

## **Система неявного обучения диагностике острого инфаркта миокарда\***

Д. Ю. Кочин<sup>1</sup>

В работе изложены основные идеи построения интеллектуальной компьютерной системы обучения процедуральным экспертным знаниям и развитие этих идей со времени создания первой такой системы. Система основана на принципе неявного обучения. Описана методика реализации этого принципа на примере обучения искусству диагностики острого инфаркта миокарда.

### **Введение**

Во многих областях профессиональной деятельности университетское образование создает лишь основы для дальнейшего становления специалиста. Начинающий инженер, врач или геолог обладают лишь теоретическими знаниями, в отличие от математиков, которые могут решать достаточно сложные задачи уже в университете. Умение решать практические задачи формируется у инженеров, врачей в течение многих лет интенсивной практики. Длительный срок, необходимый для достижения высокого профессионального уровня, определяется природой практических задач, в которых (в отличие от математики) нет единственно правильного пути решения, а само решение субъективно [Ларичев и др., 2000].

Специалиста, достигшего высшего уровня мастерства в своей профессиональной области, принято называть экспертом. Как показали исследования в когнитивной психологии, путь от новичка до эксперта занимает не менее 10 лет интенсивной практики. Интересно, что этот отрезок времени примерно один и тот же в таких разных отраслях человеческой деятельности, как медицина, музыка, архитектура, геология и шахматы. За это

---

\* Работа частично поддержана грантом Президента Российской Федерации для поддержки ведущих научных школ НШ 1964.2003.1, Российским фондом фундаментальных исследований (проекты 04-01-00290, 05-01-00666), Российской академией наук (программы фундаментальных исследований РАН «Математическое моделирование и интеллектуальные системы» и ОИТВС РАН «Фундаментальные основы информационных технологий и систем»).

<sup>1</sup> 117312, Москва, проспект 60-летия Октября, 9, ИСА РАН, dco@mail.ru.

время не только увеличивается объем знаний, но меняется их структура и сама стратегия мышления [Ericsson et al., 1996].

Исследования по сравнению поведения экспертов и новичков при решении диагностических задач показали значительные различия в стратегии поиска решений [Patel et al., 1997]. Было показано, что новички используют при решении задачи преимущественно так называемый «обратный вывод», т. е. перебирают все возможные варианты решения, одновременно осуществляя поиск аргументов в пользу каждого из них. Для выполнения указанных действий им требуется значительное время, а полученное таким образом решение часто оказывается ошибочным. В отличие от новичков, эксперты используют так называемый «прямой вывод», т. е. непосредственный переход от описания задачи к ее решению без перебора многочисленных вариантов, при этом решение в подавляющем большинстве случаев оказывается не только быстрым, но и правильным.

Фактически, прямой вывод является процессом распознавания, который может быть смоделирован с помощью некоторого набора решающих правил. Однако принципиальной трудностью остается невозможность получения от эксперта в явном виде системы решающих правил, адекватно описывающих его стратегию принятия решений. Обычно эксперты могут сформулировать подобные правила лишь для наиболее простых и очевидных случаев [Ларичев и др., 1999].

Невербализуемость стратегий принятия решения экспертом дает основания полагать, что значительная часть его навыков находится на подсознательном уровне [Kihlstrom, 1987]. Исследования механизмов подсознательных навыков показывают, что появление и совершенствование этих навыков происходит в процессе интенсивной практики и зависит от ее продолжительности. Хотя личные способности обучающегося важны, закон «10 лет практики» является универсальным [Ericsson, 1996].

Принято различать два типа подсознательных (или неявных) навыков [Berry, 1987]. Подсознательные навыки первого типа первоначально имеют явное, декларативное представление, но в результате интенсивной практики их применение становится автоматическим, не требующим сосредоточения внимания и размышлений.

Подсознательные навыки второго типа отличаются тем, что даже изначально не могут быть представлены в явном, декларативном виде. Формирование таких навыков возможно только в результате практики, которая в данном случае является составной частью процесса неявного обучения [Berry et al., 1984; Reber, 1967].

Еще одной характеристикой экспертного знания является его узкая направленность. Вне своей профессиональной области эксперты ведут себя как новички.

Длительность формирования экспертных навыков определяет актуальность задачи сокращения этого времени путем создания новых компьютерных технологий, способных не только создавать в компьютере копии экспертных знаний, но и эффективно обучать молодых специалистов.

