
МЕТОД ПОИСКА РЕШЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПРЕЦЕДЕНТОВ

Павел Варшавский, Роман Алехин

Аннотация: Рассматриваются методы поиска решений на основе прецедентов и аналогий в интеллектуальных системах поддержки принятия решений. Исследуется возможность представления прецедентов на основе онтологии предметной области. Предлагается метод поиска решения на основе прецедентов с использованием онтологического подхода и структурной аналогии.

Ключевые слова: интеллектуальные системы поддержки принятия решений, правдоподобные рассуждения, прецеденты, аналогия, онтологический подход.

ACM Classification Keywords: H.4.2 [Information systems applications]: Types of systems – Decision support; I.2.3 [Artificial intelligence]: Deduction and Theorem Proving – Uncertainty, "fuzzy," and probabilistic reasoning; I.2.6 [Artificial intelligence]: Learning – Analogies.

Введение

Одним из подходов к решению задачи моделирования человеческих рассуждений (рассуждений «здравого смысла») [Поспелов, 1989] в интеллектуальных системах (ИС) является использование аппарата нетрадиционных логик [Вагин и др., 2008] – индуктивных, абдуктивных, нечетких, а также методов рассуждений на основе аналогий и прецедентов.

Методы рассуждения на основе прецедентов (CBR – Case-Based Reasoning) и CBR-системы успешно используются в различных областях человеческой деятельности (медицина, техника, юриспруденция и др.), а также прецедентный подход активно применяется в динамических ИС, в системах экспертного диагностирования, в ИС поддержки принятия решений (ИСППР), системах машинного обучения, при решении задач прогнозирования, обобщения накопленного опыта, поиска решения в малоизученных предметных областях и др.

Рассуждения на основе прецедентов основываются на накоплении опыта и последующей адаптации решения известной задачи к решению новой. Прецедентный подход позволяет упростить процесс принятия решений в условиях временных ограничений и при наличии различного рода неопределенности в исходных данных и экспертных знаниях, а также в случае возникновения различных нестандартных (аномальных) ситуаций.

Прецедентный подход

Прецедент определяется как случай, имевший место ранее и служащий примером или оправданием для последующих случаев подобного рода.

Методы рассуждения на основе прецедентов включают в себя четыре основных этапа, образующие так называемый CBR-цикл (рис. 1) [Aamodt et al., 1994; Варшавский и др., 2006]:

- **Retrieve** - извлечение наиболее соответствующего (подобного) прецедента (или прецедентов) для сложившейся ситуации из библиотеки прецедентов (БП);

- **Reuse** - повторное использование извлеченного прецедента для попытки решения текущей проблемы (задачи);
- **Revise** - пересмотр и адаптация в случае необходимости полученного решения в соответствии с текущей проблемой (задачей);
- **Retain** - сохранение вновь принятого решения как части нового прецедента.

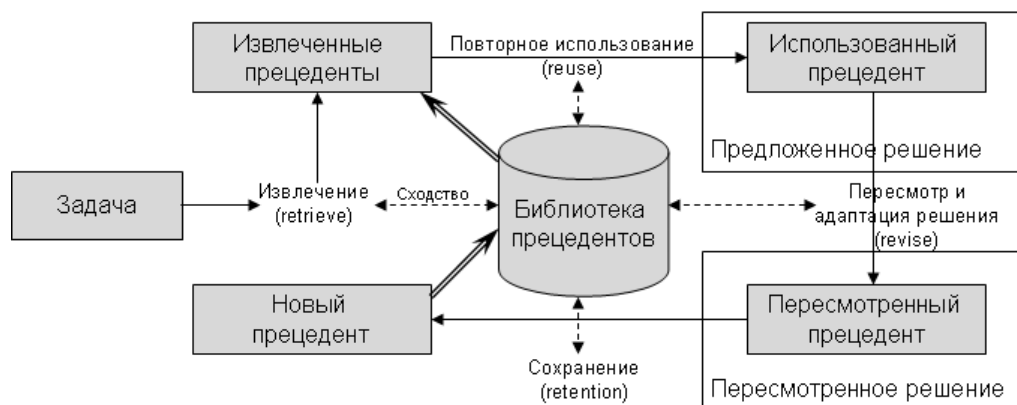


Рис. 1. CBR-цикл

Последние два этапа в CBR-цикле могут исключаться и выполняться экспертом или лицом, принимающим решения (ЛПР). Это связано с необходимостью при формировании БП использовать только достоверную информацию или информацию, подтвержденную экспертом. Таким образом, можно минимизировать количество прецедентов в БП CBR-системы и повысить степень их достоверности.

