

Моделирование рассуждений на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений¹

Аннотация. Рассматриваются методы моделирования рассуждений на основе прецедентов (накопленного опыта) в интеллектуальных системах поддержки принятия решений на примере систем реального времени. Основное внимание уделяется методам извлечения прецедентов. Предложенный аппарат иллюстрируется его использованием для автоматизации процессов диагностики и оперативного управления технологическими подсистемами энергоблока.

Ключевые слова: интеллектуальные системы поддержки принятия решений, моделирование правдоподобных рассуждений, аналогии, прецеденты.

Введение

Современные исследования и разработки по созданию перспективных интеллектуальных (экспертных) систем поддержки принятия решений (ИСППР), в частности, ИСППР реального времени (РВ) [1] непосредственно связаны с актуальной в области искусственного интеллекта (ИИ) проблемой моделирования правдоподобных рассуждений (так называемых рассуждений «здравого смысла») [2,3]. Наличие подобных методов моделирования рассуждений (индуктивных, абдуктивных, нечетких, аргументации, на основе аналогий и прецедентов) в ИСППР РВ для мониторинга и управления сложными объектами (системами) и процессами различной природы позволяет осуществлять оперативное диагностирование проблемной ситуации и помогает лицам, принимающим решения (ЛПР), находить адекватные и эффективные управляющие воздействия с целью нормализации проблемной ситуации.

Наряду с достаточно широко используемыми в ИИ методами правдоподобного вывода на основе индукции, абдукции, аргументации и анало-

гии (например, [2-4]) в последнее время стали активно применяться методы на основе прецедентов [5-11]. Данные методы могут быть эффективны в ИСППР РВ для мониторинга и поиска решения в проблемных ситуациях, а также для обучения и тренировки оперативно-диспетчерского персонала.

С момента создания первой программной системы CYRUS [5,6], базирующейся на прецедентах, и до настоящего времени разработано большое количество различных, в основном зарубежных систем, реализующих механизмы рассуждений на основе прецедентов и успешно применяемых в разных областях (медицина, экономика, юриспруденция, технические системы и т.д.) [7]. Несмотря на имеющиеся отечественные теоретические и прикладные работы в данной области [8-11], сегодня ощутима острая нехватка на российском рынке программных продуктов для моделирования рассуждений на основе прецедентов для интеллектуальных систем типа ИСППР РВ, систем экспертной диагностики, SCADA-систем и других. Следует отметить, что в современных и дорогостоящих

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке проекта РФФИ № 08-01-00437-а и гранта Президента РФ для молодых российских ученых МК-6009.2008.9.

зарубежных средствах конструирования интеллектуальных (экспертных) систем типа G2 [12], RTworks [13] и т.п. практически отсутствуют развитые средства, реализующие механизмы правдоподобных рассуждений и, в частности, механизмы рассуждений на основе аналогий и прецедентов.

В данной работе основное внимание уделяется способам представления прецедентов и их извлечения из библиотеки прецедентов (БП) системы для последующего применения. Рассматривается возможность использования различных алгоритмов для извлечения прецедентов с учетом коэффициентов важности параметров, задаваемых экспертом.

1. Специфика ИСППР РВ

В настоящее время весьма актуальной проблемой в области ИИ является проблема конструирования интеллектуальных систем реального времени, типичными представителями которых являются ИСППР РВ, ориентированные на открытые и динамические предметные области [1,9]. В основе таких систем лежит интеграция способных к адаптации, модификации и обучению моделей представления и оперирования знаниями, ориентированных на специфику проблемной (предметной) области и соответствующий тип неопределенности, что отражает их способность к развитию и изменению своего состояния.

Обобщенная структура ИСППР РВ представлена на Рис.1.

При реализации методов моделирования рассуждений в ИСППР РВ необходимо учитывать специфику подобных систем:

- необходимость получения решения в условиях временных ограничений, определяемых реальным управляемым процессом;
- необходимость учета временного фактора при описании проблемной ситуации и в процессе поиска решения;
- невозможность получения всей объективной информации, необходимой для решения, и в связи с этим использование субъективной, экспертной информации;
- многовариантность поиска;
- необходимость применения методов правдоподобного вывода и активного участия в процессе поиска ЛПР;
- наличие недетерминизма, необходимость коррекции и введения дополнительной информации в базу знаний системы при поиске решения.

Методы поиска решения на основе прецедентов могут применяться во многих блоках ИСППР РВ (анализаторе, блоках поиска решения, объяснения, моделирования и прогнозирования) и позволяют повысить эффективность принятия решений ЛПР в различных проблемных (аномальных) ситуациях.

2. Рассуждения на основе прецедентов

В большинстве энциклопедических источников **прецедент** (от латинского *praecedentis* – предшествующий) определяется как случай,

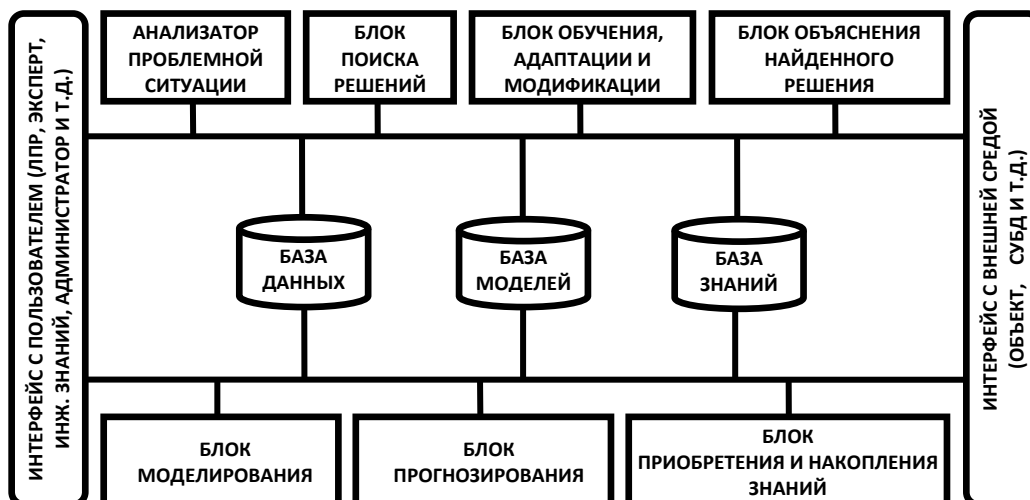


Рис. 1. Базовая архитектура ИСППР РВ

имевший место ранее и служащий примером или оправданием для последующих случаев подобного рода.

