УДК 004.853

О ЗАДАЧЕ ОПИСАНИЯ СИТУАЦИИ НА ОСНОВЕ ПРОТОТИПОВ

К.К. КАДОМСКИЙ, А.А. КАРГИН

Использование прототипов для представления ситуации позволяет решить проблему интерпретации ситуаций, возникающую в современных системах ситуационного и когнитивного управления. Решается задача представления сложных ситуаций, характеризуемых множеством неполных дополнительных описаний с помощью нечетких прототипов. Рассматривается случай, когда исходной информацией о ситуации является конечное множество нечетких либо лингвистических оценок значений числовых признаков. Предлагается представлять прототип в виде нечеткого вектора, компоненты которого заданы параметрически. Предложен способ формирования иерархии прототипов по принципу конкретизации, требующий хранения лишь ограниченного множества простых, наиболее общих прототипов. Хранение простых прототипов организовано в виде памяти, адресуемой по содержимому. Для увеличения скорости обращения к памяти решается проблема эффективной оценки расстояния в пространстве прототипов. Сложные составные прототипы формируются динамически на основе вектора активности простых прототипов. Временная сложность соответствующего алгоритма линейно зависит от объема памяти.

ВВЕДЕНИЕ

В современных системах ситуационного управления [1, 2, 3] и поддержки принятия решений (СППР) [4, 5] выделяют задачу интерпретации данных. В системах искусственного интеллекта интерпретацию принято определять как процесс перехода от входных данных к абстрактным категориям данных [6]. В ситуационном управлении интерпретация — есть переход от данных измерений к абстрактным категориям ситуаций и решений (реакций либо действий системы), удобным для построения отображения множества ситуаций во множество решений. В СППР интерпретация есть преобразование данных о текущей ситуации к виду, удобному для восприятия человеком. В обоих случаях результатом является представление, основанное на знаниях [7, 8]. В зависимости от способа представления знаний можно выделить два подхода к решению задачи интерпретации. Первый подход основан на абстрактных формальных моделях представления знаний [9, 10] и подразумевает, что процедура интерпретации реализуется при помощи логического вывода в выбранной модели. Второй подход — интерпретация на основе глубинных знаний, которые связаны с когнитивными процессами ощущения и восприятия [11, 12, 13], и которые не могут быть представлены вербально. В рамках второго подхода интерпретация включает следующие подзадачи: а) представление прототипа сложной (динамической) ситуации; б) описание произвольной ситуации на основе существующих в системе категорий, заданных прототипами; в) формирование прототипов категорий в процессе работы системы по принципу самообучения; г) структурная классификация образов, представленных прототипами. Данная работа посвящена решению первых двух подзадач в рамках парадигмы образного мышления [14, 15].

Методы построения прототипов на основе наблюдаемых экземпляров категории исследуются в статистике, в кластерном анализе [16], в ситуационном управлении [17, 2], а также в когнитивных науках [11, 12]. Однако перечисленные методы не поддерживают механизмов представления неполной информации об объекте, а также механизмов построения более чем одного дополнительного описания объекта и построения сложного описания на базе набора частных дополнительных описаний. В работе предложен метод категориального описания ситуации на основе прототипов, который позволяет преодолеть указанные недостатки.

МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ ПРОТОТИПОВ

Под прототипом [18] понимают способ представления информации о классе (категории) объектов в виде некоторого наиболее типичного образца или эталона. Обычно прототип содержит также информацию о степени выраженности внутриклассовой изменчивости. Существует несколько подходов к задаче построения прототипов. В статистике и в кластерном анализе [16] прототип строится на основе статистического распределения значений признаков в группе (классе) объектов. Критерием отнесения объекта к категории является вероятность его принадлежности соответствующему распределению, которая определяется на основе оценок расстояния, таких как расстояния Махаланобиса (Mahalanobis) [19], Хеллингера (Hellinger) [20], Брегмана (Bregman) [21], Баттачария (Bhattacharyya) [22] и др.

В нечетких ситуационных системах [1, 17, 2, 3] статистические распределения значений признаков заменяются нечеткими множествами, и задача отнесения объекта (ситуации) к категории рассматривается как задача нечеткого вывода.

В когнитивных моделях [11, 12] прототипы вводятся для моделирования процессов восприятия. Известно, что человек воспринимает произвольный образ в виде образа-прототипа. В различных когнитивных моделях прототип содержит либо усредненные, либо наиболее часто встречающиеся у экземпляров категории значения признаков. Установлено, что частотная модель более полно описывает результаты экспериментов с людьми [11].

