

Комплексный подход к извлечению достоверных экспертных знаний¹

Аннотация. В основе систем неявного обучения, т.е. систем обучения навыкам диагностики, лежит база экспертных знаний. Поскольку экспертные знания зачастую не могут быть экспертом вербализованы, для их извлечения требуется специальная методика. Кроме того, поскольку эта база знаний кладется в основу системы обучения, содержащиеся в ней знания должны быть полностью верными. Настоящая статья предлагает общую методику по извлечению достоверных экспертных знаний, используя порядковую классификацию, выделение границ классов, выявление решающих правил и зоны неустойчивых экспертных знаний.

Ключевые слова: экспертная система, экспертное знание, решающие правила, системы обучения, классификация, анализ решений.

Введение

Принято различать декларативные и процедуральные знания. К декларативным относят описания фактов, изложение теорий, наблюдений, например, учебники и научные монографии.

Процедуральные знания можно также называть умениями, навыками. Человек овладевает процедуральными знаниями, когда он не только знает теорию, но и умеет применить ее на практике. Человека, в совершенстве овладевшего процедуральными знаниями в какой-либо области, принято называть экспертом. Путь от новичка в какой-то профессиональной области до эксперта, находящегося на вершине профессионального мастерства, требует не менее 10 лет интенсивной практики [3]. Как показали исследования, этот отрезок времени является примерно одинаковым для столь разных областей человеческой деятельности, как медицина, игра в шахматы, сочинение музыки, спорт и т. д. [4]. Высокая вос требованность в специалистах и большая длительность периода их становления делает актуальной проблему создания интеллектуальных обучающих систем (ИОС), позволяющих передавать знания от эксперта к новичку [6].

Среди моделей современной когнитивной психологии доминирует так называемый информационный подход [7], рассматривающий человека как систему переработки информации [11]. Знание в рамках этого подхода рассматривается как комплекс реально существующих элементов (символов, образов), хранящихся в памяти человека, которые обрабатываются мозгом подобно программе в компьютере и являются источником интеллектуального поведения. В данном случае не важно, из чего состоит символ сам по себе (как он реализован на более низком уровне – уровне межнейронных связей), а под самим словом «символ» имеется в виду некоторый внутренний образ (паттерн). При этом знание рассматривается как набор взаимосвязанных и относительно статичных элементов, которые можно хранить, извлекать, модифицировать, передавать экспертной системе или другому человеку. В рамках данного подхода был разработан ряд успешных вычислительных моделей памяти (EPAM [12]), процессов мышления и обучения (SOAR [10]), ACT-R [1]), эксперименты с которыми показали адекватность их поведения поведению человека в психологических экспериментах.

¹Работа поддержана программой фундаментальных исследований РФФИ (проектом 13-07-00168).

В рамках информационного подхода можно сформулировать следующие проблемы передачи экспертных знаний:

1. Извлечение экспертных знаний, т.е. построение базы знаний, с помощью которой возможно некоторым формальным способом получать решения, совпадающие с решениями эксперта.

2. Обучение новичков знаниям, представленным в построенной базе знаний, после которого качество решений новичков будет близко к качеству решений эксперта.

Решение указанных проблем тесно связано с характером рассматриваемой предметной области. Принято различать хорошо определенные или хорошо структурируемые области знаний, к которым относится, например, решение типовых задач математики, физики, программирования, и недостаточно определенные или слабоструктурируемые области, такие, например, как медицинская диагностика. В отличие от хорошо определенных областей в решении указанных проблем для слабоструктурируемых областей знаний, где «качественные, трудноформализуемые и неопределенные факторы имеют тенденцию доминировать» [11], существуют значительные трудности.

Отличительной чертой многих проблем слабоструктурируемых областей знаний является отсутствие надежных количественных моделей, поэтому решение подобных проблем обычно поручают экспертам – наиболее квалифицированным и опытным специалистам. Поскольку специалисты-эксперты являются основными носителями профессиональных знаний и навыков в своей области, то большое значение имеют исследования особенностей их поведения при принятии решений.