В общем случае модель представления прецедента включает описание ситуации и решение для данной ситуации [Еремеев и др., 2012]: $CASE = (Situation, Solution, Result)$, где *Situation* – ситуация, описывающая данный прецедент, а *Solution* – решение (например, диагноз и рекомендации ЛПР), *Result* – результат применения решения, который может включать список выполненных действий, дополнительные комментарии и ссылки на другие прецеденты, а также в некоторых случаях может приводиться обоснование выбора данного решения и возможные альтернативы. Различия способов представления прецедентов заключаются в разных способах описания указанных компонент.

Прецеденты могут быть представлены в виде записей в БД, концептуальных графов, семантической сети, древовидных структур, предикатов, фреймов, рисунков и мультимедийной информации.

В большинстве случаев для представления прецедентов достаточно простого параметрического представления в виде набора параметров с конкретными значениями и решения [Варшавский, 2008]: $CASE = (x_1, x_2, \dots, x_n, R)$, где $x_1 \dots x_n$ – параметры ситуации, описывающей данный прецедент ($x_1 \in X_1, x_2 \in X_2, \dots, x_n \in X_n$), n – количество параметров, R – решение (диагноз и рекомендации ЛПР), а X_1, \dots, X_n – области допустимых значений соответствующих параметров.

В некоторых случаях такого представления бывает недостаточно, так как имеются ограничения, связанные с выразительными возможностями параметрической модели представления прецедентов. При параметрическом представлении трудно обеспечить учет зависимости между параметрами прецедента (например, временные зависимости или причинно-следственные).

Одним из возможных способов решения этой проблемы является представление прецедентов с использованием онтологии предметной области [Варшавский и др., 2012].

Среди специалистов, занимающихся проблемами компьютерной лингвистики, наиболее устоявшимся (классическим) считается определение онтологии, данное Губертом: «онтология – это спецификация концептуализации».

Определение онтологии как формального представления предметной области (ПО), построенного на базе концептуализации, предполагает выделение ее трех взаимосвязанных компонентов: таксономии терминов, описаний смысла терминов, а также правил их использования и обработки. Таким образом, модель онтологии O задает тройка [Гаврилова и др., 2000]: $O = (X, R, \Phi)$, где X – конечное множество концептов (понятий, терминов) ПО, которую представляет онтология; R – конечное множество отношений между концептами; Φ – конечное множество функций интерпретации, заданных на концептах и (или) отношениях.

Выбор онтологии для представления прецедентов обусловлен рядом важных достоинств, отличающих ее от других моделей представления знаний. Использование онтологии для представления прецедентов позволяет задать сложную структуру прецедента, включающую данные разных типов, и обеспечить естественность представления структурированных знаний и достаточно простое их обновление в относительно однородной среде. Последнее свойство особенно важно для ИСППР, ориентированных на открытые и динамические ПО.

Онтология содержит знания по ПО, которые используются для поддержки СВР-цикла, а также онтология задает структуру прецедента и обеспечивает его хранение.

Знания о ПО и модель прецедентов описываются в виде иерархии концептов онтологии, а каждый прецедент из БП в виде иерархии экземпляров концептов, связанных отношениями языка описания онтологий для Semantic Web (OWL) [Алехин, 2011].