Первой такой системой, обучающей молодых врачей диагностике тромбозам легочной артерии (ТЭЛА), была система ОСТЭЛА, созданная в ИСА РАН под руководством академика РАН О. И. Ларичева [Ларичев и др., 2000; Ларичев и др., 1999]. Ниже мы опишем основные принципы, положенные в ее основу, а также рассмотрим новую систему обучения искусству диагностики острого инфаркта миокарда (ОИМ).

## **1. Целевая аудитория систем неявного обучения**

Недостаточно интенсивная практика увеличивает длительность формирования экспертных навыков. Поэтому в первую очередь системы неявного обучения предназначены для новичков и призваны интенсифицировать практику. Например, в медицине врачи традиционно учатся на собственном опыте. И, прежде чем достичь экспертного уровня в своей области, они успевают много раз ошибиться, а каждая ошибка может повлечь за собой смерть пациента. Для уменьшения данного фактора молодые врачи проходят длительную практику под руководством опытного врача, когда последний может корректировать их диагнозы.

Однако, в медицине и некоторых других областях интенсивность практики определяется не желанием обучаемого, а частотой возникновения диагностических задач. Например, некоторые болезни, будучи чрезвычайно опасными, не очень часто встречаются на практике. В результате, молодые врачи просто не получают шанса достичь высокого уровня в их диагностике. Системы неявного обучения решают эту проблему.

Кроме того, есть еще одна категория «новичков», для которых традиционный способ обучения не работает. Это опытные врачи, являющиеся специалистами в другой области. Например, рассмотрим следующую ситуацию: пациент с ОИМ поступает в неврологическое отделение больницы в связи с неврологическими нарушениями, которые могут возникать вследствие ОИМ. Врачи, которые обследуют такого пациента, хотя и знают, что такое ОИМ, но часто даже не рассматривают подобную возможность, потому что при работе в своей области с такими случаями сталки-

ваются редко. У них просто не развита «подозрительность» в этом направлении [Bordage, 1999]. В этом случае системы неявного обучения просто незаменимы.

## **2. Острый инфаркт миокарда (ОИМ)**

Острый инфаркт миокарда (ОИМ) — одно из самых распространенных сердечно-сосудистых заболеваний, которое занимает первое место среди причин внезапной смерти. Наибольшее число смертельных исходов при ОИМ имеет место в первые два часа от начала заболевания. Поэтому врач должен владеть быстрыми навыками диагностики, близкими к автоматическим.

Особенно драматично стоит проблема экстренной, точной диагностики ОИМ в отделениях многопрофильных больниц, в которые часто попадают больные с атипичной клинической картиной ОИМ. В этих отделениях смертность от ОИМ значительно выше, чем в профильных кардиологических отделениях и в кардиореанимационных отделениях.

Овладение автоматическими навыками безошибочной экстренной диагностики особенно важно для широкого круга врачей скорой помощи и хирургов, анестезиологов-реаниматологов, эндокринологов, инфекционистов, гастроэнтерологов и др.

Представленная обучающая компьютерная система неявного обучения диагностическим навыкам позволит сократить время овладения этими необходимыми для молодого специалиста навыками.

## **3. Основные идеи обучающей системы**

Чтобы построить компьютерную систему, позволяющую обучить новичка навыкам эксперта, необходимо решить две задачи [Ларичев и др., 2000]:

1. Построить в компьютере базу знаний (умений, навыков), точно имитирующую знания эксперта.
2. Обучить новичка решать практические задачи так же, как это делает эксперт.

Для решения первой задачи был разработан подход экспертной классификации [Ларичев и др., 1989], позволяющий за короткое время строить базу полных и непротиворечивых знаний в отдельных профессиональных областях. Этот подход предназначен для круга задач, в которых эксперт относит различные объекты к разным классам решений (задачи классификации).

Рассмотрим формальную постановку задачи ординальной (порядковой) классификации.

**Дано:**

1.  $G$  — свойство, отвечающее целевому критерию задачи (наличие и степень тяжести заболевания, критичность неисправности в технической системе, ценность кредитного проекта и т. д.).
2.  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_N\}$  — множество критериев (признаков), по которым оценивается каждый объект исследования.
3.  $S_q = \{k_1^q, k_2^q, \dots, k_{\omega_q}^q\}$  для  $q = 1, \dots, N$  — множество оценок по критерию  $K_q$ ;  $\omega_q$  — число градаций на шкале критерия  $K_q$ ; оценки в  $S_q$  упорядочены по убыванию характерности для свойства  $G$ . То есть на каждом множестве  $S_q$  определено линейное рефлексивное антисимметричное транзитивное отношение  $Q_q$  такое, что  $(k_i^q, k_j^q) \in Q_q \Leftrightarrow i \leq j$ .
4.  $Y = S_1 \times S_2 \times \dots \times S_N$  — декартово произведение шкал критериев 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  $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ ,  $y_q$  равно номеру оценки из множества  $S_q$ .
5.  $L = |Y| = \prod_{q=1}^N \omega_q$  — мощность множества  $Y$ .
6.  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$  — множество классов решений, упорядоченных по убыванию выраженности свойства  $G$ . То есть на множестве  $C$  определено линейное рефлексивное антисимметричное транзитивное отношение  $Q_C$  такое, что  $(C_i, C_j) \in Q_C \Leftrightarrow i \leq j$ .