Однако перечисленные подходы имеют следующие ограничения:

- отсутствуют эффективные способы представления и обработки неполной информации об объекте;
- не поддерживаются сложные представления объекта в виде множества дополнительных описаний (например, описаний, полученных от различных независимых экспертов), а также механизмы формирования сложного образа на основе набора его частных дополнительных описаний;
- статистические методы, которые изучены наиболее полно, часто оказываются неприменимыми для случая нечеткого описания прототипа в силу семантических различий между вероятностной и нечеткой интерпретациями данных.

Здесь представлен метод описания ситуации на основе прототипов, который позволяет преодолеть данные ограничения.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Будем рассматривать случай, когда исходной информацией о ситуации является конечное множество нечетких либо лингвистических оценок [23] значений числовых признаков $F = \{f_i\}_{i=1}^{n}$, $n \in N$. Пусть имеется база знаний, содержащая множество прототипов ситуации $\mathbf{p}_j$, $j = \overline{1, M}$. С каждым прототипом связано некоторое нечеткое подмножество множества признаков $\underset{\sim}{F}_j = \{f_i \mid \mu_{F_j}(f_i)\}_{i=1}^{n} \subseteq F$, где $\mu_{F_j}(f_i)$ — степень уверенности, с которой прототип $\mathbf{p}_j$ определяет значение i-го признака. Если $\underset{\sim}{F}_j \subset F$, то прототип содержит неполное описание ситуации. Одной ситуации может соответствовать множество неполных дополнительных описаний, т.е. множество различных прототипов. Аналогично, составной прототип может определяться множеством более простых прототипов, каждый из которых содержит одно из дополнительных описаний ситуации, т.е. имеется множество иерархических связей между простыми и составными прототипами.

Цель работы — создание метода построения описания произвольной ситуации на основе нечетких прототипов. Для произвольной ситуации необходимо: а) определить степень активности каждого из простых прототипов; б) найти единственный составной прототип, который наиболее полно и точно описывает данную ситуацию.

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ СИТУАЦИИ И ПРОТОТИПА СИТУАЦИИ

Текущее состояние ситуации в момент времени t будем представлять в виде нечеткого вектора [24], т.е. упорядоченного набора из n нечетких чисел (1).

$$\mathbf{I}^{(t)} = (\underset{\sim}{X}_i^{(t)})_{i=1}^{n}, \tag{1}$$

где $\underset{\sim}{X}_i^{(t)}$ — нечеткое число вида (2), которое характеризует значение i-го признака;

$$\underset{\sim}{X}_i^{(t)} = \{x \mid \mu_{X_i^{(t)}}(x)\}_{x \in X_i}, \quad i = \overline{1, n}, \tag{2}$$

где $X_i \subseteq R$ — его базовое множество, $\mu_{X_i^{(t)}}(x)$ — функция принадлежности.

В ряде практических задач исходная информация о ситуации представлена в лингвистическом виде. Тогда каждой компоненте вектора $\mathbf{I}^{(t)}$ соответствует одна лингвистическая переменная, а функции принадлежности $\mu_{X_i^{(t)}}(x)$ формируются путем объединения усеченных функций принадлежности терм-множеств лингвистических переменных.

Прототип будем также представлять нечетким вектором размерности n (3).

$$\mathbf{p}_j = (\underset{\sim}{P}_{ji})_{i=1}^{n}, \quad \underset{\sim}{P}_{ji} = \{x \mid \mu_{P_{ji}}(x)\}_{x \in A_i}, \tag{3}$$

где $\underset{\sim}{P}_{ji}$ — нечеткое множество, задающее значение i-го признака в нечетком описании прототипа. В предельном случае $\underset{\sim}{P}_{ji}$ задает обычное число, т.е. значение i-го признака в прототипе определено точно. В другом предельном случае $\underset{\sim}{P}_{ji}$ есть бесконечно размытое нечеткое множество, т.е. значение i-го признака не определено.