Вывод на основе прецедентов (CBR – Case-Based Reasoning) является подходом, позволяющим решить новую, неизвестную задачу, используя или адаптируя решение уже известной задачи, т.е. используя уже накопленный опыт решения подобных задач.

Подход на основе прецедентов возник в процессе развития исследований в области создания экспертных систем (систем, основанных на знаниях). Экспертные системы первых поколений являлись системами, базирующимися на правилах (продукционного типа), что предполагало наличие достаточно хорошо формализованных задач. Для решения таких задач применялись или методы достоверного вывода, которые на основе исходных данных в соответствии с имеющимся в системе набором правил формировали заключение по текущей проблеме, или методы правдоподобного вывода для случаев неопределенности вероятностной природы (байесовский метод, метод на основе субъективных вероятностей и т.п.).

К сожалению, большинство практических задач, ориентированных на открытые и динамические предметные области, являются плохо формализованными, причем неопределенность может иметь невероятностный характер. При поиске решения таких задач необходимо применение методов правдоподобного вывода, позволяющих найти некоторое приемлемое (которое может и не быть оптимальным) решение. Один из подходов базируется на том факте, что человеку (эксперту, ЛПР) свойственно на первом этапе поиска решения новой (неизвестной) задачи пытаться использовать решения, которые принимались ранее в подобных случаях, и при необходимости адаптировать их к возникшей проблеме (текущей проблемной ситуации). Данный подход с использованием накопленного опыта лег в основу методов моделирования рассуждений на основе прецедентов.

Основой для разработки отмеченного подхода и соответствующих CBR-систем послужила работа Р. Шенка (R. Schank) и Р. Абельсона (R. Abelson) 1977 года, затрагивающая проблемы организации памяти и представления знаний [14]. В этой работе предложено представлять знания о проблемных ситуациях в виде так называемых скриптов или сценариев стереотипных событий

для реализации поиска решения, прогнозирования и обучения. В начале 80-х годов Р. Шенк и его научная группа из Йельского университета продолжили исследования, связанные с разработкой динамической модели памяти и модели для рассуждений на основе прецедентов, которая была реализована Д. Колоднер (J. Kolodner) в первой CBR-системе CYRUS [5,6]. Далее эти идеи легли в основу других CBR-систем, таких как MEDIATOR [15], CHEF [16], PERSUADER [17], CASEY [18].

В настоящее время интерес к CBR-технологии и CBR-системам значительно возрос, регулярно проводятся международные конференции и семинары (ICCBR, ECCBR, UKCBR) (сайт [20]). Появился целый ряд программных продуктов, в том числе коммерческих, реализующих механизмы рассуждений на основе прецедентов – CBR Express, Case Point и ART*Enterprise (Inference Corp.), Eclipse - The Easy Reasoner (Haley Enterprises), ReMind (Cognitive Systems Inc.), Apriori (Answer Systems), DP Umbrella (VYCOR Corp.), KATE (Acknosoft), ReCall (ISoft) и др. [7,19]. Методы рассуждений на основе прецедентов стали активно применяться в таких областях, как медицинская диагностика, юриспруденция, мониторинг и диагностика технических систем, поиск решения в проблемных ситуациях и т.д. Данный подход составляет основу машинного обучения и предоставляет широкие возможности для формирования корпоративной памяти.

Как правило, процесс вывода на основе прецедентов включает четыре основных этапа, образующих так называемый цикл рассуждения на основе прецедентов или CBR-цикл [21], структура которого представлена на Рис.2. В соответствующей литературе CBR-цикл называется также циклом обучения по прецедентам (примерам).

Основными этапами CBR-цикла являются:

- **извлечение** наиболее адекватного (подобного) прецедента (или прецедентов) для сложившейся ситуации из библиотеки прецедентов (БП);
- **повторное использование** извлеченного прецедента для попытки решения текущей проблемы;
- **пересмотр и адаптация** в случае необходимости полученного решения в соответствии с текущей проблемой;
- **сохранение (запоминание)** вновь принятого решения как части нового прецедента.

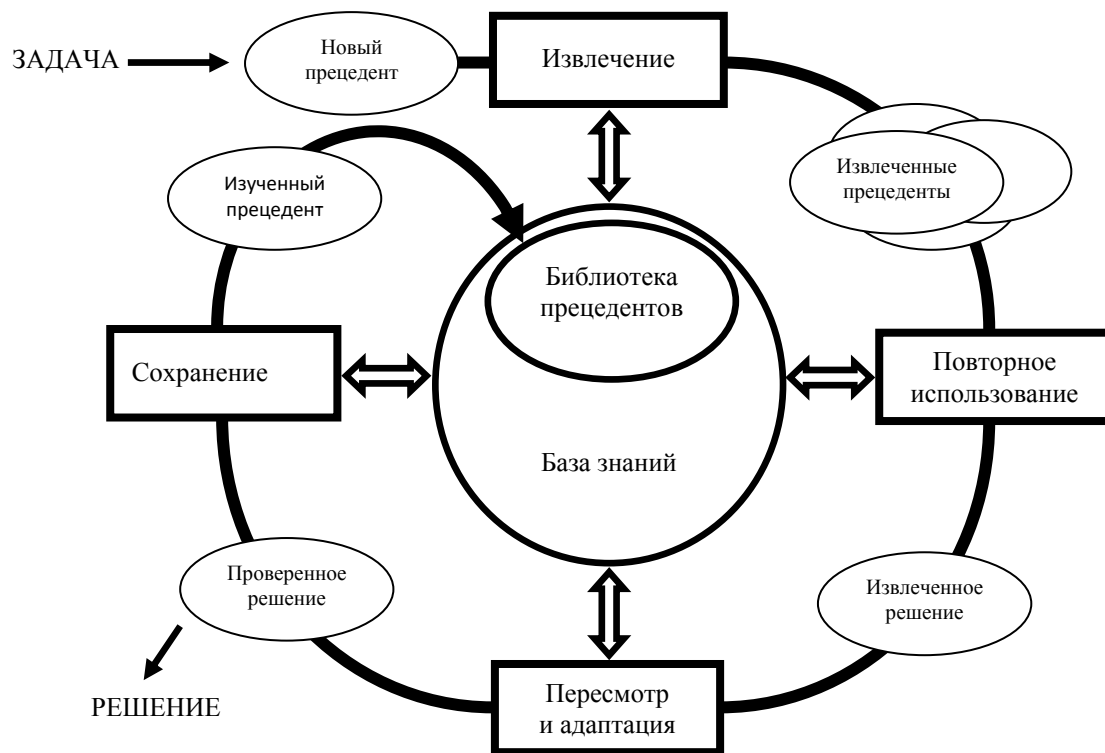


Рис. 2. CBR-цикл

К преимуществам рассуждений на основе прецедентов можно отнести:

