN}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_1}, \{\underset{\sim \text{MAX}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_2}, \{\underset{\sim \text{MAX-MIN}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_3}, \{\underset{\sim \text{SUM}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_4}) \\ & ((\{\underset{\sim i}{\overset{j}{C}}, \underset{\sim \text{MIN}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_1}, \{\underset{\sim i}{\overset{j}{C}}, \underset{\sim \text{MAX}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_2}, \{\underset{\sim i}{\overset{j}{C}}, \underset{\sim \text{MAX-MIN}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_3}, \{\underset{\sim i}{\overset{j}{C}}, \underset{\sim \text{SUM}}{\overset{j}{G^i}}\}_{i=1}^{p_4})] \end{aligned} \quad (8)$$

Правило (8) дает «определение» фрагмента ситуации $\overset{j+1}{C_r} \subset \overset{j+1}{C}$ т.е. описывает знания о том, как определить факт, класс или отношение $\overset{j+1}{C_r}$ через исходную

информацию ${}^0C(t+kT), {}^1C(t+kT), \dots$. Формирование модели ситуации $S(t+kT)$ есть операция нахождения индукции (1) правил (8) базы декларативных знаний $\Pi_D = \{\Pi({}^j c_r)\}_{r=1, j=1}^{r=R, j=m}$ по формулам (6) и (7).

5. Пример представления модели ситуации и декларативных правил

Рассмотрим фрагмент «заполненность подгорочного пути» полной модели производственной ситуации системы управления распуском составов на сортировочных горках [10]. Из анализа экспертных правил, которыми пользуются операторы тормозных позиций при управлении вагонозамедлителями, установлено множество элементов, на которых строится модель фрагмента ситуации.

*Заполненность_пути(ZP)= {почти_свободный(zp_0),
занят_почти_на_четверть(zp_1/4), занят_на_половину(zp_1/2)
занят_на_три_четверти(zp_3/4), полностью_занят(zp_1)}*

ИМ строит модель текущей ситуации

$$\underline{ZP}(t+kT) = \{zp_0 | \mu_1, zp_1/4 | \mu_2, zp_1/2 | \mu_3, zp_3/4 | \mu_4, zp_1 | \mu_5\} \quad (9)$$

на основе нечеткого множества

$$\underline{{}^0C}(t+kT) = \{c_1 | \mu(c_1), c_2 | \mu(c_2), \dots, c_{15} | \mu_{15}\},$$

формируемого фадзификатором, который использует информацию от системы бесстыкового контроля заполненности пути (СБКЗП), причем

$$\mu_{c_i}(c_i) = \begin{cases} 1, & \text{если на } i\text{-м рельсовом участке находится отцеп} \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

На рис.2 дано графическое представление декларативных знаний для индуцирования конкретного факта из класса «заполненность подгорочного пути». На рисунке в кружках стоят элементы множеств ${}^0C, {}^1C, {}^2C$, а прямоугольниками обозначены операции индуцирования.

Декларативное правило (8), описывающее эти знания, имеет вид

$$\underline{\Pi}({}^2C = \{zp_0, zp_1/4, zp_1/2, zp_3/4, zp_1\}) = \quad (10)$$

$$[(\underline{{}^0C}_1 = \{c_1 | 1, c_2 | 1, c_3 | 1, c_4 | 1\}, {}^1G^1_{\sim SUM}), (\underline{{}^0C}_2 = \{c_4 | 1, c_5 | 1, c_6 | 1, c_7 | 1, c_8 | 1\}, {}^1G^2_{\sim SUM}),$$

$$(\underline{{}^0C}_3 = \{c_8 | 1, c_9 | 1, c_{10} | 1, c_{11} | 1, c_{12} | 1\}, {}^1G^3_{\sim SUM}), (\underline{{}^0C}_4 = \{c_{12} | 1, c_{13} | 1, c_{14} | 1, c_{15} | 1\}, {}^1G^4_{\sim SUM})],$$

$$[(\underline{{}^1C}_0 = \{z_1 | 1\}, {}^2G^0_{\sim MIN}), (\underline{{}^1C}_1 = \{z_1 | 1, z_2 | 0.25\}, {}^2G^1_{\sim MIN}),$$

$$(\underline{{}^1C}_2 = \{z_1 | 1, z_2 | 1, z_3 | 0.25\}, {}^2G^2_{\sim MIN}), (\underline{{}^1C}_3 = \{z_1 | 1, z_2 | 1, z_3 | 1, z_4 | 0.25\}, {}^2G^3_{\sim MIN}),$$

$$(\underline{{}^1C}_4 = \{z_1 | 1, z_2 | 1, z_3 | 1, z_4 | 0.5\}, {}^2G^4_{\sim MIN})]].$$