Произвольное нечеткое число $\underset{\sim}{A}$ будем задавать в виде тройки действительных чисел (4).

$$(v_A, h_A, c_A) = (\mathrm{M}\underset{\sim}{A},\ \mathrm{H}\underset{\sim}{A},\ \mathrm{C}^{(r)}\underset{\sim}{A}), \tag{4}$$

где $\mathrm{H}\underset{\sim}{A}$ и $\mathrm{M}\underset{\sim}{A}$ — соответственно высота и центр тяжести нечеткого числа [23]; $\mathrm{C}^{(r)}\underset{\sim}{A} \in [0;1]$ — степень концентрированности, определяемая выражением (5).

$$\mathrm{C}^{(r)}\underset{\sim}{A} \equiv 1 - \xi(r)(\mathrm{M}_c^{(r)}\underset{\sim}{A})^{1/r} \Big/ (\xi(r)(\mathrm{M}_c^{(r)}\underset{\sim}{A})^{1/r} + 1)\,, \tag{5}$$

$\mathrm{M}_c^{(r)}\underset{\sim}{A}$ — центральный момент порядка r, $r \in \{1, 2\}$; $\xi(r)$ — положительное вещественное число, определяемое условием $\xi(r)(\mathrm{M}_c^{(r)}\{x\,|\,1\}_{x\in[0;a]})^{1/r} = a$. Например, $\xi(1) = 4$, $\xi(2) = 2\sqrt{3}$.

Таким образом, представление прототипа ситуации $\mathbf{p}_j$ есть упорядоченный набор троек параметров вида $(v_j(i),\ h_j(i),\ c_j(i))_{i=1}^{n}$, где величины $v_j(i)$ задают значения признаков в прототипе; $c_j(i)$ — степень точности (разрешающую способность), с которой определено значение i-го признака; $h_j(i)$ — степень уверенности в том, что i-й признак является характерным (определяющим) для прототипа. Прототип $\mathbf{p}_j$ описывает класс либо категорию ситуаций a_j, а величины $c_j(i)$ и $h_j(i)$ определяют степень размытости данной категории. В описании конкретной ситуации значения признаков также могут быть нечеткими, например, если они измерены неточно либо оценены с некоторой уверенностью на основе неполной информации. Поэтому представление конкретной ситуации аналогично представлению прототипа.

В литературе [23, 1, 2] часто используется табличный способ задания функции принадлежности. Этот способ универсален, но ресурсоемок как в плане объема хранимой информации, так и в плане вычислительных затрат при реализации простейших операций с нечеткими числами. На практике достаточно хранить лишь наиболее общие сведения о форме функции принадлежности, поэтому целесообразно перейти от табличного способа задания функции принадлежности к параметрическому способу задания в виде тройки параметров M, H и C. Эти параметры могут быть вычислены для любого нечеткого числа, не зависимо от типа функции принадлежности. И наоборот, любой тройке действительных чисел $(v, h, c) \in [0;1]^3$ можно поставить в соответствие нечеткое число с функцией принадлежности заданного типа (например, треугольной или гауссовой). Соответствующие вычисления сводятся к элементарному преобразованию параметров, которое выполняется за постоянное время. Задача формирования функции принадлежности прототипа в общем случае является весьма сложной [2, 23, 24]. Предложенное параметрическое представление упрощает эту задачу, сводя ее к определению трех чисел.

ОПИСАНИЕ СИТУАЦИИ НА ОСНОВЕ ПРОСТЫХ ПРОТОТИПОВ

Простыми будем называть прототипы, которые находятся на нижнем уровне иерархии, т.е. соответствуют наиболее общим категориям и не могут быть описаны на основе других прототипов.

Пусть имеется описание входной ситуации в виде (1) $\mathbf{I}$, а также набор простых прототипов $\mathbf{p}_j$, $j = \overline{1,m}$. Описание ситуации $\mathbf{I}$ на основе простых прототипов $\mathbf{p}_1,...,\mathbf{p}_m$ есть вектор активности прототипов $\mathbf{y} = (y_j)_{j=1}^m$, который формируется по правилу (6).

$$y_j = \begin{cases} \left((1 - dist_j)/(1 - dist_{\min}\}\right)^p, & dist_j \le T, \\ 0, & dist_j > T, \end{cases} \tag{6}$$

где $dist_j$ — расстояние между ситуацией и j-м простым прототипом; $dist_{\min} = \min\{dist_j\}$ — расстояние до наиболее близкого прототипа; $p \ge 1$ — параметр, задающий степень концентрированности результирующего описания; T — порог активации прототипа, например (7);

$$T = 1 - \theta^{1/p}(1 - dist_{\min}), \tag{7}$$

где $\theta \in (0;1)$ — параметр, задающий базовый относительный порог активации прототипа.