- возможность напрямую использовать опыт, накопленный системой, без интенсивного привлечения эксперта в той или иной предметной области;
- возможность сокращения времени поиска решения за счет использования уже имеющегося решения для подобной задачи;
- возможность исключения повторного получения ошибочного решения;
- отсутствие необходимости углубленного изучения и использования всех имеющихся знаний по предметной области, так как можно ограничиться учетом только существенных особенностей предметной области;
- возможно применение эвристик, повышающих эффективность процесса поиска решения.

В числе недостатков рассуждений на основе прецедентов укажем следующие:

- при описании прецедентов обычно ограничиваются поверхностными знаниями о предметной области;
- большое количество прецедентов может привести к снижению производительности системы;

- проблематичным является определение критериев для индексации и сравнения прецедентов;

- сложности с отладкой алгоритмов определения подобных (аналогичных) прецедентов;
- невозможность получения решения задач, для которых нет прецедентов или степень их сходства (подобия) меньше заданного порогового значения.

Основная цель использования аппарата прецедентов в рамках ИСППР РВ заключается в выдаче готового решения оператору (ЛПР) для текущей ситуации на основе прецедентов, которые уже имели место в прошлом при управлении данным или подобным объектом (системой).

3. Способы представления и извлечения прецедентов

На первом этапе CBR-цикла – извлечении прецедентов – выполняется определение степени сходства текущей ситуации с прецедентами из БП и последующее их извлечение с целью разрешения возникшей новой проблемной ситуации. Для успешной реализации рассуждений на основе прецедентов необходимо обеспечить корректное извлечение прецедентов из БП.

Выбор метода извлечения прецедентов напрямую связан со способом представления прецедентов и соответственно с организацией БП.

БП может входить в состав базы знаний интеллектуальной системы (ИСППР), но может выступать и как самостоятельный компонент системы. Структура БП оказывает существенное влияние на различные показатели работы системы и, в частности, на время поиска и извлечения прецедентов. Существуют различные способы представления и хранения прецедентов [22-24] – от простых (линейных) до сложных иерархических. Следует отметить, что простые способы, базирующиеся, как правило, на технологии реляционных баз данных, требуют значительно меньших затрат на реализацию, а также на поддержание и сопровождение БП, чем сложные. Однако времени для поиска решения при простом представлении прецедентов может потребоваться существенно больше по сравнению с другими более сложными способами представления и хранения прецедентов.

Прецедент в общем случае может включать следующие компоненты [22,23]:

- описание задачи (проблемной ситуации);
- решение задачи (диагностирование проблемной ситуации и рекомендации ЛПР);
- результат (или прогноз) применения решения.

Результат может включать список выполненных действий, дополнительные комментарии и ссылки на другие прецеденты. Прецедент может иметь как положительный, так и отрицательный исход применения решения, также в некоторых случаях может приводиться обоснование выбора предложенного решения и возможные альтернативы.

Основные способы представления прецедентов можно разделить на следующие группы:

- параметрические;
- объектно-ориентированные;
- специальные (в виде деревьев, графов, логических формул и т.д.).

В большинстве случаев для представления прецедентов достаточно простого параметрического представления, т.е. представления прецедента в виде набора параметров с конкретными значениями и решением (диагнозом и рекомендациями ЛПР):

$$\text{CASE}=(x_1,\dots,x_n,R),$$

где $x_1,\dots,x_n$ – параметры ситуации, описывающей данный прецедент; $x_i \in X_1,\dots,x_n \in X_n$, n – ко-

личество параметров прецедента, $X_1,\dots,X_n$ – области допустимых значений соответствующих параметров, R – диагноз и рекомендации ЛПР. Дополнительно может присутствовать описание результата применения найденного решения и дополнительные комментарии.

Существует целый ряд методов извлечения прецедентов и их модификаций. Далее подробнее рассмотрим наиболее распространенные методы.

Метод ближайшего соседа (NN – Nearest Neighbor) [25] – наиболее используемый метод сравнения и извлечения прецедентов. Он позволяет довольно легко вычислить степень сходства текущей проблемной ситуации и прецедентов из БП. Для определения степени сходства на множестве параметров, используемых для описания прецедентов и текущей ситуации, вводится некоторая метрика. Далее в соответствии с выбранной метрикой определяется расстояние от целевой точки, соответствующей текущей проблемной ситуации, до точек, представляющих прецеденты из БП, и выбирается ближайшая точка к целевой.

Различные модификации метода ближайшего соседа широко применяются для решения задач классификации, кластеризации, регрессии и распознавания образов. Обычно решение выбирается на основе нескольких ближайших точек (соседей), а не одной (метод k ближайших соседей). Возможно использование метода, основанного на знаниях о предметной области (определенных зависимостях между параметрами объекта и т.д.). Основными преимуществами метода ближайшего соседа являются простота реализации и универсальность в смысле независимости от специфики конкретной проблемной области. К существенным недостаткам метода можно отнести сложность выбора метрики для определения степени сходства и прямую зависимость требуемых вычислительных ресурсов от размера БП, а также неэффективность при работе с неполными и плохо определенными (так называемыми «зашумленными») исходными данными [3,26].

Метод извлечения прецедентов на основе деревьев решений [3,7] базируется на нахождении требуемых прецедентов путем разрешения вершин дерева решений. Каждая вершина дерева указывает, по какой ее ветви следует осуществлять дальнейший поиск решения. Выбор ветви производится на основе информации о текущей проблемной ситуации. Необходимо добраться до конечной вершины, которая соответствует одному или нескольким прецедентам.