Метод аналогии и прецедентов на основе теории структурного отображения

Теория структурного отображения (SMT – structure mapping theory) позволяет формализовать некоторый набор неявных ограничений, которыми пользуется человек, оперируя такими понятиями, как аналогия и подобие [Falkenhainer et al, 1989]. Согласно SMT предполагается, что аналогия является отображением знаний одной области (базы) в другую область (цель), базирующимся на системе отношений, которые имеются между объектами базовой области и объектами целевой области, а также, что человек (ЛПР) предпочитает оперировать некоторой целостной системой взаимосвязанных глубинных отношений, а не простым набором поверхностных и слабо связанных фактов.

Процесс вывода на основе аналогий согласно SMT включает следующие этапы:

1. **Определение потенциальных аналогов.** Имея целевую ситуацию (цель), определить другую ситуацию (базу), которая является аналогичной или подобной целевой ситуации;
2. **Отображение и вывод.** Построить отображение, состоящее из соответствий между базой и целью. Это отображение может включать дополнительные знания (факты) о базе, которые могут быть перенесены в цель.
3. **Оценка "качества" соответствия.** Оценить полученное соответствие, используя такие структурные критерии, как число подобий и различий, степень структурного соответствия, количество и тип новых знаний, полученных по аналогии из кандидатов заключений.

Рассмотрим механизм структурного отображения (SME – structure mapping engine), базирующийся на SMT [Варшавский и др., 2005]. Этот механизм предназначен для моделирования поиска решений на основе аналогий и прецедентов, и позволяет сформировать наиболее общие соответствия (*Gmaps*) для

структурированных представлений базовой и целевой ПО, а также обеспечивает оценку полученных соответствий.

Входными данными для алгоритма SME являются структурные представления базовой и целевой ПО.

Алгоритм SME реализует следующие четыре этапа:

1. Построение локальных соответствий (гипотез соответствия *MHs*). Определить соответствия между элементами в базовой и целевой ПО с помощью правил:

- если два отношения имеют одинаковое имя, тогда создается гипотеза соответствия;
- для каждой гипотезы соответствия между отношениями проверяется их соответствующие аргументы: если их количество и тип совпадает, тогда создается гипотеза соответствия между ними.

Далее определить оценку правдоподобия локальных соответствий, используя следующие правила и коэффициенты, задаваемые экспертом (CF_1 – величина, на которую необходимо увеличить оценку правдоподобия *MH*, если имена базового и целевого элементов совпадают; CF_2 – величина, на которую необходимо увеличить оценку правдоподобия *MH*, если хотя бы базовый элемент имеет родительское отношение – отношение более высокого уровня):

- увеличить оценку правдоподобия для соответствия на CF_1 , если базовый и целевой элементы имеют одинаковые имена;
- увеличить оценку правдоподобия для соответствия на CF_2 , если хотя бы у базового элемента имеется родительское отношение.

2. Построение глобальных соответствий (*Gmaps*). Сформировать системы соответствий, которые используют совместимые пары объектов (1:1), называемые *Emaps*.

3. Построение кандидатов заключения (*Inferences*). С каждым *Gmap* связать множество (возможно пустое) кандидатов заключения *Inferences* - факты, которые присутствуют в базовой ПО, но не присутствуют изначально в соответствующей целевой ПО;

4. Оценка глобальных соответствий *Gmaps* (*SES*). Получить оценку для *Gmaps*, которая зависит от оценок правдоподобия локальных соответствий *MHs*.

Таким образом, в результате выполнения алгоритма формируются наиболее общие соответствия *Gmap*, включающие следующие составляющие:

- соответствия – множество парных соответствий между базовой и целевой ПО;
- кандидаты заключения – множество новых фактов, которые предположительно могут содержаться в целевой области;
- оценка глобальных соответствий – числовая оценка качества *Gmap*.

Метод поиска решений в ИСППР на основе прецедентов

Существует целый ряд методов поиска решений на основе прецедентов (извлечения прецедентов) и их модификаций [Варшавский и др., 2009], например: метод ближайшего соседа, метод извлечения прецедентов на основе деревьев решений, метод извлечения прецедентов на основе знаний, метод извлечения с учетом применимости прецедента.