Предлагается использовать оценку расстояния в пространстве прототипов $\overline{P}$ (8).

$$dist\{\mathbf{a}, \mathbf{b}\} \equiv \frac{1}{\sqrt{n}} \left\| \left(d_i\{\mathbf{a}, \mathbf{b}\},\ \left(h_a(i) \wedge h_b(i)\right),\ \left(c_a(i) \wedge c_b(i)\right) \right)_{i=1}^n \right\|, \tag{8}$$

где $d_i\{\mathbf{a}, \mathbf{b}\} \in [0;1]$ — расстояние по i-му признаку, которое оценивается по формуле (9);

$$d_i\{\mathbf{a}, \mathbf{b}\} = (v_a(i) - v_b(i))\, c_a(i) c_b(i), \tag{9}$$

$\|\cdot\|$ — взвешенная норма, которая вычисляется по формуле (10),

$$\left\| (v_i, h_i, c_i)_{i=1}^n \right\| \equiv \left(n \sum_{i=1}^n (v_i h_i c_i)^2 \Big/ \sum_{i=1}^n \left((h_i \underset{+}{\vee} \alpha) \cdot (c_i \underset{+}{\vee} \alpha) \right)^2 \right)^{1/2}, \tag{10}$$

где $\wedge$ — нечеткая min-конъюнкция: $a \wedge b = \min\{a,b\}$; $\underset{+}{\vee}$ — нечеткая дизъюнкция: $a \underset{+}{\vee} b = a + b - ab$; $\alpha > 0$ — параметр.

Оценка (8) является аналогом корреляционной оценки расстояния Махаланобиса [19] между экземпляром и статистической совокупностью, модифицированной для случая нечетких множеств.

Для нечетких описаний ситуации вида (1) существующие статистические оценки расстояния [19, 20, 21, 22] неэффективны, поскольку они работают с нормированными функциями плотности распределения, тогда как функции принадлежности не является нормированными, и всегда дают бесконечное расстояние между двумя неравными обычными числами, поскольку для одноэлементного множества любая статистическая оценка вариации равна нулю. Использование различных метрик в пространстве нечетких чисел (например, Евклидового расстояния либо расстояния Хемминга) также неэффективно, поскольку по своей семантике данное пространство не является метрическим. В частности, для него не справедлива аксиома треугольника. Действительно, в пространстве нечетких чисел присутствует бесконечно размытое нечеткое множество, которое обобщает все возможные нечеткие числа, и потому должно иметь нулевое расстояние до любого другого нечеткого числа.

Использование оценки расстояния (8) позволяет преодолеть все перечисленные недостатки. Для произвольной ситуации вектор активности простых прототипов $\mathbf{y}$ может быть получен за время $O(n \cdot m)$.

Таким образом, набор простых прототипов организован по принципу ассоциативного массива [25] либо памяти, адресуемой по содержимому [26]. Ниже показано, что любой составной прототип может быть сформирован динамически на основе вектора активности памяти, адресуемой по содержимому, т.е. вектора активности простых прототипов $\mathbf{y}$. Это позволяет хранить в памяти системы лишь набор простых прототипов $\mathbf{p}_j$.

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ СИТУАЦИИ В ВИДЕ СОСТАВНОГО ПРОТОТИПА

Для каждой входной ситуации (1) вектор активности простых прототипов $\mathbf{y}$ задает нечеткое множество (11) на универсальном множестве простых прототипов $\{\mathbf{p}_1,...,\mathbf{p}_m\}$.

$$\underset{\sim}{A}_k = \left\{ \mathbf{p}_j \mid \mu_{A_k}(\mathbf{p}_j) \right\}_{j=1}^{m}, \tag{11}$$

где $\mu_{A_k}(\mathbf{p}_j) \in [0;1]$ — уровень активности j-го простого прототипа.

Множество активных простых прототипов (11) задает набор частных дополнительных описаний, которым удовлетворяет ситуация. Предполагается, что любому нечеткому множеству прототипов (11) можно поставить в соответствие единственный составной прототип вида (3), т.е. существует отображение (12), такое, что (13).

$$f_{\text{superp}} : (\overline{P} \times [0;1])^m \to \overline{P}, \tag{12}$$

$$\mathbf{p}^{(A_k)} = f_{\text{superp}}\left(\mathbf{p}_1, \mu_{A_k}(\mathbf{p}_1),\ \mathbf{p}_2, \mu_{A_k}(\mathbf{p}_2), \ldots, \mathbf{p}_m, \mu_{A_k}(\mathbf{p}_m)\right). \qquad (13)$$

Любая ситуация представляется составным прототипом (13), который определяется на основе простых прототипов $\mathbf{p}_1,\ldots,\mathbf{p}_m$. Для набора непротиворечивых дополнительных описаний одной ситуации (11) отображение (12) должно сохранять всю информацию, содержащуюся в прототипах $\mathbf{p}_1,\ldots,\mathbf{p}_m$, а также их разрешающую способность. В качестве функции f_{superp} предлагается использовать взвешенную ИЛИ-суперпозицию (14)–(17).