Серьезной проблемой в извлечении экспертных знаний является тот факт, что в большинстве случаев эксперты не могут явно сформулировать правила, которыми они пользуются при принятии решений. Те же правила, которые удается получить в явном виде, охватывают лишь наиболее простые случаи из тех, которые эксперт способен правильно распознать. Это позволяет говорить о том, что в результате многолетней интенсивной практики у экспертов неявно формируются правила распознавания, по крайней мере, часть которых находится на подсознательном уровне [8].

Именно подсознательный характер навыков экспертов стал причиной возникновения значительных трудностей при построении экспертных систем, а извлечение экспертных знаний было названо «узким местом» (bottleneck) искусственного интеллекта [5].

В случае использования базы знаний, как основы для построения обучающей системы, серьезное значение приобретает требование к достоверности содержащихся в ней знаний. Эксперты тоже люди, и возможны случаи, когда эксперт затрудняется отнести ситуацию к тому или иному классу, или, наоборот, относит ситуацию сразу к двум классам [2]. Это позволило в 2003 г. выдвинуть гипотезу о существовании у каждого эксперта зоны «неустойчивых знаний» [17], которую необходимо выявить и изъять из обучающей системы. С учетом этой специфики возможно создание баз экспертных знаний с уровнем достоверности, достаточным для построения систем неявного обучения.

1. Порядковая классификация

Во многих практических случаях задача извлечения экспертных знаний может быть представлена как задача классификации, так как экспертное знание часто состоит в отнесении объектов (альтернатив, состояний) к классам решений. Так, например, инженер анализирует сбой в сложной технической системе и определяет возможный тип неисправности. Врач изучает состояние пациента и ставит диагноз, выбирая из нескольких возможных типов заболеваний. Элементы, составляющие некоторую совокупность, подлежащую классификации, могут иметь разнообразную природу. В частности, это могут быть различные физические объекты, варианты выбора, состояния некоторого объекта. Далее в контексте задачи классификации мы будем употреблять термины: объект, альтернатива, состояние, случай, вектор как синонимы.

Способ отнесения рассматриваемого объекта к тому или иному классу решений очень часто не может быть явно описан экспертом, в силу невербализуемости стратегии его поведения. Тем не менее, эти невербализуемые навыки эффективно и быстро применяются, когда эксперт решает классификационные задачи в своей предметной области.

Задача экспертной классификации в постановке [9, 19] предполагает определение множества критериев (признаков), которыми описывается каждый объект. Для каждого критерия задается конечное множество допустимых оценок – шкала критерия. Если в некоторой задаче множество оценок по одному или более критериям бесконечно, то соответствующая шкала преобразуется к конечной посредством разбиения исходного бесконечного множества оценок на конечный набор интервалов. Декартово произведение шкал всех критериев представляет собой пространство всех гипотетически возможных объектов (состояний), описываемых в рамках данной задачи. Требуется на основе экспертных знаний построить классификацию в указанном пространстве состояний, т.е. сформировать правила отнесения каждого объекта к одному из заранее определенных классов.

Принято различать задачи номинальной и порядковой классификации (classification and sorting). В первом случае объекты должны быть отнесены к номинальным, т.е. неупорядоченным классам решений. Во втором случае классы решений упорядочены по степени выраженности некоторого свойства, например, степени тяжести заболевания (тяжелая, средняя, легкая), качеству кредитного проекта (высшая, средняя и сомнительная категории, убытки). В этом случае оценки по критериям также следует упорядочивать по их характерности для заданных классов. Преобразованием структуры задачи можно свести задачу номинальной классификации к нескольким задачам порядковой классификации [Нарыжный, 1998]. Например, задача номинальной классификации с M классами решений $C_1 \dots C_M$ может быть решена как совокупность M задач порядковой классификации, где в задаче i используются классы решений “ $\in C_i$ ” и “ $\notin C_i$ ”. Основное внимание далее будет уделено задаче порядковой экспертной классификации.

