

Возможности управления знаниями на основе гибридных интеллектуальных методов*

Статья посвящена актуальным вопросам построения и организации систем управления знаниями. Кратко рассмотрена история вопроса, отмечены современные тенденции развития информационных систем. Приведен анализ различных видов знаний, отмечено значение неявных видов знаний для познавательной активности и формирования новых знаний. Рассмотрены преимущества и перспективы использования методов и моделей искусственного интеллекта при построении систем управления знаниями.

Ключевые слова: системы управления знаниями, категории знаний, неявные знания, опыт, искусственный интеллект, системы, основанные на нечетких правилах, генетические алгоритмы.

POSSIBILITIES OF KNOWLEDGE MANAGEMENT ON THE BASIS OF HYBRID INTELLECTUAL METHODS

The article is devoted to pressing questions of construction and the organization of control systems by knowledge. The history of problem is briefly considered, modern lines of development of information systems are noted. The analysis of various kinds of knowledge is presented; value of implicit kinds of knowledge for informative activity and formation of new knowledge is noted. Advantages and prospects of use of methods and artificial intellect models are considered at construction of knowledge management system.

Keywords: systems of the knowledge management, categories of knowledge, implicit knowledge, experience, an artificial intellect, systems based on fuzzy rules, genetic algorithms.

Введение

Процесс накопления, распространения и передачи знаний является одним из определяющих факторов в истории развития современной цивилизации. Особо остро проблема управления знаниями встала в последнее время. Это обусловлено произошедшей информационной революцией, развитием вычислительной техники и технических средств коммуникации, что позволило сократить трудоемкость процесса получения, обработки и хранения информации, упростить процессы межличностного общения и расширить возможности доступа к информации различного рода.

Все эти достижения дали повод говорить о переходе к новой модели общества: от индустриального к информационному обществу, глав-

ными критериями которого будут являться не материальные ценности, а информация, знания [1]. Мы являемся свидетелями формирования новой экономики, основанной на потреблении и производстве знаний. Эти процессы являются, с одной стороны, следствием глобализации, а с другой – ее движущей силой. Отражением этой новой экономической и социальной модели является стремительно растущая наукоемкость товаров и услуг, интеллектуализация производственно-технической сферы, появление сектора экономики, специализирующегося на производстве и предоставлении интеллектуальных услуг и продуктов (консалтинг, интеллектуальная собственность и т.д.).

Все отмеченные процессы и тенденции привели к необходи-

мости систематизации существующих и разработке новых моделей и технологий управления знаниями, эффективных методов обучения. Рассмотрим основные проблемы, связанные с организацией и управлением знаниями.

1. Задачи по организации управления знаниями

Согласно определению, приведенному в открытой электронной энциклопедии «Википедия» [2], управление знаниями — это систематические процессы, благодаря которым создаются, сохраняются, распределяются и применяются основные элементы интеллектуального капитала, необходимые для успеха организации; стратегия, трансформирующая все виды интеллектуальных активов в более

*Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ, проект № 11-01-00122-а.



Леонид Анатольевич Гладков,

к.т.н., доц.

Тел.: (8634) 371-651

Эл. почта: leo@tgn.sfedu.ru

Южный федеральный университет

<http://www.sfedu.ru>

Leonid A. Cladkov,

Candidate of Engineering Science,

Associate Professor

Тел.: (8634) 371-651

E-mail: leo@tgn.sfedu.ru

Southern Federal University

<http://www.sfedu.ru>



Надежда Викторовна Гладкова,

ст. преподаватель

Тел.: (8634) 393-260

Эл. почта: leo_gladkov@mail.ru

Южный федеральный университет

<http://www.sfedu.ru>

Nadezhda V. Gladkova,

Senior instructor

Тел.: (8634) 393-260

E-mail: leo_gladkov@mail.ru

Southern Federal University

<http://www.sfedu.ru>

высокую производительность, эффективность и новую стоимость.