$$\mathbf{p}^{(A_k)} = \left(v_{A_k}(i),\ h_{A_k}(i),\ c_{A_k}(i)\right)_{i=1}^{n}, \qquad (14)$$

$$v_{A_k}(i) = \mathrm{M}\left\{ v_j(i) \mid y_i \cdot h_j(i) \cdot c_j(i) \right\}_{j=\overline{1,m}}, \qquad (15)$$

$$h_{A_k}(i) = \max\{h_j(i)\}_{j\in\overline{1,m}}, \qquad (16)$$

$$c_{A_k}(i) = \max\left\{ c_j(i) \frac{h_j(i)}{h_{A_k}(i)} \right\}. \qquad (17)$$

Составной прототип (13) описывает некоторую сложную категорию A_k, к которой отнесена текущая ситуация. Любая сложная категория A_k определяется на основе простых категорий $a_1,\ldots,a_m$ соответствующим вектором активности простых прототипов $(\mathbf{y})$. При использовании взвешенной ИЛИ-суперпозиции (14)–(17) составной прототип (13) любой сложности может быть получен за время не более, чем $O(n \cdot m)$.

ПРИМЕР ОПИСАНИЯ СИТУАЦИИ НА ОСНОВЕ ПРОТОТИПОВ

В качестве примера рассмотрим базу знаний системы управления мобильным роботом, который оборудован дальномером, направляемым при помощи сервопривода. Пусть система координат робота связана с дальномером, и ось x связана с текущим направлением дальномера. Рассмотрим множество из трех признаков $F = \{f_1, f_2, f_3\}$, где f_1 — расстояние до препятствия вдоль оси x; f_2 — проекция на ось x единичного вектора $\mathbf{v}$, задающего направление движения; f_3 — проекция на ось x единичного вектора $\mathbf{t}$, задающего направление к цели. Значения признака f_1 определяется в метрах; значения признаков f_2 и f_3 — безразмерные величины, оцениваемые как косинусы соответствующих углов. Пусть базовые множества всех признаков путем масштабирования приведены к отрезку $[0;1]$. Рассмотрим фрагмент базы знаний, который содержит простые прототипы (18)–(20) (рис. 1).

$$\mathbf{p}_1 = (v_{a_1}(i),\ h_{a_1}(i),\ c_{a_1}(i))_{i=\overline{1,3}} =$$

$$= ((0{,}1;\ 1{,}0;\ 0{,}9);\ (0{,}6;\ 0{,}8;\ 0{,}8),\ (0{,}5;\ 0{,}01;\ 0{,}1)), \qquad (18)$$

$$\mathbf{p}_2 = ((0{,}6;\ 0{,}1;\ 0{,}1;),\ (0{,}4;\ 0{,}1;\ 0{,}1),\ (1{,}0;\ 0{,}9;\ 0{,}9)), \qquad (19)$$

$$\mathbf{p}_3 = ((0{,}6;\ 1{,}0;\ 0{,}9),\ (0{,}4;\ 0{,}1;\ 0{,}1),\ (1{,}0;\ 0{,}9;\ 0{,}9)). \qquad (20)$$

На рис. 1 дано графическое представление простых прототипов, где значение каждого признака представлено нечетким множеством.

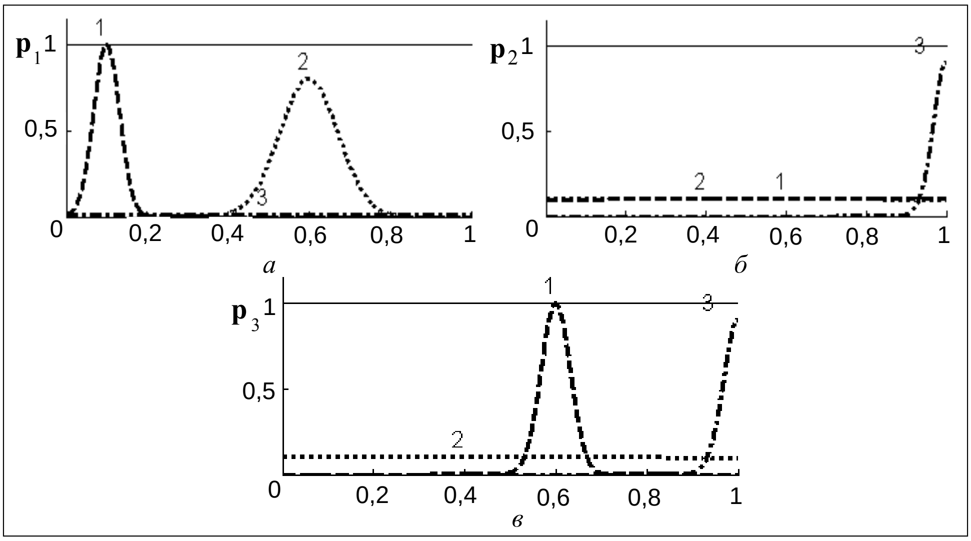

Рис. 1. Графическое представление простых протипов: *а* — прототип (18), *б* — прототип (19), *в* — прототип (20)