Приведем формальную постановку задачи многокритериальной порядковой экспертной классификации.

Дано:

G – свойство, отвечающее целевому критерию задачи (наличие и степень тяжести заболевания, критичность неисправности в технической системе, ценность кредитного проекта и т.д.);

$K = \{K_1, K_2, \dots, K_N\}$ – множество критериев (признаков), по которым оценивается каждый объект исследования;

$S_q = \{k_1^q, k_2^q, \dots, k_{\omega_q}^q\}, q = 1, \dots, N$ – множество оценок по критерию K_q ; ω_q – число градаций на шкале критерия K_q ; оценки $k_1^q, k_2^q, \dots, k_{\omega_q}^q$ упорядочены по убыванию характерности для свойства G . Т.е. на каждом множестве S_q определено рефлексивное антисимметричное транзитивное отношение Q_q (необязательно связное) такое, что $(k_i^q, k_j^q) \in Q_q \Rightarrow i \leq j$;

$Y = S_1 \times S_2 \times \dots \times S_N$ – декартово произведение шкал критериев, которое определяет пространство состояний объектов, подлежащих классификации. Каждый объект описывается набором оценок по критериям K_1, \dots, K_N и представляется в виде векторной оценки $y \in Y$, где $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$, y_q – одна из оценок из множества S_q

$$L = |Y| = \prod_{q=1}^N \omega_q \text{ – мощность множества } Y;$$

$C = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ – множество классов решений, упорядоченных по убыванию выраженности свойства G . Т.е. на множестве C определено рефлексивное антисимметричное транзитивное отношение Q_C такое, что $(C_i, C_j) \in Q_C \Leftrightarrow i \leq j$. Все эти классы четко определены, каждый объект может быть отнесен экспертом к одному и только к одному классу.

Введем бинарное отношение строгого доминирования векторных оценок:

$$P = \left\{ (x, y) \in Y \times Y \mid \begin{array}{l} \forall q = 1 \dots N \quad (x_q, y_q) \in Q_q \\ \text{и } \exists q_0 : x_{q_0} \neq y_{q_0} \end{array} \right\} \quad (1)$$

Отношение доминирования для краткости можно записывать эквивалентной записью:

$$(x, y) \in P \Leftrightarrow x Py \Leftrightarrow x > y.$$

Требуется: На основе знаний эксперта построить разбиение множества допустимых альтернатив Y на M классов решений C_i ($C_i \cap C_j = \emptyset \forall i \neq j$, $\cup_i C_i \supseteq Y^*$) так, чтобы выполнялось свойство непротиворечивости:

$$\forall x, y \in Y : x \in C_i, y \in C_j, (x, y) \in P \Rightarrow i \geq j. \quad (2)$$

Для решения этой задачи в рамках подхода Верbalного Анализа Решений существует не-

сколько методов - ОРКЛАСС, ЦИКЛ, КЛАНШ, КЛАРА и др. [14]. Основываясь на отношении доминирования и требованию непротиворечивости классификации, они позволяют построить полную классификацию, предъявляя эксперту явно лишь небольшую часть альтернатив из множества, подлежащего классификации.

Результатом работы всякого метода порядковой классификации являются границы классов, по которым любую альтернативу из классифицируемого множества можно отнести к одному из классов. Верхняя граница класса – множество недоминируемых альтернатив из этого класса, нижняя граница – множество недоминирующих альтернатив. Вследствие этого определения любая альтернатива из этого класса будет находиться в отношении доминирования хотя бы с одной альтернативой из каждой границы.

1. Решающие правила

Психологические исследования показывают, что во многих задачах принятия решений людьми используется подсознательный счет и перебор объектов, стимулов и т.д. [21]. Это говорит о том, что такие операции являются простыми и естественными для человека, в отличие от, например, умножения. Поэтому естественно предполагать, что эксперты используют некоторые счетно-аддитивные структуры для представления правил принятия решений, в том числе и решающих, правил в задачах классификации.