Первые работы, посвященные вопросам управления знаниями, появились в начале 90-х годов прошлого века. В последующие годы наблюдается всплеск интереса к проблеме управления знаниями во всех сферах деятельности, включая науку и образование, появляется большое количество публикаций, веб-сайтов по этой тематике. В настоящее время происходит процесс формирования методологии управления знаниями и создание программно-технологических средств для обеспечения свободной циркуляции знаний и их генерации.

Очевидно, что знания не только представляют собой самостоятельную ценность, но и оказывают непосредственное воздействие на эффективность других производственных сил. В результате процесс накопления и обработки знаний приводит к образованию компетенций, которые, в свою очередь, служат основой для создания рынка продуктов и услуг, а также рынка рабочей силы. Таким образом, управление знаниями интегрирует в себе множество различных дисциплин, таких как управление персоналом, маркетинг, экономика, психология и информатика и др.

Знания можно определить как некое неформализуемое представление конкретного человека об окружающей среде, ее законах и явлениях. Процесс накопления знаний может являться результатом непосредственного взаимодействия с данной средой (личного опыта) либо следствием познавательной активности человека. Знания можно условно разделить на две категории. Первая категория – это явные знания, которые можно записать, изобразить, зафиксировать (теория, методика, технология). Вторая – неявные знания, которые затруднительно или невозможно документировать (опыт, мастерство, интуиция). Неявные знания отражают личный опыт, способность человека к адаптации, они существуют в умах специалистов, экспертов, людей, обладающих глубокими познаниями в определенной области жизнедеятельности

(профессии), большим жизненным опытом. При этом необходимо, чтобы эксперт постоянно пополнял и проверял свои знания, производил их ревизию в соответствии с результатами практической и теоретической деятельности. Можно сказать, что работа мозга идет методом проб и ошибок, когда полезные знания и навыки формируются на основе наблюдений и последующего их анализа. Накопление знаний, опыт, интуиция являются движущими силами эволюции мыслительной активности мозга, реализуют принцип движения «от простого к сложному», позволяют интуитивно получать ответы на сложные вопросы [3].

При построении сложных информационных систем, в том числе систем управления знаниями, ученые стараются подражать природе, использовать искусственные аналоги естественных биологических систем, принципы и структуры, положенные в основу функционирования природных систем. Научное направление, занимающееся проблемами построения искусственных систем, называется искусственным интеллектом. Рассмотрим кратко круг вопросов, связанных с использованием методов и моделей искусственного интеллекта для построения и организации систем управления знаниями.

2. Использование методов искусственного интеллекта для построения систем управления знаниями

В настоящее время проблемы повышения качества и сложности создаваемых информационных систем в различных областях науки и техники связывают с возможностью их интеллектуализации, т.е. придания создаваемым техническим объектам и системам ряда функций, обычно выполняемых человеком. Такими функциями можно считать работу по анализу и принятию решений в условиях неполной, нечеткой или противоречивой входной информации, поиск и выделение в массивах входной информации ранее неизвестных, нетривиальных, но практически полезных закономерностей, их оценка и ин-

терпретация. В этом смысле одной из важнейших задач является создание эффективных средств обработки и интеллектуального анализа данных, извлечения и управления знаниями, а также средств поиска закономерностей для использования их в системах принятия решений [4–6].

Одним из наиболее эффективных на сегодняшний день инструментариев для решения вышеперечисленных задач являются нечеткие гибридные методы, модели и алгоритмы. К числу таких методов относятся генетические, эволюционные, бионические, адаптивные и другие методы поиска. Эти методы и подходы к решению можно объединить в отдельную междисциплинарную область – искусственный интеллект, в которой нашли применение некоторые аспекты других научных направлений: вычислительного интеллекта, мягких вычислений, теории баз данных и др.

На практике создание математически обоснованных четких моделей и методов либо экономически неприемлемо, либо практически нереализуемо. В то же время системы, функционирующие на основе использования интегрированных, нечетких гибридных механизмов и моделей, прекрасно зарекомендовали себя при решении такого рода задач и представляют собой наиболее разумный компромисс.

В этой связи перспективным представляется использовать для решения рассматриваемой задачи гибридные методы: нечеткие модели, эволюционные и генетические алгоритмы, многоагентные организации. Они позволяют эффективно работать с нечеткой, плохо формализованной информацией и в то же время имеют серьезную математическую основу, обеспечивающую достаточный запас прочности.

В настоящее время наибольшие успехи в интеграции систем и подходов нечеткой логики и генетических алгоритмов (ГА) достигнуты в следующих двух областях [4–6]:

1) применение механизмов генетических и эволюционных алгоритмов для решения проблем поиска и извлечения информации,

использование систем, основанных на нечетких правилах. Гибридные методы используются для обучения и настройки компонентов системы нечетких правил, в том числе автоматической генерации и проверки базы знаний, настройки выходной функции [7, 8];

2) использование методов, основанных на нечеткой логике, для моделирования различных компонентов и операторов генетических алгоритмов, а также для адаптации и динамической настройки значений управляющих параметров генетического алгоритма.

Решение задач первого класса напрямую связано с проблемами эффективной организации баз знаний, построением систем управления качеством. При этом актуальной является задача настройки параметров нечеткой модели. Очень привлекательной в этом смысле выглядит возможность динамического изменения и оптимизации параметров модели в процессе разработки и тестирования.

В некоторый момент времени t управляющее воздействие $u(t) = f(e(t), e(t - 1), \dots, e(t - r), u(t - 1), \dots, u(t - r))$ может быть представлено как отношение между входным и выходным значениями. Величина e представляет собой отклонение (ошибку) между ожидаемым значением величины y^* и реальным значением выходного параметра системы (объекта управления), f – в общем случае нелинейная функция, которая описывается нечеткой базой правил (базой знаний).

В процессе регулирования выполняется описание отношений между изменением величины управляющего воздействия $\Delta u(t) = u(t) - u(t - 1)$, с одной стороны, и величиной ошибки $e(t)$ и ее изменением $\Delta e(t) = e(t) - e(t - 1)$, с другой стороны. Таким образом, если принять $r = 1$, вышеуказанное выражение примет следующий вид:

$$\Delta u(t) = f(e(t), \Delta e(t)).$$

Значение выходной параметра контроллера $u(t)$ вычисляется исходя из предыдущего значения управляющего параметра $u(t - 1)$:

$$u(t) = u(t - 1) + \Delta u(t).$$

Задача динамического изменения значений параметров модели в конечном счете может быть решена различными методами. Одним из таких методов является использование методов генетического и эволюционного поиска. Известны многочисленные примеры решения подобного рода задач с использованием генетических алгоритмов. Например, настройка конфигурации и параметров искусственных нейронных сетей с помощью генетических алгоритмов. Достоинствами использования генетических алгоритмов для настройки структуры и параметров нечетких моделей являются их простота, возможность учета всего спектра возможных ограничений, которые могут иметь место в таких задачах [9].

Поведение нечеткой модели характеризуется множеством лингвистически представляемых правил, основанных на экспертных знаниях, которые могут записываться в следующей форме:

Если IF (множество выполненных условий), то THEN (множество выполняемых действий).

Причем нечеткая модель может содержать как один, так и несколько входов и выходов. Например, в случае нечеткой модели с двумя входами и одним выходом нечеткие правила управления могут быть записаны в следующей форме:

$\mathfrak{R}_1: \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } z \text{ is } C_1$
 $\mathfrak{R}_2: \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } z \text{ is } C_2$

 $\mathfrak{R}_n: \text{if } x \text{ is } A_n \text{ and } y \text{ is } B_n \text{ then } z \text{ is } C_n,$

где x и y – переменные состояния процесса; z – переменная управления; A_i, B_i и C_i являются лингвистическими значениями логических процессов x, y и z , определенных на базовых множествах U, V и W соответственно; связка также объединяет перечисленные правила в базу знаний.

Множество $\mathfrak{R} = \{\mathfrak{R}_i\}, i = \overline{1, n}$ представляет собой набор нечетких правил, n – количество таких правил. Для каждой из переменных векторов X_i и U_i строится логическое выражение, отражающее качественное восприятие значений данных переменных. На рис. 1 приведены примеры терм-множеств лингвистических

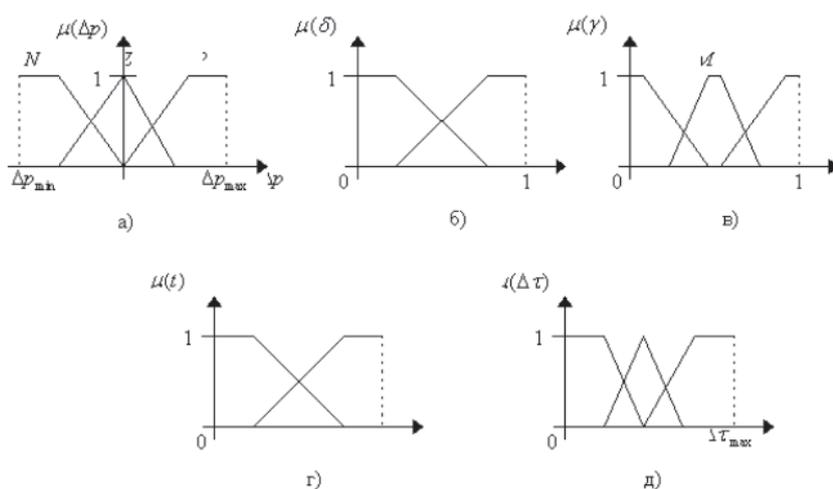


Рис. 1. Примеры лингвистических переменных вектора входа и выхода

тических переменных, входящих в указанные вектора.

Поскольку каждое нечеткое правило представляется нечетким отношением, поведение нечеткой системы управления характеризуется набором данных отношений [8]. Процедура получения результата нечеткого вывода при использовании базы знаний состоит из следующих шагов:

1. Определение уровня срабатывания каждого из правил.
2. Определение результата нечеткого вывода по каждому из правил.
3. Агрегирование индивидуальных результатов нечеткого вывода в общий результат, характерный для всей базы нечетких правил.

Рассмотрим простейший пример использования генетического алгоритма для настройки и оптимизации параметров нечеткой математической модели [9].

Вначале необходимо определить множество всех возможных правил модели, используя для этого предварительно заданные функции принадлежности. База правил модели может включать как элементарные, так и обобщающие правила.

Например, элементарное правило \mathfrak{R}_i : if x_1 is A_1 and x_2 is A_2 then y is B_1 .

Данное правило ставит в соответствие множествам входного пространства (в данном случае это множества A_1 и A_2) множество B_1 , являющееся множеством выходного пространства.

Обобщающие правила являют-

ся, по сути, логическими комбинациями элементарных правил. Например, обобщающее правило

$$\mathfrak{R}_j: \text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ then } y \text{ is } B_1$$

получается путем логической комбинации двух или более элементарных правил

$$\mathfrak{R}_{11}: \text{if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{21} \text{ then } y \text{ is } B_j,$$

$$\mathfrak{R}_{12}: \text{if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{22} \text{ then } y \text{ is } B_j,$$

$$\dots \dots \dots \mathfrak{R}_{ik}: \text{if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2k} \text{ then } y \text{ is } B_j,$$

С точки зрения законов логики данная комбинация может быть преобразована следующим образом:

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } (x_2 \text{ is } A_{21} \text{ or } x_2 \text{ is } A_{21} \text{ or } \dots \text{ or } x_2 \text{ is } A_{2k}) \text{ then } y \text{ is } B_j \Rightarrow \text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ then } y \text{ is } B_j.$$

Таким образом, применив к исходной логической комбинации законы алгебры и логики, мы получили обобщающее правило \mathfrak{R}_k . Подобным образом могут быть получены и другие обобщающие правила.

Как видно из приведенного примера, одно обобщающее правило \mathfrak{R}_j покрывает область входного пространства, для описания которой нам понадобилось бы некое подмножество элементарных правил \mathfrak{R}_{ik} . Следовательно, использование в нечеткой модели помимо элементарных, также и обобщающих правил позволяет сократить общее число используемых правил, т.е. уменьшить раз-

мерность модели. В то же время использование обобщающих правил отрицательно сказывается на точности модели [8].