Первый прототип (18) описывает класс (категорию) ситуаций, в которых робот находится близко к препятствию (признак f_1), и движется почти перпендикулярно к оси дальномера x (рис. 2, *а*). Направление к цели в этом прототипе не определено. Во втором прототипе (19) указано, что цель находится вдоль оси x (рис. 2, *б*). В третьем прототипе (20) расстояние до препятствия велико, и цель находится вдоль оси дальномера (рис. 2, *в*).

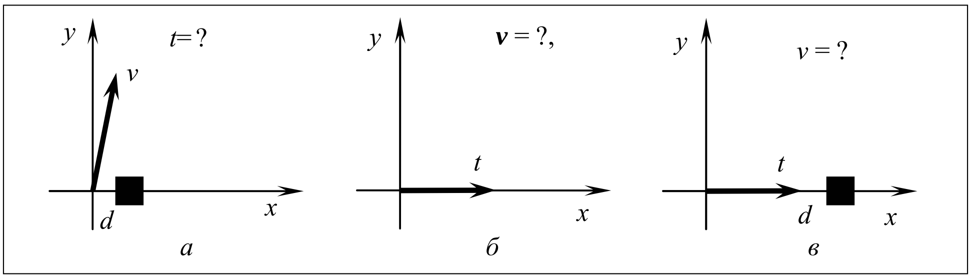

Рис. 2. Иллюстрация простых прототипов ситуаций: *d* — расстояние до препятствия; *v* — направление движения; *t* — направление к цели

Пусть текущая ситуация характеризуется значениями признаков $(f_1 : 0{,}00;\ f_2 : 0{,}50;\ f_3 : 0{,}85)$, т.е. робот находится в непосредственной близости от препятствия и движется перпендикулярно оси дальномера (x), а цель находится близко к оси x (рис. 3, *б*). Пусть значения признаков измерены либо оценены с относительной погрешностью равной 0,05. Тогда нечеткое описание ситуации (1) имеет вид (21) (рис. 3, *а*).

$$\mathbf{I} = ((0{,}00;\ 1{,}00;\ 0{,}90),\ \ (0{,}50;\ 1{,}00;\ 0{,}90),\ \ (0{,}85;\ 1{,}00;\ 0{,}90)). \qquad (21)$$

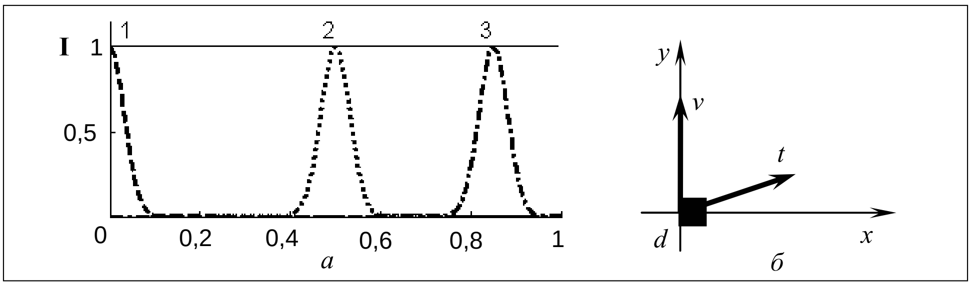

Рис. 3. Фрагмент входного описания ситуации: d — расстояние до препятствия; v — направление движения; t — направление к цели

В ситуации (21) расстояния до каждого из трех имеющихся прототипов, вычисленные по формуле (8), есть $(0{,}08;\, 0{,}12;\, 0{,}36)$. По формуле (6) при $p = 2$, $\theta = 0{,}2$ и $\alpha = 0{,}1$ получим вектор активности простых прототипов (18)–(20) $\mathbf{y} = (1{,}00;\, 0{,}91;\, 0{,}00)$. Вектору активности по формуле (11) соответствует сложная категория, которая описывается нечетким множеством $\underset{\sim}{A}_1 = \{a_1 \,|\, 1{,}00;\, a_2 \,|\, 0{,}91;\, a_3 \,|\, 0{,}00\}$. По формуле (13) получим составной прототип категории (22):

$$\mathbf{p}^{(A_1)} = \big(\, (0{,}11;\, 1{,}00;\, 0{,}83),\ (0{,}60;\, 0{,}80;\, 0{,}73),\ (1{,}00;\, 0{,}82;\, 0{,}89)\,\big). \qquad (22)$$

