

С этим выводом совпадает результат исследований в области интеллектуальной адаптации, свидетельствующий о наличии “социального оптимума” уровня интеллекта: наиболее социально адаптированы, а также профессионально успешны лица со средним интеллектом и с интеллектом чуть выше среднего. Вместе с тем существуют и данные о высокой адаптивности и удовлетворенности жизнью индивидов с интеллектом ниже среднего и даже с умеренной олигофренией.

Как уже было отмечено выше, установлено, что лица с высоким и сверхвысоким интеллектом наименее удовлетворены жизнью. Этот феномен наблюдается как в странах Запада, так и в России.

Индивиды все меньше удовлетворяют требованиям культуральной адаптации, выдвигаемой современным производством (понимая этот термин в широком смысле, как производство предметов культуры). Отсюда распространение и потребление упрощенной культуры, суррогатов типа произведений “массовой культуры” и т.д., относительное уменьшение численности субъектов, способных участвовать в культурном творчестве, воспринимать и понимать смысл изобретений, теорий, открытий. Мало кто может произвести недавно полученное доказательство теоремы Ферма; мало любителей изящной словесности, действительно способных понять метафоры Т. Элиота или И. Бродского.

Творчество все больше и больше специализируется, и творцы, как птицы, сидящие на удаленных ветках одного и того же дерева человеческой культуры, далеки от земли и едва слышат и понимают друг друга. Большинство же вынуждено принимать на веру их открытия и пользоваться плодами их ума в быту, не отдавая себе отчета, что и капиллярную авторучку, и застежку-“молнию”, и видеоплеер кто-то когда-то изобрел.

Итак, когнитивной функциональной избыточностью как свойством психики обладают в разной мере все нормальные, без генетических дефектов, ведущих к снижению интеллекта, представители человеческой популяции. Но уровень КФИ, требуемый для профессионального творчества в большинстве сфер человеческой культуры таков, что оставляет большинство людей за пределами профессионального творчества. Но

человечество и здесь нашло выход в форме “любительства”, “творчества на досуге”, хобби, в сферах, еще не доступных для большинства.

Эта форма творчества доступна практически всем и каждому: и детям с поражениями опорно-двигательного аппарата, и душевнобольным, и людям, утомленным монотонной или сверхсложной профессиональной деятельностью. Массовость “любительского” творчества, его благотворное влияние на душевное здоровье свидетельствуют в пользу гипотезы “функциональной избыточности как видоспецифичном признаке человека”.

Если гипотеза верна, она объясняет такие важнейшие характеристики поведения творческих людей, как, например, склонность проявлять “надситуативную активность” (Д.Б. Богоявленская) или тенденцию сверхнормативной активности (В.А. Петровский).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айзенк Г.Ю. Интеллект: новый взгляд // Вопросы психологии. 1995. № 1. С. 111–131.
2. Богоявленская Д.Б. Интеллектуальная активность как проблема творчества. Ростов-на-Дону, 1983.
3. Брушлинский А.В. Субъект: Мышление, учение, воображение. М.–Воронеж, 1996.
4. Грей Дж.А. Нейропсихология темперамента // Иностранная психология. 1993. № 1, 2. С. 24–36.
5. Дружинин В.Н. Психология общих способностей. М.: Вита, 1995.
6. Лебедев А.Н., Артеменко О.А., Белехов Ю.Н. Диагностика интеллектуальной одаренности по энцефалограмме // Психологическое обозрение. 1997. № 1. С. 34–38.
7. Холодная М.А. Психология интеллекта: парадоксы исследования. Москва–Томск, 1996.
8. Шадриков В.Д. Способности человека. М., 1998.
9. Brand C.R., Egan V., Deary J.J. General intelligence and personality: No relation? // Current topics in human intelligence.
10. Resnikoff M., Domino G., Bridges C., Honeymann N. Creative abilities in identical and fraternal twins // Behavior Genetics. 1973. V. 3. P. 356–377.
11. Sternberg R.Y. Inside intelligence // American scientist. 1986. V. 74, 32. P. 137–143.
12. Waller N.G., Buocharh T.J., Lykken D.T., Tellegen A. Creativity, heritability, familiarity: Which word does not belong? // Psychological Inquiring. 1993. V. 4. P. 235–237.

METAPHORIC MODELS OF INTELLECT

V. N. Druzhinin

Dr. sci. (psychology), deputy director of IP RAS, Moscow

Different variants of metaphoric interpretation applicable for description of “general intellect” are considered. The relations between intellect and creativity are explained in terms of “cognitive resource” and “functional abundance”.

Key words: intellect, thinking, cognitive structure, creativity, anxiety.

ЧЕЛОВЕК И КОМПЬЮТЕР

КОМПЬЮТЕРНОЕ ОБУЧЕНИЕ ПРОЦЕДУРАЛЬНЫМ ЗНАНИЯМ*

© 1999 г. О. И. Ларичев*, Е. В. Нарыжный**

*Доктор тех. наук, академик Российской акад. наук, зав. отделом ИСА РАН

**Канд. тех. наук, научный сотрудник того же института

Изложены основные идеи построения интеллектуальной компьютерной системы обучения процедуральным экспертным знаниям. Система основана на принципе неявного обучения. Описана реализация практических идей на примере обучения искусству решения одной из сложных задач медицинской диагностики. Даны результаты экспериментов по обучению начинающих врачей, показывающие перспективность предложенного подхода.

Ключевые слова: эксперт, процедуральные знания, медицинская диагностика, неявное обучение, интеллект, обучающая система.

Стремительный рост знаний, создаваемых человеком, делает все более актуальными задачи обучения и переобучения. Значительная часть человеческой жизни уходит на овладения знаниями, необходимыми как для получения общего образования, так и для овладения той или иной профессией.

Принято различать два типа знаний: декларативные и процедуральные. К декларативным знаниям относят описания фактов, изложение теорий, наблюдений. Примерами декларативных знаний являются учебники и научные монографии.

Процедуральные знания можно также назвать 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 определенной профессиональной области (например, медицине, геологии, музыке, спорте) до эксперта, находящегося на вершине профессионального мастерства, требует не менее 10 лет интенсивной практики [18].

Как показали исследования, этот отрезок времени является примерно одинаковым для столь разных областей человеческой деятельности как занятия медициной и спортом, игра в шахматы, сочинение музыки и т.д. [17].

* Работа частично поддержана грантом РФФИ 96-15-96155.

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

В данной работе впервые поставлена и решена задача существенного уменьшения времени, затрачиваемого на формирование эксперта. Разработана принципиально новая компьютерная среда для обучения диагностическим навыкам в одной из областей медицины [7]. Проведены успешные эксперименты по обучению начинающих врачей. Прежде чем перейти к описанию разработанной системы, необходимо рассмотреть характеристики экспертного знания, а также дать обзор близких по направленности работ.

Характеристики экспертного знания. За время, необходимое для становления эксперта, не только значительно увеличивается объем знаний, которыми обладает человек, но и меняется их структура и способы мышления.

Исследования по сравнению поведения экспертов и новичков при решении диагностических задач показали значительные различия в стратегии поиска решений [26]. Было показано, что новички используют при решении задачи преимущественно так называемый “обратный вывод”¹, 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”², т.е. непосредственный переход от описания задачи к ее решению без перебора многочисленных вариантов, что характеризуется быстротой решения задачи и малым числом ошибок.

¹ Backward reasoning (англ.)

² Forward reasoning (англ.)

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 эксплицитном виде системы решающих правил, адекватно описывающих его стратегию принятия решений. Обычно эксперты могут сформулировать подобные правила лишь для наиболее простых и очевидных случаев.

Невербализуемость стратегий принятия решений экспертом дает основания полагать, что значительная часть его навыков находится на подсознательном уровне [22]. 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 [17].

Принято различать два типа подсознательных или неявных³ навыков [15]. Подсознательные навыки первого типа первоначально имеют явное, декларативное представление, но в результате продолжительной интенсивной практики их применение становится автоматическим, не требующим сосредоточения внимания и размышлений. Имеющиеся модели [9, 19] описывают подобный процесс обучения как состоящий из трех этапов. На первом этапе человек путем наблюдения или инструктажа изучает, какие действия допустимы и при каких условиях. На втором – эти связи заучиваются путем практики до тех пор, пока действия обучаемого не станут безошибочными. На последнем, заключительном этапе, в результате продолжительной интенсивной практики эти навыки становятся автоматическими.

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 [14, 23, 27, 28]. Многочисленные психологические эксперименты дают возможность считать, что "сложные структуры, лежащие в основе языка, общения, восприятия, умения играть в сложные игры, возникают неявно и подсознательно" [28].

Длительность формирования экспертных навыков определила актуальность задачи сокращения этого времени с помощью привлечения современных компьютерных технологий и создания интеллектуальных обучающих систем, способных не только аккумулировать и передавать навыки опытных специалистов, но и адаптироваться к ин-

дивидуальным способностям обучаемых. Однако для построения подобных систем необходимы вычислительные модели мышления и обучения, разработка которых является прерогативой исследователей в области когнитивной психологии.

Информационный подход в когнитивной психологии. В настоящее время среди моделей когнитивной психологии продолжает доминировать так называемый *информационный подход*⁴ [21], рассматривающий человека как систему переработки информации [25]. Знание в рамках этого подхода рассматривается как комплекс реально существующих элементов (символов), хранящихся в памяти человека, которые обрабатываются мозгом подобно программе в компьютере и являются источником интеллектуального поведения. В данном случае неважно из чего состоит символ сам по себе (как он реализован на более низком уровне – уровне межнейронных связей), а под самим словом *символ* подразумевается некоторый внутренний образ. При этом знание рассматривается как набор взаимосвязанных и относительно статичных элементов, который можно хранить, извлекать, модифицировать, передавать экспертной системе или другому человеку. В рамках данного подхода был разработан ряд успешных вычислительных моделей памяти, процессов мышления и обучения, эксперименты с которыми показали адекватность их поведения поведению человека в психологических экспериментах.

КОМПЬЮТЕРНОЕ ОБУЧЕНИЕ УМЕНИЯМ

Первой, наиболее глубоко разработанной когнитивной теорией обучения, основанной на информационном подходе, стала АСТ (Adaptive Control of Thought) [10]. На ее основе был создан ряд успешных обучающих систем в области математики и программирования. Ее современный переработанный вариант называется АСТ-R [16], опирается он на следующие основные принципы.

I. Четкое разделение знаний на *декларативное* и *процедуральное*, при котором первичными считаются декларативные знания.

II. Основным внутренним механизмом обучения является *компиляция знаний*, при котором на основе декларативных знаний возникают процедуральные знания. Они представляют собой систему продукционных правил, определяющую последовательность действий. Важно то, что процесс компиляции знаний возможен *только* при решении задач.

III. Декларативное и процедуральное знания упрочняются с практикой. Только с помощью интенсивной практики можно добиться безошибоч-

³ Implicit (англ.)

⁴ Computational view of thought (англ.)

ного и быстрого использования скомпилированного знания.

В АСТ-R утверждается, что сам процесс приобретения навыков решения задач очень прост, а сложность обучения конкретным навыкам определяется сложностью множества правил, которые необходимо изучить [11].

Были предприняты усилия по разработке технологии эффективного обучения процедуральным знаниям, исследованию механизмов обучения и того, как сделать его наиболее быстрым. В качестве предмета обучения были выбраны простейшие навыки программирования, решения задач планиметрии и алгебры, где выявление процедуральных знаний не представляет значительных трудностей. Были разработаны несколько обучающих систем, в том числе и система LISP Tutor [12].

Система LISP Tutor предлагает решить обучаемым ряд задач по программированию, контролируя ход решения задачи и оказывая помощь по мере необходимости. Пока студент работает над упражнением, система непрерывно посимвольно анализирует написанный им текст. До тех пор, пока последовательность кадров модифицируемого текста совпадает с некоторым допустимым вариантом решения, система работает в фоновом режиме и выглядит как обыкновенный LISP-ориентированный редактор текста. Если студент допускает ошибку, то система помогает ее исправить, предоставляя необходимые пояснения. На основе анализа действий обучаемого система способна определять, когда он не знает, что делать дальше. В этом случае она сама выполняет следующий шаг решения, комментируя свои действия. На основе анализа действий обучаемого LISP Tutor строит его продукционную модель, в которой с помощью байесовской процедуры оценивается вероятность того, насколько студент владеет каждым правилом.

Опыт создания систем обучения процедуральным знаниям позволил сформулировать известные "8 принципов" обучающих систем [13]:

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.

Необходимо отметить, что АСТ-R может быть напрямую применена на практике только тогда, когда имеется явно сформулированная идеальная стратегия решения задач, построение которой является практически неразрешимой задачей для многих важных предметных областей знаний.

Альтернативный подход к построению моделей процессов обучения основан на известном принципе активного обучения, когда обучаемый сам "открывает" для себя правила решения задач на основе самостоятельного решения тщательно подобранных примеров [8]. Вычислительные модели активного обучения базируются на исследованиях по формированию понятий, алгоритмах индуктивного обучения и адаптивных продукционных системах [16, 20]. Вычислительные модели активного обучения исследовались лишь применительно к обучению решению типовых задач математики, в частности, линейной алгебры [24, 31], что объясняется достаточной простотой рассматриваемой предметной области.

Не менее важную практическую ценность имеет построение моделей процесса обучения для так называемых слабоструктуризованных предметных областей, где "качественные, трудноформализуемые и неопределенные факторы имеют тенденцию доминировать" [29] (примером может служить медицинская диагностика). Характер данной предметной области не только не позволяет сформулировать единственно правильной, идеальной стратегии решения диагностических задач, но и порождает значительные трудности при попытках построить модель, с высокой точностью описывающую механизм принятия диагностических решений врачом-экспертом.

В конце 80-х гг. в результате работ по построению экспертных диагностических систем был предложен метод выявления процедуральных экспертных знаний для задач классификации [6], который применим не только для построения баз знаний экспертных систем, но и исследования психологических аспектов принятия решений при многих критериях.

МОДЕЛЬ ЭКСПЕРТНЫХ ЗНАНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ

Многие важные практические задачи, ежедневно решаемые экспертами в различных областях, представляют собой задачи классификации.

Они характеризуются наличием формализованного описания некоторого объекта исследования, которому необходимо назначить один или несколько классов решений. Например, задача медицинской диагностики есть задача классификации, в которой объектом исследования является пациент, чье состояние описывается некоторым набором записей из его истории болезни, а классами решений являются возможные заболевания.

Рассмотрим задачу принятия решения врачом-токсикологом о возможности отравления некоторым лекарственным препаратом A . Определим два следующих класса решений: (а) отравление вызвано препаратом A , (б) отравление вызвано другим препаратом (не A). Для принятия решений врачу необходимо располагать информацией о значениях каждого из следующих диагностических признаков: "частота пульса", "тип возбуждения", "галлюцинации", "цвет кожных покровов", "зрачки" и др. Каждый признак может принимать одно значение из некоторого заранее определенного набора возможных. Например, признак "частота пульса" может принимать одно из следующих значений: "нормальный пульс", "тахикардия", "брадикардия".

Подобный набор признаков и их значений можно назвать структурой задачи классификации, используя которую врач-токсиколог принимает решения. При этом каждое из сочетаний значений диагностических признаков задает клиническую картину некоторого возможного отравления. Например, у больного наблюдается тахикардия, моторное возбуждение, галлюцинации, гиперемия кожных покровов, расширенные зрачки.

Структура задачи классификации определяет количество всех гипотетически возможных пациентов, которые могут быть описаны с помощью данной структуры. Очевидно, что это количество равно произведению числа возможных значений всех признаков.

Опытный врач-эксперт способен уверенно классифицировать описание любого гипотетического пациента, описанного в соответствии с данной структурой. Важной задачей является создание некоторой формальной модели – базы знаний, с помощью которой можно было бы имитировать все возможные решения эксперта.

Существенным требованием к базе знаний эксперта является требование *полноты*, т.е. когда с ее помощью можно получить корректное решение для *любого* гипотетического пациента, который может быть описан в терминах выбранной структуры задачи классификации.

В общем случае для построения полной базы знаний требуется предъявить эксперту для классификации формализованные описания всех гипотетически возможных пациентов. Однако использование некоторых свойств решаемых задач

позволяет построить значительно более эффективные процедуры выявления экспертных знаний, когда значительная часть объектов классифицируется косвенно, без предъявления эксперту [6].

Использование отношения *доминирования по характерности*, известного также как свойство монотонности, позволяет предъявлять эксперту для классификации лишь наиболее информативные объекты. Значения по шкале каждого признака упорядочиваются по характерности относительно каждого из рассматриваемых классов решений. Например, значения признака "частота пульса" упорядочиваются по отношению к классу решений A следующим образом (от более характерного – к менее характерному): "тахикардия" → "нормальный пульс" → "брадикардия". Таким образом, по шкале каждого признака в общем случае может быть задан некоторый частичный порядок, позволяющий определить результат сравнения любых двух значений данной шкалы по характерности для класса A .

На основании частичного порядка по каждой из шкал признаков можно определить частичный порядок на всем пространстве задачи (множестве гипотетических пациентов). Например, диагноз A более вероятен у пациента a , по сравнению с пациентом b , если каждое значение диагностического признака у пациента a не менее характерно для класса A , чем соответствующее значение данного признака у пациента b , а хотя бы одно – более характерно. При этом говорят, что объект a *доминирует по характерности* объект b .

На основе использования условия доминирования по характерности были разработаны алгоритмы и программные средства извлечения знаний, позволяющие строить за приемлемое время полные базы знаний для многих реальных задач классификации [2, 5, 6], проверка которых на практике показывает высокую степень совпадения (до 98%) с решениями эксперта [2].

В построенной полной базе знаний каждому объекту (гипотетическому пациенту) назначен некоторый класс решения.

В классе A можно выделить такое подмножество объектов $A_{гр}$, каждый из которого не доминирует по характерности никакой другой объект этого класса. Если при этом каждый объект класса A доминирует по характерности некоторый объект из $A_{гр}$, то $A_{гр}$ называют *границей* класса A , а элементы множества $A_{гр}$ – *граничными объектами* (рис. 1).

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

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 [4].

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

Итак, анализ полной классификации позволяет построить систему решающих правил, с высокой точностью имитирующую решения эксперта. Как показывает анализ, сложность построенной системы решающих правил не превышает возможностей человека по переработке информации [4]. Это открывает возможность создания компьютерной обучающей системы, которая бы позволила научить начинающего специалиста решать данную задачу классификации столь же правильно и быстро, как это делает эксперт.

Однако наличие системы решающих правил, с помощью которых можно получать решения, совпадающие с принятыми экспертом, означает лишь то, что для каждой задачи мы располагаем решением, но не способом его достижения, который можно предъявить обучаемому и добиваться его запоминания, как это обычно делается в системах обучения решению типовых задач математики.

Набор решающих правил, безусловно, можно предъявлять в явном виде и добиваться сначала их запоминания, а затем доводить их применение до автоматизма. Однако наши эксперименты по использованию такого подхода привели к следующим выводам.

- Обучение решению задач медицинской диагностики 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.

- Одни и те же решения эксперта могут быть описаны различными наборами решающих правил.

- Построенные правила не всегда поддаются исчерпывающему объяснению, хотя описываемые ими решения являются очевидными для эксперта.

- Стремление описать данные наименьшим числом правил наименьшей сложности приводит к их избыточности. Поэтому забывание небольшого фрагмента правила сильно сказывается на результатах проверочных тестов.

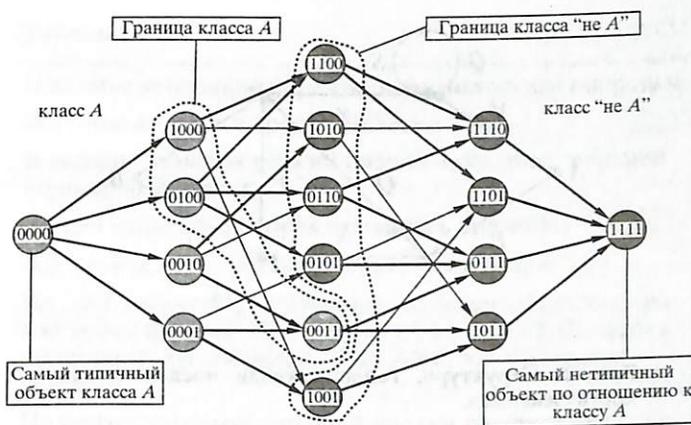


Рис. 1. Пример пространства задачи классификации, в которой каждый объект описывается 4-мя признаками с двумя оценками по шкале каждого признака. Для каждого признака значение 0 является более характерным для класса А, чем значение 1.

Результаты экспериментов показали, что через несколько дней после прохождения курса, обучаемые теряют способность справляться с тестовыми задачами, что является прямым следствием вышеперечисленных обстоятельств. Как справедливо отмечается в [1], “если же сразу подсказать основной путь решения, сообщить будущий результат мышления, то это лишь затормозит развитие мыслительной деятельности ученика”.

Поэтому в предложенном методе обучения делается акцент на то, что набор решающих правил остается неизвестным, а обучаемый воссоздает его заново путем проб и ошибок, творческого анализа своего опыта решения предыдущих задач, аналогично тому, как это в свое время делал эксперт – автор базы знаний. Поскольку приобретаемые при этом знания не могут быть полностью или даже частично вербализованы, можно говорить о процессе неявного обучения [30].

НЕЯВНОЕ ОБУЧЕНИЕ

За последние 30 лет неявное обучение стало одним из самых интересных направлений в когнитивной психологии. Первыми работами в этом направлении были исследования А. Ребер по искусственной грамматике [27] (см. ниже). Они показали, что люди способны подсознательно обнаруживать и обрабатывать информацию о связях между признаками и событиями во внешнем мире. Знание, возникающее в результате неявного обучения, остается подсознательным и не вербализуется [23]. Эксперименты показывают, что при неявном обучении человеческая система переработки информации способна усваивать сложные зависимости, при этом она действует быстрее и “умнее”, чем при явном обучении [23].

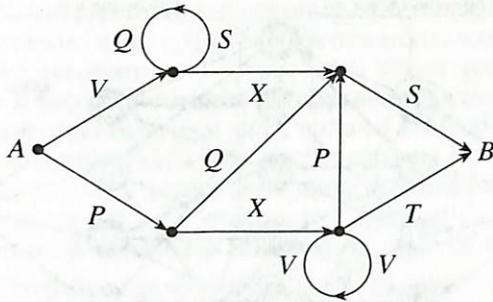


Рис. 2. Структура, генерирующая последовательность символов.

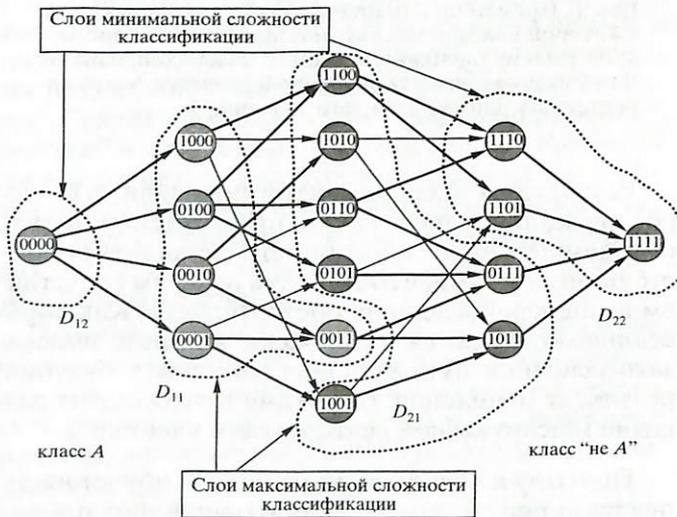


Рис. 3. Слой объектов различной сложности для классификации.

Неявное обучение относится к двум категориям процедуральной памяти: умению (*skill*) и привычкам (*habits*). Различают три вида умения: моторное, перцептивное и абстрактное [30]. Наиболее интересное для нас неявное обучение, приводящее к появлению абстрактного (или когнитивного) умения, было впервые продемонстрировано в экспериментах по искусственной грамматике.

На рис. 2 дан пример структуры, используемой для генерации последовательности символов.

Один из возможных экспериментов, использующих структуру, представленную на рис. 2, заключается в следующем. *A* является начальной, а *B* конечной точками структуры. Если в каком-то узле есть более чем один путь, то он выбирается случайным образом. При помощи структуры генерируются последовательности из символов (например, *PXVVPS*), которые предъявляются испытуемым во время обучения. Затем, в контрольном эксперименте им предъявляются последовательности из тех же символов, часть из которых может быть получена из структуры, представлен-

ной на рис. 2 (порождаемые искусственной грамматикой), а часть символов – не может, как несоответствующих данной грамматике. В экспериментах было показано, что люди подсознательно осваивают искусственную грамматику и хорошо различают последовательности в контрольных экспериментах [27]. При этом испытуемые не могут сообщить правила, которыми они руководствуются.

Уникальной характеристикой неявного обучения является то, что знания, приобретенные таким образом, сохраняются в памяти обучаемого в течение очень длительного периода времени: от нескольких недель до нескольких лет, что подтверждается многочисленными экспериментами [14, 23, 27, 28].

Интересные качества и возможности неявного обучения делают его привлекательными в качестве средства передачи экспертного знания.

МЕТОДИКА

Прежде чем изложить основные идеи построения обучающей системы, введем понятия *сложности классификации объектов*.

Очевидно, что классификация объектов, обладающих наиболее характерными для какого-либо класса объектов значениями всех признаков, не представляет трудности как для эксперта, так и для новичка. В многомерном пространстве значений признаков можно определить наиболее характерные объекты – *центры* классов. Чем ближе некоторый объект к центру, тем он проще для классификации. Гораздо сложнее классифицировать объекты, близкие к границе классов, когда при изменении значения лишь одного из признаков, рассматриваемый объект переходит в другой класс решения. Обозначим множество таких объектов, принадлежащих классу *A*, как D_{11} (рис. 3). Множество объектов, обладающих тем же свойством, но не принадлежащих классу *A*, обозначим D_{21} . Будем называть множества D_{11} и D_{21} *слоями максимальной сложности классификации*.

Действуя аналогичным образом, все множество объектов можно разбить на подмножества (*слои*), имеющие различную удаленность от слоя максимальной сложности D_{11} и, следовательно, различной сложности для классификации.

Перед началом обучения мы проверяли у испытуемых знание диагностических признаков и их характерных значений. Только в том случае, когда они были хорошо им известны, мы проводили обучение процедуральным экспертным знаниям: случайным образом предъявляли для классификации объекты определенной сложности, принадлежащие либо не принадлежащие данному классу решений.

Обучение начинается с задач наименьшей сложности и заключается в самостоятельном решении большого количества задач методом проб и ошибок. Решающие правила эксперта, используемые в качестве эталона классификации, в явном виде обучаемому не сообщаются. При неправильном ответе предоставляются объяснения, аналогичные экспертным.

Если испытуемый безошибочно решает достаточно длинную последовательность задач, то система повышает их сложность, предъявляя объекты следующего слоя. Если он допускает слишком много ошибок, система уменьшает сложность задач, возвращаясь к предыдущему слою. На основе данных о правильно и неправильно решенных заданиях система строит прогноз решения обучаемым тех задач, которые еще не предъявлялись. При этом последующие задачи выбираются таким образом, чтобы как можно быстрее лик-

видировать “пробелы” в знаниях обучаемого. Обучение завершается, когда новичок становится способным уверенно решать задачи наивысшего уровня сложности, включая граничные объекты.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанная система передачи процедуральных знаний прошла практическую проверку на одной из сложных задач медицинской диагностики – дифференциальной диагностики тромбоза эмболии легочной артерии (ТЭЛА) и острого инфаркта миокарда (ОИМ) [3], основанной на 9 клинических и инструментальных признаках, таких, как “анамнез и факторы риска”, “частота дыхания и характер ее динамики”, “электрокардиограмма”, “эхокардиограмма” и др.

Каждый из признаков имеет шкалу из нескольких значений различной степени характерности для рассматриваемых заболеваний. Различные сочетания значений признаков образуют множество описаний гипотетических пациентов, нуждающихся в экстренной диагностике (табл. 1).

Для сформулированной структуры задачи классификации была построена полная база знаний, последующий анализ которой позволил описать устойчивые решения эксперта системой решающих правил. Одно из решающих правил приведено в таблице 2.

В экспериментах по обучению принимали участие курсанты Российской государственной медицинской академии постдипломного обучения и начинающие врачи ГКБ им. С.П. Боткина. Перед началом курса и после его окончания испытуемые проходили тест на решение 20-и задач наибольшей категории сложности. Курс обучения длился два дня по четыре часа. За это время каждый из испытуемых решал в среднем около 500 задач. Если на предварительном тесте процент правильных ответов в среднем совпадал с показателями случайного выбора, то после окончания курса обучения испытуемые демонстрировали на контрольном тесте 90–100% совпадений с ответами эксперта. При этом они не могли сформулировать правила, которыми пользовались при принятии решений.

На рис. 4 приведен типичный график обучения начинающего врача решению задачи дифференциальной диагностики ТЭЛА и ОИМ.

Некоторые испытуемые проходили повторный тест через неделю и давали 85–95% правильных ответов, что говорит о закреплении навыка. После дополнительного сеанса обучения, на который им уже требовалось менее часа, испытуемые демонстрировали полное совпадение ответов с решениями эксперта.

Разработанная компьютерная среда позволила выработать у обучаемых навык решения задач. Можно предположить, что в результате интенсивного тренинга у обучаемых неявным образом

Таблица 1

В анамнезе недавно перенесенная полостная операция
Жалобы на боль в грудной клетке
В момент осмотра резкий цианоз лица, шеи, верхней половины туловища
Резкая одышка, которая появилась внезапно
АД низкое. Слабость нарастала постепенно
На ЭКГ синусовая тахикардия, неполная блокада правой ветви пучка Гиса, глубокий SV5-V6, ST III слегка приподнят, дугообразен. Т III, AVF, V1-V4 отрицательный
На рентгенограмме грудной клетки расширение главных ветвей легочной артерии, обрубленный корень легкого
На эхокардиограмме значительное повышение давления в легочной артерии, дилатация правых камер сердца, есть зоны акинезии в левом желудочке
Существенно повышена концентрация АСТ, АЛТ, КФК, МВ КФК, ЛДГ в плазме
Вам предлагается выбрать один из следующих вариантов ответа:

1. Предварительный диагноз ТЭЛА и ОИМ одновременно
2. Предварительный диагноз ОИМ, а для ТЭЛА необходимо дообследование
3. Предварительный диагноз ОИМ. ТЭЛА нет

Примечание: пример учебной задачи (ответ 1 соответствует выбору класса решений А, а 2 и 3 – выбору класса решений “не А”).

Таблица 2

ЕСЛИ диагноз ОИМ подтвердился инструментально
И сейчас резкая одышка, которая появилась внезапно
И ЭХО характерна для ТЭЛА
И на рентгенограмме венозный застой в легких
И есть не менее двух, характерных для ТЭЛА значений следующих признаков: Анамнез, Цвет кожи, АД, ЭКГ
ТО предварительный диагноз ТЭЛА и ОИМ одновременно

Примечание: одно из решающих правил для дифференциальной диагностики ТЭЛА и ОИМ, когда диагноз ОИМ подтвердился инструментально.

сформировались невербализуемые подсознательные решающие правила, аналогичные таким же правилам эксперта, сформировавшимся за время многолетней практики.

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, помо-

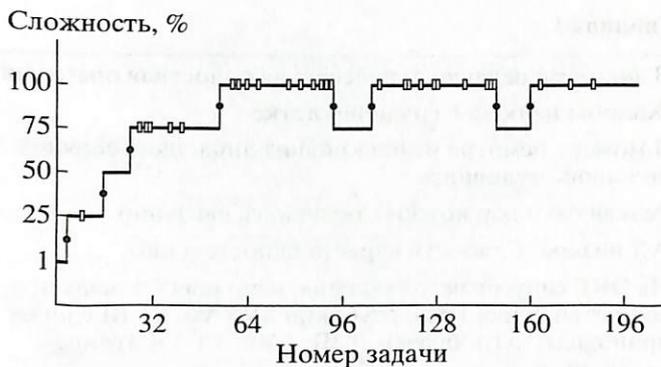


Рис. 4. Пример графика процесса обучения дифференциальной диагностике ТЭЛА и ОИМ. По оси абсцисс – номера задач, по оси ординат – уровни сложности. Точки на сплошной линии соответствуют правильным решениям задач, а символ □ – неправильным.

гающее сформировать новый, более глубокий взгляд на решаемую задачу диагностики.

Наблюдения опытных врачей над начинающими, прошедшими обучение с помощью разработанной системы, показали, что профессиональный уровень их клинического мышления после нескольких дней работы с обучающей системой значительно возрос. В то время как врач-кардиолог обычно встречает в течение года не более нескольких десятков случаев тромбоэмболии, обучающая система позволяет проанализировать в течение нескольких дней сотни случаев, максимально приближенных к реальным, в том числе, являющихся наиболее сложными для диагностики.

Таким образом, приобретенные при обучении знания позволяют обучаемому глубоко проникнуть в суть проблемы и тем самым значительно сократить время становления опытным специалистом.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе изложены основные идеи построения интеллектуальной компьютерной системы обучения процедуральным экспертным знаниям. На наш взгляд, подобные системы станут в будущем неотъемлемой частью профессионального образования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Брушлинский А.В. Субъект, мышление, учение, воображение. М.: Институт практической психологии. Воронеж: НПО "Модэк", 1995.
2. Денисов Г.Ф., Ларичев О.И., Фуремс Е.М. Когнитивное моделирование как средство построения больших баз экспертных знаний // Вестник Всесоюзного общества информатики и вычислительной техники. М.: ВИМИ, 1991. С. 26–36.

3. Кузнецова В.П., Брук Э.И. Тромбоэмболия легочной артерии. М.: Российская государственная медицинская академия постдипломного образования, 1997.
4. Ларичев О.И. Структура экспертных знаний в задачах классификации // ДАН. 1994. Т. 336. № 6. С. 750–752.
5. Ларичев О.И., Болотов А.А. Система ДИФ-КЛАСС: построение полных и непротиворечивых баз экспертных знаний в задачах дифференциальной диагностики // НТИ. Сер. 2. Информ. процессы и системы. М.: ВИНТИ, 1996. № 9. С. 9–15.
6. Ларичев О.И., Мечитов А.И., Мошковиц Е.М., Фуремс Е.М. Выявление экспертных знаний. М.: Наука, 1989.
7. Ларичев О.И., Нарыжный Е.В. Компьютерное обучение экспертным знаниям // ДАН. 1998. № 362. Т. 3.
8. Матюшкин А.М. Проблемные ситуации в мышлении и обучении. М.: Наука, 1972.
9. Anderson J.R. Acquisition of a Cognitive Skill // Psychological Review. 1982. № 89. V. 4. P. 369–406.
10. Anderson J.R. The Architecture of a Cognition. MA: Harvard University Press, 1983.
11. Anderson J.R. Rules of the Mind. Hillsdale. NJ: Erlbaum, 1993.
12. Anderson J.R., Conrad F.G., Corbett A.T. Skill Acquisition and the LISP Tutor // Cognitive Science. 1989. V. 13.
13. Anderson J.R., Corbett A.T., Koedinger K.R., Pelletier R. Cognitive Tutors: Lessons Learned // J. Learn. Sci. 1995. V. 4(2). P. 167–207.
14. Berry D.C., Broadbent D.E. On the Relationship Between Task Performance and Associated Verbalisable Knowledge // Quarterly Journal of Experimental Psychology. 1984. V. 36A. P. 209–231.
15. Berry D.C. The Problem of Implicit Knowledge // Expert Systems. 1987. V. 4. № 3.
16. Bruner J.S., Goodnow J.J., Austin G.A. A Study of Thinking. New York: Wiley, 1956.
17. 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 / Ed. K.A. Ericsson Hillsdale. N.J.: Lawrence Erlbaum Associates, 1996. P. 1–51.
18. Ericsson K.A., Lehmann A.C. Expert and Exceptional Performance: Evidence of Maximal Adaptation to Task Constraints // Annual Review of Psychology. 1996. V. 47. P. 273–305.
19. Fitts P.M. Perceptual-Motor Skill Learning // Categories of Human Learning / Ed. Melton A.W. New York: Academic Press, 1964.
20. Hunt E.B. Concept Learning. New York: Wiley, 1962.
21. Hunt E.B. COGNITIVE SCIENCE: Definition, Status and Questions // Annual Review of Psychology. 1989. V. 40.
22. Kihlstrom J.F. The Cognitive Unconscious // Science. 1987. V. 237. P. 1445–1452.
23. Lewicki P., Czyzewska M., Hoffman H. Unconscious Acquisition of Complex Procedural Knowledge // Journal

- of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition. 1987. V. 13. P. 523–530.
24. *Neves D.M.* A Computer Program that Learns Algebraic Procedures by Examining Examples and Working Problems in a Textbook // Proceedings of the Second National Conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence. 1978. V. 2. P. 191–195.
 25. *Newell A., Simon H.A.* Human Problem Solving, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall Inc., 1972.
 26. *Patel V.L., Ramoni M.F.* Cognitive Models of Directional Inference in Expert Medical Reasoning // Expertise in Context: Human and Machine / Eds. P. Feltovich, K. Ford, R. Hoffman AAAI Press, Menlo Park, CA, 1997.
 27. *Reber A.S.* Implicit Learning of Artificial Grammars // Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior. 1967. V. 7. P. 317–327.
 28. *Reber A.S., Kassin S.M., Lewis S., Cantor G.* On the Relationship between Implicit and Explicit Models of Learning a Complex Rule Structure // Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory. 1980. V. 6. P. 492–502.
 29. *Simon H.A.* Reason in Human Affairs. Stanford: Stanford Univ. Press, 1983.
 30. *Seger C.A.* Implicit Learning // Psychological Bulletin. 1994. V. 115. № 2. P. 163–196.
 31. *Zhu X., Simon H.A.* Learning Mathematics From Examples and by Doing // Cognition and Instruction. 1987. V. 4(3). P. 137–166.

COMPUTER TRAINING OF PROCEDURAL KNOWLEDGE

O. I. Larichev*, E. V. Naryzhny**

**Dr. sci. (technology), Academician of RAS, head of the department of ICA RAS*

***Cand. sci. (technology), res. ass. of the same institute*

The main ideas of constructing of intellectual computer system of training of procedure expert knowledge are presented. The system is based on the principle of implicit learning. The realization of concrete ideas is described on the demonstration of training of complex problem solving in medical diagnostics. The experimental results of training of beginning physicians show the prospectives of this approach.

Key words: expert, procedure knowledge, medical diagnostics, implicit learning, intellect, training system.