УДК 519.237.5

Ю.А. Прокопчук

Метод предельных обобщений для решения слабо формализованных задач

Предложен эффективный метод решения интеллектуальных логических и вычислительных задач для слабо формализованных предметных областей. В основе метода лежит построение истинных предельных моделей знаний максимально высокого уровня общности в рамках многоуровневого описания действительности. Метод соответствует базовым принципам работы естественного интеллекта; может быть использован при создании интеллектуальных систем во многих практических областях.

An efficient method for solving intelligent logical and computation tasks for weakly formalized subject domains is suggested. The method is based on constructing true limiting models of the knowledge of maximally high level of generality in the framework of the multilevel description of the reality. The method corresponds to the basic principles of operation of natural intelligence; it may be used for the development of intelligent systems in many practical domains.

Запропоновано ефективний метод розв'язання інтелектуальних логічних і обчислювальних задач для слабко формалізованих предметних областей. В основі методу лежить побудова істинних граничних моделей знань максимально високого рівня спільності в межах багаторівневого опису дійсності. Метод відповідає базовим принципам роботи природного інтелекту; може бути використаний при створенні інтелектуальних систем в багатьох практичних галузях.

Введение. Сформированные знания наиболее полезны, если понятны специалистам соответствующей предметной области, которые смогут не только сами ими пользоваться в своей профессиональной деятельности, но и будут доверять экспертным системам, использующим модели этих знаний [1–4].

Знания, получаемые с помощью методов индуктивной логики, как правило, не являются понятными специалистам, поскольку представляют собой достаточно сложные логические формулы. Очевидно, знания, полученные с помощью методов распознавания образов, также непонятны для специалистов, хотя и по другой причине. Как правило, они основаны на математических концептуализациях, далеких от систем понятий, используемых специалистами этих предметных областей. Например, при геометрическом подходе к распознаванию образов признаки объектов рассматриваются как значения координат объектов в многомерном пространстве, а в качестве понятий для описания знаний выступают коэффициенты в уравнениях поверхностей, разделяющих классы объектов [3]. Разумеется, что такие знания не могут быть понятны, например, врачам.

С учетом человеческого фактора и изменчивости условий решения прикладных задач важна методология минимизации моделей знаний. Хранить в памяти необходимо только базисный набор утверждений модели знаний, обеспечивающий сохранение объема модели действительности. Подобный подход позволит не только минимизировать хранимый объем информации, но и, что более важно, избежать многих ошибок при принятии решений [1–2, 4].

Цель настоящего исследования – построение предельных моделей знаний и нового алгоритма решения задач для слабо формализованных предметных областей.

Предельные модели знаний

Модель предметной области (ПрО) представим в виде кортежа $<O,\ k>$, где O – модель онтологии этой предметной области, а k – модель адекватной системы знаний. Адекватность модели предметной области означает, что модель действительности $A(<O,\ k>)$ совпадает с множеством моделей всех ситуаций, входящих в действительность этой предметной области [3]. Последнее означает, что если α – модель любой ситуации действительности, то $\alpha \in A(<O,\ k>)$, а если α' – модель любой ситуации, не принадлежащей действительности, то $\alpha' \notin A(<O,\ k>)$.

Согласно [3] определим *частичный нестрогий порядок* между моделями знаний: положим $k_1 \le k_2 \Leftrightarrow A(<O,\ k_1>) \subseteq A(<O,\ k_2>)$. Так как первая модель действительности является подмножеством второй, то любая модель ситуации, которая фальсифицирует k_2 (т.е. не входит во множество $A(<O, k_2>)$), фальсифицирует и k_1.

Будем считать, что k_1 *эквивалентно* k_2 *по модели действительности* $(k_1 \sim k_2)$, если $A(<O, k_1>) = A(<O, k_2>)$. Эквивалентность по модели действительности является частным случаем частичного нестрогого порядка.

Модели знаний k_1 и k_2 назовем *сравнимыми по модели действительности*, если между ними выполняется отношение частичного нестрогого порядка [3]. Модели знаний k_1 и k_2 назовем *несравнимыми по модели действительности* $(k_1 >< k_2)$, если между ними не выполняется отношение частичного нестрогого порядка.