Если концевая вершина связана с некоторым подмножеством прецедентов, то тогда для выбора наиболее подходящего из них может использоваться метод ближайшего соседа. Такой подход рекомендуется применять для больших БП, т.к. основная часть работы по извлечению прецедентов выполняется заранее на этапе построения дерева решений, что значительно сокращает время поиска решения.

Метод извлечения прецедентов на основе знаний [7,9,25] в отличие от предыдущих методов позволяет учесть знания экспертов (ЛПР) по конкретной предметной области (коэффициенты важности параметров, выявленные зависимости и т.д.) при извлечении прецедентов. Метод реализует подход, основанный на индексации прецедентов специальным образом (семантической индексации). При определении прецедентов учитываются важности параметров прецедентов, заданные экспертом или ЛПР, и другая информация, позволяющая учесть знания о конкретной предметной области. За счет этого значительно сокращается время поиска решения, что является существенным достоинством данного метода.

Процесс выполнения индексации усложняется с ростом числа прецедентов в БП и необходимостью проводить индексацию динамически. Для реализации метода требуется предусмотреть в структуре прецедентов и БП возможности представления и хранения семантической информации, а также дополнительные затраты на поддержание БП для учета знаний о конкретной предметной области. Метод может успешно применяться совместно с другими методами извлечения прецедентов, особенно когда БП имеет большие размеры и предметная область является открытой и динамической.

Метод извлечения прецедентов с учетом их применимости [27]. В большинстве систем, использующих механизмы рассуждений на основе прецедентов, предполагается, что наиболее схожие с текущей проблемной ситуацией прецеденты являются и наиболее применимыми в этой ситуации. Однако это не всегда так. В основе методов извлечения на основе применимости прецедентов лежит тот факт, что извлечение прецедентов базируется не только на их сходстве с текущей проблемной ситуацией, но и на том, насколько хорошую для желаемого результата модель они собой представляют. Таким образом, на выбор извлекаемых прецеден-

тов влияет возможность их успешного применения (адаптации) в конкретной ситуации, т.е. наличие сведений о их применимости в сложившейся ситуации. В некоторых системах эта проблема решается путем сохранения прецедентов вместе с комментариями по их применению. Использование данного метода позволяет сделать поиск решения более эффективным, заранее отбрасывая часть заведомо неперспективных прецедентов.

Помимо рассмотренных методов извлечения прецедентов могут успешно применяться и другие методы (например, аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС)) [28]. Безусловно, хорошо обученная ИНС способна успешно и достаточно быстро решать задачи классификации, кластеризации и определения схожих прецедентов, но проблемы с ИНС заключаются в необходимости использования представительной обучающей выборки для обучения сети с заданной точностью и существенных временных затрат на обучение ИНС. Кроме того, возникает проблема, связанная с разработкой специальной топологии ИНС, ориентированной на конкретную проблемную область и решение сложных многопараметрических задач.

4. Извлечение прецедентов методом ближайшего соседа с использованием различных метрик

Как уже отмечалось, метод ближайшего соседа (соседей) – наиболее популярный и часто используемый метод для извлечения прецедентов, который также широко применяется для решения задач классификации, регрессии, распознавания образов и т.д. В основе метода лежит определенный способ измерения степени схожести (близости) прецедента и текущей проблемной ситуации. Говоря формально, необходимо ввести метрику на пространстве параметров (признаков, свойств) для описания прецедентов и текущей ситуации, а затем, определяя на основе выбранной метрики расстояние между точками, соответствующими прецедентам, и точкой, соответствующей текущей ситуации, выбрать точку (прецедент), ближайшую к текущей ситуации.

Безусловно, эффективность метода ближайшего соседа во многом зависит от выбора метрики. Пусть задан прецедент (C) и текущая проблемная ситуация (T) в n -мерном пространстве

признаков (параметров, свойств), тогда степень сходства или близости $S(C, T)$ прецедента C и ситуации T можно определить, используя одну из следующих основных метрик, определяющих расстояние между двумя точками [8]:

- Евклидова метрика (евклидово расстояние)

$$d_{CT} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^C - x_i^T)^2};$$

- Квадрат евклидова расстояния:

$$d_{CT} = \sum_{i=1}^n (x_i^C - x_i^T)^2;$$

- Манхэттенская метрика:

$$d_{CT} = \sum_{i=1}^n |x_i^C - x_i^T|;$$

- Расстояние Чебышева:

$$d_{CT} = \max_i |x_i^C - x_i^T|;$$

- Мера близости Журавлева:

$$d_{CT} = \sum_{i=1}^n I_i^{CT}, \text{ где } I_i^{CT} = \begin{cases} 1, & \text{если } |x_i^C - x_i^T| \leq \epsilon \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

- Мера сходства по Хэммингу:

$$S(C, T) = \frac{n_{CT}}{n},$$

где n_{CT} – число совпадающих признаков (параметров) у прецедента C и ситуации T .

Выбор соответствующей метрики творческая и довольно трудоемкая задача, от успешного решения которой непосредственно зависит результативность поиска и извлечения прецедентов. В каждом конкретном случае этот выбор производится по-разному, в зависимости от целей пользователя (ЛПР), физической и статистической природы используемой информации при управлении сложным объектом и других ограничений и факторов, влияющих на процесс поиска решения. В некоторых методах выбор соответствующей метрики достигается с помощью специальных алгоритмов преобразования исходного пространства признаков, в других – эксперт (ЛПР) сам определяет метрику, опираясь на собственные знания о предметной области или экспериментальные данные.

Таким образом, в методе определения ближайшего соседа используется простое по координатное сопоставление текущей ситуации с прецедентом, где каждый параметр для описания

прецедентов рассматривается как одна из координат, и определяется расстояние d_{CT} между текущей ситуацией и прецедентом. Для определения значения степени сходства $S(C, T)$ необходимо найти максимальное расстояние $d_{\max}$ в выбранной метрике, используя границы диапазонов параметров для описания прецедентов $x_i^{\text{нач}}$, $x_i^{\text{кон}}$, $i=1, \dots, n$. Затем можно вычислить значение степени сходства $S(C, T) = 1 - d_{CT}/d_{\max}$ или в процентах $S(C, T) = (1 - d_{CT}/d_{\max}) * 100\%$.