Приведенные данные позволяют предположить, что экспертные правила принятия решений могут быть формально представлены в виде небольшого числа (7 ± 2) простых иерархических правил со счетно-аддитивной структурой. Действительно, исследования [13,18,20] показали, что границы классов в задачах экспертной классификации часто могут быть описаны небольшим количеством правил, имеющих простую двухуровневую структуру. Так, например, в бинарном случае, когда все критерии имеют двоичные шкалы оценок ($\omega_q = 2$), одним из решающих правил, может быть следующее: «альтернатива у принадлежит классу C_k , если она имеет первую оценку по первому и третьему критерию, и не менее трех первых оценок по остальным критериям». В общем случае правило имеет вид двухуровневого дерева, в корне которого зафиксированы

оценки по ключевым признакам, а на втором уровне находятся сочетания оценок по второстепенным, дополнительным признакам.

Итак, в результате работы всякого метода порядковой классификации мы имеем границы классов. Например, при разбиении альтернатив, оцененных по пяти критериям, на два класса простое решающее правило «*К классу 1 относятся альтернативы, у которых не менее трех высших оценок*» порождает следующую классификацию. Верхние границы обозначены индексом U , нижние – L :

$$\begin{aligned}B^U(C_1) &= \{11111\}, \\B^L(C_1) &= \{22111, 21211, 12211, 21121, 12121, \\&11221, 21112, 12112, 11212, 11122\}, \\B^U(C_2) &= \{22211, 22121, 21221, 12221, 22112, \\&21212, 12212, 21122, 12122, 11222\}, \\B^L(C_2) &= \{22222\},\end{aligned}$$

Как видно, в результате применения экспертом лишь одного простого правила, получается 20 граничных элементов.

Можно ли по виду границы класса установить правило, которое ее породило? В данном случае – очень легко. Дело в том, что нижняя граница первого класса представляет собой всевозможные перестановки из трех лучших оценок и двух худших. Фактически, все десять элементов этой границы можно записать одним выражением $P_5^{3(1),2(2)}$, которое означает множество перестановок из пяти элементов, 3 из которых – первая оценка, и остальные 2 – вторая оценка. Легко видеть, что такая запись весьма близка к исходному смыслу решающего правила и представляет собой только более формализованную его запись.

Подобным образом можно каждой нижней границе (кроме самой последней, которая не нужна для разделения классов) сопоставить одно или несколько таких правил. Тогда, имея какую-нибудь альтернативу, можно пройтись по этим правилам сверху вниз (от классов, соответствующих более высокому качеству, к классам, соответствующим менее высокому качеству), проверяя, удовлетворяет она правилам данного класса или нет. Если альтернатива удовлетворяет правилам класса и не удовлетворяет правилам предыдущих классов, значит, она относится к этому классу.

Дадим формальную постановку задачи формирования набора решающих правил. Пусть имеется некоторое произвольное множество

разных альтернатив, оцененных по N критериям. Требуется описать эту совокупность альтернатив минимальным числом правил вида

$$ab^{***} + P_n^{k_1[x_1] \dots k_m[x_m]}, \quad (3)$$

кроме $\{abcde, \dots, abpqr\}$,

так, чтобы каждая альтернатива попадала ровно в одно правило.

Назовём запись (3) *шаблоном* правила. Шаблон описывает некоторое множество альтернатив. У этих альтернатив может быть некоторая общая часть, например, у всех альтернатив по первому и второму критерию выставлены оценки a и b (соответствует значениям ключевых признаков решающего правила). Запись ab^{***} именно это и означает. Вообще же, оценки могут быть зафиксированы по любым критериям и по любому их количеству. Например, если фиксированы оценки по всем критериям, то шаблон описывает единственную альтернативу. Первую часть шаблона правила, т.е. ab^{***} , будем называть *фиксированной частью* правила.