Примем две аксиомы:

• любая модель знаний принадлежит некоторому классу моделей;

• число классов в общем случае не ограничено.

Откуда вытекает важный вывод: в силу неограниченности числа классов исследователь не может знать все классы, т.е. знания самого исследователя всегда ограничены.

Класс моделей знаний будем обозначать заглавной литерой K. Запись k/K – модель знаний k класса K. Пусть записи $W(k)=t$ (истина), $W(\{k\})=t$, $W(K)=t$ означают, что соответствующее множество моделей знаний исследователь принимает в расчет, и обозначим его W.

Чаще всего в рамках исследования будут использоваться модели знаний на основе множеств отображений $F=\{f/\mu\}$, где μ – механизмы реализации отображений f и некоторых множеств правил вывода P [1], что можно записать: $K=K(F,P)$.

В развернутом виде модель знаний k представим следующим образом [2]:

$$k=\{f/\mu : k^1 \to k^2\} \cup P_k, \qquad (1)$$

где f/μ – функциональные отображения, реализующие те или иные математические модели; μ – разные механизмы реализации отображений; k^1 – входные данные задачи (описание информационной среды и задание); k^2 – выходные данные задачи; P_k – правила композиции схем задач, т.е. правила, описывающие способы объединения локальных задач.

В качестве примера правил P_k можно привести правила вывода в реляционной модели данных, используемых для построения замыкания множества функциональных зависимостей [5]. Правила композиции функциональных отображений рассмотрены в работе [1]. В общем случае P_k включает в себя управление задачами, семафоры для синхронизации задач, сообщения между задачами, управление прерываниями и т.д.

Предложенная конкретизация модели знаний объединяет как декларативные, так и процедурные методы представления знаний [1–2]. Спецификация задач описывается с использованием терминов модели онтологии O, а при разработке методов решения задач (f/μ) – онтологических соглашений.

Приведем спецификации задач некоторых классов моделей знаний ($\underline{\tau}/T$ – результаты тестов; d/D – заключения, диагнозы; h/H – прогностические гипотезы; r/R – программы управления; T, D, H, R – сорта или домены) [1–2]:

$F_1=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\}_1 \to \{\underline{\tau}/T\}_2\right\}$ – класс моделей вычислительных знаний;

$F_2=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\} \to d/D\right\}$ – класс моделей диагностических знаний;

$F_3=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\} \to \neg d/D\right\}$ – класс моделей знаний, описывающих область запретов;

$F_4=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\}, \{d/D\} \to \{h/H\}\right\}$ – класс моделей прогностических знаний;

$F_5=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\}, \{d/D\}, \{h/H\} \to \{r/R\}\right\}$ – класс моделей знаний по оптимизации управления;

$F_6=\left\{f/\mu : \{\underline{\tau}/T\} \to \{\underline{\tau}/T\}'\right\}$ – класс моделей знаний описания структуры и динамики сложных систем, представляющий собой совокупность причинно-следственных связей (как структурных, так и временных).

Модели $F_2 - F_4$ представляют собой модели интерпретации состояний системы. Общая модель знаний k включает в себя все упомянутые классы моделей, а именно: $F_1 \cup F_2 \cup F_3 \cup \cup F_4 \cup F_5 \cup F_6 \subseteq k$. С помощью правил композиции (вывода) P_k строится замыкание множества функциональных отображений F^+/P_k в процессе решения конкретной задачи [1].

Выборкой будем называть конечное множество моделей ситуаций действительности. *Выборкой с полной информацией* назовем такую выборку, у которой каждая модель ситуации, входящая в нее, задана значениями всех неизвестных (терминов для описания ситуаций) модели онтологии.

Пусть $R^+ = \{\alpha_1, \cdots, \alpha_m\}$ – выборка примеров с полной информацией. Обозначим $K^+(R^+,W) = \{k \mid k \in W \,\&\, R^+ \subseteq A(<O,k>)\}$. Будем говорить, что для всех моделей знаний из $K^+(R^+,W)$ на выборке R^+ не проявляется *дефект неправильности*. Если k – адекватная модель знаний, то это еще не означает, что $k \in K^+(R^+,W)$. В общем случае исследователю может быть не известно такое W, что $K^+(R^+,W)$ содержит адекватную модель знаний. Вместе с тем будем предполагать: $K^+(R^+,W) \neq \varnothing$.