К сожалению, данный метод не дает четких рекомендаций для случая, когда присутствует несколько прецедентов, равноудаленных от текущей ситуации в заданной метрике. Кроме того, метод неэффективен в случае зашумленности исходных данных и в случае их неполноты, а также ориентирован на использование только числовых значений параметров. Для устранения отмеченных недостатков существует ряд модификаций метода ближайшего соседа, наиболее применимой из которых является метод k -ближайших соседей [24].

Рассмотрим **модифицированный CBR-цикл** применительно к методу ближайшего соседа. В соответствии с ограничениями, накладываемыми на модели рассуждений на основе прецедентов в ИСППР РВ, предлагается следующим образом модифицировать CBR-цикл:

- извлечение из БП наиболее соответствующего прецедента (или прецедентов) для сложившейся ситуации;
- повторное использование извлеченного прецедента для попытки решения текущей проблемы.

Сохранение нового прецедента может быть осуществлено только экспертом (ЛПР), что обусловлено необходимостью использовать только достоверную информацию, соответствующую технологическому регламенту и оперативным инструкциям. Кроме того, если рассматривается один и тот же объект, а из БП извлекаются только прецеденты, имеющие достаточно большую степень сходства с новой сложившейся ситуацией, то может отпасть необходимость в пересмотре и адаптации извлеченного решения.

Таким образом, поиск (вывод) решения на основе прецедентов заключается в определении степени сходства текущей ситуации с прецедентами, которые имели место ранее при управлении данным объектом, а затем в выполнении попытки разрешить сложившуюся проблемную ситуацию, используя прецедент,

имеющий наибольшую степень сходства с текущей ситуацией.

С учетом специфики систем экспертного диагностирования на базе ИСППР РВ был предложен модифицированный метод ближайшего соседа для извлечения прецедентов из БП. Данная модификация заключается в том, что вводится специальная величина H – пороговое значение степени сходства (близости) прецедентов из БП и текущей проблемной ситуации, которая задается экспертом или ЛПР. В результате сравнения выбирается не один единственный ближайший сосед (прецедент), а некоторое множество ближайших соседей, степень сходства которых больше или равна пороговому значению $S(C, T) \geq H$. Это позволяет решить проблему для случая, когда присутствует несколько прецедентов, равноудаленных от текущей ситуации в заданной метрике. Далее ЛПР может быть выдано множество найденных прецедентов с указанием степени их сходства с текущей ситуацией для последующего выбора наилучшего на его взгляд решения.

В модифицированном методе предусмотрены также следующие возможности.

Учет коэффициентов важности параметров объекта в соответствии с экспертными знаниями (предпочтениями эксперта). Коэффициент важности (вес) i -го параметра обозначим w_i , а его значение пусть будет изменяться в интервале от 0 до 1 (или 0 до 100%). По умолчанию вес параметра считается равным 1, но эксперт (ЛПР) имеет возможность указать необходимые на его взгляд значения для коэффициентов важности параметров. Для учета коэффициентов важности параметров при извлечении прецедентов из БП необходимо скорректировать значения параметров x_i , умножив их на соответствующие коэффициенты w_i , и использовать величины $x_i^{\text{нач}} * w_i$ и $x_i^{\text{кон}} * w_i$ при вычислении максимального расстояния d_{max} .

Работа с неполной информацией в исходных данных. В случае отсутствия значений параметров в описании прецедента предполагается, что по данным параметрам прецедент и текущая ситуация совпадают, т.е. $x_i^C = x_i^T$, а параметры с отсутствующими значениями не являются важными для данного прецедента. А в случае отсутствия значений параметров в описании текущей ситуации предполагается, что

по данным параметрам прецедент и текущая ситуация не совпадают, т.е.

$$x_i^T = \begin{cases} x_i^{\text{нач}}, & \text{если } (x_i^C - x_i^{\text{нач}}) > (x_i^{\text{кон}} - x_i^C); \\ x_i^{\text{кон}}, & \text{если } (x_i^C - x_i^{\text{нач}}) \leq (x_i^{\text{кон}} - x_i^C). \end{cases}$$

5. Алгоритмы извлечения прецедентов

Для описанного выше модифицированного метода определения ближайшего соседа (соседей) были разработаны соответствующие алгоритмы извлечения прецедентов, использующие различные метрики для определения степени сходства (близости) прецедентов из БП системы и текущей проблемной ситуацией.

Рассмотрим алгоритм извлечения прецедентов с использованием евклидовой метрики.

Входные данные: текущая ситуация T (т.е. должны быть заданы числовые значения параметров, описывающие ситуацию), CL – непустое множество прецедентов, хранящееся в БП, $w_1, \dots, w_n$ – веса (коэффициенты важности) параметров, m – количество рассматриваемых прецедентов из БП и пороговое значение степени сходства H .

Выходные данные: Множество прецедентов SC (Set of Cases), которые имеют степень сходства (близости) больше или равную порогового значения H .

Промежуточные данные: Вспомогательные переменные i, j (параметры цикла).

Шаг 1. $SC = \emptyset$, $j = 1$; переход к следующему шагу.

Шаг 2. Если $j \leq m$, то выбрать прецедент C_j из БП ($C_j \in CL$) и переход к шагу 3; иначе считать, что все прецеденты из БП рассмотрены и переход к шагу 6.

Шаг 3. Вычислить расстояние d_{C_jT} в евклидовой метрике между выбранным прецедентом C_j и текущей ситуацией T с учетом коэффициентов важности параметров:

$$d_{C_jT} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_i(x_i^C - x_i^T))^2}.$$

Если значение параметра $x_i^{C_j}$ в описании прецедента C_j отсутствует, то вычислить расстояния d_{C_jT} , учитывая, что $x_i^{C_j} = x_i^T$ а если отсутствует значение параметра x_i^T в описании текущей ситуации T , то вычислить расстояние d_{C_jT} , полагая

$$x_i^T = \begin{cases} x_i^{ЛПР}, & \text{если } (x_i^C - x_i^{ЛПР}) > (x_i^{ЭК} - x_i^C); \\ x_i^{ЭК}, & \text{если } (x_i^C - x_i^{ЛПР}) \leq (x_i^{ЭК} - x_i^C). \end{cases}$$

Переход к шагу 4.

Шаг 4. Вычислить степень схождения $S(C_j, T) = 1 - d_{CT}/d_{\max}$ (или $S(C_j, T) = 1 - d_{CT}/d_{\max} * 100\%$, если пороговое значение H задано в процентах), учитывая при вычислении $d_{\max}$ веса параметров; переход к шагу 5.