Предлагается осуществлять извлечение и определение сходства прецедента *S* и текущей ситуации *Q* в два этапа:

- определение сходства прецедента с текущей ситуацией на основе онтологии предметной области и формирование парных соответствий с помощью алгоритма на базе SMT;

- определение сходства прецедента и текущей ситуации по методу ближайшего соседа с учетом полученных парных соответствий.

На первом этапе сравниваются по структуре описания ситуации прецедента и текущей ситуации. Цель данного этапа – определить возможные парные соответствия между прецедентом и текущей ситуацией и оценить их сходство.

Множество парных соответствий формируется в результате выполнения процедуры *Pairs*:

Входные параметры: Q – текущая ситуация, C – прецедент, O – онтология ПО, CF_1 и CF_2 – величины из алгоритма SME.

Выходные параметры: F – множество парных соответствий, LS – множество оценок правдоподобия.

Промежуточные параметры: i, j – параметры циклов, $Ftemp$ – параметр для временного хранения множества парных соответствий, $Frec$ – результат рекурсивного вызова процедуры.

Шаг 1. $i = 0, Frec = \emptyset, Ftemp = \emptyset$.

Шаг 2. Если нет непроверенных концептов, связанных с Q , то $F = F \cup Ftemp$ и перейти к шагу 6. Иначе $i = i + 1$, выбираем непроверенный концепт Q_i связанный с Q и переходим к шагу 3.

Шаг 3. Поиск концепта C_j связанного с C и удовлетворяющего условию – имя концепта C_j совпадает с Q_i . Если такой C_j найден, то увеличиваем оценку правдоподобия LS_j на CF_1 и формируем соответствие $F_j = \langle Q_i, C_j \rangle$, выполняем рекурсивный вызов процедуры *Pairs* ($Frec = Pairs(Q_i, C_j, O)$), производим добавление полученных парных соответствий во временное множество $Ftemp$ ($Ftemp = Frec \times F_j$, где \times – декартово произведение множеств) и переходим к шагу 2, иначе переходим к шагу 4.

Шаг 4. Поиск концептов C_j связанных с C и удовлетворяющих условию – концепт C_j подобен Q_i (подобие между концептами онтологии будем определять руководствуясь следующим принципом: концепты A и B подобны, если родительские концепты A совпадают с родительскими концептами B). Переходим к шагу 5.

Шаг 5. Пока есть C_j , удовлетворяющие условию шага 4, $F = F \cup Ftemp$. Увеличиваем оценку правдоподобия LS_j на CF_2 и формируем соответствие $F_j = \langle Q_i, C_j \rangle$ и выполняем вызов процедуры *Pairs* ($Frec = Pairs(Q_i, C_j, O)$), добавляем парные соответствия $Ftemp = Frec \times F_j$. Если нет C_j , удовлетворяющих условию шага 4 переходим к шагу 2.

Шаг 6. Выход.

На втором этапе для оценки близости текущей ситуации и прецедента используется метод ближайшего соседа. Для каждого парного соответствия в выбранной метрике определяются расстояние d_{CQ} между текущей ситуацией и прецедентом. Для определения значения степени сходства $Sim(C, Q)$ необходимо найти максимальное расстояние d_{MAX} в выбранной метрике, используя границы диапазонов параметров ($x_i^{нач}$ и $x_i^{кон}$, $i = 1, \dots, n$).

В результате применения данной процедуры получим множество прецедентов, каждому из которых сопоставлены две оценки сходства с текущей ситуацией, которые могут быть выражены в процентах:

- оценка на основе онтологии предметной области: $Sstruct = \sum_{i=1}^k LS_i / SES_{MAX}$, где k – количество соответствий, LS_i – оценка правдоподобия для i соответствия, SES_{MAX} – оценка для случая, когда каждый элемент в базовой области имеет родительское отношение и в качестве базовой области выбирается целевая;
- оценка по методу ближайшего соседа: $Sim(C, Q) = 1 - d_{CQ} / d_{MAX}$, где d_{CQ} – расстояние между текущей ситуацией и прецедентом, d_{MAX} – максимальное расстояние в выбранной метрике.