К критериям, по которым в фиксированной части проставлены звездочки $*$, относится вторая часть шаблона $P_n^{k_1[x_1] \dots k_m[x_m]}$, которую будем называть *перестановочной частью* правила. Вторая часть шаблона задает параметры перестановок, которые осуществляются на местах, помеченных $*$, и соответствует сочетаниям значений дополнительных признаков. Здесь n равно числу звездочек, k_i – числу оценок x_i , участвующих в перестановке. Например, множество $P_4^{2[1],2[2]}$ задает все перестановки из двух единиц и двух двоек, т.е. шесть элементов $\{1122, 1212, 1221, 2112, 2121, 2211\}$. Следовательно, шаблон $*2*3** + P_4^{2[1],2[2]}$ задает тоже шесть элементов $\{121322, 122312, 122321, 221312, 221321, 222311\}$. Можно заметить, что в перестановках из множества $P_4^{2[1],2[2]}$ участвовали только две оценки – 1 и 2, а при объединении с фиксированной частью $*2*3**$ в получившихся альтернативах участвуют уже 3 оценки. Тройка добавилась из фиксированной части правила. Вообще, перестановочная и фиксированная части правила независимы друг от друга, их связь состоит только в том, что число звездочек в фиксированной части должно быть равно общему числу оценок, участвующих в перестановках.

Третья часть шаблона работает в том случае, если множество альтернатив, описываемых шаблоном, содержит не все возможные перестановки, т.е. является не полной перестановкой, но для полноты ей не хватает небольшого числа элементов. Тогда в третьей части просто перечисляются отсутствующие элементы.

При выявлении решающих правил классификации требуется разложить совокупность альтернатив именно на минимальное число правил, исходя из гипотезы, что решающие правила содержатся в кратковременной памяти эксперта, имеющей ограниченный объем. Частным случаем разложения является простое перечисление всех элементов исходной совокупности альтернатив, так как любая альтернатива есть также и правило с фиксированными оценками по всем критериям. Поиск минимального разложения направлен на уменьшение количества правил, описывающих исходную совокупность граничных альтернатив.

В [15] представлен алгоритм поиска минимального набора решающих правил, описывающих заданные границы классов.

2. Гипотеза о зоне «неустойчивых знаний»

При решении сложных задач, в которых граница класса решений описывается большим (7 ± 2) числом правил, а также при решении сложных задач, с которыми эксперт редко встречался в своей практике, возможны случаи, когда он затрудняется отнести ситуацию к тому или иному классу, или, наоборот, относит ситуацию сразу к двум классам [2].

Используя метод решения упрощенных задач [16], было построено несколько больших баз экспертных знаний. В процессе их построения были сделаны следующие наблюдения. Как и в ранних экспериментах, имелись легкие задачи, на решение которых эксперт тратил мало времени, а также более трудные, на которые эксперт тратил в среднем в два-три раза больше времени, чем на легкие задачи. Вместе с тем появились задачи, на которые эксперт тратил существенно больше времени, чем на другие. Более того, при повторных опросах эксперт мог отнести некоторые из классифицируемых объектов к другому классу, чем на предыдущем опросе.

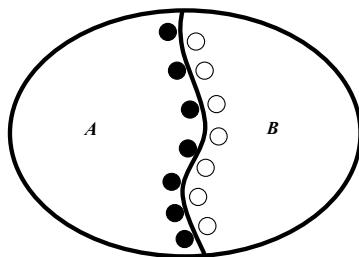


Рис.1. Простая задача классификации

- – граничные элементы класса A
- – граничные элементы класса B

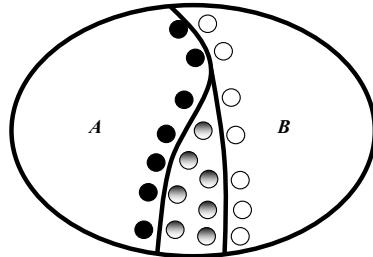


Рис. 2. Сложная задача классификации

- – граничные элементы класса A
- – граничные элементы класса B
- – нестабильные ситуации