Шаг 5. Если $S(C_j, T) \geq H$, то извлечь прецедент C_j из БП и добавить в результирующее множество SC ; присвоить $j=j+1$ и переход к шагу 2.

Шаг 6. Если $SC \neq \emptyset$, то прецеденты для текущей ситуации успешно извлечены, выдать их список пользователю (ЛПР) и переход шагу 7. Иначе, если $SC = \emptyset$ и прецеденты для текущей проблемной ситуации не найдены, выдать сообщение пользователю (ЛПР) о необходимости уменьшения порогового значения H и переход к шагу 7.

Шаг 7. Конец алгоритма.

Отметим, что найденные прецеденты могут быть упорядочены по убыванию значений их степеней схождения с текущей ситуацией и выданы пользователю (ЛПР), который может с учетом собственных предпочтений выбрать наиболее подходящие прецеденты и на их основе получить решение (диагноз и рекомендации) для текущей проблемной ситуации. Заметим также, что для вычисления расстояния на шаге 3 могут быть использованы и другие из рассмотренных метрик, выбор которых делается с учетом специфики проблемной области.

Что касается алгоритма, базирующегося на мере схождения по Хэммингу, то его отличие от рассмотренного выше алгоритма состоит в том, что на шаге 3 определяется не расстояние между прецедентом и текущей ситуацией, а количество параметров n_{CT} , значения которых у прецедента и текущей ситуации совпадают. Этот алгоритм может работать с символьными значениями параметров в описании прецедентов и проблемной ситуации. Перед выполнением вычислений значение n_{CT} должно быть обнулено ($n_{CT}=0$). Кроме того, для учета коэффициентов важности при совпадении значений параметров значение n_{CT} увеличивается не на единицу, а на w_i .

В случае отсутствия значения параметра x_i^{Cj} в описании прецедента C_j предполагается, что $x_i^{Cj} = x_i^T$, и n_{CT} увеличивается на w_i , а в случае отсутствия значения параметра x_i^T в описании

текущей ситуации T , предполагается, что $x_i^T \neq x_i^{Cj}$ и значение n_{CT} не изменяется. Далее на шаге 4 вычисляется мера схождения по Хэммингу $S(C_j, T) = n_{CT} / \sum_{i=1}^n w_i$ (или в процентах $S(C_j, T) = (n_{CT} / \sum_{i=1}^n w_i) * 100\%$), а остальные шаги алгоритма остаются без изменений.

Необходимо отметить, что в алгоритмах извлечения прецедентов для учета коэффициентов важности параметров может выполняться предварительный этап (*шаг 0*) для корректировки значений границ диапазонов параметров и самих параметров, что исключает необходимость в последующем учете коэффициентов важности при извлечении прецедентов.

Использование различных алгоритмов (метрик) извлечения прецедентов в ИСППР РВ реализует более гибкую работу методов на основе прецедентов, так как у ЛПР появляется возможность рассмотреть различные метрики для извлечения прецедентов из БП системы, что обеспечивает выбор более адекватной метрики, способной учесть специфику конкретной проблемной области. Перспективной является возможность реализации обобщенного алгоритма извлечения прецедентов на основе различных метрик, в частности, задаваемых пользователем (экспертом, ЛПР) с использованием динамически подключаемых библиотек [7,8].

6. Реализация механизмов правдоподобных рассуждений на основе прецедентов

Рассмотрим программную реализацию механизмов поиска решения на основе прецедентов в ИСППР РВ. Обобщенная архитектура инструментального программного средства (системы) поиска решения на основе прецедентов – Конструктор БП (КБП) – приведена на Рис. 3.

Основными компонентами КБП, отражающими его функциональные возможности, являются:

- блок анализа текущей ситуации, сложившейся на объекте, предназначенный для предварительной обработки информации о состоянии объекта (данных от системы контроллеров, оперативной БД, ЛПР);
- блок настройки БП, обеспечивающий возможность работы эксперта с БП (формирование структуры БП, загрузка БП, сохранение БП и т.д.);

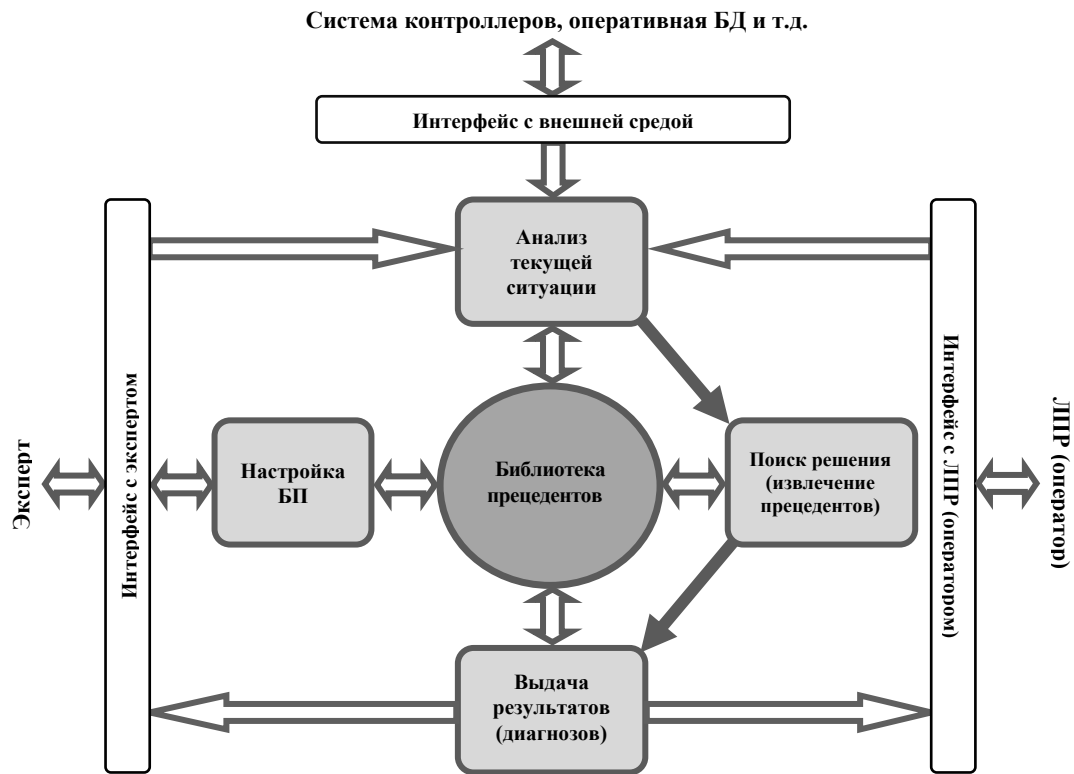


Рис. 3. Архитектура программного средства КБП

- блок поиска решения, реализующий механизмы правдоподобных рассуждений на основе прецедентов (осуществляет извлечение прецедентов для проблемной ситуации);