Исходя из этих данных, ЛПП может выбрать наиболее подходящий прецедент и получить решение для текущей ситуации.

Реализация прототипа CBR-системы

Предлагаемый подход реализован в прототипе CBR-системы (рис. 2). Программная реализация прототипа CBR-системы выполнена с использованием языка C# [Шилдт, 2013] и среды программирования MS Visual Studio 2010, а также с использованием редактора онтологий Protégé (<http://protege.stanford.edu>).

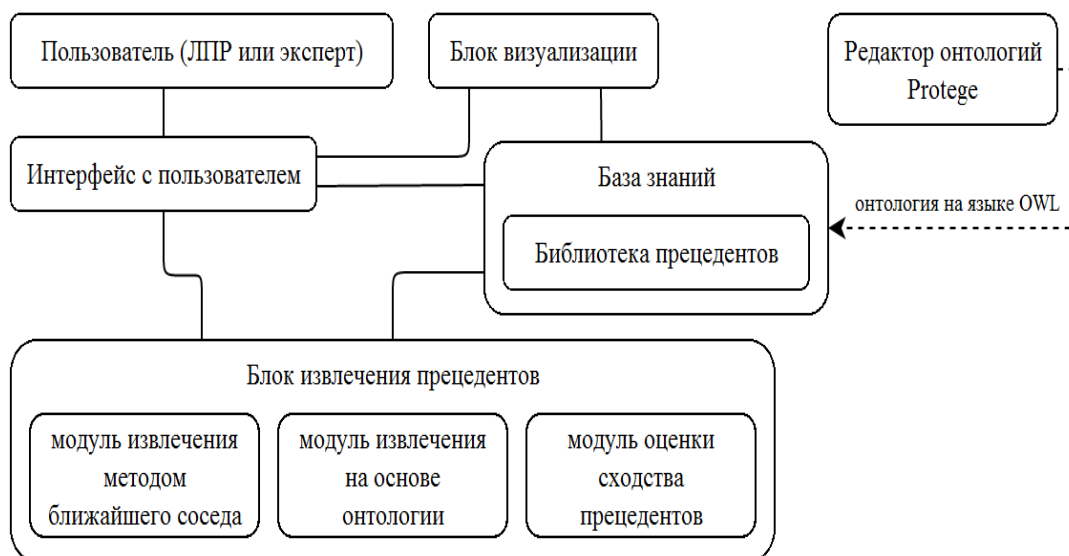


Рис. 2. Архитектура прототипа CBR-системы

Работа реализованного прототипа CBR-системы рассмотрена на примере решения задачи экспертного диагностирования с использованием онтологии из открытого репозитория онтологий по биологии и медицине NCBO BioPortal (<http://bioportal.bioontology.org>), которая была дополнена моделью прецедента (рис. 3), спроектированной на основе набора данных из хранилища UCI Machine Learning Repository (<http://archive.ics.uci.edu/ml/>).

В данном примере использована онтология с записями пациентов (<http://bioportal.bioontology.org/ontologies/1059>), включающая 236 концептов и 315 отношений и набор медицинских данных, описывающих состояние пациента после операции (<http://archive.ics.uci.ml/datasets/Post-Operative+Patient>).

В данном случае поставленную задачу экспертного диагностирования можно свести к задаче классификации. То есть необходимо отнести текущую ситуацию к одному из известных прецедентов.

На вход прототипа CBR-системы подается ситуация (рис. 4). Прототип CBR-системы позволяет вычислить оценки сходства текущей ситуации и прецедентов из БП. ЛПР имеет возможность выбрать наиболее подходящий прецедент исходя из двух оценок сходства: по структуре (на основе онтологии предметной области и SMT); по методу ближайшего соседа.