Среди прочих был проведен такой эксперимент. Эксперту было предложено решить две задачи классификации на одном и том же множестве. При этом в первой задаче акцент делался на классе А (класс А «Расслаивающая аневризма аорты (РАА) возможна, но нужны дополнительные исследования» против класса В «Необходимы в обследовании нет»). Во второй задаче акцент делался на классе В (класс А «Нельзя полностью исключить РАА» против класса В «Можно утверждать, что РАА нет»). Пространство всевозможных сочетаний диагностических признаков РАА содержало 2592 ситуации, 1527 из которых были отнесены экспертом к исключениям. В итоге, взяв из первой задачи границу класса А (4 правила, всего в классе А 953 ситуации), а из второй задачи границу класса В (2 правила, всего в классе В 36 ситуаций), мы получили, что 76 ситуаций не были отнесены экспертом ни к классу А, ни к классу В. Эти 76 ситуаций составляют около 7% от общего числа возможных (не отнесенных экспертом к исключениям) ситуаций. При последующем (через некоторый промежуток времени) предъявлении ситуаций из выделенных 76 эксперт тратил на решение данных задач существенно большее время, чем на решение простых задач. Также он относил одну и ту же ситуацию к разным классам.

Все вышеизложенное позволило в 2003 г. выдвинуть гипотезу о существовании зоны «неустойчивых знаний» [17], куда попадают ситуации, которые эксперт затрудняется отнести к тому или иному классу. Было допущено предположение, что эксперт держит в голове неявно правила разделения классов, а именно правила отнесения ситуации к конкретному

классу. Иначе говоря, при решении сложных (граничных) задач эксперт проверяет, входит ли ситуация в класс А, а также в класс В (можно считать, что эксперт решает задачу отнесения ситуации либо к классу А, либо к классу В). При этом в первом случае он пользуется правилами, описывающими границу класса А, а во втором – правилами класса В. При этом может случиться, что некоторые ситуации эксперт не отнесет ни к классу А, ни к классу В.

Заметим также, что в случае отсутствия зоны «неустойчивых знаний», число правил, описывающих нижнюю границу класса А, может существенно отличаться от числа правил, описывающих верхнюю границу класса В. При этом в больших задачах граница одного из классов может содержать более десяти простых правил, что превышает объем кратковременной памяти человека. Поэтому мы предположили, что не только нижняя граница класса А, но и верхняя граница класса В описывается небольшим числом экспертных правил. Между ними располагаются «неустойчивые знания» (Рис. 1 и Рис. 2).

Для проверки этой гипотезы было проведено около десяти экспериментов, аналогичных изложенному выше. В них также было получено, что границы описываются двумя-пятью правилами, а в предполагаемую зону «неустойчивых знаний» попадало от 5 до 15% возможных ситуаций.

Таким образом, необходимо научиться отделять неустойчивые знания эксперта от устойчивых. Это очень существенно при построении обучающих систем, так как обучать неустойчивым знаниям не имеет смысла. Также выявление устойчивых знаний сделает более четкими и достоверными решающие правила эксперта.

2. Методика извлечения достоверных экспертных знаний

На основании выше изложенного, предлагаются следующая методика извлечения экспертных знаний, являющаяся развитием методов построения баз экспертных знаний и включающая в себя многолетний опыт по созданию консультирующих и обучающих систем в Институте системного анализа РАН.

Извлечение знаний происходит в диалоге с экспертом. На первом этапе производится структуризация предметной области. Например, применительно к медицине, в ходе диалога с экспертом фиксируются основные признаки заболевания, симптомы (значения признаков) и степени развития заболевания. В результате все возможные пациенты описываются одним из сочетаний симптомов по всем признакам. Таким образом, первый этап включает:

- обсуждение постановки задачи. Формулировка свойства G ;
- выделение экспертом множества критериев K ;
- построение шкал критериев. Предварительный анализ - проверка того, что оценки на шкалах (частично) упорядочены по убыванию характерности для свойства G ;
- выделение экспертом множества упорядоченных классов решений C .