- блок выдачи результатов, осуществляющий вывод результатов (диагнозов и рекомендаций) пользователю (ЛПР) для проблемной ситуации на основе уже имевших место прецедентов с указанием степени сходства указанных прецедентов с текущей ситуацией;

- БП с прецедентами, уже имевшими место при управлении данным объектом и его подсистемами или заданными экспертом на основе его собственного опыта;

- интерфейс с пользователями (экспертом и ЛПР) и внешней средой.

В соответствии с предложенной архитектурой была проведена программная реализация базовых модулей КБП с использованием средств визуального программирования Borland C++ Builder 6.0 и Developer Studio под операционную систему Windows® XP/Vista. При разработке применялись классы и объекты библиотеки VCL, функции Win API. Ряд программных модулей был реализован в виде динамически подключаемых библиотек (DLL).

Для организации хранения и загрузки БП использован расширяемый язык разметки XML (Extensible Markup Language). Такой выбор обусловлен удобством языка XML для описания структурированной информации. Кроме того, активное и широкое использование XML в различных областях, особенно в области Интернет технологий, делает весьма привлекательной возможность импортирования и экспортирования XML-документов.

Инструментальное средство КБП применено в прототипе ИСППР РВ для решения задач экспертной диагностики и оперативного управления сложными объектами. Под сложным объектом понимается объект, имеющий сложную архитектуру с различными взаимосвязями, с большим количеством контролируемых и управляемых параметров и малым временем на принятие управляющих воздействий. Типичным примером такого объекта является энергоблок [29]. Как правило, сложные объекты декомпозируются на технологические подсистемы (в энергоблоке это реактор, первый контур, компенсатор объема, система автоматического охлаждения зоны реактора и др.) и могут функционировать в различных режимах.

Для описания сложного объекта и его подсистем используется конечное множество параметров (например, для системы компенсации объема (КО) используется 79 аналоговых и дискретных параметров, для системы автоматического охлаждения зоны реактора (САОЗ) – 66 параметров). Состояние объекта характеризуется набором значений этих параметров. В оперативном режиме считывание значений параметров с датчиков для всего объекта управления производится системой контроллеров с интервалом не более 4 секунд. За это время необходимо выдать ЛПР (оператору) диагноз по конкретной сложившейся ситуации и дать рекомендацию о необходимости того или иного управляющего воздействия или последовательности воздействий на объект. Диагностирование и обнаружение управляющих воздействий осуществляется на основе экспертных знаний, технологического регламента и оперативных инструкций [29,30]. Как правило, для решения указанной задачи используется решатель, функционирующий на основе правил продукционного типа. В случае появления аномальных (нештатных) ситуаций на объекте возникает необходимость применения методов правдоподобных рассуждений, в частности, методов поиска решения на основе прецедентов.

КБП применен в прототипе для помощи оперативно-диспетчерскому персоналу при мониторинге и управлении сложными техническими объектами типа энергоблоков. Была выполнена разработка БП по подсистемам энергоблока ВВЭР-1000 (КО и САОЗ) на основе накопленного опыта специалистами-эксплуатационниками, анализа архива системы, анализа имевших место аварийных ситуаций, оперативных инструкций и технологического регламента. КБП использован для создания БП [9,24], начиная с формирования структуры прецедентов, их накопления, проверки новых прецедентов на наличие противоречий (контрпримеров), дальнейшего тестирования БП с использованием методов поиска решения на основе прецедентов (выбора значений коэффициентов важности параметров объекта, определения порогового значения степени сходства, адекватной предметной области метрики для извлечения прецедентов и т.д.), и заканчивая сохранением БП для последующего использования ее в оперативном режиме функционирования ИСППР РВ.

Дальнейшая работа связана с исследованием возможности более сложного структурированного представления прецедентов (в частности, объектно-ориентированного) и реализацией извлечения прецедентов на базе методов структурной аналогии [31-33] и аналогии на основе парного соответствия с применением элементов онтологического подхода [28,34].

Заключение

В работе затронуты актуальные вопросы, связанные с реализацией методов моделирования правдоподобных рассуждений на основе прецедентов для интеллектуальных систем типа ИСППР РВ. Рассмотрены основные способы представления и извлечения прецедентов в плане их применения в ИСППР РВ. Основное внимание уделено проблеме извлечения прецедентов из БП системы. Предложен модифицированный СБР-цикл и метод извлечения прецедентов. Разработаны алгоритмы извлечения прецедентов с использованием метрик, обеспечивающие учет коэффициентов важности параметров объекта в соответствии с предпочтениями эксперта и работу с неполной информацией в исходных данных.

Выполнена программная реализация метода (алгоритма) извлечения прецедентов с использованием средств визуального программирования Borland C++ Builder 6.0 и Developer Studio под операционную систему Windows®. Разработанный программный модуль извлечения прецедентов включен в состав инструментального средства Конструктор Библиотеки Прецедентов (КБП) для конструирования библиотек прецедентов и поиска решения на основе прецедентов, зарегистрированного в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам.

Предложенный аппарат на основе СБР-технологии и разработанное программное инструментальное средство КБП использованы для решения задач экспертной диагностики в реальном времени и оперативного управления в прототипе ИСППР РВ для помощи оперативно-диспетчерскому персоналу при мониторинге и управлении сложными техническими объектами на примере энергоблока, разрабатываемом на кафедре прикладной математики МЭИ (ТУ) совместно с проектной организацией «ТАСМО-БИТ».