Для фиксированного класса моделей знаний K используем следующую нотацию: $K^+(R^+,K) = \{k/K \mid R^+ \subseteq A(<O,k/K>)\}$. Без ограничения общности можно принять: $K^+(R^+,W) = \cup_K K^+(R^+,K)$. Если акцент на определенный класс моделей знаний не существенен или ясен из контекста задачи, то будет применяться сокращенная нотация: $K^+(R^+)$.

Пусть γ – некоторая целевая функция, а k – модель знаний, реализующая (предположительно) данную целевую функцию для определенного типа ситуаций действительности α. Словом, определен одноместный предикат $k_\gamma(\alpha)$ на R^+, такой что $k_\gamma(\alpha) = t$ (*истина*), если для α достигнута цель γ, в противном случае: $k_\gamma(\alpha) = f$ (*ложь*). Примерами целевых функций могут быть: диагностика, прогноз, выбор оптимального управления (уровня помощи, лечения и т.д.).

Тот факт, что $\forall\alpha \in R^+$ выполняется $k_\gamma(\alpha) = t$, запишем следующим образом: $<O,\gamma,k> \mid -R^+$. Последняя запись означает, что на выборке R^+ не проявляется *дефект неправильности* реализации целевой функции γ. Обозначим $K_\gamma(R^+,W) = \{k \mid k \in W \,\&\, <O,\gamma,k> \mid -R^+\}$. Если необходимо подчеркнуть, что модели знаний принадлежат некоторому классу K, то используем следующую нотацию: $K_\gamma(R^+,K) = \{k/K \mid <O,\gamma,k/K> \mid -R^+\}$.

Важно отметить, что с точки зрения целевой задачи нам не всегда нужна адекватность модели знаний в том смысле, как это было определено выше (модель описывает только те ситуации, которые принадлежат действительности). Модель знаний k может быть избыточна по отношению к целевой функции γ. Другими словами, модель знаний может явно или неявно обеспечивать реализацию нескольких целевых функций $\gamma_1, \cdots, \gamma_n$. Пример такой многоцелевой функции: γ – «диагностика (γ_1), а также адекватное описание всех известных ситуаций действительности (γ_2)».

Если целевая функция «описание всех известных ситуаций действительности» принадлежит γ, то для произвольного класса моделей знаний K такого, что $K_\gamma(R^+,K) \neq \varnothing$ выполняется: $K_\gamma(R^+,K) \subseteq K^+(R^+)$.

Задача 1. Даны модель O онтологии предметной области, $R^+ = \{\alpha_1, \cdots, \alpha_m\}$ – выборка примеров с полной информацией, W – множество рассматриваемых моделей знаний такое, что $K^+(R^+,W) \neq \varnothing$. Требуется найти такие $k^* \in K^+(R^+,W)$, что для всех сравнимых k из $K^+(R^+,W)$ имеет место $k^* \leq k$.

Итак, задача 1 состоит в том, чтобы для заданной модели онтологии предметной области найти наиболее фальсифицируемые примерами модели знаний, на которых не проявляется дефект неправильности на заданной выборке примеров с полной информацией. Модели знаний $\{k^*\}$ – *предельные модели знаний*.

Если для какой-либо последовательности ξ сравнимых k из $K^+(R^+,W)$ не существует такой $k^* \in K^+(R^+,W)$, что для всех $k \in \xi$ имеет место $k^* \leq k$, то множество моделей $K^+(R^+,W)$ назовем *незамкнутым*. Аналогичное понятие распространяется и на множества $K^+(R^+,K)$ для любых классов K.

Решение задачи 1 (если оно существует) обозначим $K^*(R^+,W)$.