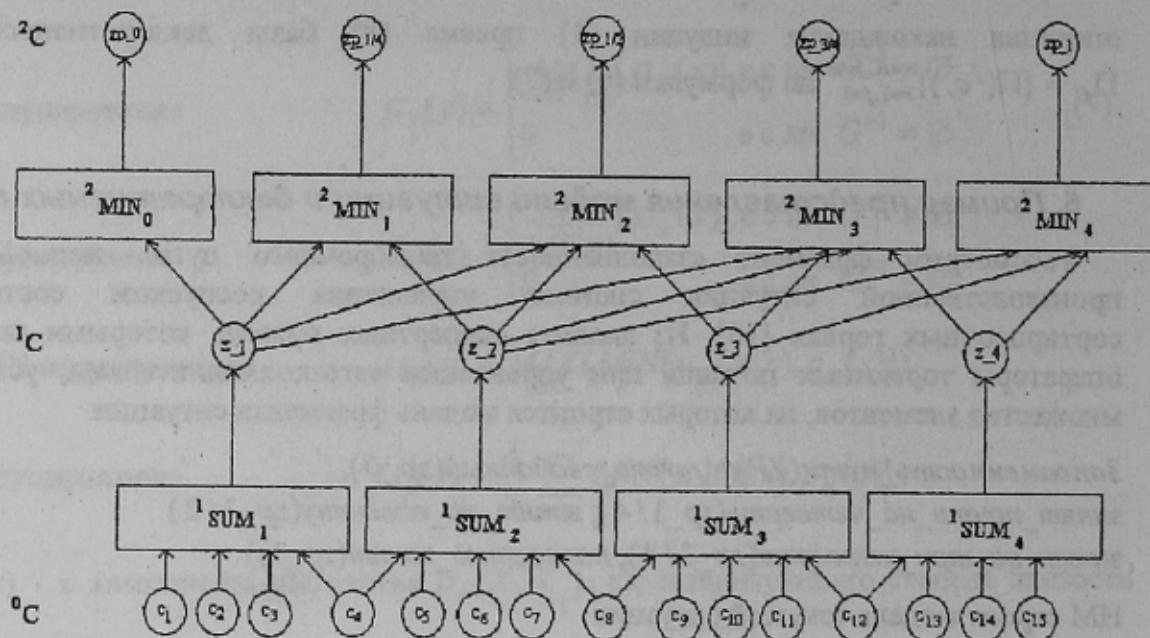


Рис.2. Определение фрагмента ситуации “наполненность подгорочного пути”

Пусть в момент времени $t + kT$ СБКЗП формирует модель ситуации

$$\underset{0}{C}(t + kT) = \{c_1|1, c_2|1, c_3|1, c_4|0, c_5|0, \dots, c_{15}|0\}.$$

Индукция модели ситуации $ZP(t + kT)$ по приведенному правилу дает

$$\underset{1}{ZP}(t + kT) = \{zp_0|0.0, zp_1/4|1.0, zp_1/2|0.0, zp_3/4|0.0, zp_1|0.0\}.$$

Построенная модель может иметь два варианта интерпретации: либо как нечеткое множество второго уровня (9), либо как лингвистическая переменная - *Заполненность_пути=занят_почти_на_четверть*. Интерпретация модели ситуации зависит от представления правил продукции, с помощью которых вырабатывается управление. Если используется нечеткая модель ситуации в правилах управления, то и модель ситуации формируется как нечеткое множество. В этом случае правило (10) будет иметь другой вид. Оно должно быть одноуровневым (отсутствует уровень MIN индуцирования), а в SUM отношении условные функции принадлежностей не должны быть вырожденными.

Заключение

Описанный подход и теоретические выкладки построения нового класса интеллектуальных машин – ситуационных интеллектуальных машин – положены в основу программного инструментального комплекса автоматизации разработки прикладных интеллектуальных систем управления (КОБЗА), создаваемого на кафедре

компьютерных технологий ДонГУ. Комплекс апробирован на задаче ситуационного управления скоростью скатывания отцепов на сортировочных железнодорожных горках.

Литература

1. Элти Дж., Кумбс М. Экспертные системы: концепции и примеры. -М.: Финансы и статистика. 1987.-191с.
2. Представление знаний в человеко-машинных и роботехнических системах // Отчет проблемной комиссии "Научные вопросы вычислительной техники". Том А. Фундаментальные исследования в области представления знаний / Под ред. Поспелова Д.А. / М.: ВЦ АН СССР- 1984.- 528 с.
3. Осуга С. Обработка знаний, М.: Мир, 1989.- 292 с.
4. Каргин А.А., Петренко Т.Г. Интеллектуальные машины: от нечетких регуляторов до ситуационных систем управления // Вестник Донецкого государственного университета. Серия А, Донецк, ДонГУ, 1998.-N2.-C.128-139.
5. Каргин А.А. Принципы построения систем ситуационного управления реального времени// Праці П ятої Української конференції з автоматичного управління «Автоматика -98» : Київ, 13-16 травня 1998 - ч 1 - Київ: видавництво НТУУ «Київський політехнічний інститут», 1998.-C.221-228.
6. Каргин А.А., Сытник Б.Т. Об использовании нечетких моделей знаний в задачах управления движением поездов. Часть 2. Структурированные декларативные и процедурные знания в продукционных системах// Информационно-управляющие системы на железнодорожном транспорте, №1, 1997.-C.40-45.
7. Каргин А.А., Петренко Т.Г. Статические модели представления и обработки знаний в системах ситуационного управления реального времени// Искусственный интеллект.-1999.-№1.-C.78-92.
8. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств - М.: Радио и связь, 1982.-242 с.
9. Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой.- М.: Наука, 1990.- 272 с.
10. Петренко Т.Г. Интеллектуальная система управления скоростью распуска железнодорожных составов на горках // Контроль і управління в технічних системах(КУТС-97) / Книга за матеріалами четвертої міжнародної НТК, м. Вінниця, 21-23 жовтня 1997. т. 3 - Вінниця: «УНІВЕРСУМ- Вінниця», 1997.-C.180-183