Литература

1. Вагин В.Н., Еремеев А.П. Некоторые базовые принципы построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений реального времени // Известия РАН. Теория и системы управления. 2001. № 6. – С. 114-123.
2. Поспелов Д.А. Моделирование рассуждений. Опыт анализа мыслительных актов. – М.: Радио и связь, 1989. – 184 с.
3. Вагин В.Н., Головина Е.Ю., Загорянская А.А., Фомина М.В. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах. 2-е издание // Под редакцией В.Н. Вагина, Д.А. Поспелова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 712 с.
4. Финн В.К. Об интеллектуальном анализе данных // Новости искусственного интеллекта. – 2004. – №3. – С. 3–18.
5. Kolodner J.L. Maintaining Organization in a Dynamic Long-Term Memory. *Cognitive Science*, 7(IV), 1983. – PP. 243-80.
6. Kolodner J.L. Reconstructive Memory: A Computer Model. *Cognitive Science*, 7(IV), 1983. – PP. 281-28.
7. Watson I.D., Marir F. Case-based reasoning: A review. *The Knowledge Engineering Review*, Vol. 9, No. 4, 1994. – PP. 355-381.
8. Карпов Л.Е., Юдин В.Н. Методы добычи данных при построении локальной метрики в системах вывода по прецедентам, М.: ИСП РАН, препринт № 18, 2006.
9. Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Методы правдоподобных рассуждений на основе аналогий и прецедентов для интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Новости искусственного интеллекта, № 3, 2006. – С. 39-62.
10. Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Реализация методов поиска решения на основе аналогий и прецедентов в системах поддержки принятия решений // Вестник МЭИ, № 2, 2006. – С. 77-87.
11. Берман А.Ф., Николайчук О.А., Павлов А.И., Юрин А.Ю. Использование прецедентов для обоснования мероприятий по предотвращению отказов механических систем // Труды 11-ой национальной конференции по ИИ с международным участием (КИИ-2008, г. Дубна, Россия). В 3-х т., Т. 2. –М: ЛЕНАНД, 2008. – С. 106-113.
12. <http://www.gensym.com/>
13. <http://www.talarian.com/>
14. Schank R.C., Abelson R.P. *Scripts, Plans, Goals and Understanding*. Erlbaum, Hillsdale, New Jersey, US, 1977, - 248 p.
15. Simpson R.L. A Computer Model of Case-Based Reasoning in Problem Solving: An Investigation in the Domain of Dispute Mediation. Technical Report GIT-ICS-85/18, Georgia Institute of Technology, School of Information and Computer Science, Atlanta, US, 1985.
16. Hammond K.J. CHEF: A Model of Case-Based Planning. In Proc. American Association for Artificial Intelligence, AAAI-86, August 1986. Philadelphia, PA, US.
17. Sycara E. P. Resolving adversarial conflicts: An approach to Integrating Case-Based and Analytic Methods. Technical Report GIT-ICS-87/26, Georgia Institute of Technology, School of Information and Computer Science, Atlanta GA, 1987.
18. Koton P. Using experience in learning and problem solving. Massachusetts Institute of Technology, Laboratory of Computer Science, Ph.D. Thesis MIT/LCS/TR-441, 1989.
19. Klaus-Dieter Althof, Eric Auriol, Ralph Barlette, Michel Manago A Review of Industrial Case-Based Reasoning Tools. *AI Intelligence*, 1995.
20. <http://www.iccbr.org/>
21. Aamodt A., Plaza E. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches // *AI Communications*. IOS Press. Vol. 7: 1. 1994. – PP. 39-59.
22. Alterman R. Panel discussion on case representation. In, *Proceedings of the Second Workshop on Case-Based Reasoning*, Pensacola Beach, FL, US, 1989.
23. David B.S. Principles for case representation in a case-based aiding system for lesson planning. In, *Proceedings of the Workshop on Case-Based Reasoning*, Madison Hotel, Washington, 8-10 May, 1991.
24. 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, г. Дубна, Россия). В 3-х т., Т. 2. –М: ЛЕНАНД, 2008. – С. 106-113.
25. Люгер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, Пер. с англ. – 4-е изд. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2003. – 864 с.
26. А.В. Куликов, М.В. Фомина Алгоритмы обобщения при наличии шума в исходных данных // Труды 11-ой национальной конференции по ИИ с международным участием (КИИ-2008, г. Дубна, Россия). В 3-х т., Т. 2. –М: ЛЕНАНД, 2008. – С. 148-156.
27. Barry Smyth and Mark T. Keane Retrieving adaptable cases. The role of adaptation knowledge in case retrieval // *Springer Berlin / Heidelberg*, Volume 837, 1994. – PP. 209-220.
28. Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии: Учеб. Пособие // –М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 304 с.
29. Башлыков А.А., Еремеев А.П. Экспертные системы поддержки принятия решений в энергетике / Под ред. А.Ф. Дьякова. – М.: Издательство МЭИ, 1994. – 216 с.
30. Геловани В.А., Башлыков А.А., Бритков В.Б., Вязилов Е.Д. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений в нештатных ситуациях с использованием информации о состоянии природной среды // – М.: Эдитореал UPCC, 2001. – 304 с.
31. Варшавский П.Р. Применение метода аналогий в рассуждении на основе прецедентов для интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Труды девятой национальной конференции по ИИ с международным участием КИИ-2004. В 3-х т. Т.1. – М.: Физматлит. 2004. – С. 218-226.
32. 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.
33. Eremeev A., Varshavsky P. Methods and Tools for Reasoning by Analogy in Intelligent Decision Support Sys-

tems // Proc. of the International Conference on Dependability of Computer Systems. Szklarska Poreba, Poland, 14-16 June, 2007, IEEE. – PP.161-168.

34. Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.

Еремеев Александр Павлович. Заведующий кафедрой прикладной математики ГОУВПО МЭИ (ТУ). Окончил Московский энергетический институт (технический университет) в 1972 году. Доктор технических наук, профессор, лауреат премии Президента РФ в области образования. Имеет 215 печатных работ. Область научных интересов: искусственный интеллект, принятие решений, интеллектуальные системы поддержки принятия решений. eremeev@appmat.ru

Варшавский Павел Романович. Доцент кафедры прикладной математики ГОУВПО МЭИ (ТУ). Окончил Московский энергетический институт (технический университет) в 2002 году. Кандидат технических наук. Имеет 35 печатных работ. Область научных интересов: интеллектуальные системы поддержки принятия решений, модели и методы правдоподобных рассуждений.