

## References

1. Иванченков В.П., Вылегжанин О.Н., Орлов О.В. и др. Фазочастотный анализ сейсмических сигналов и его применение в задачах прогноза геологического разреза// Инновационные методы и технологии нефтегазопроисковых. – Томск: ЦНТИ. –2000. –с. 62–74.

2. Авербух А.Г., Трапезникова Н.А. Отражения и преломления плоских волн при нормальном падении на границы// Физика земли. –1972. –№9.

3. Птецов С.Н. Анализ волновых полей для прогнозирования геологического разреза. – М.: Недра, 1989. – 135с.

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ В МЕДИЦИНЕ

Тараник М.А.

Томский политехнический университет  
634050, Россия, г. Томск, пр-т Ленина, 30

E-mail: taranik@tpu.ru

На современном этапе развития медицины возникает потребность в интеллектуальных инструментах поддержки принятия врачебных решений. Применение данных средств особенно важно при проведении диагностирования заболеваний у пациента. Эффективная диагностика позволяет оптимизировать лечебный процесс, что в дальнейшем положительно отразится на результатах лечения.

Среди исследований интеллектуальных средств клинического диагностирования накоплен немалый опыт. Подтверждением этому является число научных публикаций за последние годы, содержащих результаты разработки интеллектуальных информационных систем (ИИС).

Целью данной статьи является анализ представленных литературных источников [1-6], содержащий описание методов и технологий используемых на различных стадиях функционирования ИИС.

Поиск литературных источников осуществляется в информационно-поисковых системах, таких как «ScienceDirect», «Pubmed» и «Springerlink», используя следующий запрос «Intellectual systems in medicine». Для данного анализа было отобрано 6 источников, в которых представлены разработки ИИС, решающие следующие актуальные прикладные клинические задачи:

- диагностирование заболевания у пациента на ранней стадии [5, 6];
- сокращение времени на выявлении заболевания у пациента [3, 6];
- снижение уровня госпитализации [2];
- повышение точности при выявлении заболевания [4].

Анализируя литературные источники [1-6], можно выделить следующие этапы функционирования медицинских ИИС, представленные на рисунке 1.

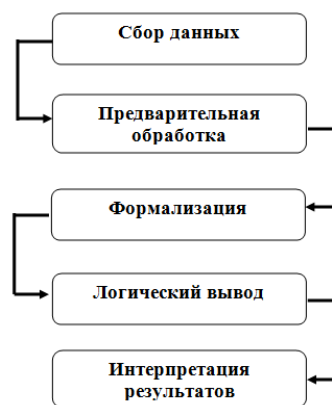


Рис. 1. Этапы функционирования ИИС

К сбору данных можно отнести как сбор непосредственно данных (Data acquisition), которые будут поступать на вход ИИС, так и сбор знаний (Knowledge acquisition), формирующийся при помощи медицинских экспертов. В дальнейшем на основе данных знаний будет осуществляться логический вывод. Рассмотрим на примере входных данных, используемых в [5]. На вход данной системы поступают измеряемые характеристики пациента, которые являются факторами возникновения ишемической болезни сердца, а именно, возраст, курение, ожирение и т. д. (рис. 2).

После процесса сбора данных возможен процесс их предварительной обработки (Preprocessing) [1, 2]. Такие преобразования как фильтрование (Filtering), очистка от шумов (Denoising) и нормализация (Normalization) [1], а также удаление пропущенных (missing values) и пустых (null values) значений [2].

Процесс формализации обеспечивает преобразование входных данных в вид пригодный для обработки, применяя алгоритм логического вывода. Так в [2] используется временная абстракция (Temporal abstraction), в [3] для представления информации используются онтология (Ontology), разработанная с применением свободного открытого редактора онтологий Protégé. В работах [5,6] используется процесс фазификации (Fuzzification).

Ядром ИИС является метод логического вывода (Inference Engine) [6]. В исследованиях встречаются как единичные методы логического вывода, так и их комбинации. Использование совокупности данных логических моделей способствует оптимизации интеллектуальной системы, что повышает ее эффективность, а также реализует решение проблем, встречающихся при использовании методов логического вывода по отдельности. Таким образом, один метод логического вывода дополняет по своей функциональности другой [1, 3]. Стоит отметить, что используемые алгоритмы логических выводов в рассмотренных системах имеют богатую историю. Так, например, один из наиболее популярных методов логического вывода, основанный на использовании нечеткой логики (Fuzzy logic) [5, 6], впервые введенной в 1965 году Л.Заде. Метод опорных векторов (SVM) [4], использующий построение разделяющей гиперплоскости при решении задачи классификации, был предложен в 1963 году.