На рис. 4, *а* дано графическое представление составного прототипа (22), а на рис. 4, *б* — его интерпретация: по направлению к цели движения на близком расстоянии находится препятствие и робот движется почти перпендикулярно направлению к цели.

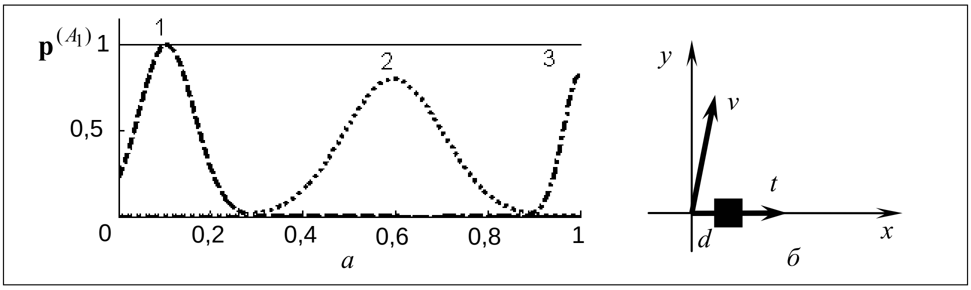

Рис. 4. Составной прототип: d — расстояние до препятствия, v — направление движения, t — направление к цели

В данном примере два активных простых прототипа (18) и (19) содержат частные дополнительные описания ситуации, а их суперпозиция (22) полностью описывает текущую ситуацию.

Если входное описание ситуации является неполным, то недостающая информация может быть восстановлена на основе имеющихся прототипов. Рассмотрим описание ситуации (23) (рис. 5, *а* и 5, *б*), которое не содержит информации о значении второго признака (направлении движения).

$$\mathbf{I} = \big(\, (0{,}00;\, 1{,}00;\, 0{,}90),\ (0{,}00;\, 0{,}00;\, 0{,}00),\ (0{,}85;\, 1{,}00;\, 0{,}90)\,\big). \qquad (23)$$

Для данной ситуации получим вектор активности прототипов $\mathbf{y} = (1{,}00;\, 0{,}92;\, 0{,}00)$ и составной прототип, аналогичный (22) (рис. 4), в котором восстановлено значение признака f_2.

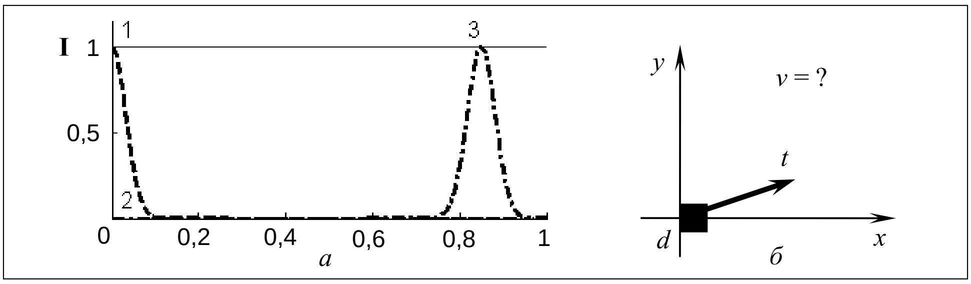

Рис. 5. Неполное входное описание ситуации

В общем случае, любому вектору $\boldsymbol{y}$ соответствует составной прототип, но не любой такой прототип может описывать конкретную ситуацию. Так, вектору $\mathbf{y} = (0{,}0;\ 1{,}0;\ 1{,}0)$ соответствует составной прототип, в котором не определено значение первого признака, а в случае $\mathbf{y} = (1{,}0;\ 0{,}0;\ 1{,}0)$ в составном прототипе не определено значение второго признака.