Введем бинарное отношение строгого доминирования:

$$P = \left\{ (x, y) \in Y \times Y \mid \forall q = 1 \dots N \quad x_q \geq y_q \quad \text{и} \quad \exists q_0 : x_{q_0} > y_{q_0} \right\}. \quad (1)$$

Как нетрудно заметить, оно является антирефлексивным, асимметричным и транзитивным.

**Требуется:** с помощью эксперта построить отображение  $F: Y \rightarrow \{Y_i\}$ ,  $i = 1 \dots M$ , такое, что  $Y = \bigcup_{i=1}^M Y_i$ ;  $Y_i \cap Y_k = \emptyset$ ,  $\forall i \neq k$  (где  $Y_i$  — множество

векторных оценок, принадлежащих классу  $C_i$ ), удовлетворяющее свойству непротиворечивости:

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

Таким образом, задача классификации заключается в распределении  $L$  объектов по  $M$  классам решений. При этом классификация считается непротиворечивой, если объект с более характерным для свойства  $G$  набором оценок по критериям не может принадлежать к классу, соответствующему меньшей степени выраженности свойства  $G$ .

Первоначально эксперт совместно с инженером-когнитологом разрабатывает описание профессиональной области в виде совокупности признаков, характеризующих анализируемые объекты (клинические картины пациентов), и перечней возможных значений этих признаков (симптомы). Затем определяются классы решений (диагнозы), по степени выраженности конкретного заболевания. Это могут быть несколько классов, различающиеся степенью выраженности заболевания или, в простейшем случае, два класса: «заболевание есть», «заболевания нет». Значения признаков упорядочиваются по *характерности* для этого заболевания.

В общем случае, для построения полной базы знаний от эксперта требуется поставить диагноз (отнести к одному из классов решений) всем возможным гипотетическим пациентам — их количество  $L$ . Однако, при упорядоченных по характерности значениях признаков, т. е. в случае задачи ординальной классификации, возможны значительно более эффективные процедуры выявления экспертных знаний, когда значительная часть объектов классифицируется косвенно, без предъявления эксперту [Ларичев и др., 1989; Larichev et al., 2002]. При этом используется отношение *доминирования* (1) и условие непротиворечивости (2).

Попутно с классификацией проводится проверка информации эксперта на случайные ошибки (проверка на непротиворечивость) и выявление невозможных в реальности сочетаний значений признаков, что позволяет сократить число рассматриваемых клинических ситуаций. Например, не может быть нормальным цвет кожи у больного с резко сниженным артериальным давлением.

Применительно к задаче диагностики острого инфаркта миокарда эксперт определил набор из 10 признаков, характерных для ОИМ. Среди них были 5 клинических признаков (боль, дыхание и др.), 3 инструментальных (ЭКГ, ферменты крови, ультразвуковое исследование) и 2 фактора риска (возраст, анамнез). Для каждого признака были определены возможные значения, упорядоченные по характерности для ОИМ. Так, для признака «боль» была определена шкала из следующих значений (в порядке

убывания характерности): «длительный приступ интенсивных болей за грудиной и в левой половине грудной клетки», «приступ болей в животе, тошнота, рвота», «болей не было». Общее количество всевозможных сочетаний диагностических признаков в задаче диагностики ОИМ составило 8 640 клинических ситуаций. В процессе классификации 6 790 ситуаций были исключены в силу невозможности в реальной жизни. Для построения полной базы знаний эксперту понадобилось непосредственно рассмотреть только 250 клинических ситуаций. При этом построенная база знаний является *полной* в том смысле, что для любого реально возможного сочетания значений диагностических признаков с ее помощью может быть определен некоторый класс решений.

В случае ординальной классификации построенную полную базу знаний можно описать с помощью *границ* классов решений, состоящих из недоминируемых и недоминирующих объектов класса — *граничных объектов* (рис. 1).

