

УДК 65.012.16

© 1991 г.

О. И. ЛАРИЧЕВ, член-корр. АН СССР,

В. К. МОРГОЕВ, канд. техн. наук

(ВНИИСИ АН СССР, Москва)

ПРОБЛЕМЫ, МЕТОДЫ И СИСТЕМЫ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ЭКСПЕРТНЫХ ЗНАНИЙ

В работе дан анализ проблем приобретения и извлечения экспертных знаний, основных направлений их решения. Выделены основные характеристики процессов извлечения знаний, рассмотрены наиболее известные методы и программные системы извлечения и приобретения знаний, предложена их классификация.

1. Введение

В последние годы внимание многих исследователей привлекают проблемы построения компьютерных систем, основанных на человеческих знаниях (СОЗ). Многие из этих проблем сами по себе не являются новыми — им уделяется большое внимание в рамках таких направлений исследований, как распознавание образов [4], принятие решений [8], решение проблем [21].

Новый всплеск интереса к этим проблемам связан, безусловно, с появлением и все более широким распространением таких разновидностей СОЗ, как экспертные системы [18, 25, 58] и системы поддержки принятия решений [11, 17].

При построении СОЗ одной из центральных является задача передачи знаний эксперта компьютерной программе, известная также как проблема приобретения знаний. В первую очередь речь идет о личностных знаниях, об интуиции, «искусстве» решения проблем. Такие знания принято называть знаниями 2-го рода в отличие от объективных устоявшихся знаний, вошедших в учебники и справочники [19].

Знания 2-го рода (или, лучше сказать, умения) обычно передаются от учителя к ученику путем совместного решения задач, анализа удач и ошибок. Очевидно, что вопрос о передаче компьютеру знаний 2-го рода возникает при решении так называемых слабоструктуризованных проблем [79]. В этих проблемах основную роль играют качественные, трудноформализуемые, недостаточно определенные факторы. Человеческая интуиция, умения являются основой решения таких проблем.

Вопрос о выявлении и передаче компьютеру человеческих знаний и умений является крайне сложным. На пути решения этой задачи стоит множество препятствий. Упомянем основные из них, связанные с извлечением знаний, наименее разработанной в настоящее время частью проблемы приобретения знаний.

1. Человек не может сообщить общих абстрактных правил, которыми он руководствуется, решая ту или иную конкретную задачу. Человеческие умения чаще всего хранятся на подсознательном уровне.

2. В любой области человеческой деятельности имеется большое количество (десятки и сотни тысяч) возможных практических ситуаций принятия решений, при анализе которых проявляются умения человека. Желательно уметь передавать все эти возможности ЭВМ, что требует огромного труда и времени экспертов.

3. Люди, передающие компьютеру в том или ином виде свои знания и умения, неизбежно ошибаются. Чем бы ни была вызвана конкретная ошибка: усталостью, невнимательностью, трудностью ситуации, безошибочных экспертов, к сожалению не бывает.

В данной работе дан анализ проблем приобретения и извлечения знаний и основных направлений их решения; рассмотрены наиболее известные методы и программные системы извлечения и приобретения знаний.

2. Проблемы приобретения и извлечения знаний и основные направления их решения

В настоящее время в области инженерии знаний наблюдается некоторая терминологическая путаница, затрагивающая, в частности, и соотношение понятий приобретение и извлечение знаний. В работе будем придерживаться следующей точки зрения.

В соответствии с [26] будем понимать под приобретением знаний процесс получения знаний из различных информационных источников (выявление знаний) и преобразование их в компьютерную программу. Таким образом, приобретение знаний отождествляется со всем циклом построения прикладной СОЗ и включает в себя различные виды аналитической, синтетической и рутинной деятельности: сбор информации, формулировку проблемы, выбор или разработку формализма представления знаний, проектирование, программирование, отладку, документирование и т. д.

При выявлении знаний могут использоваться различные информационные источники: монографии, учебники, статьи, отчеты, руководства, архивные материалы, содержащие примеры решения задач, базы данных, наблюдения за функционированием реальных систем и, конечно же, люди — эксперты.

Под извлечением знаний будем понимать процессы выявления знаний, необходимых для построения СОЗ, когда источником информации являются эксперты в проблемной области. Таким образом, понятия извлечение и приобретение знаний находятся в соотношении часть — целое, а понятия выявление и извлечение знаний — в соотношении общее — частное.

Особая сложность приобретения знаний заключается в том, что процесс построения прикладных СОЗ оказывается длительным, трудоемким и слабоструктурированным, причем существенная часть всех трудностей приходится на долю извлечения знаний.

Можно выделить следующие пять основных направлений исследований, ориентированных на решение проблемы приобретения знаний.

1. Разработка формализмов представления и манипулирования знаниями, языковых и программно-инструментальных средств построения СОЗ:

2. Создание методов и систем автоматического и автоматизированного анализа естественно-языковых текстов.

3. Построение методов и программных систем машинного обучения.

4. Разработка и адаптация методов и программных систем поддержки извлечения экспертных знаний.

5. Создание методологии и, на ее основе, операциональной технологии приобретения знаний, обеспечивающей поддержку полного цикла разработки прикладных СОЗ.

Первое направление исследований является фундаментом, определяющим возможности современных СОЗ и отражает в первую очередь «компьютерные аспекты» их построения.

В рамках этого направления наработан широкий спектр формализмов представления знаний, основными из которых являются исчисление предикатов первого порядка, семантические сети, сети фреймов, получившие большое распространение в последнее время продукционные системы, а также комбинированные способы, к числу наиболее перспективных из которых относится продукционно-фреймовое представление [20, 30].

В настоящее время на мировом рынке программного обеспечения существует большое количество разнообразных программно-инструментальных средств, обеспечивающих технологическую поддержку приобретения знаний, главным образом на этапах формализации, выполнения и тестирования. К их числу относятся универсальные языки и системы программирования, языки и системы обработки символьной информации, универсальные и специализированные системы-оболочки, системы типа «ящика с инструментами» и инструментальные среды разработки [27, 43, 83].

Второе и третье направления исследований представляют собой попытку обойти трудности, связанные с извлечением экспертных знаний.

Методы и системы анализа текстов на естественном языке являются перспективным направлением исследований. Однако результаты, полученные на этом пути, не позволяют надеяться на удовлетворительное решение в ближайшее время проблемы машинного понимания связанного текста на уровне, пригодном для широкого практического применения подобных систем для автоматического приобретения знаний [26].

В то же время развитые системы обработки текстов находят все более широкое применение в качестве составной части систем приобретения знаний, обеспечивая автоматизированную обработку протоколов интервьюирования и вербальных отчетов.

Третье направление исследований заключается, главным образом, в разработке индуктивных алгоритмов, позволяющих преобразовывать знания экспертов, зафиксированные в виде структурированных примеров решения практических задач, в базу знаний СОЗ. Исследования в области машинного обучения рассмотрены в [5, 24, 36, 70]. Некоторые из алгоритмов индуктивного обучения входят в состав коммерческих инструментальных систем [57, 66, 69, 84].

Несмотря на перспективность данного направления и достигнутые успехи, методы машинного обучения не могут решить все проблемы приобретения знаний. Это связано с несколькими причинами. Во-первых, приобретение знаний включает в себя задачи, решение которых выходит за рамки целей и возможностей методов машинного обучения: выявление постановки проблемы, требований к системе, анализ пользователей, выбор или формирование способа представления знаний и т. д.

Во-вторых, необходимым условием применения индуктивных алгоритмов является наличие набора структурированных обучающих примеров, формирование и подготовка которого во многих случаях может оказаться весьма трудоемким или даже невыполнимым занятием. В-третьих, любой набор примеров является неполным, от чего в сильной степени зависит ценность получаемых знаний.

Четвертое направление исследований отражает «человеческие аспекты» построения СОЗ и связано с разработкой и применением методов и программных средств поддержки извлечения знаний. Эти методы и системы предназначены для повышения продуктивности труда эксперта и инженера по знаниям, участвующих в разработке прикладной СОЗ, и, в конечном итоге, должны приводить к сокращению сроков разработки и улучшению качества базы знаний конечной системы. Важность этого направления обусловлена значимостью экспертов как источника информации, дефицитностью экспертизы и трудоемкостью процессов извлечения знаний.

Ценность экспертов как источника информации определяется следующими причинами. Во-первых, как уже говорилось, эксперты являются владельцами так называемых знаний второго рода, определяющих их «профессиональную культуру» [12] и состоящих из эмпирических правил, эвристик, интуитивных соображений, которые, главным образом, основаны на личном опыте и, как правило, не могут быть получены из других источников. Во многих случаях эти знания являются единственной основой хорошего решения практических задач.

Во-вторых, эксперты являются активным источником информации. Необходимая информация может эксплицироваться экспертом в концентрированном и организованном виде самостоятельно или в ответ на вопросы инженера-когнитолога. Кроме того, в процессе разработки системы иногда возникает эффект обратной связи, приводящий к более глубокому пониманию экспертом предметной области, пробелов в своих знаниях и, в результате, к самосовершенствованию.

Экспертиза дефицитна. Высококвалифицированные эксперты, представляющие наибольший интерес при разработке СОЗ, обычно сильно загружены, и поэтому любые возможности более эффективного использования времени работы с ними могут оказаться чрезвычайно полезными.

Процессы извлечения знаний отличаются высокой трудоемкостью и большими интеллектуальными нагрузками, приходящимися на эксперта и инженера по знаниям, связанными с вербализацией экспертизы, управлением процессом коммуникации и необходимостью освоения, анализа и документирования больших объемов новой информации.

Оценивая состояние исследований в области методов и средств извлечения знаний, в [18, 55] отмечается, что они находятся на ранней стадии развития, когда происходит накопление и обобщение эмпирического опыта. Об этом, в частности, свидетельствует разрозненность и разнородность существующих методов и подходов, отсутствие общей методологии и терминологии.

Как отмечается в [48], разумной стратегией исследований в данной области является разработка арсенала разнообразных методов и программных средств извлечения знаний, их систематизация и выработка рекомендаций о целесообразности использования соответствующих подходов в зависимости от реальных условий.

Такая стратегия обусловлена тем, что цели, функции и некоторые другие характеристики извлечения знаний могут существенно отличаться на разных этапах построения СОЗ. Кроме того, известно, что даже в рамках одной ограниченной области экспертизы существуют различные виды знаний, для извлечения которых могут оказаться полезными разные методы.

Пятое направление исследований ориентировано на создание промышленной методологии и технологии построения СОЗ, агрегирующей послед-

ние достижения и перспективы в области инженерии знаний. Это направление должно обеспечить переход с современного уровня знаний о том, как осуществляется разработка СОЗ, и характеризующегося как искусство, на уровень операциональной технологии.

Такая технология скорее всего будет существовать в виде интеллектуальных систем, обеспечивающих поддержку построения СОЗ на всем цикле разработки, начиная с распознавания и анализа проблемы и заканчивая сопровождением прикладной системы, переданной пользователям [28]. Некоторые существующие системы приобретения знаний могут рассматриваться как ранние версии таких систем.

3. Основные характеристики процессов извлечения экспертных знаний

Несмотря на то, что глобальной целью извлечения знаний является получение ответа на первый и основной вопрос, решаемый при построении СОЗ: «что представлять», локальные цели и некоторые другие характеристики различных подходов и процедур извлечения знаний могут существенно отличаться.

К разряду таких характеристик можно отнести следующие: участники процесса извлечения знаний, их функции и режимы взаимодействия; этап разработки СОЗ, на котором выполняется извлечение знаний, объем и характер получаемой при этом информации; психологическая корректность процедуры извлечения знаний, надежность, полнота и непротиворечивость получаемой информации.

3.1. Участники процесса извлечения знаний, их функции и режимы взаимодействия

Извлечение знаний представляет собой коммуникационный процесс, в котором могут принимать участие эксперт, инженер по знаниям (или, иначе, инженер-когнитолог [29] или просто когнитолог) и программная система. В дальнейшем будем предполагать, что эксперт не является специалистом в области разработки СОЗ и инженер-когнитолог не является экспертом в проблемной области. В действительности возможны ситуации, когда один и тот же человек одновременно совмещает качества эксперта и инженера-когнитолога, но это должно рассматриваться скорее как исключение из правила, а не типичный случай.

Эксперт может быть определен как человек, обладающий исключительными познаниями и практическими навыками (умениями) решения определенного круга проблем в рассматриваемой предметной области. В литературе отмечаются следующие необходимые и желательные качества экспертов [4, 51, 53]: эффективность, производительность, понимание, способность обучаться и самообучаться, трактовка противоречий, знание ограничений, способность к объяснениям.

Вербализация является основной функцией, выполняемой экспертом в процессе извлечения знаний, и может рассматриваться как отображение внутреннего, когнитивного уровня знаний эксперта на внешний, лингвистический уровень в рамках следующей трехуровневой модели приобретения знаний.

На когнитивном уровне знания эксперта о проблемной области выражены на языке внутренних, когнитивных структур. На вопрос о том, как

именно представлены знания на когнитивном уровне, как происходит их пополнение и как они «работают» при решении экспертом проблем, в настоящее время не существует удовлетворительных ответов, поскольку механизмы и закономерности работы человеческого мозга пока недостаточно изучены [16].

На следующем, лингвистическом уровне знания и умения эксперта представлены в виде знаковых структур, выраженных в рамках лингвистических примитивов его профессионального языка, и включают в себя представления как конкретных элементов реального мира, так и абстрактные понятия и обобщающие категории, описывающие классы сущностей, связей, процессов и т. д.

Если два первых уровня относились к человеку, то третий относится к компьютеру, т. е. к операционализации уже полученных от человека знаний. На этом операциональном уровне знания и умения эксперта, а также знания, полученные из других источников информации, выражаются в рамках некоторого выбранного или сформированного операционального способа представления, реализованного при помощи программных средств.

Выделяют три возможных роли, выполняемые экспертом при вербализации: эксперт как информатор; эксперт как решатель проблем; эксперт как учитель [26, 53]. В первом случае эксперт выполняет функции справочника — отвечает на поставленные вопросы. Вторая роль связана с решением экспертом реальных или модельных задач. Выступая в роли учителя, эксперт эксплицирует не только знания, но и их организацию.

Инженер-когнитолог — относительно новая специальность, появившаяся в результате естественного разделения труда разработчиков СОЗ (выделяют также программистов и менеджеров проекта) и во многом похожая на деятельность системного аналитика (консультанта по принятию решений, постановщика задач) при разработке традиционных программных систем.

Можно выделить две наиболее существенные отличительные черты специальности инженера-когнитолога [50, 26].

Во-первых, инженер-когнитолог должен знать принципы и методы искусственного интеллекта, принятия решений и когнитивной психологии, применяемые при построении СОЗ. Это в первую очередь относится к знанию существующего арсенала методов и программных средств извлечения знаний, способов представления знаний, механизмов логического вывода и программно-инструментальных средств разработки СОЗ, хотя детальное знание последнего пункта в большей степени относится к компетенции программистов.

Вторая существенная отличительная черта профессии инженера-когнитолога связана с объемом и типом получаемой информации. Системного аналитика главным образом интересует постановка задачи, требования пользователей и ограничения, предъявляемые к разрабатываемой системе с тем, чтобы в последующем были созданы или подобраны подходящие алгоритмы решения выделенных задач и реализованы в виде традиционной программной системы.

Инженер-когнитолог, помимо такой «постановочной» информации, должен выявить разнообразные знания и умения эксперта, позволяющие ему решать идентифицированные проблемы. Следовательно, инженер-когнитолог должен обладать знаниями психолога, умением вести беседу с экспертом, знать возможности и ограничения человеческой системы переработки информации.

Полученная от эксперта информация должна быть систематизирована и документирована для того, чтобы программисты могли в дальнейшем использовать ее при реализации системы, решающей проблемы так же, как это делает эксперт.

Выделим следующие основные взаимосвязанные функции, выполняемые инженером-когнитологом при извлечении знаний: управление, переработка и хранение полученной информации.

Управление процессом извлечения знаний необходимо для выполнения целенаправленного отбора адекватной информации, т. е. для выявления только тех знаний, которые необходимы для построения СОЗ, и с такой степенью полноты и детальности, которые достаточны для обеспечения необходимого качества работы системы. Управление реализуется в форме последовательности содержательных сообщений (вопросов, заданий), поступающих к эксперту от инженера-когнитолога в процессе их коммуникации.

Функция переработки включает в себя всевозможные способы и процедуры анализа поступающей от эксперта и синтеза новой информации, среди которых необходимо отметить следующие: идентификация и конструирование терминов и понятий; выяснение и фиксация их смыслового содержания; выявление и установление различных видов отношений между лексическими элементами, например таких, как синонимия, омонимия, обобщение/конкретизация, часть/целое и т. д.; различные виды проверок информации на полноту и непротиворечивость; формирование моделей экспертизы и т. д.

Функция хранения заключается в запоминании, выборке и документировании полученной от эксперта и синтезированной информации.

Программные средства, рассматриваемые как партнер, участвующий в процессе извлечения знаний, в настоящее время не могут полностью заменить инженера-когнитолога на всем цикле разработки и используются для поддержки его деятельности, позволяя в различной степени автоматизировать функции хранения и анализа информации и, реже, функцию управления.

Программные средства, используемые при извлечении знаний, могут быть разбиты на три категории: вспомогательные программы, системы извлечения знаний и системы приобретения знаний. К группе вспомогательных программ, используемых при извлечении экспертных знаний, могут быть отнесены различные текстовые процессоры, системы управления базами данных, программы анализа данных, обеспечивающие различные виды переработки и хранения информации.

Системы извлечения знаний характеризуются тем, что их основной функцией является управление процессом извлечения знаний. Системы приобретения знаний обеспечивают выполнение более широкого набора функций. Их обобщенная архитектура включает: блок извлечения знаний; средства автоматизированного анализа текстов; обучающие алгоритмы; системы представления и управления данными и знаниями; подсистемы выбора операционального формализма представления знаний и инструментальных средств разработки; блок компиляции и преобразования информации в различные представления; подсистему генерации отчетов и документации.

Можно выделить три возможных режима взаимодействия участников процесса извлечения знаний, отражающих степень его автоматизации: ручной, полуматематизированный и полностью автоматизированный ре-

жимы. В ручном режиме функции управления, переработки и хранения информации полностью выполняет инженер-когнитолог.

В полуавтоматизированном режиме некоторые из этих функций выполняет программная система, пользователем которой, как правило, является инженер-когнитолог. В третьем, полностью автоматизированном режиме все функции инженера-когнитолога в течение некоторого периода времени выполняет программная система, которая ведет непосредственный диалог с экспертом. В этом случае предъявляются повышенные требования к организации дружественного человеко-машинного интерфейса.

В реальных ситуациях при разработке конкретных СОЗ извлечение знаний в разные моменты времени может выполняться в разных режимах. При этом отмечается определенная закономерность, связывающая этапы разработки СОЗ, на которых выполняется извлечение знаний, и доминирующий режим взаимодействия участников работы. В настоящее время на ранних этапах разработки преобладает рутинный режим, на заключительном этапе полностью автоматизированный режим оказывается предпочтительней.

3.2. Стадии извлечения знаний

При построении СОЗ можно выделить два наиболее интенсивных периода (стадии) работы с экспертами, интерпретируемых ниже в терминах известной концептуальной модели приобретения знаний, содержащей пять взаимосвязанных этапов: идентификация, концептуализация, формализация, реализация, тестирование [26].

Первая стадия (первичное извлечение знаний) включает в себя этапы идентификации, концептуализации и, частично, этап формализации. Вторая стадия (вторичное извлечение знаний) совпадает с этапом тестирования. Процессы извлечения знаний, выполняемые на этих двух стадиях, существенно отличаются по ряду параметров.

Целями извлечения знаний на первой стадии является получение от экспертов информации, необходимой для решения задач, соответствующих входящим в нее этапам. Так, на этапе идентификации определяется возможность и целесообразность разработки системы; выявляется и формулируется проблема и основные входящие в нее задачи; определяются участники разработки, пользователи, ресурсы, цели и критерии эффективности будущей системы.

На этом этапе извлечение знаний мало отличается от системного анализа, выполняемого в начальный период построения традиционных программных систем. Типы извлекаемых на этапе идентификации знаний можно квалифицировать как «постановочные», при этом доминирует ручной режим извлечения знаний.

На этапе концептуализации выполняется наиболее трудоемкая и сложная деятельность по извлечению основного объема знаний, применяемых экспертом при решении сформулированной проблемы. Именно на этом этапе, а также при формализации и тестировании проявляются специфические черты, отличающие деятельность инженера-когнитолога от системного аналитика.

Знания и умения эксперта, позволяющие ему эффективно решать проблемы, называют «экспертизой в действии» [26]. Именно эти знания составляют «ядро» СОЗ и определяют степень ее компетентности. Большинство известных методов предназначено для извлечения знаний этого типа.

Детализируя «экспертизу в действии», выделяют структурные, стратегические и дополнительные типы знаний [26]. К структурным знаниям относятся объекты и понятия различного уровня абстракции, а также отношения между ними. Стратегические знания включают в себя процедуры, эвристики, решающие правила и стратегии, «применяемые» экспертом к структурным знаниям для достижения решения проблемы. К дополнительным типам знаний относятся различного рода объяснения и обоснования связей, условий, стратегий, а также другая полезная информация, получаемая от эксперта в процессе извлечения знаний.

Извлечение знаний на этапе концептуализации не является однородным процессом. Вначале, когда объем полученной от эксперта информации еще незначителен, в деятельности инженера-когнитолога преобладает аналитическая компонента, связанная с идентификацией основных понятий и выяснением их смыслового содержания.

По мере получения информации все большую роль начинает играть синтетическая компонента, связанная с формированием обобщенной модели знаний, которая существенно влияет на последующее извлечение знаний. Вопросы, задаваемые инженером-когнитологом, становятся более целенаправленными и конкретными, при этом процесс извлечения знаний приобретает характер интерпретации и означивания параметров в рамках формируемой модели.

Обобщенные модели экспертизы могут выражаться явно (концептуальные или интерпретационные модели [31, 86]) или существовать на когнитивном уровне инженера по знаниям. С этой точки зрения процесс извлечения знаний на этапе концептуализации может рассматриваться как цепочка частное — общее — частное.

На этапе формализации интенсивность извлечения знаний значительно уменьшается. Основная деятельность инженера-когнитолога связана с выбором или разработкой формализованного способа представления знаний и описанием того, как проблема может быть представлена в рамках выбранного формализма. Результатом формализации является частичная спецификация для построения прототипной системы.

На этапе реализации (или, иначе, выполнения [18]) также может выполняться незначительное извлечение знаний, но на первый план выходит решение задач, связанных с выбором или разработкой программных средств, реализующих выработанный формализм представления знаний. На этом этапе знания, приобретенные в предшествующий период времени, преобразуются в архитектуру системы и «компилируются» в базу знаний прототипа.

На стадии вторичного извлечения знаний, совпадающей с этапом тестирования, интенсивность получения информации от экспертов вновь возрастает. Целями извлечения знаний на этом этапе являются проверка адекватности выбранного операционального способа представления, проектных и реализационных решений; локализация пробелов и ошибок в базе знаний СОЗ; пополнение базы знаний и устранение обнаруженных ошибок.

На стадии вторичного извлечения знаний доминируют полуавтоматизированный и автоматизированный режимы. Это связано с принципиально отличным характером процесса извлечения знаний, обусловленным существованием действующего макета (прототипа) системы. Основным приемом извлечения знаний становится обнаружение ошибок и пробелов в работе системы и их исправление. При этом, так же как и на этапе концептуализации, выявляются структурные, стратегические, дополнительные и в меньшей степени постановочные типы знаний.

Иногда способ представления знаний выбирают априори и используют его на стадии первичного извлечения знаний в качестве интерпретационной модели. Такой подход может иногда оказаться полезным, но в общем случае неприемлем, поскольку способ представления отражает организацию знаний, которая является свойством, внутренне присущим самим знаниям, и не должна фиксироваться заранее. Кроме того, эксперту может оказаться затруднительным выразить свои знания в рамках неизвестного и скорее всего неестественного для него формализма, т. е. извлечение знаний будет некорректным.

«Инженер знаний, естественно, будет использовать какие-то идеи о формах представления и методах, чтобы управлять процессом концептуализации, но он не должен выбирать какую-либо конкретную схему заранее» [26, с. 157]. По этому поводу в [7] отмечается, что априорный выбор операционального способа представления равносильен лошади, впряженной позади телеги.

3.3. Психологическая корректность процедуры извлечения знаний

Режимы и стадии извлечения знаний являются как бы внешними характеристиками процесса извлечения знаний. Важнейшей внутренней характеристикой процедуры извлечения знаний является ее психологическая корректность.

При любом методе извлечения знаний источником информации является человек. Следовательно, необходимо принимать во внимание основные характеристики человеческой системы переработки информации. Достоверность информации существенно зависит от двух факторов: понятность и привычность операций, выполняемых экспертом при извлечении знаний, и соответствие операций по переработке информации возможностям человеческой системы.

В последние годы получено немало результатов психологических исследований, позволяющих предъявить определенные требования к способам получения информации от человека. Так, данные психологических исследований показывают, что многие распространенные способы получения информации (назначение весов признаков, назначение вероятностей и т. д.) являются некорректными: они ведут к противоречиям, смещениям, ошибкам [9]. Анализ, проведенный в [82], показывает, что количество психологически корректных операций получения информации в широко распространенных на практике многоаспектных задачах сравнительно невелико. Не так просто извлекать знания, используя лишь корректные способы получения информации от человека, но только эти способы ведут к надежным базам знаний.

Вторая проблема состоит в определении допустимой нагрузки на эксперта. Эта нагрузка определяется рядом параметров, характеризующих рассматриваемую задачу. В качестве примера возьмем задачу многоаспектной классификации. В этой задаче эксперт рассматривает объект, характеризующийся рядом аспектов, и относит его к одному из нескольких классов решений. Так, например, врач относит сочетание симптомов, характеризующих пациента, к одному или нескольким возможным заболеваниям. Если классы решений упорядочены (например, заболевания упорядочены по степени тяжести), то возникает задача порядковой классификации.

Поведение человека при решении этой задачи исследовалось в серии психологических экспериментов [67]. Результаты экспериментов показы-

вают, что люди ведут себя достаточно надежно и непротиворечиво при определенных значениях таких параметров, как количество аспектов, число возможных значений для каждого из них и количество классов решений. Если значения этих параметров увеличиваются и переходят определенную границу, то поведение людей резко меняется. Часто при этом резко возрастает количество ошибок и противоречий.

Существуют определенные пределы человеческих возможностей для многих операций получения информации от человека. Эти пределы крайне важно знать при разработке методов извлечения экспертных знаний.

Результаты ряда психологических исследований позволяют следующим образом охарактеризовать систему хранения и переработки информации у эксперта. Прежде всего, хороший эксперт обладает знанием тысяч конкретных ситуаций, которые хранятся в его долговременной памяти. По оценке Г. Саймона, это число достигает 30–50 тысяч [80]. Каждая из этих ситуаций описана на привычном для эксперта профессиональном языке. Умение гибко использовать эти ситуации при решении конкретной задачи, вероятнее всего, хранится на подсознательном уровне [59]. Все вспомогательные операции по извлечению и переработке информации совершаются в кратковременной памяти. Ее малый объем служит причиной использования человеком различных эвристических приемов. Эти приемы часто ведут к ошибкам и противоречиям.

3.4. Полнота и непротиворечивость знаний

Еще одной важной характеристикой, связанной с получением информации от экспертов, является полнота извлечения и представления знаний в СОЗ и непротиворечивость (безошибочность) базы знаний. Под полнотой и непротиворечивостью базы знаний в общем случае понимают способность системы формировать непротиворечивое решение для любой ситуации в рамках ограниченной проблемной области.

Рассмотрим источники неполноты и ошибок базы знаний СОЗ, используя введенную ранее трехуровневую модель приобретения знаний. Знания и умения эксперта на когнитивном уровне, отражающие его квалификацию и степень проработанности проблемной области, могут быть неполными и содержать ошибочные представления о реальности.

При извлечении знаний, интерпретируемом в рамках трехуровневой модели как отображение когнитивного уровня на лингвистический, может возникать два типа негативных эффектов, приводящих к появлению дополнительных ошибок и уменьшению полноты представления на лингвистическом уровне.

Во-первых, на лингвистическом уровне могут появляться ошибки, связанные как с неточностью и неоднозначностью естественного профессионального языка эксперта, так и с вербализацией неверных представлений эксперта.

Во-вторых, отображение адекватных знаний когнитивного уровня на лингвистический может быть неполным. Это происходит по двум причинам. С одной стороны, эксперт может не понимать, какие именно из его знаний необходимо эксплицировать, и, с другой стороны, не все знания эксперта могут быть адекватно вербализованы (например, знания из области дегустации вин, духов и т. д.).

И, наконец, при отображении знаний с лингвистического на операциональный уровень представления также может происходить уменьшение точности и полноты описания реальности. Основным источником этих ис-

кажений является несовершенство операциональных способов представления знаний.

В ряде методов извлечения знаний получаемая информация проверяется на непротиворечивость (один из способов выявления ошибок) и полноту. Так, например, в методе, реализованном в системе КЛАСС [10], проверки на непротиворечивость осуществляются в ходе извлечения знаний, причем при выявлении противоречий эксперту дается возможность их анализа и исправления. В данном случае проблема описывается на языке признаков и под полнотой понимается наличие в базе знаний решений для любых сочетаний значений этих признаков.

4. Методы и программные средства извлечения и приобретения знаний

Рассматриваемые в данном разделе методы и программные системы извлечения знаний являются весьма разнородными и «разнокалиберными» и должны использоваться при разработке СОЗ скорее как взаимодополняющие, а не альтернативные.

Некоторые методы и системы извлечения знаний опираются на теоретические основания и являются частью некоторой методологии процесса построения СОЗ, другие носят характер эвристических приемов и рецептов, основываются на здравом смысле и эмпирическом опыте и не предполагают определенной методологии разработки СОЗ.

Часть рассматриваемых ниже методов и систем извлечения знаний создавалась в рамках таких научных дисциплин, как системный анализ, принятие решений, психология, анализ данных, и впоследствии была взята «на вооружение» в инженерии знаний, другие специально разрабатывались для поддержки извлечения знаний.

4.1. Методы извлечения экспертных знаний

В [41, 49] предложена следующая классификация способов интервьюирования, рассматриваемого как эквивалент понятия извлечение знаний: прямое моделирование сценария; декомпозиция цели; процедурное моделирование; реклассификация; «построение лестницы».

Предположим отличную от этой классификацию методов извлечения знаний (рис. 1), построенную путем выделения и последовательной группировки следующих базовых типов процедур извлечения знаний: интервьюирование, вербальные отчеты, диалоги, интерпретация, шкалирование, репертуарные решетки, сортировка, прямое извлечение знаний.

Такая типизация, сформированная на основе анализа литературы, отражает происхождение и первоначальное назначение методов, впоследствии нашедших применение в инженерии знаний. Каждый из перечисленных базовых типов является обобщением различных конкретных схем извлечения знаний, объединенных сходством общей идеи. Кратко рассмотрим их содержание.

В широком смысле все методы извлечения знаний могут рассматриваться как разновидности интервьюирования. В более узком смысле под интервьюированием понимают неформализованную процедуру общения интервьюера (инженера-когнитолога) и интервьюируемого (эксперта, пользователя) [52, 87].

Вербальные отчеты — группа методов, широко применяемых в психологии и принятии решений [13, 44, 73]. В последнее время активно ис-

Методы извлечения знаний

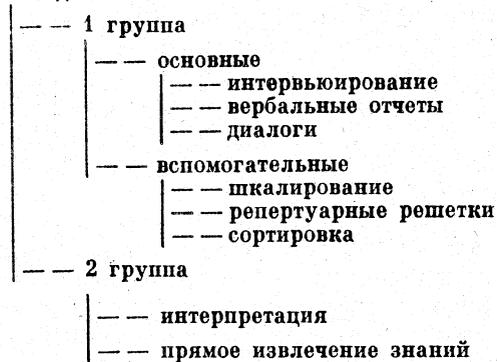


Рис. 1. Классификация методов извлечения знаний

пользуются в инженерии знаний [85, 87]. Методы вербальных отчетов объединяет способ сбора информации — эксперту предлагается «думать вслух» при решении реальной или моделируемой задачи.

Можно выделить следующие характеристики, определяющие различные схемы проведения вербальных отчетов: динамическая / статическая задача; реальная / моделируемая задача; одновременное / последовательное моделирование; ретроспективная / параллельная вербализация.

Методы диалогов [35] аналогичны вербальным отчетам с последовательным моделированием ситуации и заключаются в организации и проведении сеансов интерактивного взаимодействия эксперта-консультанта и клиента для получения вербализованного представления процессов решения проблемы. Коммуникация эксперта и клиента может быть организована при помощи ЭВМ, что позволяет не только извлекать знания, актуализируемые во время решения задачи, но и уточнять постановку задачи и требования к человеко-машинному интерфейсу.

Методы интерпретации заключаются в том, что эксперту предъявляют данные по решению задачи, собранные каким-либо способом, и предлагают проанализировать и прокомментировать их для восстановления процесса решения проблемы, выявления ошибок, пропусков и неточностей. Метод интерпретации является наиболее эффективным для извлечения знаний на второй фазе построения СОЗ, когда существует функциональный прототип системы. Этот метод известен также под названием извлечение знаний в контексте (ошибок) [40].

В рамках методов многомерного и сетевого шкалирования [7, 22, 38, 75] выполняется преобразование исходной экспертной информации о близостях между объектами и понятиями в пространственное или сетевое представление и интерпретация полученных результатов.

Интерпретация экспертом осей координатного пространства, полученного в результате применения алгоритмов многомерного шкалирования, позволяет выявлять обобщенные признаки, определяющие субъективную близость между объектами. Интерпретация дуг, полученных в результате применения алгоритмов сетевого шкалирования, позволяет выявлять отношения между понятиями, которые могли явно не осознаваться экспертами.

Метод репертуарных решеток разработан Келли [64] в рамках психологической теории, предназначенной для исследования и объяснения ког-

нитивных процессов восприятия и принятия решений человеком. Основным примитивом метода является дихотомический конструкт — упорядоченная шкала с поименованными антиномичными полюсами.

Совокупность конструктов является способом описания сходств и отличий множества объектов одного уровня общности. Для извлечения экспертных знаний в виде репертуарных решеток (таблица объекты/конструкты) используется ряд эвристических приемов, основным из которых является триадное сравнение [77].

Методы сортировки [48, 87] основываются на предъявлении эксперту объектов и понятий для их непосредственной классификации (сортировки) и последующей интерпретации результатов. Различные схемы реализации методов сортировки отличаются способами предъявления объектов и видами классификационных структур (плоская или иерархическая, разбиение или покрытие). Эти методы позволяют выявлять знания о различных классификационных отношениях.

К прямым методам извлечения знаний относится такая организация работы, при которой эксперту предлагается непосредственно эксплицировать свои знания о проблеме и предметной области в рамках некоторого фиксированного формализованного способа представления. При таком способе работы эксперт фактически должен конкретизировать элементы некоторой обобщенной модели, сформированной инженером-когнитологом заранее или перенесенной из какой-либо аналогичной предметной области.

Особое место среди методов извлечения знаний занимает методика диагностических игр, разработанная коллективом исследователей во главе с академиком И. М. Гельфандом специально для выявления и формализации врачебного опыта [2]. Эта методика может быть отнесена к типу диалогов.

Основная идея диагностической игры двух врачей заключается в том, чтобы: (1) при извлечении знаний создать эксперту условия, максимально приближенные к его основной деятельности: диагностике заболевания и лечению больного; (2) ограничить при этом его возможности получения информации только вербальным каналом; (3) обеспечить возможно полный учет поступающей к врачу-диагносту информации.

Одно из достоинств диагностической игры заключается в том, что применение этого метода обеспечивает выявление только адекватных знаний, реально используемых в процессе принятия решений экспертом. Так, например, в одном из экспериментов, описанных в [2], вопросник, составленный на основе опроса опытных врачей, включал около 170 признаков, существенных для прогноза течения заболевания.

Применение для этой же задачи метода диагностических игр позволило выявить, что в действительности используется около 30 параметров, причем в каждом конкретном случае врач принимает решение, основываясь всего на 10–15 параметрах из числа 30. Исследования по изучению ограничений человеческой системы переработки информации при принятии решений хорошо согласуются с этими результатами.

Рассмотренные базовые типы методов извлечения знаний распадаются на две группы. К первой группе относятся следующие методы: интервьюирование, вербальные отчеты, диалоги, шкалирование, репертуарные решетки, сортировка. Они в первую очередь применяются на стадии первичного извлечения знаний, до начала программной реализации прототипа системы.

Ко второй группе относятся методы интерпретации и прямое извлечение знаний. Они имеют основное значение на стадии вторичного извлечения знаний, когда операциональный формализм представления зафиксирован и существует функциональный прототип системы.

Первая группа в свою очередь распадается на две подгруппы: основные и вспомогательные методы извлечения знаний. Подгруппа основных методов включает в себя интервьюирование, вербальные отчеты и диалоги. Именно эти методы обеспечивают извлечение основного объема структурных и стратегических типов экспертных знаний.

Методы второй подгруппы — шкалирование, репертуарные решетки, сортировка — имеют вспомогательное значение. Они являются менее универсальными, так как позволяют извлекать некоторые разновидности знаний структурного типа и требуют предварительно выявленного набора базовых понятий.

4.2. Системы поддержки извлечения и приобретения знаний

В данном разделе кратко рассмотрим некоторые из систем извлечения и приобретения знаний, сформулируем наиболее важные классификационные признаки для систем этого типа и проведем оценку некоторых из них в соответствии с выделенными параметрами.

В отличие от методов извлечения знаний почти все рассматриваемые ниже системы специально создавались для поддержки процессов извлечения и приобретения знаний (за исключением систем PLANET [76] и MAUD [56]). Еще одной особенностью рассматриваемых систем является их исследовательский, а не коммерческий уровень исполнения. Auto-Intelligence [66] и MAUD [56] — две из перечисленных систем, объявленные как коммерческий программный продукт. Этот факт еще раз подчеркивает новизну и актуальность данного направления исследований.

Большинство систем ориентировано на извлечение знаний в задачах типа классификации (экспертной, эвристической классификации; диагностики; структурированного выбора), и реже — в задачах типа проектирования. Задачи классификации и проектирования отличаются тем, что в первом случае существует небольшой набор возможных решений, которые могут быть явно перечислены. В задачах проектирования решения конструируются из элементов и общее их количество значительно больше, чем в первом случае.

1. Система TEIRESIAS [39, 40] представляет собой надстройку над системой MYCIN [78], разработанную для поддержки интерактивной передачи знаний экспертом в предметной области в базу знаний программы в процессе диалога на ограниченном естественном (английском) языке. При этом решаются две задачи: извлечение знаний для задач типа диагностики и преобразование полученной информации во внутреннее представление MYCIN.

Для извлечения знаний в системе TEIRESIAS применяется разновидность метода интерпретации, называемого извлечением знаний в контексте (ошибок). Он заключается в следующем. После того, как «вручную» построен прототип системы с базой знаний, содержащей достаточно большой объем правил и концептуальных примитивов, эксперт при помощи тестовых задач проверяет правильность работы системы. В случае недопустимого расхождения результата решения задачи системой с реальными данными эксперт делает запрос на объяснение. При этом он получает

цепочку рассуждений программы в виде набора примененных правил, анализирует ее, локализует ошибки и вносит необходимые изменения в базу знаний.

Источниками ошибок в работе системы могут быть: пропуски фрагментов знаний; ошибочные фрагменты; отсутствие необходимых для выражения знаний концептуальных примитивов; неадекватность формализма. Ошибки первого — третьего типов устраняются путем добавления и исправления продукционных правил, добавления новых концептуальных примитивов (объекты, атрибуты, значения). Ошибки четвертого типа выносятся за рамки возможностей системы и относятся к компетенции разработчика. Возможности модификации и поддержки целостности базы знаний обеспечиваются при помощи знаний метауровня.

2. Система ROGET [31] предназначена для поддержки приобретения знаний на ранних этапах разработки СОЗ диагностического типа и работает в режиме непосредственного диалога с экспертом в предметной области. Система основана на знаниях в области построения экспертных систем диагностического типа.

Консультация с системой ROGET состоит из последовательности следующих этапов:

- определение типа рассматриваемой проблемы;
- формирование концептуальной структуры;
- пересмотр концептуальной структуры;
- трансляция концептуальной структуры в представление EMYCIN.

Определение типа проблемы выполняется на основе анализа естественного языкового описания проблемы, вводимого экспертом, а также при помощи идентификации аналогов среди известных, ранее разработанных систем. После определения эталонного типа проблемы ROGET в диалоге с экспертом выполняет формирование концептуальной структуры, которая представляет собой агрегированное описание структурной компоненты и механизма логического вывода целевой системы.

После завершения формирования концептуальной структуры ROGET анализирует ее и, основываясь на ресурсных ограничениях, предлагает возможные изменения ограничений предметной области, сокращения концептуальной структуры и, соответственно, объема базы знаний. На последнем этапе консультации с системой ROGET выполняет преобразование концептуальной структуры в частично операциональное представление формализма системы EMYCIN. При этом формируются контекстное дерево, блоки данных и параметры, а также обобщенные прототипы правил, которые в дальнейшем могут конкретизироваться в рамках системы EMYCIN.

3. Подход, развиваемый в рамках системы KADS [34, 35, 54, 74], заключается в активном использовании методологии структурного проектирования, широко применяемой при разработке традиционных программных систем. Суть этого подхода заключается в необходимости проведения глубокого анализа задачи и предметной области до начала проектирования системы и создания общей информационной среды для экспертов и разработчиков. Концепция KADS в значительной степени перекликается с идеями Грувера [49].

Система KADS рассчитана на взаимодействие с инженером-когнитологом и поддержку его деятельности на ранних этапах построения СОЗ. Работа по извлечению знаний структурирована в виде взаимосвязанной совокупности задач извлечения и анализа знаний или, иначе, сбора и интерпретации информации. Для извлечения знаний применяются в

«ручном» режиме методы интервьюирования, вербальных отчетов, диалогов и интерпретации.

Система KADS включает в себя следующие компоненты: база знаний; блок управления анализом; словарь; редактор базы знаний; генератор документации. База знаний KADS организована в виде сети фреймов, описывающих как независимые, так и специфические для предметной области понятия и взаимосвязи, а также объекты типа задач анализа знаний. Блок управления анализом выполняет управление процессами извлечения знаний, анализа и хранения полученной информации. При этом происходит конкретизация понятий базы знаний и заполнение соответствующих слотов фреймов.

Словарь KADS содержит лексические единицы, используемые в предметной области, и включает дополнительную информацию, например объяснения понятий, синонимы, сокращения и т. д. Редактор обеспечивает модификацию базы знаний в графическом многооконном режиме. Интересной является возможность реструктуризации иерархии обобщения путем перемещения на экране элементов и фрагментов сети. Блок генерации документации позволяет формировать многоаспектные отчеты о состоянии базы знаний.

4. Система AQUINAS [32] (развитие системы ETS [33]) объединяет идеи и методы из области практической психологии и искусственного интеллекта и предназначена для поддержки приобретения знаний в задачах типа диагностики. Система рассчитана на непосредственное взаимодействие с экспертом и помогает ему наращивать, анализировать и тестировать базу знаний. Существует возможность приобретать и комбинировать знания многих экспертов. Информация, накапливаемая в системе, может конвертироваться в различные представления, поддерживаемые следующими программными системами: KEE, KS-300/EMYCIN, LOOPS, M. 1, OPS5, S. 1.

Система AQUINAS состоит из набора блоков, реализующих различные задачи извлечения и преобразования знаний. Блоки объединены общим пользовательским интерфейсом, способом представления знаний и объектно-ориентированной базой данных.

Блоки системы AQUINAS ориентированы на решение следующих задач:

- извлечение конструкторов при помощи метода репертуарных решеток;
- декомпозиция проблемы в виде иерархий четырех типов: решений, конструкторов, экспертов и подобластей;
- представление и работа с неточно определенной информацией;
- тестирование базы знаний;
- интеграция разнородных типов данных;
- автоматическое расширение базы знаний (индуктивный и дедуктивный вывод, вывод по аналогии);
- анализ знаний, полученных от разных экспертов;
- управление процессом извлечения и приобретения знаний.

5. Система приобретения знаний KRITON [41, 42] основывается на предположении, что какой-либо один метод выявления знаний не может обеспечить полное решение проблемы. Поэтому необходима гибридная система с открытой архитектурой, включающая набор методов выявления разнотипных знаний из различных источников и возможности преобразования полученной информации в разные формализмы представления.

Пользователем системы KRITON может быть как эксперт в предметной области, так и когнитолог. Архитектура системы включает три мо-

дуля извлечения знаний, реализующих методы интервьюирования, анализа протоколов и анализа текстов. Вся получаемая системой информация преобразуется в промежуточную базу знаний.

В системе KRITON для интервьюирования эксперта применяются следующие методы: прямое моделирование сценария, метод репертуарных решеток, «лестница». В процессе интервьюирования в промежуточной базе знаний формируются объекты и атрибуты, связанные таксономическими отношениями. Для анализа протоколов вербальных отчетов и текстовых документов применяется один и тот же метод, позволяющий выявлять процедурные знания, представляемые в промежуточной базе на языке исчисления предикатов.

Промежуточная база знаний не только объединяет информацию, получаемую из различных источников, но также используется для поддержки процессов извлечения знаний, и может транслироваться при помощи генераторов фреймов, правил и ограничений в продукционно-фреймовый язык представления знаний.

Применение тех или иных методов извлечения знаний при работе с системой определяется не только когнитологом, но также при помощи постоянно активного демона (процедуры), следящего за состоянием промежуточной базы знаний и локализирующего ее отсутствующие компоненты. В системе KRITON существует еще один метод извлечения знаний, заключающийся в использовании априорных глубинных моделей предметной области, когда они существуют. Этот механизм во многом похож на подход, реализованный в системе ROGET и отличается большей открытостью, выраженной в возможности «имплантации» в систему разных моделей по мере их создания.

6. MOLE — экспертная система-оболочка, включающая в себя блок представления, механизм вывода и блок приобретения знаний [45]. Система MOLE ориентирована на построение СОЗ для проблем типа классификации, решаемых методом выбора из списка гипотез на основе взвешенных свидетельств [37].

Блок приобретения знаний MOLE позволяет строить и отлаживать базу знаний в непосредственном диалоге с экспертом. При этом система выполняет функции опытного инженера по знаниям, который способен, взаимодействуя с экспертом, строить диагностические экспертные системы, имея минимальное первоначальное представление о предметной области. Общая стратегия извлечения знаний заключается в получении от эксперта минимальной необходимой для построения системы информации и основывается на используемом в MOLE методе решения проблем.

Приобретение знаний в MOLE выполняется в два этапа. На первом этапе выполняется прямое извлечение знаний и формирование первоначальной базы знаний. MOLE предлагает эксперту ввести список событий (гипотезы и свидетельства), релевантных рассматриваемой проблемной области и определить связи между ними. При этом эксперт должен указать тип события (т. е. наблюдаемое или выводимое), тип связи между событиями, направление связи и ее силу в виде числового значения.

Поскольку при таком способе работы трудно ожидать получения полной и качественной информации, в MOLE предусмотрен второй этап извлечения знаний, на котором первоначальная база знаний итеративно пополняется и модифицируется. На втором этапе выполняются извлечения знаний в контексте, аналогично тому, как это реализовано в системе TEIRESIAS.

7. Интерактивная программная система PLANET [76] основывается на психологической теории персональных конструктов Келли [64] и применялась в различных исследованиях в таких областях как клиническая психология, обучение и управление. В работе [77] представлены возможности PLANET для поддержки извлечения знаний при построении экспертных систем.

PLANET включает четыре группы взаимосвязанных программных модулей. Первая группа предназначена для интерактивного извлечения знаний экспертов с использованием метода репертуарных решеток. Выявленные знания представляются системой конструктов, организованных в виде репертуарных решеток.

Вторая группа программ предназначена для анализа индивидуальных систем конструктов и позволяет: проводить иерархический кластер анализ систем конструктов и представлять результаты; выполнять неиерархический кластер анализ для выявления взаимных зависимостей конструктов и определения основной размерности семантического пространства; проводить логический анализ систем конструктов с применением нечеткого исчисления предикатов и формированием древовидной структуры, отражающей логические связи между данными и заключениями эксперта.

Третья группа программ предназначена для анализа множества индивидуальных систем конструктов экспертов и обеспечивает: попарное сравнение репертуарных решеток и выявление их различий; интерактивный анализ решеток для локализации различий и сходств; анализ всего множества систем конструктов и построение «социсетей», отражающих соотношения знаний разных экспертов; формирование согласованной решетки, содержащей общие для всех экспертов конструкты.

Четвертая группа программ системы PLANET выполняет необходимый набор функций управления базой данных.

8. Система Auto-Intelligence [66] может применяться для наиболее распространенного класса проблем типа эвристической классификации. Она интервьюирует эксперта, выполняет отладку полученной информации и генерирует продукционные правила. Основная цель Auto-Intelligence — полностью исключить инженера-когнитолога из цикла разработки и, таким образом, устранить эффект «бутылочного горлышка» в инженерии знаний. Когнитолог также может быть пользователем системы для повышения эффективности процесса извлечения знаний при разработке сложных приложений.

Индуктивные алгоритмы обучения позволяют на основе базы примеров синтезировать знания, которые трудно или невозможно получить от эксперта в явном виде. Формируемые генератором правила могут в дальнейшем использоваться в качестве базы знаний системы-оболочки, поддерживающей продукционный формализм представления.

9. Система MAUD [56] разработана для поддержки принятия индивидуальных неповторяющихся решений. Особенностью системы является ее направленность на структуризацию проблемы на основе извлечения предпочтений лица, принимающего решения. В систему вводятся названия альтернатив. Диалог с лицом, принимающим решение, строится так, чтобы обеспечить получение перечня критериев и построить шкалы их оценок. При этом используется метод репертуарных решеток. Для получения целостных оценок альтернатив используется многокритериальная теория полезности. Отметим, что система MAUD была первой из систем поддержки принятия решений, ориентированной на структуризацию проблем.

10. Интерактивная система КЛАСС [10] разработана для поддержки извлечения знаний в задачах типа эвристической классификации и ориентирована на непосредственное взаимодействие с экспертом. Особенностью системы является ее направленность на построение полных и непротиворечивых баз знаний.

Условием применения системы КЛАСС является выполнение разработчиком некоторой предварительной работы по структуризации проблемы, включающей следующие элементы: выявление постановки задачи; в случае задачи типа классификации формирование перечня классов, выявление признаков, существенных для проведения классификации, формирование множеств допустимых значений признаков и построение на их основе порядковых шкал, отражающих степень характерности значений каждого признака по отношению к каждому классу.

Процедура извлечения знаний, реализованная в системе КЛАСС, заключается в выводе на экран дисплея описаний ситуаций в виде комбинации значений атрибутов и списка наименований классов. Эксперту предлагается отнести предъявленную ситуацию к одному или нескольким классам. Система включает процедуры динамической проверки получаемой информации на непротиворечивость и мощные возможности для сокращения перебора исследуемых ситуаций за счет применения условия доминирования по характерности.

11. Независимая от предметной области система АРИАДНА [14, 15] предназначена для организации и ведения процесса извлечения знаний в режиме тройственного диалога, в котором участвуют эксперт, инженер-когнитолог и программная система АРИАДНА. Система может применяться на начальных этапах построения прикладных СОЗ для задач типа классификации и проектирования и практически не требует никакой подготовительной работы, кроме начальной формулировки проблемы или ее части.

Метод извлечения знаний, реализованный в системе АРИАДНА, включает в себя два основных механизма. Первый — многократное решение экспертом проблемы в режиме последовательной вопрос-ответной консультации клиент — эксперт (аналогично методу диалогов, диагностических игр). При этом роль клиента моделируется всеми участниками работы, а эксперт выполняет функции, близкие к его профессиональной консультативной деятельности. Второй механизм заключается в проведении множества локальных сеансов интервьюирования, организуемых программой и когнитологом вокруг вопросов эксперта и ответов моделируемого клиента.

Применение АРИАДНЫ позволяет организовать структурированное взаимодействие когнитолога и эксперта за счет создания общей коммуникационной среды и управляющей процедуры общения. При этом решаются следующие задачи: быстрый зондаж возможностей построения СОЗ, включая определение сложности задачи и степени ее проработанности, оценка квалификации эксперта, определение круга пользователей; извлечение, хранение и документирование знаний типа «экспертиза в действии»; создание сверхбыстрого прототипа и использование его для уточнения постановки задачи, ограничений предметной области, круга пользователей, требований к интерфейсу; построение конечной консультационной системы в случае простых статических задач, не требующих применения сложных инструментальных средств.

Рассмотренные в данном разделе системы являются лишь небольшой выборкой и не исчерпывают всего множества программных средств под-

1. TEIRESIAS											
2. ROGET											
3. KADS											
4. AQUINAS											
5. KRITON											
6. MOLE											
7. PLANET											
8. Auto-Intelligence											
9. MAUD											
10. КЛАСС											
11. АРИАДНА											
Тип системы извлечения приобретения	1 0	1 0	1 0	0 1	1 0	0 1	0 1	0 1	1 0	0 1	0 1
Тип проблемы классификация проектирование	1 1	1 0	0 0	1 0	1 0	1 0	• •	1 0	1 1	1 0	1 0
Тип знаний постановочные структурные стратегические вспомогательные	1 1 1 1	0 0 1 0	0 1 1 0	1 1 1 •	0 1 1 1	0 1 1 •	0 1 1 •	1 1 1 •	1 1 1 1	1 1 1 •	0 1 1 0
Режим система-эксперт система-когнитолог	1 1	1 0	1 0	1 1	1 0	1 0	1 1	1 0	0 1	1 0	1 0
Стадия приобретения первичное вторичное	1 0	0 1	1 0	1 0	1 0	1 1	1 1	1 1	1 0	1 1	0 1
Контроль полноты есть нет	1 0	1 0	0 1	• •	0 1	0 1	1 0	0 1	0 1	0 1	0 1
Контроль непротиворечи- вости есть нет	0 1	1 0	0 1	0 1	0 1	0 1	0 1	1 0	0 1	0 1	1 0
Психологическая коррект- ность корректна некорректна	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	0 1	1 0	1 0	1 0	0 1	0 1
Уровень прототип продукт	1 0	1 0	0 1	0 1	• •	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0

Рис. 2. Классификация систем извлечения и приобретения знаний

держки извлечения и приобретения экспертных знаний. В приложении кратко представлены еще некоторые системы этого типа, для подробного анализа которых авторы пока не располагают достаточной информацией.

Обобщая, кратко сформулируем наиболее важные параметры систем извлечения и приобретения знаний (и их значения), которые могут рассматриваться в качестве оснований фасетной классификации таких систем:

- 1) тип системы (извлечение знаний, приобретение знаний);
- 2) ориентация системы по отношению к типу проблемы (классификация, проектирование);
- 3) тип извлекаемых знаний (постановочные, структурные, стратегические, вспомогательные);
- 4) режим взаимодействия с системой (диалог система — эксперт, система — когнитолог);
- 5) стадия извлечения знаний (первичное, вторичное извлечение);
- 6) используется ли в системе понятие и контроль за полнотой извлечения знаний (есть, нет);
- 7) существует ли в системе контроль непротиворечивости знаний (есть, нет);
- 8) психологическая корректность процедуры извлечения знаний (корректна, некорректна);
- 9) уровень развития системы (прототип, продукт).

Декартово произведение значений введенных параметров определяет классификацию систем извлечения и приобретения знаний. На рис. 2 представлены оценки по выделенным параметрам выборки программных систем извлечения и приобретения знаний, рассмотренных в основной части работы. Наличие у системы значения соответствующего параметра отмечено единицей, отсутствие — нулем. Звездочка используется для обозначения неопределенности, связанной с недостаточным количеством информации, необходимой для уверенной оценки.

5. Заключение

В настоящее время уже возникло понимание того, что проблема извлечения знаний является одной из основных в области исследований, получивших название «искусственный интеллект». С неудачными попытками решения этой проблемы связаны многие неудачи в создании экспертных систем и систем поддержки принятия решений, пригодных для практического использования.

Существующие в настоящее время подходы к построению экспертных систем в значительной мере отражают профессиональную ориентацию их создателей. Основные усилия направляются на решение программистских задач: создание языков программирования, систем типа оболочек и инструментальных сред разработки и т. д. При этом чаще всего упускаются психологические проблемы извлечения экспертных знаний, которые как раз и являются основным камнем преткновения баз знаний.

Одновременно нельзя не заметить все возрастающее понимание важности проблемы извлечения знаний. Это находит отражение в явно появившейся тенденции создания интегрированных пакетов поддержки всего процесса разработки систем, основанных на знаниях (а не только этапа программирования), включающих в себя блоки, ориентированные на извлечение экспертных знаний, в том числе на ранних этапах разработки.

Изложенные выше методы и системы извлечения и приобретения зна-

ний находятся на различных уровнях развития. Они еще во многом несовершенны. Но эти методы и системы отражают стремление их авторов к построению средств адекватного переноса человеческих знаний в ЭВМ. На наш взгляд, знание этих работ может быть полезным исследователям, работающим в области систем, основанных на знаниях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анализ состояния и тенденций развития производства и применения программных продуктов. Кн. 4. Экспертные системы. София: Интерпрограмма, 1984.
2. Гельфанд И. М., Розенфельд Б. И., Шифрин М. А. Структурная организация данных в задачах медицинской диагностики и прогнозирования // Вопросы кибернетики. Задачи медицинской диагностики и прогнозирования с точки зрения математики. М.: НС «Кибернетика» АН СССР, 1985.
3. Гинкул Г. П. Игровой подход к работе с экспертом // Тез. докл. Всесоюз. конф. по искусственному интеллекту. Т. 3. М.: НС «Искусственный интеллект» АН СССР, 1988. С. 338–342.
4. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1987.
5. Ивашко В. Г., Филл В. К. Экспертные системы и некоторые проблемы их интеллектуализации // Семантика и информатика: Сб. тр. М.: ВИНТИ. № 27. 1986. С. 25–61.
6. Комаров С. И., Малазовский Д. Е., Назаренко Г. И. и др. Архитектура системы SIMER // Тез. докл. Всесоюз. конф. по искусственному интеллекту. Т. 3. М.: НС «Искусственный интеллект» АН СССР, 1988. С. 501–502.
7. Кук Н. М., Макдональд Д. Э. Формальная методология приобретения и представления экспертных знаний // ТИИЭР. 1986. Т. 74. № 10. С. 145–155.
8. Ларичев О. И. Наука и искусство принятия решений. М.: Наука, 1979.
9. Ларичев О. И. Объективные модели и субъективные решения. М.: Наука, 1987.
10. Ларичев О. И., Мечигов А. И., Мошковиц Е. М., Фуремс Е. М. Система выявления экспертных знаний в задачах классификации // Изв. АН СССР. Техн. кибернетика. 1987. № 2. С. 74–94.
11. Ларичев О. И., Петровский А. Б. Системы поддержки принятия решений для слабоструктуризованных проблем: требования и ограничения // Человеко-машинные процедуры принятия решений: Сб. тр. М.: ВНИИСИ, 1988. С. 4–13.
12. Мичи Д., Джонстон Р. Компьютер-творец. М.: Мир, 1987.
13. Монтегомери Г., Сеенссон О. Анализ доминантного структурирования проблемы принятия решений с использованием метода мышления вслух // Системы и методы поддержки принятия решений: Сб. тр. М.: ВНИИСИ, 1986. С. 16–29.
14. Моргоев В. К. Метод структуризации и извлечения экспертных знаний: имитация консультаций // Человеко-машинные процедуры принятия решений: Сб. тр. М.: ВНИИСИ, 1988. С. 44–57.
15. Моргоев В. К. Интерактивный метод извлечения экспертных знаний на основе имитации консультаций // Тез. докл. Всесоюз. конф. по искусственному интеллекту. Т. 3. М.: НС «Искусственный интеллект» АН СССР, 1988. С. 348–351.
16. Норман Д. Память и научение М.: Мир, 1985.
17. Петровский А. Б., Стернин М. Ю., Моргоев В. К. Системы поддержки принятия решений. Препринт. М.: ВНИИСИ, 1987.
18. Попов Э. В. Экспертные системы. Решение неформализованных задач в диалоге с ЭВМ. М.: Наука, 1987.
19. Поспелов Г. С. Экспертные системы: Опыт динамического описания // Изв. АН СССР. Техн. кибернетика. 1986. № 4. С. 131–135.
20. Представление знаний в человеко-машинных и робототехнических системах. Фундаментальные исследования в области представления знаний. М.: ВИНТИ, 1984.
21. Саймон Г. Науки об искусственном. М.: Мир, 1972.
22. Терехина А. Ю. Анализ данных методами многомерного шкалирования. М.: Наука, 1986.
23. Финин Т. У. Интерактивная классификация: метод создания и ведения баз знаний // ТИИЭР. 1986. Т. 74. № 10. С. 136–144.
24. Форсайт Р. Экспертные системы. Принципы работы и примеры. М.: Радио и связь, 1987.
25. Уотерман П. Руководство по экспертным системам. М.: Мир, 1989.
26. Хейес-Рот Ф., Уотерман Д., Ленат Д. Построение экспертных систем. М.: Мир, 1978.

27. Хорошевский В. Ф. Программный инструментарий для экспертных систем // Технология разработки экспертных систем: тезисы докладов Кишинев: НС «Кибернетика», 1987. С. 133-141.
28. Хорошевский В. Ф. Программный инструментарий ИИ - состояние, проблемы, перспективы // Тез. докл. Всесоюз. конф. по искусственному интеллекту. Т. 3. М.: НС «Искусственный интеллект» АН СССР, 1988. С. 417-422.
29. Шрейдер Ю. А. Концепции интеллектуальных систем. Научно-аналитический обзор. М.: ИНИОН АН СССР, 1988.
30. Эли Дж., Кумбс М. Экспертные системы: концепции и примеры. М.: Финансы и статистика, 1987.
31. Bennet J. S. ROGET: A knowledge-based system for acquiring the conceptual structure of a diagnostic expert system // J. Automated Reasoning. 1985. V. 1. P. 19-74.
32. Boose J. H., Bradsaw J. M. Expertise transfer and complex problems: using AQUINAS as a knowledge-acquisition workbench for knowledge-based systems // International J. of Man-Machine Studies. 1987. V. 26. № 1. P. 3-28.
33. Boose J. H. Expertise transfer for expert system design. N. Y.: Elsevier, 1986.
34. Breuker J. A., Wielinga B. J. Methods for knowledge acquisition. Report 1.2 ESPRIT Project 12, 1983.
35. Breuker J. A., Wielinga B. J. Techniques for knowledge elicitation and analysis. Report 1.5 ESPRIT Project 12, 1984.
36. Carbonell J. G. Learning by analogy: formulating and generalizing plans for past experience. Machine Learning. Tioga Publishing Co., Palo Alto, California, 1983.
37. Clancey W. Heuristic classification // Artificial Intelligence. 1985. V. 27. P. 289-350.
38. Cooke N. M., McDonald J. E. The application of psychological scaling techniques to knowledge elicitation for knowledge-based systems // International J. Man-Machine Studies. 1987. V. 26. P. 533-550.
39. Davis R. Interactive transfer of expertise: acquisition of new inference rules // Proc. IJCAI-77, 1977. P. 321-328.
40. Davis R., Lenat D. B. Knowledge-based systems in artificial intelligence. N. Y.: McGraw-Hill Inc., 1982.
41. Diederich J., Ruhmann I., May M. KRITON: a knowledge-acquisition tool for expert systems // International J. Man-Machine Studies. 1987. V. 26. P. 29-40.
42. Diederich J. Knowledge-based knowledge elicitation // IJCAI-87, 1987. P. 201-204.
43. Doukidis G. I., Whitley E. H. Developing Expert Systems. London: Chartwell-Bratt, 1988.
44. Ericsson K. A., Simon H. A. Verbal reports as data // Psychological Review. 1980. V. 82. № 2. P. 245-251.
45. Eshelman L., Ehert D., McDermott J. Tan M. MOLE: a tenacious knowledge-acquisition tool // International J. Man-Machine Studies. 1987. V. 26. P. 41-54.
46. Gale W. A. Knowledge-based knowledge acquisition for statistical consulting system // International J. Man-Machine Studies. 1987. V. 26. P. 55-64.
47. Gale W. A. Rex review // Artificial Intelligence and Statistics. Massachusetts: Addison-Wesley, Reading, Chapter 9, 1987.
48. Gammack J. G., Young R. M. Psychological techniques for eliciting expert knowledge // Research and Development in Expert Systems. Cambridge University Press, 1984. P. 105-112.
49. Grover M. D. A pragmatic knowledge acquisition methodology // IJCAI-83, 1983. P. 436-438.
50. Haley P., Williams C. Expert system development requires knowledge engineering // Computer Design. 1986. V. 15. P. 83-88.
51. Hawkins D. An analysis of expert thinking // International J. Man-Machine Studies. 1983. V. 18. P. 1-47.
52. Hart A. Knowledge elicitation: issues and methods // Computer-Aided Design. 1985. V. 18. № 9. P. 455-462.
53. Hart A. Knowledge acquisition for expert systems. London: Kogan Page, 1986.
54. Hayward S. A structured development methodology for expert systems // Knowledge Based Systems. Proc. of the international conference, Online, London, 1986. P. 195-203.
55. Hickman F. Knowledge acquisition: the key to success for commercial expert systems // KBS86. Knowledge Based Systems. Proc. of the International Conference, London, July. 1986. P. 205-214.
56. Humphreys P. C., Wisudha A. MAUD-4. Technical Report 82-5. London: The London School of Economics and Political Science, 1982.
57. IXL The Machine learning system. AI Expert, november 1987.
58. Johnson L., Keravnou E. T. Expert systems technology. Abacus Press, 1984.

59. *Kihlstrum J.* The cognitive unconscious // *Science*. 1987. V. 237. P. 1445–1451.
60. *Kahn G., Nowlan S., McDermott J.* MORE: an intelligent knowledge acquisition tool // *Proc. of Ninth Intern. Conf. on Artif. Intelligence*. Los Angeles, California, 1985.
61. *Kahn G., Nowlan S., McDermott J.* Strategies for knowledge acquisition // *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1985. V. 7. № 5. P. 511–522.
62. *Kawaguchi A. et al.* An Intelligent Interview System for Conceptual Design of Database. *Proc. ECAI-86*, 1986.
63. *Kawaguchi A., Mizoguchi R.* SIS: Shell for interview systems. *IJCAI-87*, 1987.
64. *Kelly G. A.* The psychology of personal constructs. N. Y.: Norton, 1955.
65. *Klinker G., Bentolila J., Genetef S. a. o.* KNACK – report-driven knowledge acquisition // *International J. Man-Machine Studies*. 1987. V. 26. № 1. P. 65–79.
66. Knowledge Acquisition Goes Automatic. *AI Expert*. November, 1987.
67. *Larichev O., Moshkovich H., Rebrik S.* Systematic research into human behavior in multiattribute object classification problems // *Acta Psychologica*. 1988. V. 68. P. 171–182.
68. *Marcus S., McDermott J.* SALT: A knowledge acquisition language for propose-and-revise systems // *Artificial Intelligence*. 1989. V. 39. P. 1–37.
69. *McLaren R.* Knowledge acquisition by computer induction. *R&D Management*. 1985. V. 15. № 2. P. 159–166.
70. *Michalski R. S., Carbonell J. G., Mitchell T. M.* (eds.) *Machine Learning*. Tioga Publishing Co., Palo Alto, California, 1983.
71. *Motta E., Eisenstadt M., West M. a. o.* «KEATS: The knowledge engineer's assistant (Alvey Project IKBS/20)», HCRL Technical Report № 20. Dec. 1986. Milton Keynes, UK: Human Cognition Research Laboratory, The Open University.
72. *Musen M., Fagan L., Combs D., Shortliffe E.* Use of a domain model to drive an interactive knowledge-editing tool // *International J. Man-Machine Studies*. 1987. V. 26. № 1. P. 105–121.
73. *Nisbett R. E., Wilson T. D.* Telling more than we can know: verbal reports on mental processes // *Psychological Review*. 1977. V. 84. № 3. P. 231–259.
74. Paul de Greef Techniques for knowledge elicitation and interpretation. Report 1.7 ESPRIT Project 12, 1984.
75. *Schvaneveldt R. W., Durso F. T., Dearholt D. F.* Pathfinder: scaling with network structures. MCCS-85-9. New Mexico State Univ., 1985.
76. *Show M. L. G.* On becoming a personal scientist. London: Acad. Press, 1980.
77. *Shaw M. L. G., Gaines B. R.* Some experience in eliciting knowledge structures for expert systems // *Proc. of the Society for General Systems Research International Conference*. Seaside, California, 1984. P. 605–614.
78. *Shortliffe E. H.* Computer-based medical consultations: MYCIN, American Elsevier Publishing Co., Inc., 1976.
79. *Simon H. A.* The new science of management decision englewood cliffs. New Jersey: Prentice Hall, Inc., 1975.
80. *Simon H. A.* Information-processing theory of human problem solving // *Handbook of learning and cognitive processing*. V. 5. Human Information Processing. Ed. Ecet, LEA, 1978. P. 271–295.
81. *Thompson B., Thompon B.* Structure, bottlenecks, and knowledge acquisition // *AI Expert*. Nov. 1987. P. 25–28.
82. *Tversky A., Kaheman D.* Judgement under uncertainty: heuristic and biases // *Science*. 1974. № 185. P. 1125–1134.
83. *Vedder R. G.* PC-based expert systems shells: some desirable and less desirable characteristics // *Expert Systems*. V. 6. № 1. 1989. P. 28–42.
84. VP Expert. Rule-based expert system development tool. Paperback Software International, 1987.
85. *Waterman D. A., Newell A.* Protocol analysis as a task for artificial intelligence // *Artificial Intelligence*. 1971. V. 2. P. 285–318.
86. *Wielinga B. J., Breuker J. A.* Interpretation models for knowledge acquisition // *Proc. Advances in Artificial Intelligence (ECAI, Pisa)*, North-Holland, Amsterdam, 1984.
87. *Wright G., Ayton P.* Eliciting and modelling expert knowledge // *Decision Support Systems*. 1987. № 3. P. 13–26.

Поступила в редакцию 07.08.89