Для построения базы экспертных знаний в рассматриваемой области медицинской диагностики эксперт должен указать заболевание для каждого сочетания симптомов. Т. е. он должен отнести каждый объект к одному из указанных классов. При этом производится анализ множества векторных оценок Y . Выделяются исключения, и из множества Y удаляются такие ситуации, которые, например, не встречаются в жизни по причине несочетаемости некоторых признаков. Такой анализ может проводиться как до, так и во время второго этапа – экспертной классификации.

Второй этап методики выявления знаний – экспертная классификация – состоит в предъявлении эксперту последовательности сочетаний значений признаков. Этот этап является довольно длительной процедурой, поскольку число всех возможных сочетаний признаков обычно весьма велико.

Долгая рутинная работа по диагностике сочетаний может снижать внимание эксперта и приводить к ошибкам. Поэтому методика

предусматривает выделение из исходной задачи классификации упрощенных задач, которые получаются из исходной переходом только к двум значениям по каждому признаку [17]. Решение упрощенных задач производится гораздо быстрее, что обеспечивает возможность получить более надежные результаты. Правила, полученные в результате решения упрощенных задач, будучи согласованными с экспертом и проверенными им, надежно сохраняют промежуточные результаты, позволяя проводить классификацию в несколько приемов (каждая упрощенная задача рассматривается как исходная с точки зрения применения данной методики, к упрощенным задачам также применяются описанные ниже третий и четвертый этапы). Далее полученные правила вводятся в полную задачу, и эксперт решает уже частично решенную задачу в полном пространстве.

В ходе классификации, как уже было отмечено, может выясниться, что отдельные сочетания значений признаков не реализуются на практике. В этом случае объекты с такими сочетаниями исключаются из предметной области и не предъявляются эксперту. Классификация заканчивается, когда всем неисключенным объектам (множество Y^*) будет назначен класс (диагноз).

На третьем этапе методики выполняется проверка границ классов. Эксперт, очевидно, может ошибаться. Вместе с тем границы классов – это ключевые элементы в определении классификации. Поэтому необходимо проверить назначенный экспертом класс, для чего каждый граничный элемент повторно предъявляются эксперту.

На четвертом этапе полученные границы классов преобразуются в экспертные решающие правила специального вида (3). Решающие правила имеют вид двухуровневого дерева, где на первом уровне находятся значения ключевых признаков, а на нижнем – комбинации значений второстепенных признаков. Выявленные правила соответствуют неявным экспертным знаниям.

Правила предъявляются эксперту для согласования. Может оказаться, что правила окажутся слишком сложными. В этом случае, возможно, понадобится провести процедуру выявления зоны неустойчивых знаний, потому что сложные, «некрасивые» правила зачастую свидетельствуют о неустойчивости выявленных знаний. Для этого осуществляется возврат ко второму этапу методики.

В результате применения описанной методики получается полная и непротиворечивая база экспертных знаний в заданной предметной области. Лучше всего данная методика применима к слабоструктурированным областям, например, таким как медицина, что подтверждено многолетней практикой решения подобных задач.

Заключение

Для извлечения достоверных экспертных знаний необходимо использовать специальные методики, учитывающие снижение сложности вопросов к эксперту для уменьшения факторов усталости путем декомпозиции исходной задачи, выявления зоны неустойчивых знаний, проверку границ классов и решающих правил. Комплекс вышеуказанных мер позволяет извлекать экспертные знания с высокой степенью достоверности.