Важным следствием введенных определений является тот факт, что знание границ класса решений достаточно для описания всего класса. Следовательно, для решения задачи классификации достаточно знать лишь границы между классами решений.

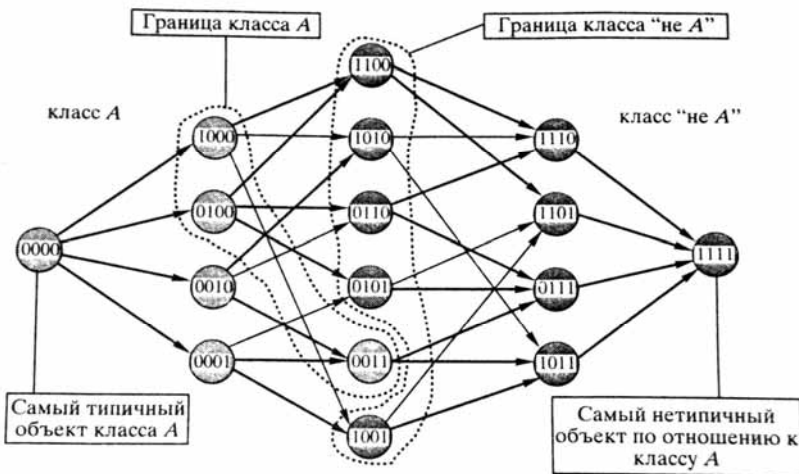


Рис. 1. Границы между классами решения в задаче классификации объектов, описывающихся четырьмя двоичными признаками

Анализ границ между классами решений показал, что поведение эксперта в задачах классификации может быть с высокой точностью смоделировано с помощью небольшого числа достаточно простых по структуре решающих правил [Ларичев, 1994; Асанов и др., 2002]. Каждое такое правило может быть представлено в виде дерева, в корне которого находятся наиболее существенные для данного класса решений значения признаков. К ним добавляется определенное число значений менее важных признаков. Представляется важным их аддитивный характер, поскольку подсознательный подсчет типичных значений маловажных признаков — это распространенная операция, выполняемая человеческой системой переработки информации (рис. 2).

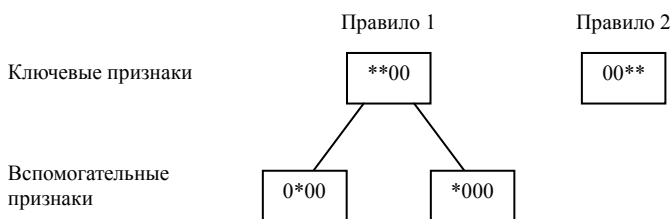


Рис. 2. Правила для границы класса *A* на рис. 1

На рис. 2 показано разложение на правила границы класса *A*, изображенной на рис. 1. Знак ‘\*’ означает «любая оценка», при этом на уровне вспомогательных признаков может уточняться, что должно стоять вместо ‘\*’. Например, правило 1 формулируется так: «если значения третьего и четвертого признаков — 0 и при этом значение первого или второго признака — 0, то ситуация относится к классу *A*». Правило 2 формулируется еще проще: «если значения первого или второго признаков — 0, то ситуация относится к классу *A*».

Набор таких правил описывает границу класса. По доминированию это правило распространяется на весь класс. Имея наборы правил для нижних границ классов, мы получаем правила разделения классов. При этом, чтобы отнести конкретную ситуацию к одному из классов, необходимо последовательно проверить ее на соответствие правилам для каждого класса, начиная с *A*.

Простота решающих правил, описывающих устойчивые решения эксперта, позволила выдвинуть гипотезу о том, что в результате многолетней интенсивной практики у эксперта формируются подсознательные правила распознавания, которые используются им при решении диагностических задач.



Таким образом, в результате построения полной базы знаний мы получаем целостное представление о том, как организовано экспертное знание. Полученные результаты вполне правдоподобны с точки зрения имеющихся сведений о человеческой системе переработки информации. Решающие правила являются как бы «индексами» для «энциклопедии знаний» эксперта, позволяющими быстро осуществить поиск. Без сомнения, такие индексы формируются в памяти в процессе многолетней интенсивной практики [Ларичев и др., 2000].

#### **4. Неявное обучение**

После нахождения способа компактного представления знаний эксперта становится возможным решение проблемы эффективного обучения искусству диагностики. Цель обучения — создание в долговременной памяти молодого специалиста подсознательных правил, позволяющих принимать решения так же, как это делает эксперт.