Заключение

В работе рассмотрены общие понятия и особенности CBR-технологии, процесс поиска решения на основе прецедентов. Исследована возможность интеграции прецедентного и онтологического подхода, в частности, возможность представления прецедентов с помощью онтологии предметной области. Предложен метод поиска решения на основе прецедентов с использованием онтологического подхода и структурной аналогии на базе SMT. Разработана архитектура и выполнена программная реализация

прототипа CBR-системы в среде MS Visual Studio 2010 на языке C#. Рассмотрен пример использования разработанной системы для решения задачи экспертной диагностики на основе онтологии из репозитория NCBO BioPortal и реальных наборов данных из хранилища UCI Machine Learning Repository.

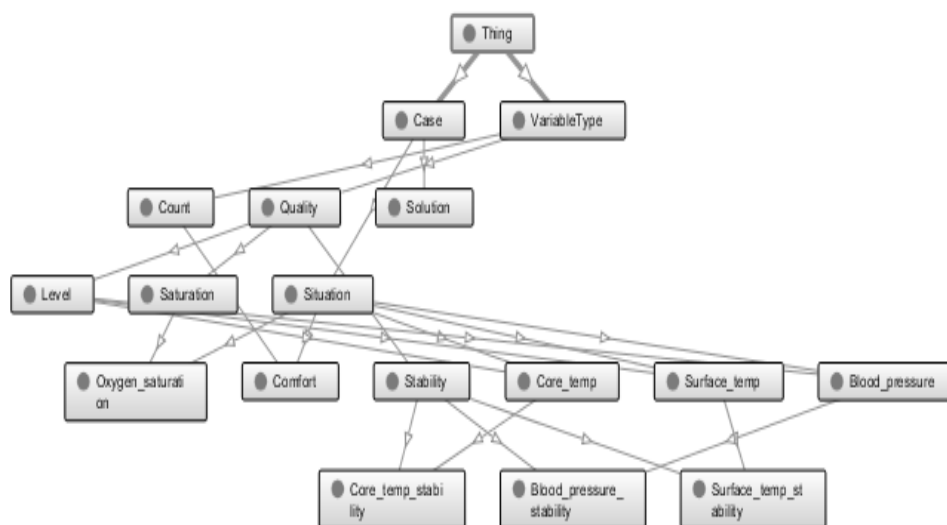


Рис. 3. Описание прецедента

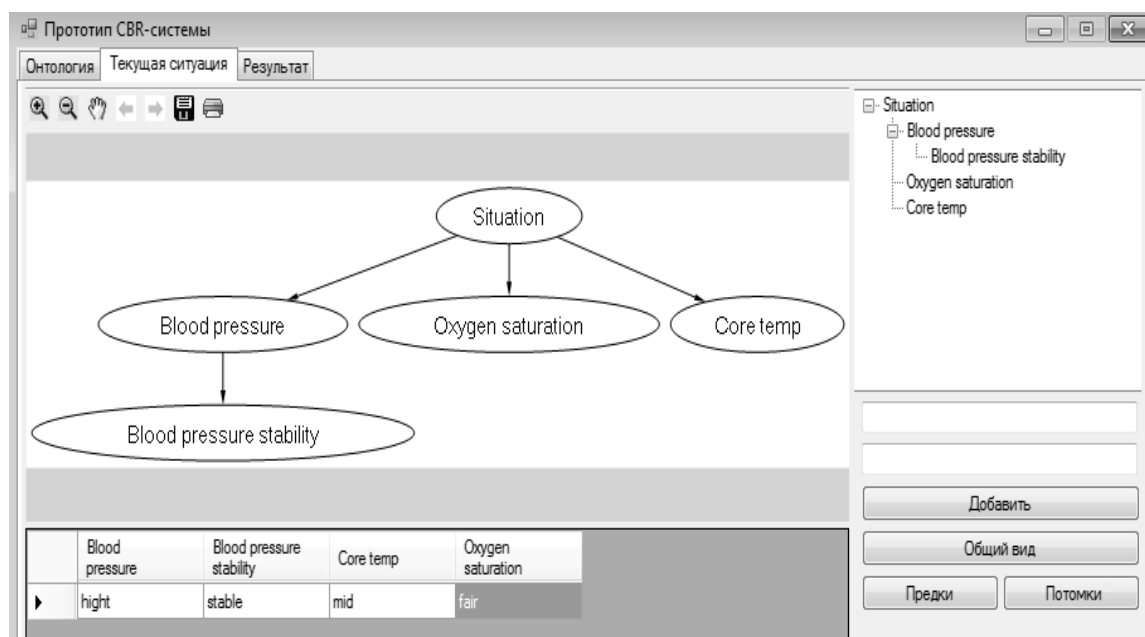


Рис. 4. Описание текущей ситуации

Благодарности

Работа поддержана Российским Фондом Фундаментальных Исследований (проекты 11-01-00140, 12-07-00508).