Предложение 1. Если решение задачи 1 существует, то оно представимо в виде: $K^*(R^+,W) = \cup_\nu K^*_\nu(R^+,W)$, где множества $K^*_\nu(R^+,W)$ удовлетворяют следующим условиям:

1) $\forall \nu\, K^*_\nu(R^+,W)$ состоит из эквивалентных моделей (возможно одной);

2) $\forall \nu \neq \lambda$ множества $K^*_\nu(R^+,W)$ и $K^*_\lambda(R^+,W)$ состоят из несравнимых моделей, следовательно, $K^*_\nu(R^+,W) \cap K^*_\lambda(R^+,W) = \varnothing$;

3) $\forall \nu\, \forall\, k^* \in K^*_\nu(R^+,W)$ и $\forall\, k \in K^+(R^+,W)$ имеет место либо $k^* \leq k$, либо k^* и k несравнимы.

Действительно, пусть k_1^* и k_2^* – два произвольных решения задачи 1, тогда возможны только два варианта: а) $k_1^* \leq k_2^*$ и $k_2^* \leq k_1^*$, т.е. $k_1^* \sim k_2^*$, и б) $k_1^* >< k_2^*$ (решения несравнимы). В первом случае решения принадлежат одному множеству $K^*_\nu(R^+,W)$, а во втором случае – разным [2].

Предложение 2. Пусть $K^+(R^+,W) = \cup$ $= \cup_K K^+(R^+,K)$, тогда если решение задачи 1 существует, то $K^*(R^+,W) \subseteq \cup_K \{K^*(R^+,K) \mid$ $\mid K^*(R^+,K) \neq \varnothing\}$.

Суть предложения 2 в том, что можно первоначально найти локальные оптимальные решения в рамках всех классов моделей знаний, для которых оптимальные решения существуют, а затем искать глобальный оптимум среди локальных оптимумов (если установлено, что глобальный оптимум существует).

К сожалению, существование максимально фальсифицируемых решений для некоторых классов $(\exists K : K^*(R^+,K) \neq \varnothing)$ не означает наличие глобального решения задачи 1, так как могут найтись такие незамкнутые классы $K' \subset W$, что: $\exists k' \in K' : \forall k^* \in K^*(R^+,K)\ \ k' \leq k^*$. Подобная ситуация означает, что глобального решения задачи 1 в рамках W не существует.

Предложение 3. Пусть $K^+(R^+,W) =$ $= \cup_K K^+(R^+,K)$, Для того, чтобы задача 1 имела решение, достаточно, чтобы все классы K были замкнуты.

Замкнутость означает существование локальных оптимумов, следовательно, существует и глобальный оптимум. Отметим, что замкнутость всех классов не является необходимым условием существования решения задачи 1, т.е. решение задачи 1 может существовать, и при этом не все классы моделей знаний могут быть замкнуты. Действительно, если K' – незамкнутый класс, то решение задачи 1 должно удовлетворять условию:

$$\forall k' \in K' \exists\, k^* \in K^*(R^+) : k^* \leq k' .$$

Пусть $|\,k|_S$ – семантический оператор оценки количества объектов в модели знаний $k\ (k \in K)$. Без существенного ограничения общности положим, что для любой модели знаний k значение $|k|_s$ может быть сколь угодно большим, но конечным.

Задача 2. В произвольном классе эквивалентных моделей знаний K онтологии O найти модель $k_{\min}$ такую, что $k_{\min} = \arg\ \min(|k|_s \mid k \in K)$.

Очевидно, решение задачи 2 может быть не единственным. Понятие предельной модели знаний k^* (наиболее фальсифицируемой) является более общим, нежели $k_{\min}$. Однако в ряде практически важных случаев они могут совпадать.

Классическим примером минимизации числа объектов модели знаний считается построение минимальных или оптимальных покрытий множества функциональных зависимостей в теории реляционных баз данных [5]. Напомним, что множество функциональных зависимостей F является покрытием для множества функциональных зависимостей H, если их замыкания совпадают, т.е. $F^+ = H^+$. Минимальное покрытие содержит наименьшее число функциональных зависимостей. Оптимальное покрытие является минимальным и при этом содержит наименьшее число атрибутов реляционной схемы данных. Множество функциональных зависимостей с некоторыми оговорками можно трактовать как множество функциональных отображений «посылка – следствие», что и позволяет проводить определенные параллели с моделями баз знаний на основе множеств функциональных отображений вида (1) [1].