Самое очевидное решение — предъявить решающие правила обучаемому для запоминания, а затем предъявлять задачи для закрепления материала. Однако, подобная схема, вполне пригодная для обучения типовым задачам математики, оказалась совершенно беспомощной в обучении искусству диагностики. Оказалось, что обучение по явно сформулированным решающим правилам не развивает у обучаемых навыков клинического мышления путем самостоятельного анализа предъявленного описания пациента, а сводится к рутинным логическим и арифметическим процедурам. Несмотря на свою формальную простоту, сами правила далеко не всегда поддаются объяснению, хотя описываемые ими решения являются очевидными для эксперта. Оптимальность набора правил приводит к тому, что забывание лишь небольшого фрагмента вызывает катастрофический результат при прохождении проверочных тестов.

Выходом из тупика оказалась мысль о том, что не нужно пытаться «передать» решающие правила эксперта новичку, а нужно помочь новичку «вырастить» их самостоятельно, используя возможности человека по неявному обучению [Reber, 1967]. Для этого обучаемым нужно предъявить серию задач, не показывая экспертные решающие правила. Эта парадигма дала интересные результаты. В течение всего курса обучения (два дня по четыре часа) каждый из испытуемых, а это были курсанты Российской академии постдипломного обучения и начинающие врачи ГКБ им. Боткина, решали около 500 задач различной степени сложности. На контрольном тесте испытуемые демонстрировали 90–100 %

совпадений с ответами эксперта, но при этом не могли, так же как и эксперт, сформулировать правила, которыми они пользовались при принятии решений. Некоторые испытуемые проходили повторный тест через неделю и давали 85–95 % правильных ответов, что говорит о закреплении навыка [Ларичев и др., 1999].

Важно подчеркнуть, что в основе предложенного метода обучения лежит творческий процесс анализа обучаемым своих решений и сравнения их с решениями эксперта. В этом процессе развивается клиническое мышление обучаемых, помогающее сформировать новый, более глубокий взгляд на решаемую задачу диагностики.

## 5. Методика

Для успешного обучения не достаточно простого предъявления задач. Необходима определенная методика, позволяющая проводить обучение наиболее эффективно. Опыт создания систем обучения процедуральным знаниям позволил сформулировать известные «8 принципов» обучающих систем [Anderson et al., 1995]:

1. Моделировать обучаемого с помощью набора продукций.
2. Информировать обучаемого о структуре подцелей, которые необходимо достичь для решения задачи.
3. Проводить обучение в контексте реальных задач.
4. Помогать обучаемому абстрагировать знания, полученные при решении конкретных задач.
5. Минимизировать нагрузку на кратковременную память.
6. Обеспечивать мгновенную реакцию на ошибки обучаемого.
7. Изменять детализацию предметной области в зависимости от успехов обучения.
8. Позволять овладевать отдельными компонентами навыка.

Не все из указанных принципов удалось успешно реализовать на практике. Кроме того априори не каждая предметная область допускает реализацию всех этих принципов.

Методика обучения, используемая в системе обучения диагностике ОИМ, обладает следующими важными свойствами:

1. Теоретический курс по ОИМ. Этот курс необходим, во-первых, потому, что обучение практике невозможно без знания теории, а во-вторых, с его помощью обучаемый «входит» в модель предметной области.

- ти. То есть он знакомится с признаками диагностики ОИМ и получает представление о различной характерности этих признаков.
2. Предъявление по возможности реальных, встречающихся на практике задач. Такая подборка задач делает систему обучения ближе к процессу реального накопления опыта экспертом. Кроме того, это повышает интерес обучаемого к системе.
  3. Последовательное увеличение сложности предъявляемых задач, в зависимости от успехов обучаемого. О способе разбиения задач на уровни сложности будет рассказано ниже.
  4. Указание обучаемому на его ошибки и объяснение правильного решения. Это позволяет существенно улучшить запоминание задач и, кроме того, делает обучение более интересным.
  5. Контроль за усвоением материала. Эта компонента фактически строит модель обучаемого, следя за тем, в каких задачах он ошибается, и выявляя «пробелы» в его знаниях. Обучение может закончиться, только если пробелов в знаниях не осталось.