Список литературы

- [Aamodt et al., 1994] Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches // Artificial Intelligence Communications. IOS Press. 1994. – Vol. 7, № 1. – P. 39-59.
- [Falkenhainer et al., 1989] Falkenhainer B., Forbus K., Gentner D. The Structure-Mapping Engine: Algorithm and examples // Artificial Intelligence, 41, 1989, – P. 1–63.
- [Алехин, 2011] Алехин Р.В. Использование языка OWL для формирования онтологий предметной области // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика: XVII Междунар. науч.-техн. конф. студентов и аспирантов: Тезисы докладов в 3 т. Т. 1. М.: Издательский дом МЭИ, 2011. – С. 353–354.
- [Вагин и др., 2008] Вагин В.Н., Головина Е.Ю., Загорянская А.А., Фомина М.В. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах // Под ред. В.Н. Вагина, Д.А. Поспелова. –М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 704 с.
- [Варшавский и др., 2005] Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Поиск решения на основе структурной аналогии для интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Известия РАН. Теория и системы управления. – № 1. – 2005. – С. 97–109
- [Варшавский и др., 2006] Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Методы правдоподобных рассуждений на основе аналогий и прецедентов для интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Новости искусственного интеллекта. 2006. №3. – С. 39-62.
- [Варшавский и др., 2009] Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Моделирование рассуждений на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений // Искусственный интеллект и принятие решений. 2009. №2. – С. 45–57.
- [Варшавский и др., 2012] Варшавский П.Р., Алехин Р.В., Зо Лин Кхаинг Применение онтологического подхода для реализации поиска решения на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений // Труды 13-ой национальной конференции по ИИ с международным участием (КИИ-2012). Т. 3. –Белгород: Издательство БГТУ, 2012. – С. 72-79.
- [Варшавский, 2008] Варшавский П.Р. Механизмы правдоподобных рассуждений на основе прецедентов (накопленного опыта) для систем экспертной диагностики // Труды 11-ой национальной конференции по ИИ с международным участием (КИИ-2008). Т. 2. –М: ЛЕНАНД, 2008. – С. 321–329.
- [Гаврилова и др., 2000] Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. –СПб.: Питер, 2000. – 384 с.
- [Еремеев и др., 2012] Еремеев А.П., Варшавский П.Р., Куриленко И.Е. Моделирование временных зависимостей в интеллектуальных системах поддержки принятия решений на основе прецедентов // International Journal «Information technologies and knowledge», Vol. 6, № 3, 2012, С. 227-239.
- [Поспелов, 1989] Поспелов Д.А. Моделирование рассуждений. Опыт анализа мыслительных актов. –М.: Радио и связь. 1989.
- [Шилдт, 2013] Шилдт Г. С# 4.0: полное руководство. –М.: Вильямс, 2013.

Сведения об авторах

Варшавский Павел Романович – к.т.н., доцент кафедры Прикладной математики НИУ «МЭИ», 111250, Россия, Москва, Красноказарменная ул., 14; e-mail: VarshavskyPR@mpei.ru

Область научных интересов: искусственный интеллект, принятие решений, методы правдоподобных рассуждений

Алехин Роман Викторович – магистр, кафедра Прикладной математики НИУ «МЭИ», 111250, Россия, Москва, Красноказарменная ул., 14; e-mail: r.alekhin@gmail.com

Область научных интересов: искусственный интеллект, принятие решений, методы правдоподобных рассуждений, модели представления знаний