ВЫВОДЫ

Представление ситуации на основе прототипов может использоваться в задачах кластерного анализа, ситуационного управления и имитационного моделирования когнитивных процессов. Прототип предлагается описывать нечетким вектором, компоненты которого заданы параметрически. Предлагается хранить лишь набор простых, наиболее общих прототипов, организованных в виде памяти, адресуемой по содержимому. Сложные составные прототипы, предлагается получать динамически на основе вектора активности простых прототипов. Это позволяет выполнить описание произвольной ситуации на основе иерархической системы категорий, описанных нечеткими прототипами, причем отсутствует необходимость формирования и хранения иерархии категорий в явном виде. Временная сложность соответствующего алгоритма линейно зависит от объема памяти, т.е. количества простых прототипов. Базу знаний, организованную таким образом, можно рассматривать как семантическую сеть специального вида, которая содержит в качестве узлов простые и составные прототипы, признаки и их значения, а также поддерживает связи типа «является», «имеет признак» и «имеет значение». В дальнейшем предполагается автоматически формировать и модифицировать систему прототипов на основе методов машинного обучения, а также самообучения по принципу неконтролируемой кластеризации.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я.* Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. — М.: Наука. Физматлит, 1990. — 272 с.
2. *Каргин А.А.* Введение в интеллектуальные машины. Книга 1. Интеллектуальные регуляторы. — Донецк: Норд-Пресс, ДонНУ, 2010. — 526 с.
3. *Петренко Т.Г., Резниченко Ю.С.* Проблемно-ситуационный подход к построению автоматизированного тренажёра оператора // Искусственный интеллект. — 2008. — № 4. — С. 483–492.

4. *Marakas G.M.* Decision support systems in 21-st century. — US edition. — Upper Saddle River, NY.: Prentice Hall, 1999. — 528 p.
5. *Power D.J.* A brief history of decision support systems // DSS Resources. — 2007. — http://DSSResources.com/history/dsshistory.html.
6. *Джексон П.* Введение в экспертные системы: пер. с англ.: уч. пос. — 3-е издание. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 624 с.
7. *Осуга С.* Обработка знаний. — М.: Мир, 1989. — 293 с.
8. *Приобретение* знаний: пер. с японского / Под ред. С. Осуга, Ю. Саэки. — М.: Мир, 1990. — 304 с.
9. *Hayes-Roth F., Jacobstein N.* The state of knowledge-based systems // Communications of the ACM. — 1994. — **37**, № 3. — P. 27–39.
10. *Люгер Дж.* Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. — 4-е изд. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. — 863 с.
11. *Андерсон Дж.* Когнитивная психология / пер. с англ. С. Комаров. — 5-е изд. — СПб.: Питер, 2002. — 496 с.
12. *Солсо Р.* Когнитивная психология. — 6-е изд. — СПб.: Питер, 2006. — 589 с.
13. *Шиффман Х.Р.* Ощущение и восприятие. — 5-е изд. — СПб.: Питер, 2003. — 928 с.
14. *Мышление* образное. Психология: психологический словарь. — 2005. — http://azps.ru/handbook/m/mshl792.html.
15. *Wandell B.A.* What's in your mind? // Nature Neuroscience. — 2008. — **11**, № 4. — P. 384–386.
16. *Romesburg C.* Cluster analysis for researchers. — NY: Lulu Press, 2004. — 344 p.
17. *Каргин А.А., Петренко Т.Г.* Модели динамических ситуационных интеллектуальных машин // Искусственный интеллект. — 2000. — № 1. — С. 82–90.
18. *Смолин Д.В.* Введение в искусственный интеллект: конспект лекций. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. — 208 с.
19. *Maesschalck R., de Jouan-Rimbaud D., Massart D.L.* The Mahalanobis distance // Chemometrics and intelligent laboratory systems. — 2000. — **50**. — Issue 1 (4 January 2000). — P. 1–18.
20. *Vaart van der A.W.* Asymptotic statistics. — Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000. — 460 p.
21. *Banerjee A., Merugu S., Dhillon I. S., Ghosh J.* Clustering with Bregman divergences // Journal of machine learning research. — 2005. — № 6. — P. 1705–1749.
22. *Bhattacharyya A.* On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions // Bulletin of the Calcutta Mathematical Society. — 1943. — **35**. — P. 99–109.
23. *Леоненков А.В.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. — СПб.: БХВ-Петербург, 2003. — 736 с.
24. *Алтунин А.Е., Семухин М.В.* Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях. — Тюмень: Изд-во Тюменского гос. ун-та, 2002. — 268 с.
25. *O'Sullivan B., Goerzen J., Stewart D.* Real world haskell. — Sebastopol, CA: O'Reilly, 2008. — 714 p.
26. *Hopfield J.J.* Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // The National Academy of Sciences: proceedings of. — 1982. — **79**. — P. 2554–2558.

Поступила 24.05.2011