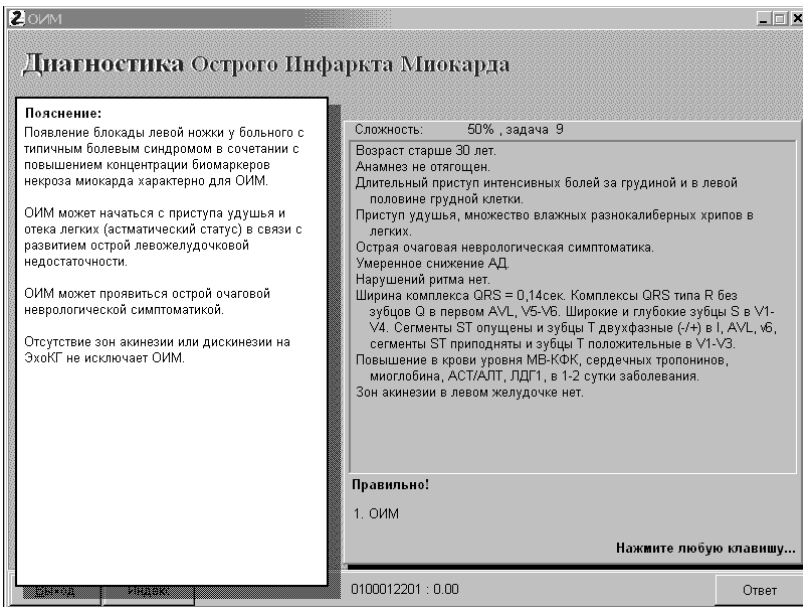


Рис. 3. Экран системы обучения, показывающей комментарий к решенной задаче

Процесс обучения выглядит следующим образом. Обучаемый проходит контрольный тест, выявляющий текущий уровень его знаний, который принимается равным проценту правильно решенных задач. Далее он проходит теоретический курс, освежая в памяти основные признаки ОИМ. После этого ему последовательно предъявляются клинические ситуации, для которых он должен самостоятельно выбрать один из предлагаемых диагнозов. При неправильном ответе (т. е. при ответе, не совпадающем с экспертным) система обучения показывает комментарий, подобный объяснению экспертом своего решения. При успешном решении определенного количества задач, система повышает уровень их сложности, при большом количестве ошибок — наоборот, понижает. Обучение заканчивается, когда обучаемый научится уверенно решать задачи наивысшего уровня сложности. В конце обучаемый еще раз проходит контрольный тест, чтобы зафиксировать улучшение в практике диагностики.

Экран системы обучения с комментарием к решенной задаче представлен на рис. 3.

Рассмотрим более подробно некоторые из компонентов методики.

## **6. Определение сложности задач**

Эксперт создает свои неявные решающие правила, на протяжении жизни сталкиваясь с различными задачами в своей предметной области. При этом в большинстве случаев он идет от простого к сложному. Логично и обучающую систему сделать так, чтобы в начале обучения она предлагала обучаемому более простые задачи, постепенно переходя к более сложным по мере усвоения материала.

Формально сложность задач можно определить исходя из расстояния между описываемым в задаче случаем и границами соседних классов решений. В результате полное множество ситуаций разбивается на слои различной сложности (рис. 4), при этом наименее сложные случаи будут далеко от границ, а более сложные — близко. Самые сложные случаи, как для обучаемого, так и для эксперта располагаются непосредственно на границе [Ларичев и др., 1999].

На практике формальный способ разбиения на уровни сложности по расстоянию до границы работает не всегда. Это связано с тем, что различные признаки имеют разную важность для диагноза. Поэтому часть задач приходится вручную переводить на более сложный или более легкий уровень сложности.

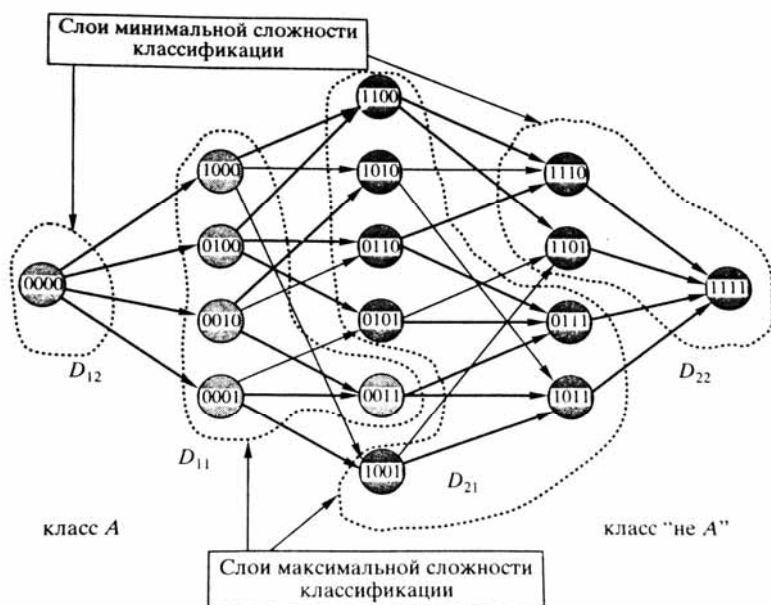


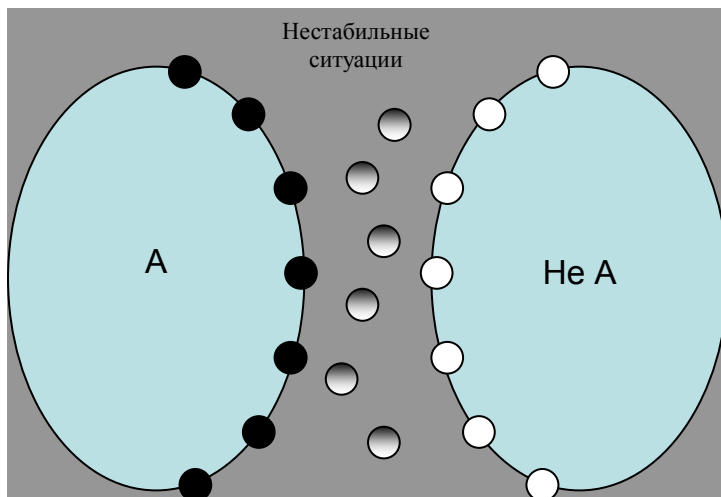
Рис. 4. Слой объектов различной сложности для классификации

## 7. Подборка реальных задач

В процессе построения базы знаний уже происходит исключение невозможных в реальности ситуаций (с противоречивыми значениями признаков). Построенная база знаний будет содержать только возможные в реальности ситуации. Однако, часто часть ситуаций в этой базе, хоть и годится для создания экспертной консультирующей системы, всё-таки не подходит для обучения.

Как было ранее сказано, эксперты отличаются «прямым» и быстрым решением задач. Однако, на практике, при построении баз знаний было замечено, что в сложных, редко встречающихся на практике случаях эксперты могут использовать «обратную» стратегию, т. е. рассуждения. Случай может оказаться сложным для эксперта, еще и потому, что показан в виде модели, и эксперту может просто не хватать информации. Кроме того, в литературе было описано много случаев, когда эксперты ошибались,

будучи «под влиянием последнего случая» [Bordage, 1999]. Таким образом, у каждого эксперта может быть зона «нестабильных знаний», которая может приводить и к искажению и усложнению решающих правил, что отрицательно сказывается на обучении.



**Рис. 5.** Нестабильность знаний на границах классов

Более того, обучать нестабильным знаниям не имеет смысла, поскольку нестабильность вызвана сомнениями эксперта, т. е. спорностью ситуации.

Проблема состоит в отделении нестабильных знаний от стабильных. Совместно с О. Подлипским, мы выдвинули гипотезу о том, что эксперт держит неявно в голове не правила разделения классов, а именно правила отнесения ситуации к конкретному классу. Мы проверили эту гипотезу, проводя две классификации на одном множестве. При этом в первой классификации делался акцент на первый класс, т. е. классы решений были — «класс А» и «все остальное». Во втором случае — «класс не А» и «всё остальное». При этом между классами А и не А образовался тонкий слой предположительно нестабильных случаев.

На основании этой гипотезы при использовании такой двойной классификации, можно более точно определить стабильные экспертные знания. Однако эта область еще требует более детального исследования.

## 8. Объяснение ошибок

Обучение не происходит эффективно, если обучаемому не будет объяснено, в чем он ошибся, решив неправильно задачу. Поэтому на каждый неправильный ответ система обучения должна давать какое-то объяснение ответа эксперта. К сожалению, в силу невербализуемости решающих правил, эксперт не способен дать исчерпывающее объяснение, почему он именно так решил задачу. Однако, при обучении слишком подробных объяснений и не требуется. Обучаемому достаточно указать на основные значения признаков, которые привели эксперта к такому решению. Объяснение такого плана эксперт может дать явно, особых затруднений это не вызывает.

Кроме того, эффективное обучение практике невозможно без знания теории. Поэтому совместно с комментарием система обучения должна указать разделы учебника, в которых есть информация для решения подобных задач.

## 9. Контроль усвоения материала

Процесс обучения должен контролироваться, чтобы можно было подстраивать его под способности конкретного обучаемого. Первая система обучения ОСТЭЛА [Ларичев и др., 2000] контролировала качество усвоения материала в целом. То есть система обучения просто считала количество допускаемых ошибок и при превышении некоторого максимального количества переходила на меньший уровень сложности задач. Однако, практика показала, что задачи на одни решающие правила даются обучаемым легко, а на другие — сложнее.

Поэтому в новой системе неявного обучения ОИМ был предложен способ контроля усвоения отдельных правил. В этом случае обучаемый переходит на более высокий уровень сложности только после того, как научился решать задачи, соответствующие всем правилам. При этом на выходе из системы обеспечивается более равномерное усвоение материала.

## Благодарности

Автор выражает благодарность канд. мед. наук, доценту 1-й кафедры терапии Российской государственной медицинской академии постдипломного образования В. П. Кузнецовой, а также врачу-методисту Учебно-научного центра по внедрению передовых медицинских технологий ГКБ им. С. П. Боткина Э. И. Брук за неоценимую помощь в проведении исследований.

## Заключение

В данной работе изложены основные идеи построения интеллектуальной компьютерной системы обучения процедуральным экспертным знаниям и развитие этих идей со времени создания первой такой системы.

Подобные системы обучения могут использоваться как для подготовки молодых специалистов, так и для дополнительной подготовки опытных специалистов других областей, которые смогут в более короткий срок и ценой меньшего количества роковых ошибок получить навыки диагностики, близкие к навыкам экспертов в данной области знаний.

Новые компьютерные технологии создают условия для возникновения нового вида университетского образования — подготовка молодого специалиста, обладающего как теоретическими знаниями, так и умениями решать практические задачи.

## Литература

1. *Асанов А. А., Кочин Д. Ю.* Выявление подсознательных экспертных решающих правил в задачах многокритериальной классификации // КИИ-2002: Труды конференции. Т. 1. М.: Физматлит, 2002. С. 534–544.
2. *Ларичев О. И.* Структура экспертных знаний в задачах классификации // ДАН. 1994. Т. 336. № 6. С. 750–752.
3. *Ларичев О. И., Брук Э. И.* Компьютерное обучение умениям как часть университетского образования. Университетская книга. 2000. № 5. С. 13–15.
4. *Ларичев О. И., Мечитов А. И., Мошкович Е. М., Фуремс Е. М.* Выявление экспертных знаний. М.: Наука, 1989.
5. *Ларичев О. И., Нарыжный Е. В.* Компьютерное обучение процедуральным знаниям // Психологический журнал. 1999. Т. 20. № 6. С. 53–61.
6. *Anderson J. R., Corbett A. T., Koedinger K. R., Pelletier R.* Cognitive Tutors: Lessons Learned // J. Learn. Sci. 1995. Vol. 4(2). P. 167–207.
7. *Berry D. C.* The Problem of Implicit Knowledge // Expert Systems. 1987. Vol. 4. № 3.
8. *Berry D. C., Broadbent D. E.* On the Relationship Between Task Performance and Associated Verbalisable Knowledge // Quarterly Journal of Experimental Psychology. 1984. Vol. 36A. P. 209–231.
9. *Bordage G.* Why did I Miss the Diagnosis? Some Cognitive Explanations and Educational Implications // Academic Medicine. 1999. Vol. 74. № 10 (October Supplement). P. 318–341.
10. *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 Art and Sciences, Sports and Games / Ed. K. A. Ericsson Hillsdale. N. J.: Lawrence Erlbaum Associates, 1996. P. 1–51.



11. *Ericsson K. A., Lehmann A. C.* Expert and Exceptional Performance: Evidence of Maximal Adaptation to Task Constraints // *Annual Review of Psychology*. 1996. Vol. 47. P. 273–305.
12. *Kihlstrom J. F.* The Cognitive Unconscious // *Science*. 1987. Vol. 237. P. 1445–1452.
13. *Larichev O. I., Kochin D. Yu., Kortnev A. V.* Decision support system for classification of a finite set of multicriteria alternatives // *Journal of Decision Support Systems*. 2002. Vol. 33. № 1. P. 13–21.
14. *Patel V. L., Ramoni M. F.* Cognitive Models of directional Inference in Expert Medical Reasoning // *Expertise in Context: Human and Machine* / Ed. P. Feltovich, K. Ford, R. Hoffman. Menlo Park, CA: AAAI Press, 1997.
15. *Reber A. S.* Implicit Learning of Artificial Grammars // *Journal of Verbal Learning and Verbal Behaviour*. 1967. Vol. 77. P. 317–327.