Среди множества минимальных моделей $\{k_{\min}\}$ можно отобрать модели, использующие наименьшее число понятий онтологии O (аналог оптимальных покрытий в теории реляционных баз данных).

Пусть $k \in En(O)$, где $En(O)$ – множество всех моделей знаний, порождаемых онтологией O. Через $|k|_O$ обозначим оператор определения количества понятий онтологии O в модели знаний k. Без существенного ограничения общности положим, что для любой модели знаний k значение $|k|_O$ может быть сколь угодно большим, но конечным.

Задача 3. Пусть решена задача 2. Во множестве минимальных моделей знаний $\{k_{\min}\}$ найти модель k_{opt} такую, что $k_{opt} = \arg\min(|k|_O \mid k \in$ $\in \{k_{\min}\})$.

Как и решение задачи 2, решение задачи 3 может быть не единственным.

Метод предельных обобщений включает в себя технологию построения предельных (минимальных, оптимальных) моделей знаний для слабо формализованных предметных областей, описываемых далее.

Многоуровневое описание действительности

Пусть $R^+ = \{\alpha_1, \cdots, \alpha_m\}$ – выборка примеров с полной информацией. Предположим, что существует конечное множество элементарных тестов $\{\tau\}$ такое, что по значениям тестов $\{\underline{\tau}\}$ однозначно восстанавливается любая ситуация действительности α из R^+ и что по множеству всех реализаций теста τ, т.е. $\cup_\alpha \underline{\tau}$, путем выполнения операции обобщения, можно определить область возможных значений теста (ОВЗ(τ)) [1], являющуюся доменом T. На фиксированном уровне общности значения каждого теста при описании любой ситуации действительности выбираются из одного домена (числового, вербального и т.д.). Таким образом, все ситуации действительности (с полной информацией) на заданном уровне общности описываются множеством тестов $\{\tau / T\}$ (уровень задается множеством доменов $\{T\}$).

Пусть один из тестов принимает значения из конечного и альтернативного множества $D = \{d_1, \cdots, d_n\}$, обозначим его через τ_d. Потребуем, чтобы R^+ содержало в достаточном количестве примеры, относящиеся ко всем $d_j \in D$. Иными словами, можно считать, что $|D| = n << |R^+|$. В качестве множества D могут выступать некоторые заключения: диагнозы, прогнозы, программы управления и другое. Можно записать: $R^{+} = \; = \cup_{j=1,n} R^{+}(d_j)$.

Введем *условие разделимости* ситуаций действительности на основе множества тестов $\{\tau/T\} \setminus \tau_d$ и некоторой транзитивной метрики ρ: $\forall \alpha, \alpha' \in R^{+} : \alpha = \alpha(\{\underline{\tau}\}, d), \alpha' = \alpha'(\{\underline{\tau}\}', d')$ выполняется условие: если $d \neq d'$, то $\rho(\{\underline{\tau}\}, \{\underline{\tau}\}') \neq 0$.

Очевидно, что для любых ситуаций действительности, если отличаются заключения, то отличаются и множества результатов тестов (в рамках заданной метрики).

Рассмотрим следующую задачу.

Задача 4. Пусть на каком-либо уровне абстракции (уровень определяется доменами) задана представительная выборка ситуаций действительности R^{+} с полной информацией. Пусть задана метрика ρ такая, что на множестве R^{+} выполняется условие разделимости. Требуется на множестве R^{+} построить минимальную неизбыточную модель знаний с точки зрения целевой функции γ – «классификация заключений из *D*».

Представительность выборки означает, в частности, следующее: $\forall \tau \{\underline{\tau}/T \mid \underline{\tau}/T \in R^{+}\} =$ = ОВЗ(τ) для заданного множества заключений *D*, где ОВЗ(τ) ⊆ *T*, т.е. все результаты любого теста, содержащиеся в примерах из R^{+}, образуют в совокупности область возможных значений данного теста для данной группы заключений. Последнее означает, что не могут появиться новые примеры с результатами теста, отличными от уже имеющихся. Точное определение «представительности выборки» и более мягкое требование к наборам значений тестов дано в [2].