Очевидно, что перед началом работы генетического алгоритма необходимо определить множество всех используемых в модели правил. Что касается методики кодирования решений, то здесь могут использоваться различные подходы. Например, каждому элементу базы правил может быть поставлена определенная позиция в числовой последовательности (хромосоме) [10].

Так, база правил $\mathfrak{R} = \{\mathfrak{R}_i\}, i = \overline{1, n}$ может быть закодирована следующей хромосомой:

\mathfrak{R}_1	\mathfrak{R}_2	\mathfrak{R}_3	...	\mathfrak{R}_n
1	0	1	...	1

В данном примере использовано простейшее бинарное кодирование решений. При этом ненулевые разряды рассматриваемой хромосомы задают определенную структуру базы правил нечеткой модели.

Также могут использоваться и другие более сложные виды кодирования, позволяющие учитывать, например, важность и значимость отдельных правил, используемые методы фаззификации/дефаззификации, различные модификации генетических операторов и т.д.

Эти проблемы также должны учитываться при выборе целевой функции (функции пригодности) и ее применении для оценки получаемых решений. При оценке качества каждого решения и, следовательно, оптимальности той или иной структуры базы правил необходимо учитывать точность модели, общее число правил и число правил, используемых в оцениваемом варианте структуры. Поскольку эти характеристики тесно связаны между собой, очень важно нахождение разумного баланса между ними.

Заключение

Опыт последних лет показал, что применение в информатике однородных методов, т.е. методов, соответствующих одной научной парадигме, далеко не всегда приводит к успеху. В гибридной архитектуре, объединяющей несколько парадигм, эффективность

одного подхода может компенсировать слабость другого. Комбинируя различные подходы, можно обойти недостатки, присущие каждому из них в отдельности. Поэтому одной из ведущих тенденций, определяющей развитие современных информационных систем и инженерии знаний, стало распространение интегрированных и гибридных систем. Подобные системы состоят из различных элементов, объединенных в интересах достижения

поставленных целей. Интеграция и гибридизация различных методов и информационных технологий позволяет решать сложные задачи, которые невозможно решить на основе каких-либо отдельных методов или технологий. При этом в случае интеграции разнородных информационных технологий следует ожидать синергетических эффектов более высокого порядка, чем при объединении различных моделей в рамках одной технологии [11].

Выбор технологии извлечения и обработки знаний зависит от особенностей решаемых задач, уровня их проработанности, числа количественных и качественных параметров. Поэтому необходимо определить условия применимости каждой из рассматриваемых технологий, а также разработать методы и алгоритмы, позволяющие адаптировать их к решению конкретных задач проблемной области.

Литература

1. Тоффлер Э. Третья волна. – М.: АСТ, 2010.
2. <http://ru.wikipedia.org/wiki/>
3. Тузовский А.Ф., Чириков С.В., Ямпольский В.З. Системы управления знаниями (методы и технологии) / под общ. ред. В.З. Ямпольского. – Томск: Изд-во НТЛ, 2005.
4. Гладков Л.А. Новые подходы к разработке и созданию компонентов гибридных искусственных систем // Интеллектуальные системы: коллективная монография. Вып. 4. – М.: Физматлит, 2010. – С. 143–163.
5. Гладков Л.А. Решение задач и оптимизации решений на основе нечетких генетических алгоритмов и многоагентных подходов // Известия ТРТУ. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006. – № 8(63). – С. 83–88.
6. Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Особенности использования нечетких генетических алгоритмов для решения задач оптимизации и управления // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». – 2009. – № 4. – С. 130–136.
7. Курейчик В.М., Курейчик В.В., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. – М.: Физматлит, 2012.
8. Ярушклина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004.
9. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009.
10. Nelles O. FUREGA – fuzzy rule extraction by a genetic algorithm // Proceedings of the International Conference EUFIT'96. Vol. 1. – Aachen, Germany, 1996. – P. 489–493.
11. Курейчик В.М., Писаренко В.И. Синергетика в образовании // Открытое образование. – 2010. – № 4. – С. 33–45.