В представленных проектах ИИС использовались следующие алгоритмы логического вывода:

- метод k-NN с нечеткими параметрами (Fuzzy k-NN) [1];
- байесовская сеть (Bayesian Network) [3];
- метод опорных векторов (Support Vector Machine) [4];
- нечеткая логика (Fuzzy logic) [5, 6];
- алгоритм поиска ассоциативных правил (MSapriori algorithm) [2], являющийся инструментом методологии Data Mining.

В анализируемых проектах исследователи аргументируют выбор алгоритма логического вывода путем сравнения с аналогичными алгоритмами при решении аналогичной задачи. Так, например, в [6] был проведен сравнительный анализ результатов использования алгоритмов нечеткой логики (F1) и метода анализа иерархий (АНР). Результаты показали, что использование метода F1 более эффективно. В [2] описан выбор метода логического вывода между деревом решений (Decision tree) и алгоритмом MSapriori. Вторым, как показало исследование, имеет ряд преимуществ, а именно, он позволяет работать с пропущенными данными (missing values), пренебрегать использованием других классов, таким образом, концентрируясь только на одном классе, помимо этого алгоритм является более простым для формирования правил. В [3] указан недостаток использования Байесовской сети, заключающийся в представлении сложно структурированных объектов предметной области, однако при использовании онтологий, данная проблема находит решение. В [5] сделано заключение о преимуществе алгоритма F1 над алгоритмами нейронной сети (ANN), Data Mining, ID3, а также CART. Данное преимущество основано на результирующих показателях использования алгоритмов.

Среди результирующих показателей можно выделить такие как специфичность (Specificity), чувствительность (Sensitivity) и точность (Accuracy). Данные показатели отражают оценку ИИС [1-2, 5-6].

Помимо средств логического вывода, важным компонентом интеллектуальной системы являются те знания, которые она в себе содержит. Знания могут быть представлены в виде базы знаний [5,6], наборов правил [2].

Выходными данными ИИС являются результаты применения алгоритмов логического вывода к формализованным входным данным. На рисунке 2 показана схема функционирования ИИС, представленная в работе [5]. Так на вход поступают данные о пациенте, которые являются факторами возникновения ишемической болезни сердца. Так как система логического вывода (Inference engine) основана на нечеткой логике, то происходит процесс физификации (Fuzzification) данных. Данный процесс регламентирован базой данных (Data Base) системы. База знаний представляет собой набор правил, описанных при помощи медицинских экспертов, на основе которого алгоритм логического вывода определяет выходные данные. В результате мы получаем на выходе также физифицированные данные. Для интерпретации результатов используется обратный процесс дефизификации (Defuzzification). Таким образом, медицинский специалист получает степень риска ишемической болезни сердца у пациента в процентном и лингвистическом отношении.

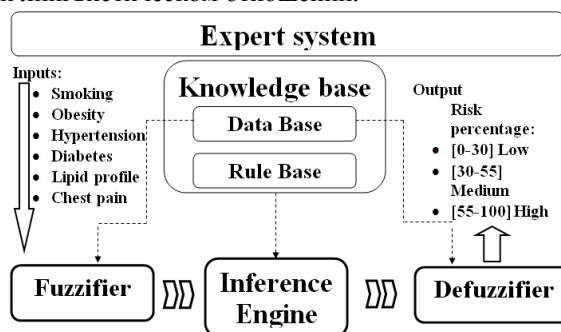


Рис. 2. Схема функционирования ИИС в [5]

### Заключение

В настоящей работе представлен анализ литературных источников, содержащих исследования о разработках интеллектуальных систем, используемых для решения актуальных прикладных медицинских задач. Определены этапы функционирования ИИС, описаны процессы сбора данных и знаний, используемые в работах алгоритмы логического вывода, а также схема функционирования экспертной системы, основанной на нечеткой логике, прогнозирующей риск возникновения ишемической болезни сердца у пациента.

### Литература

1. Sengur A. An expert system based on principal component analysis, artificial immune system and fuzzy k-NN for diagnosis of valvular heart diseases // Computers in Biology and Medicine. – 2008. – № 38. – P. 329-338.
2. Yeh J, Wu T, Tsao C. Using data mining techniques to predict hospitalization of hemodialysis patients // Decision Support Systems. – 2011. – № 50. – P. 439-448.
3. Arsene O, Dumitrache I, Mihiu I. Medicine expert system dynamic Bayesian Network and ontology based // Expert Systems with Applications. – 2011. – № 38. – P. 15253-15261.

4. Chao P, Wang C, Chan H. An intelligent classifier for prognosis of cardiac resynchronization therapy based on speckle-tracking echocardiograms // Artificial Intelligence in Medicine. – 2012. – № 54. – P. 181-188.
5. