

# КОМП'ЮТЕРНІ ЗАСОБИ, МЕРЕЖІ ТА СИСТЕМИ

*M.I. Khodakovskiy*

## **RESEARCH OF THE KNOWLEDGE-SYSTEMS IN SUBSYSTEMS OF THE NATURAL INTELLIGENCE**

*The article describes the possible use of knowledge-systems in subsystems natural intelligence at training.*

*Key words: knowledge-systems, subsystems of natural intelligence, training.*

*Розглянуті питання можливого використання концепції функціонування систем, побудованих на знаннях в підсистемах природнього інтелекту суб'єкта навчання.*

*Ключові слова: системи, побудовані на знаннях, підсистеми природнього інтелекту, навчаючі системи.*

*Рассмотрены вопросы возможного использования концепции функционирования систем, основанных на знаниях в подсистемах естественного интеллекта обучаемого.*

*Ключевые слова: системы, основанные на знаниях, подсистемы естественного интеллекта, обучающие системы.*

© Н.И. Ходаковский, 2010

УДК 681.3

Н.И. ХОДАКОВСКИЙ

## **ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМ, ОСНОВАННЫХ НА ЗНАНИЯХ В ПОДСИСТЕМАХ ЕСТЕСТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

**Вступление.** Процессы формализации понятий и действий позволили существенно усилить обмен информацией, интенсивность которого особенно стремительно растет в современном информационном мире. В среде специалистов по информационным технологиям и смежным направлениям, занятых поиском подходов к решению проблемы понимания механизмов мышления обучаемого субъекта появляется устойчивое понимание того, что можно рассчитывать на формирование каких-то осмысленных действий в активной и достаточно большой нелинейной системе [1]. Поскольку такая информационная система может анализировать и совершенствовать собственное состояние, а также изучать внешнее окружение и воздействовать на него, то она будет способна к самоорганизации – основному требованию самообучения системы при наличии дополняющих адекватных систем обучения.

**Постановка задачи.** Цель данной работы – исследование возможностей систем, основанных на знаниях в подсистемах естественного интеллекта. Также ставилась задача найти подходы к пониманию механизмов работы систем формирования знаний обучаемого.

**Анализ возможностей и приемов обучения для системы обработки информации обучаемого субъекта.** Основополагающим фактором для данных исследований будем считать утверждение, что информационно-решающая система (ИРС) обработки инфор-

мации обучаемого является самодостаточной системой, способной использовать, как известные на сегодня приемы обработки информации в компьютерных системах, так и еще в значительной степени незадействованные широкие возможности обработки информации в нейронных сетях и молекулярной памяти обучаемого [1, 2].

Важный этап формирования систем обучения – это формализация и структурирование изучаемых знаний. Одним из основных требований к формированию структур знаний в ИРС является способность формализации полученных опытным путем знаний. Затем объединения на основе сформированных понятий сущности и действия по одинаковым признакам при условии наличия тесной связи ИРС с внешней средой [3].

Процесс формализации дает возможность выбирать из многих частных определений главные, необходимые для выполнения той или иной задачи. Таким образом, можно прийти к тому, что для принятия конечного решения (в нашем случае – усвоения необходимых знаний) необходимо четко уяснить, что будет объектом формализации и анализа поступающих в ИРС данных, определений и знаний. Другими словами, обучаемый, не заметив для себя, сам становится учителем, создающим в своей ИРС структуру иерархических экспертных систем.

Существенным признаком формализации является также выделение общих признаков для множества подобных определений путем обобщения. В результате формализации легко определяются образы с последующей активацией индуцированного воображения.

Процессам эффективной формализации способствует обширный арсенал обратных связей при работе ИРС. Такие обратные связи могут выражаться в общении с учителем или коллегами по обучению. Возникновение положительной обратной связи способно вызвать экспоненциальный рост степени формализации образов, понятий и усложнение самого обмена информацией с окружающими.

Необходимо выделить роль программных экспертных систем (ПЭС) и нейронных сетей (НС) – атрибутов систем искусственного интеллекта (ИИ) в моделировании работы ИРС. Современные экспертные системы используют знания экспертов – специалистов в данной предметной области. Можно полагать, что и своеобразные экспертные системы ИРС представляют собой некую вычислительную структуру, самостоятельно формирующую алгоритм решения из возможного набора имеющихся подсистем логического отбора и специфических вычислительных операций. Выбор тех или иных подсистем операторов может осуществляться согласно оценкам и сравнениям, поступающих из подсистем нужной иерархии ИРС.

Сравнение работы ПЭС в системах ИИ и специальных экспертных систем в ИРС позволяет говорить о значительном преобладании форм и методов, используемых последними. Способ решения задач экспертной системы в структурах ИИ основывается на рассчитанной по представлениям экспертов степени возможности реализации того или иного сценария, а также с помощью схем, ими-

тирующих ассоциативный выбор приемлемого варианта. При этом не предусмотрен механизм самообучения данных систем на основе опыта решения задач, в значительной степени потому, что нет воздействия на объект исследования и нет изучения его состояния, т. е. отсутствуют полноценные активные элементы и эффективная обратная связь. В большом числе экспертных систем не предусмотрен автономный самоанализ и самосовершенствование собственной внутренней структуры [4]. Современные динамические экспертные системы уже в какой-то мере учитывают изменения внешней среды и способны менять собственную структуру базы знаний, но пока это лишь осторожные шаги в нужном направлении.

Совершенствование программного обеспечения стандартных оболочек экспертных систем, заполнение которых теперь может осуществлять каждый эксперт независимо и даже без помощи инженеров-программистов дает возможность постепенно приближать конструкцию и работу ПЭС для ИИ к специализированным ПЭС в составе ИРС.

Другим важным направлением в понимании механизмов работы ИРС являются в системах ИИ нейронные сети, использующиеся при распознавании образов. Нейронные сети используют в качестве элементов нелинейные математические модели нейронов. Значительное количество нейронов может быть подвергнуто настройке через изменение их реакции на поступающий на вход сигнал. В случае наличия достаточного количества задействованных нейронов с известным заранее состоянием для решения нужного класса задач, можно приступить к обучению нейронной сети в составе нейрокомпьютера. Настройка сети осуществляется в виде своеобразного обучения путем пропускания через неё всех известных решений с последующим контролем получения требуемых ответов на выходе. Обучение сети при этом происходит по заданной программе с подбором в конечном итоге необходимых параметров нейронов.

При рассмотрении процессов обучения в нейронных сетях ИРС очень важным является реализация возможности самонастройки НС. Нейроны в ИРС в составе мозговых структур способны настраиваться при обучении путем многократного повторения поступающей информации, а также требуемого решения. Такой способ позволяет сохранять параметры задействованных в решении задачи нейронов определенный промежуток времени с последующей потерей полученных знаний. Но при этом срабатывает очень важное свойство молекулярной памяти ИРС обучаемого. Поскольку каждый из значительного множества активных нейронов биологической НС принимает участие одновременно в ряде решений и является общим элементом для последовательности активированных нейронных структур различной топологии, то в рассматриваемой НС появляется возможность создания своеобразной запоминающей структуры. Ведь при каждом решении требуемой задачи путем обучения активируется соответствующая схема НС с появлением ассоциативной связи между решениями задач. Таким образом, создание определенного количества таких ассоциативных схем в сети нейронов ИРС позволяет весьма эффективно проводить поиск нужного решения после ряда процедур обучения.

При создании моделей НС для исследования процессов обучения в ИРС приходится учитывать, что вопросы самонастройки для нейрокомпьютеров находятся на пути совершенствования и в принципе могут быть в той или иной степени реализованы путем поиска необходимых процедур обучения. Здесь нужно выделить важную роль молекулярной памяти (МП) ИРС, которая сама определяет необходимое количество нейронов, участвующих в решении той или иной задачи. Количество нейронов, принимающих участие в решении конкретной задачи может при этом очень отличаться в зависимости от сложности принимаемого решения.

При увеличении сложности решений и разнообразия количество активированных элементов в МП увеличивается. При этом отдельные области МП в определенных структурах мозга специализируются на решении определенных классов задач, поэтому если объем задач этих классов и темп их решения уж слишком велики, организм, по свидетельствам медиков, оказывается способен даже пойти на увеличение количества нервных клеток в этих участках мозга [2].

Выявление способности к решению более сложных задач является важной характеристикой разрабатываемых обучающих систем. На этом пути приходится сталкиваться с наличием низкого, среднего и высокого уровня структурированной ассоциативной МП в ИРС обучаемого. Указанные уровни определяют уровень развития интеллекта в обучаемого. Как не парадоксально, но высокий уровень интеллекта, позволяющий эффективно решать сложные задачи, сталкивается с проблемами при решении простых задач. Более высокий интеллект при решении простых задач начинает заниматься проверкой полученных решений путем перебора ряда вариантов.

При этом обучающая система должна для решения одной и той же задачи использовать различные процедуры обучения для каждого обучаемого индивидуально. Для некоторых групп обучаемых эффективным является использование довольно простого предписания действий для принятия решения.

**Важность понимания механизмов эффективного обучения ИРС обучаемого.** Необходимо подчеркнуть, что понимание механизмов эффективного обучения ИРС обучаемого является краеугольным камнем всех теорий обучения, включая и компьютерные системы обучения. Здесь на первое место выдвигается вопрос о верности и полноте описаний, которые поступают на вход системы распознавания образов в процессе разных этапов обучения.

Из опыта обучения искусственной интеллектуальной системы (ИС) можно говорить, что в случае обучения ИРС обучаемого предметом обучения является адекватный перенос на нейронные сети обучаемого субъекта структур метаэпистем, множества методов описания различных наблюдаемых явлений – теорий и наборов многочисленных методик решения.

Также как и для искусственных ИС, в случае обучения человека, превышение числа активных элементов в интеллектуальной системе по сравнению с некоторым их оптимальным числом, приводит к нестабильности выбора метаэпистем, методов описания, методик и т. д. Критерием правильности этого обучения всегда являются новые данные, предоставленные природой, опытом, различными

ми экспериментальными исследованиями. Интеллектуальная система их усваивает, но при дальнейшем росте числа активных элементов и их связей проблема нестабильности и неадекватности всего комплекса метазнаний и методов описания остается [5]. Поэтому развитие интеллектуальных систем, в частности и групп обучаемых при быстро увеличивающемся инструментарии интеллектуальных средств и средств связи, опирается на неустранимую нестабильность выбора обучающих алгоритмов и формируемой структуры метазнаний в процессе обучения.

Важную помощь в понимании процессов обучения в ИРС может оказать исследование работы искусственных нейронных сетей (ИНС). Рассматриваемые сети располагаются на нескольких простых процессорах. Примером ИНС может быть фид-форвард ассоциатор в виде взаимосвязанных слоев для входящих и исходящих сигналов. При этом ассоциативная память закодирована с помощью модификации силы, связывающей слои соответствующим образом. При этом новый входящий паттерн (образ) анализируется и сравнивается с имеющимся [6].

Более комплексная сеть ИНС составляет рекуррентную нейронную сеть, которая состоит из одного слоя, где каждая отдельная единица взаимосвязана и все единицы могут служить как проводники входящих и исходящих сигналов. Как не удивительно, но такая конструкция сети дает возможность больше сохранять паттерны, чем буквально пару единиц информации. Декодирование аутоассоциативной сети приводит к обнаружению сохраненного паттерна. В сети из 1000 единиц можно восстановить таким способом около 150 паттернов до появления в восстановленных паттернах недопустимых ошибок [6].

Таким образом, ИНС, как в нашем случае и ИРС позволяет анализировать процессы сохранения и обработки информации на этапе получения знаний и в дальнейшем будет полезна нам при формировании метазнаний. При таком анализе информации не требуется дополнительное место для хранения памяти, как в случае процессора цифрового компьютера, когда арифметический процессор и адреса ячеек памяти разъединены. Вместо ячеек используется адресно-содержимое хранилище. В ИНС информация сохраняется в плотности связей точно, так как синапсы в биологических сетях изменяют свою силу при обучении. Более того, ИНС не запрограммирована для производства какой-либо процедуры, поскольку каждый специальный нейрон внутри системы просто отвечает на входящие сигналы. Эффект обучения можно идентифицировать в случае, когда реализуется его правило, заключающееся в модификации силы межнейронных связей. При этом оцениваются входящий и исходящий сигнал, и сравниваются с необходимым анализирующимся сигналом. Последующая ошибка используется для достижения более близкого к требуемому исходящему сигналу.

В результате сеть сводит неправильные сигналы к минимуму, хотя достаточно медленно. При этом ошибки являются важной компонентой сети, поскольку система не может обучиться при безошибочном функционировании. Процесс обучения без ошибок – признак переобученности системы, так как безошибочно работающая система не способна отвечать на стимулы. Ответ воз-

можен при единственном типе стимуляции, а это уже не обучение, в выполнение инструкции в автоматическом режиме.

Важная особенность ИНС – возможность создавать паттерны, с которыми они никогда не встречались в процессе обучения. Структуры ИНС способны видеть взаимоотношения, схватывают ассоциации и обнаруживают повторения в паттернах. Подобно ИРС обучаемого структуры ИНС могут ошибаться при принятии решений. Хотя такие структуры способны восстановить сохраненный паттерн даже в том случае, если входящий паттерн неполон и нечист. Такой факт – важная особенность как биологической ИРС, так и искусственных нейронных сетей.

Доказательством возможностей использования ИНС для объяснения работы ИРС обучаемого является то, что ИНС можно симулировать математически на цифровом компьютере. Хотя их применение в реальном мире ограничивается, так как симуляции требуют дополнительного времени, что не совсем удовлетворяет разработчиков ИНС. С другой стороны, ИНС достаточно эффективны при реализации систем для вождения автомобиля или управления самолетом, поскольку работают в условиях, когда единицы сети выходят из строя.

Можно сделать заключение, что как эксперт (он же преподаватель в обучающих системах), так и обучаемый имеют в составе своей ИРС иерархию индивидуальных экспертных систем (ИЭС). Более того, интересен подход к обучению самого эксперта, но в малоизученной для него предметной области [7]. Теперь обучаемый может стать экспертом-учителем для своего вчерашнего учителя. Здесь на лицо виден феномен наличия заготовок (оболочек) ИЭС обучаемого, способных воспринять знания от нового эксперта-преподавателя.

**Необходимость глубокой структурированности знаний при передаче в ИЭС обучаемого.** Поскольку мы приняли в виде рабочего предположения наличие иерархической системы ИЭС обучаемого, то нужно остановиться на предполагаемом качестве как самих ИЭС, так и оболочек для формирования последних. Исходя из изучения феноменологической структуры построения, как систем деятельности человека, так и структур, из которых состоит сам человек, можно говорить об очень высоком уровне совершенства наличных построений. В первую очередь это касается двух основных компонентно-образующих начал.

Первое – это нанотехнологические и молекулярные концепции построения систем самого человека и очень сложная иерархия программ по построению этих систем (от функциональных органов до систем жизнеобеспечения организма человека). Второе – это информационный аспект деятельности человека в виде наличия иерархии очень сложных программ (ИЭС и механизмов построения оболочек для их формирования) по переработке информации в ИРС. Для такой информационной переработки необходимо выделить значение наличия специфической ассоциативно-молекулярной памяти и биологических нейронных сетей.

Здесь мы подошли к необходимости осознания того, что работа по переработке информации, в первую очередь при обучении, требует создания КЭС,

которые обладают объективностью и свойствами ИЭС. Если еще вчера разработчики КЭС говорили о том, что КЭС не способны обучаться, что они не обладают здравым смыслом и интуицией, то уже сегодня ведутся разработки экспертных систем, реализующих идею самообучения [8].

Если КЭС состоит из базы знаний (части системы, в которой содержатся факты), подсистемы вывода (множества правил, по которым осуществляется решение задачи), подсистемы объяснения, подсистемы приобретения знаний и диалогового процессора, то надо полагать, что аппаратная поддержка ИЭС на порядки лучше. Учитывая это необходимо активизировать исследования и разработки методов создания соответствующего программного обеспечения для процессов обучения и создания необходимых КЭС путем феноменологического анализа результатов обучения очень опытных экспертов-преподавателей.

Уже сегодня КЭС решают задачи в узкой предметной области (конкретной области экспертизы) на основе дедуктивных рассуждений и такие системы способны найти решение задач, которые неструктурированы и плохо определены. При этом они справляются с отсутствием структурированности путем привлечения эвристик, т. е. правил, взятых “с потолка”, что может быть полезным в тех системах, когда недостаток необходимых знаний или времени исключает возможность проведения полного анализа [9].

Поскольку в КЭС известен алгоритм обработки знаний, а не алгоритм решения задачи, то использование алгоритма обработки знаний может привести к получению такого результата при решении конкретной задачи, который не был предусмотрен. Более того, алгоритм обработки знаний заранее неизвестен и строится по ходу решения задачи на основании эвристических правил. Решение задачи в КЭС сопровождается понятными пользователю объяснениями. Качество получаемых решений обычно не хуже, а иногда и лучше достигаемого специалистами. В системах, основанных на знаниях, правила (или эвристики), по которым решаются проблемы в конкретной предметной области, хранятся в базе знаний. Проблемы ставятся перед системой в виде совокупности фактов, описывающих некоторую ситуацию, и система с помощью базы знаний пытается вывести заключение из этих фактов.

Таким образом, из вышеизложенного можно сделать вывод об острой необходимости разработки КЭС с алгоритмами обработки знаний для использования таких систем при обучении персонала. Более того, нужно как можно скорее отказаться от стереотипов, при которых развитой иерархией ИЭС обладает лишь эксперт-преподаватель. Ведь, как отмечалось выше, вчерашний студент успешно может выполнять функции преподавателя для своего вчерашнего преподавателя по другой предметной области. Из сказанного вытекает, что набор ИЭС и соответствующих оболочек можно формировать в процессе обучения с помощью КЭС.

**Требования к разработке КЭС.** Качество КЭС определяется размером и качеством базы знаний (правил или эвристик). Система функционирует в следующем циклическом режиме: выбор данных или запрос результатов анализов, наблюдений, интерпретация результатов, выдвижении с помощью правил вре-

менных гипотез и затем переход на новый цикл обработки информации. Такой процесс выполняется до тех пор, пока не поступит информация, достаточная для окончательного заключения.

В сформированной КЭС существуют три типа знаний: структурированные знания – статические знания о предметной области, структурированные динамические знания – изменяемые знания о предметной области (они обновляются по мере выявления новой информации) и рабочие – знания, применяемые для решения конкретной задачи или проведения обучения. Для хранения этих знаний используются базы знаний. Создание баз знаний предусматривает специальный опрос экспертов-специалистов в конкретной предметной области, а затем систематизацию полученных знаний с присвоением для них указателей для легкого извлечения из баз знаний [9].

Компьютерные системы, которые могут лишь повторить логический вывод эксперта, принято относить к КЭС первого поколения. Но при решении интеллектуально сложной задачи, часто недостаточно возможностей системы, способной имитировать деятельность человека. В большинстве случаев для разработчика важно, чтобы КЭС выступала в роли полноценного помощника, способного проводить анализ нечисловых данных, выдвигать и отбрасывать гипотезы, оценивать достоверность фактов, самостоятельно пополнять свои знания, контролировать их непротиворечивость, делать заключения на основе прецедентов и, может быть, даже порождать решение новых, ранее не рассматривавшихся задач. Наличие таких возможностей является характерным для КЭС второго поколения, концепция которых продолжает совершенствоваться. Экспертные системы, относящиеся ко второму поколению, называют партнерскими, или усилителями интеллектуальных способностей человека. Их общими отличительными чертами является умение обучаться и развиваться, т. е. эволюционировать [8].

Знания в КЭС второго поколения представлены следующим образом: используются более глубокие знания с возможностью дополнения предметной области. При этом КЭС способна решать задачи динамической базы данных.

**Системы, основанные на знаниях – составная часть компьютерных систем обучения.** КЭС второго поколения позволяют получать информацию о деятельности обучаемого и анализировать его поведение. При этом база знаний изменяется в соответствии с поведением объекта. Примером этого обучения может служить компьютерная игра, сложность которой увеличивается по мере возрастания степени квалификации обучаемого. Довольно интересной обучающей КЭС является разработанная система EURISCO, которая использует простые эвристики. Эта система была опробована в игре, имитирующей боевые действия [6].

Большинство КЭС включают знания, по содержанию которых их можно отнести одновременно к нескольким типам. Например, обучающая система может также обладать знаниями, позволяющими выполнять диагностику и планиро-

вание. Она определяет способности обучаемого по основным направлениям курса, а затем с учетом полученных данных составляет учебный план [10].

Существующие системы, основанные на знаниях, пока еще не пригодны для решения задач методами проведения аналогий или абстрагирования (человеческий мозг справляется с этим лучше), но уже имеются предпосылки моделирования в КЭС ассоциативной памяти человека [11].

При этом системы, основанные на знаниях, имеют определенные преимущества перед человеком-экспертом. КЭС работают объективно без предубеждений и поспешных выводов. Эти системы работают систематизировано, выбирая наилучшую альтернативу из возможных. База знаний может быть достаточно большой, поскольку знания, введенные в машину, сохраняются навсегда. Человек же имеет ограниченную базу знаний, и если знания долгое время не используются, то они забываются и навсегда теряются. Системы, основанные на знаниях, в отличие от эксперта, устойчивы к влиянию внешних факторов.

**Выводы.** Исследование возможностей обучения для системы обработки информации обучаемого субъекта в виде иерархии индивидуальных систем, основанных на знаниях, позволили определить подходы к пониманию механизмов работы систем, отвечающих за формирование знаний в обучаемого.

Процессы формализации понятий и действий позволили существенно усилить обмен информацией, интенсивность которого особенно стремительно растет в современном информационном мире посредством развития более совершенных информационных технологий.

Предыстория развития исследований по искусственному и естественному интеллектам позволяет делать утверждение, что информационно-решающая система обработки информации обучаемого является самодостаточной системой, способной использовать, как известные на сегодня приемы обработки информации в компьютерных системах, так и еще в значительной степени незадействованные широкие возможности обработки информации в нейронных сетях и молекулярной памяти обучаемого.

Моделирование информационной решающей системы обучаемого показывает, что последняя может анализировать и совершенствовать собственное состояние, а также изучать внешнее окружение и воздействовать на него, что ведет к самоорганизации – основному требованию самообучения системы.

Для получения эффективных компьютерных обучающих систем необходимо активизировать исследования и разработки методов создания соответствующего программного обеспечения для процессов обучения путем феноменологического анализа результатов обучения опытных экспертов-преподавателей.

Информационный аспект деятельности человека может быть представлен в виде наличия иерархии очень сложных программ, таких как индивидуальных экспертных систем и механизмов построения оболочек для их формирования. Для такой информационной переработки необходимо выделить значение наличия специфической ассоциативно-молекулярной памяти и биологических нейронных сетей.

Со временем компьютерные экспертные системы или системы, основанные на знаниях, смогут рассматриваться пользователями как разновидность нового способа записи и распространения знаний. Подобно другим видам компьютерных программ, экспертные системы не будут заменять человека в решении задач, а будут напоминать орудия труда, которые дают ему возможность решать задачи быстрее и эффективнее.

1. *Ходаковский Н.И.* Исследование принципов создания обучающих компьютерных систем на основе эффекта молекулярной памяти и специальных экспертных систем // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2004. – № 3. – С. 111 –116.
2. *Wang Y.* Novel Approaches in Cognitive Informatics and Natural Intelligence. – University of Calgary Press, 2009. – 396 p.
3. *Зінченко В.П., Ходаковський М.І., Зінченко С.В., Татулашвілі Т.І.* Онтологічний підхід до проектування автоматизованих навчаючих систем // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2009. – № 8. – С. 113 – 122.
4. *Куклин В.М.* Заражение разумом, или пути создания искусственного интеллекта. "Universitates. Наука и просвещение". – Харьков: Медиа-группа "Окна", 2004. – № 4. – С. 84 – 90.
5. *Ходаковский Н.И.* Исследование информационных нанотехнологий обработки информации для построения систем на основе знаний // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2008. – № 7. – С. 23 – 31.
6. *Антонов А., Карнаух Н.* Может ли компьютер мыслить. – Образовательный портал. – <http://www.osvita.org.ua>.
7. *Элти Д., Кумбс М.* Экспертные системы: концепции и примеры. – М.: Финансы и статистика, 1997. – 432 с.
8. *Estep M.L.* Self-Organizing Natural Intellegence. – Berlin: Springer Science + Busines Media, 2006. – 359 p.
9. *Букович У., Уильямс Р.* Управление знаниями: руководство к действию. – М.: Инфра, 2002. – 504 с.
10. *Попов Э.В.* Общение с ЭВМ на естественном языке. – М.: Едиториал УРСС, 2004. – 360 с.
11. *Васильев В.И., Шевченко А.И.* Формирование и опознавание образов. – Донецк: ДонГИИИ, 2000. – 359 с.

Получено 09.07.2010