Для слабо формализованной ПрО решение задачи 1 можно искать, например, в следующем классе моделей знаний (в рамках примитивной онтологии):

$$K_I = \left\{\{\underline{\tau}/T\} \to d\right\} \bigcup \{\neg\{\underline{\tau}/T\}_1 \& \cdots \cdots \& \neg\{\underline{\tau}/T\}_m \to \neg d\} \cup (d_1 \vee \cdots \cdots \vee d_n, \neg d_1 \& \cdots \& \neg d_{n-1} \to d_n). \quad (2)$$

Последнее отображение записано с точностью до нумерации заключений. Оно же, помимо инструмента вывода, одновременно выполняет роль условия применимости, так как предполагает истинность посылки $(d_1 \vee \cdots \vee d_n)$, т.е. утверждения, что других заключений нет. Примеры других классов моделей знаний приведены в [2].

Любая модель *k* из класса K_I представима в виде: $k = k_a \cup k_p$, где

$$k_a = \{\{\underline{\tau}/T\} \to d\},$$
$$k_p = \{\neg\{\tau/T\}_1 \& \cdots \& \neg\{\tau/T\}_m \to \neg d\} \cup$$
$$\cup (d_1 \vee \cdots \vee d_n, \neg d_1 \& \cdots \& \neg d_{n-1} \to d_n).$$

Компоненту k_a можно назвать активной частью модели знаний, а k_p выполняет пассивную роль, так как полностью определяется активной частью.

В качестве отображений $\{\{\underline{\tau}/T\} \to d\}$ будем рассматривать все неизбыточные отображения, т.е. такие отображения, в левой части которых стоят минимальные комбинации результатов тестов, достаточных для установления заключения по имеющимся данным (множеству примеров R^{+}).

Для каждого заключения $d_j \in D$ существует минимальный набор неизбыточных отображений, в совокупности покрывающих все примеры из $R^{+}(d_j)$. Однако, минимальных наборов для каждого заключения может быть несколько.

Для левых частей любого из минимальных наборов неизбыточных отображений, покрывающих $R^{+}(d_j)$, введем следующее обозначение:

$$\Omega(d_j) = \cup_l \{\underline{\tau}/T\}_{jl}, \text{ где } l = 1, \cdots, L_j.$$

Числа L_j назовем *индексами заключений*.

В результате для *D* на множестве примеров с полной информацией R^{+} определен кортеж индексов: $< L_1, \cdots, L_n >$. При построении минимальных неизбыточных моделей знаний достаточно выбрать подмножество номеров

$I = \{i_1, \cdots, i_{n-1}\}$, обеспечивающих минимум сумме индексов, а именно:

$$\sum_{j \in I} L_j \to \min . \quad (3)$$

Активную компоненту модели знаний определим следующим образом:

$$k_a = \cup_{j \in I} \cup_{l=1,L_j} (\{\underline{\tau}/T\}_{jl} \to d_j \mid \mid \{\underline{\tau}/T\}_{jl} \in \Omega(d_j)). \quad (4)$$

Общее количество отображений, входящих в k_a, составляет: $|k_a| = \sum_{j \in I} L_j$. В силу (3) компонента k_a – минимальна (состоит из минимального множества неизбыточных отображений).

Поскольку R^+ представляет собой либо полную, либо представительную выборку примеров (на некотором уровне абстракции), то пассивную компоненту модели знаний определим следующим образом:

$$k_p = \cup_{j \in I} (\&_{l=1,L_j} (\neg\{\underline{\tau}/T\}_{jl} \mid \{\underline{\tau}/T\}_{jl} \in \in \Omega(d_j)) \to \neg d_j) \cup \cup (d_1 \vee \cdots \vee d_n, \; \&_{j \in I} \neg d_j \to d_{j'}), \quad (5)$$

где $j' = \{1, 2, \cdots, n\} \setminus I$.

Легко убедиться, что общее количество отображений, входящих в k_p, составляет: $\left|k_p\right| = n$. Таким образом, доказано следующее предложение:

Предложение 4. В рамках класса моделей знаний K_I, определяемого (2), на представительном множестве примеров с полной информацией R^+ минимальная неизбыточная модель знаний k / K_I, являющаяся решением задачи 4, имеет вид: $k = k_a \cup k_p$, где активная компонента k_a определяется соотношением (4), а пассивная компонента k_p – соотношением (5). Общее количество отображений в модели знаний составляет: $\left|k\right| = \sum_{j \in I} L_j + n$.

Истинной назовем модель знаний, позволяющую решить целевую задачу для любой предъявленной ситуации действительности. Минимальная неизбыточная модель знаний является истинной тогда, когда она строится на тестах, характеризующих представительную выборку.

Если заданы правила однозначного пересчета значений из некоторого домена $T1$ в домен $T2$, то это означает, что между доменами задан *нестрогий порядок*, а именно: $T1 \le T2$. Отношение нестрого порядка (доминирования) между доменами является транзитивным. Если между двумя доменами не может быть установлен нестрогий порядок, то такие домены назовем *несравнимыми*. Если знак «$\le$» заменить на знак следования – «$\to$», то для отношения «доминирование» получим *ориентированный граф доменов* с одной корневой вершиной, символизирующей объективный уровень (минимальный уровень общности). Ориентированные графы доменов всех тестов – это часть непримитивной онтологии предметной области.

Очевидно, что граф задается не единственным образом. Более того, для каждого теста может существовать одновременно множество графов доменов. Выбор того или иного графа в процессе решения прикладной задачи осуществляется ситуативно. В процессе решения конкретных задач графы могут наращиваться (расти), т.е. может происходить обучение.

Возможно, что для $R^+ = \{\alpha(\{\underline{\tau}/T\})\}$ на некотором уровне общности будет нарушено условие разделимости. Ситуации, нарушающие условие разделимости, назовем *артефактами*.

Критическим набором доменов по критерию общности назовем такой набор, при котором в R^+ отсутствуют артефакты, однако переход на более высокий уровень общности по любому из тестов (в рамках графов доменов) приводит к появлению артефактов. *Критическим описанием* ситуаций действительности назовем описание, базирующееся на критическом наборе доменов. Пусть $\{\alpha(\{\underline{\tau}/T^*_\tau\})\}$ – одно из критических описаний. Это означает, в частности, следующее: $\forall \{T_\tau\} : \{T_\tau \le T^*_\tau\}$ описания $\{\alpha(\{\underline{\tau}/T_\tau\})\}$ не содержат артефактов.

Описания из совокупности $\{\alpha(\{\underline{\tau}/T_\tau\})\}$ назовем *докритическими* описаниями.

Описание действительности, содержащее артефакты, назовем *закритическим* (синонимом является термин *надкритическое описание*). Потребуем, чтобы множество всех заключений в закритических описаниях действительности разбивалось хотя бы на два класса $\{\vee d\}_S$.

Если описание действительности не содержит артефактов (критические и докритические описания), то для построения модели знаний, соответствующей данному описанию, может использоваться класс K_I.

Сформулируем для примера одну из задач определения критических наборов доменов на заданном множестве ориентированных графов.

Задача 5. Пусть ситуации действительности описываются с помощью набора элементарных тестов $\{\tau/T\}$. Для каждого теста τ задан набор доменов $\{T_1, T_2, \cdots, T_p\}_\tau$, на котором определен нестрогий порядок по критерию общности: $T_1 \le T_2 \le \ldots \le T_p$ (p зависит от τ). Каждый домен (возможно, кроме первого) содержит конечное множество альтернативных элементов. Исходное описание действительности R_0^+ задано с помощью доменов минимальной общности, т.е. $R_0^+ = \{\alpha(\{\underline{\tau}/T_1\})\}$. Описание R_0^+ не содержит артефактов. Требуется найти все критические описания ситуаций действительности.

Решение задачи 5 может быть найдено простым перебором всех комбинаций доменов и поэтому легко автоматизируется.

Для задачи классификации критические описания действительности представляют наибольшую ценность, так как в случае представительности выборок (хотя бы для одного описания) они позволяют строить истинные предельные модели знаний максимальной общности. Любая из них служит минимальной моделью (в терминах задачи 2) для всего многоуровневого описания действительности. Выборку R_0^+ при этом можно «забыть».

Метод предельных обобщений (МПО)

Задача классификации нового наблюдения, для которого априорно неизвестно заключение d/D, формулируется следующим образом.

Задача 6. Пусть P – новое наблюдение (ситуация) действительности, а $\{\underline{\tau}/T\}_P$ – описание наблюдения. Предполагается доказанным утверждение, что заключение принадлежит множеству D, а также, что известны истинные предельные модели знаний максимального уровня общности для целевой функции «классификация заключений из D». Требуется установить заключение d для наблюдения P.

Алгоритм решения задачи прост. Исходные данные преобразуются в формат максимально возможного доминирующего описания, для которого известна истинная предельная модель знаний (например, из класса K_I), с использованием которой находится решение.

Таким образом, суть метода МПО для задачи классификации состоит в следующем:

- Для каждого теста, участвующего в описании задачи, строится максимально развернутый граф доменов (или несколько графов). На этом этапе активное участие принимают эксперты.
- С использованием графов доменов автоматически строятся докритические, критические и закритические описания. Определяются истинные предельные модели знаний на максимально высоких уровнях общности (предел общности – критические описания). В итоге от начальной структуры задачи <R_0^+, {графы доменов}> осуществляется переход к значительно более простой конечной структуре <{Истинные предельные модели знаний максимального уровня общности}, {графы доменов}>. Конечная структура применяется для решения задач. Контроль истинности моделей осуществляют эксперты.
- При поиске решения для новой ситуации данная предельно обобщается до одного из описаний, содержащего истинную предельную модель знаний (желательно до критического описания).

Окончание на стр. 53

На новом уровне описания находится решение. Если решения нет, то модели знаний необходимо скорректировать. Отметим, что наличие или отсутствие решения может зависеть от субъективной оценки истинности моделей знаний (представительности выборок на том или ином уровне общности).

Заключение. Приведенные результаты относятся к случаю фиксированного D (множества заключений). Для теста τ_d также можно построить граф доменов. Домены заключений на более высоком уровне общности необходимо строить таким образом, чтобы исключить артефакты предыдущего уровня (путем объединения заключений, приводящих к артефактам). Для каждого уровня общности по заключениям выполняется описанная в статье процедура построения истинных предельных моделей знаний многоуровневого описания действительности.

На практике данный метод применялся, в основном, для решения медицинских задач диагностики, прогнозирования и оптимизации стратегии лечения. Максимальное количество тестов равнялось 34 (в задаче прогнозирования отдаленных результатов после инфаркта миокарда). Среднее количество тестов в решаемых задачах – 10–15. В настоящее время с помощью магистров кафедры информационных технологий и кибернетики Украинского государственного химико-технологического университета предпринимаются попытки значительного расширения сферы применения метода (программная реализация метода – одна из лабораторных работ по курсу «Экспертные системы»).

1. *Прокопчук Ю.А.* Интеллектуальные медицинские системы: формально-логический уровень. – Дн-ск: ИТМ НАНУ, 2007. – 259 с.
2. *Информационные* технологии в образовании и здравоохранении / А.А. Алпатов, Ю.А. Прокопчук, О.В. Юденко и др. – Дн-ск: ИТМ НАНУ, 2008. – 287 с.
3. *Клещев А.С.* Задачи индуктивного формирования знаний в терминах непримитивных онтологий предметных областей. – Владивосток: ИАПУ ДВО РАН, 2003. – 35 с. – (Препринт/ ИАПУ ДВО РАН; № 6).
4. *Ларичев О.И.* Вербальный анализ решений. – М.: Наука, 2006. – 245 с.
5. *Мейер Д.* Теория реляционных баз данных. – М.: Мир, 1987. – 608 с.

© Ю.А. Прокопчук, 2009

●