Литература

1. Anderson, J. R. The Architecture of Cognition. // Harvard University Press, 1983.
2. Bordage G. Why did I miss the diagnosis? // Some cognitive explanations and educational implications. Academic Medicine. 1999;74(10):-pp.138-143.
3. Ericsson K. A., Lehmann A.C. Expert and Exceptional Performance: Evidence of Maximal Adaptation to Task Constraints // Annual Review of Psychology, 47, 1996. — pp. 273-305.
4. Ericsson K. A. The Acquisition of Expert Performance: An Introduction to Some of the Issues. // The Road to Excellence: The Acquisition of Expert Performance in the Arts and Sciences, Sports and Games. — Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1996. — pp. 1-51.
5. Feigenbaum E. A., McCorduck P. // The 5-th Generation. — Addison-Wesley, Mass, 1983. — p. 266.
6. Fryer-Edwards K., Arnold R.M., Baile W., Tulsky J.M., Petracca F., Back A. Reflective Teaching Practices: An Approach to Teaching Communication Skills in a Small-Group Setting. // Academic Medicine, Vol. 81, No. 7, July 2006. — pp. 638-644.
7. Hunt E., COGNITIVE SCIENCE: Definition, Status and Questions. // Annual Review of Psychology, 40, 1989.
8. Kihlstrom J. F. The Cognitive Unconscious. // Science. Vol. 237, 1987. — pp. 1445-1452.
9. Larichev O. I., Moshkovich H. M., Furems E. M., Mechitov A. I., Morgoev V. K. // Knowledge Acquisition for the construction of the full and contradiction free knowledge bases, Iec ProGAMMA, Croningen, The Netherlands, 1991. — p. 240.
10. Newell A. Unified Theories of Cognition. // Cambridge, MA: Harvard University Press, 1990.
11. Newell A., Simon H. A. Human Problem Solving. // Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall Inc., 1972.
12. Simon H.A., Gobet F., Richman H.B., Staszewski J.J. Goals, representations and strategies in a concept attainment task: The EPAM model. // D.L. Medin (Ed.), The psychology of learning and motivation: Vol. 37. — San Diego, CA: Academic Press, 1997. — pp. 265-290.
13. Асанов А. А., Kochin Д. Ю. Метод выявления решающих правил в задачах экспертной классификации. // Искусственный интеллект, №2, 2002. — с. 20-31.
14. Kochin Д.Ю. Адаптивный поиск границ классов в задачах порядковой классификации // Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2010). Труды конференции. — Т. 2. — М.: Физматлит, 2010. — С. 31-39.
15. Kochin Д.Ю. Выявление решающих правил в задачах порядковой классификации. Труды Четвертой международной конференции "Системный анализ и информационные технологии", Т1, Издательство Челябинского государственного университета, 2011. С. 148-154.
16. Kochin Д.Ю., Подлипский О.К. Методика выявления экспертных знаний. // Труды XLVII научной конференции Московского физико-технического института (государственного университета). Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук. Часть XI. 2004. — М., 2004 — С. 13-14.
17. Kochin Д.Ю., Подлипский О.К. О границах классов решений в задачах экспертной классификации. Некоторые проблемы фундаментальной и прикладной математики, Московский физико-технический институт, 2004, 103-118
18. Ларичев О.И., Болотов А.А. Система ДИФКЛАСС: построение полных и непротиворечивых баз экспертных знаний в задачах дифференциальной диагностики. // НТИ, Сер. 2, Информ. процессы и системы, № 9, — М.: ВИНТИ, 1996. — с. 9-15.
19. Ларичев О. И., Мечитов А. И., Мошкович Е.М., Фурремс Е.М., Выявление экспертных знаний. — М.: Наука, 1989. — с. 128.
20. Ларичев О. И., Структуры экспертных знаний в задачах классификации. // Доклады Академии Наук, т. 336, № 6, 1994. — с. 750-752.
21. Солсо Р. Когнитивная психология. — М.: Триволя, 1996.

Кочин Дмитрий Юрьевич. Научный сотрудник ИСА РАН. Окончил Московский физико-технический институт в 2001 году. Кандидат технических наук. Автор более 25 научных работ и соавтор одной монографии. Область научных интересов: экспертная классификация, неявное обучение, принятие решений по многим критериям, построение систем поддержки диагностических решений. E-mail: dco@mail.ru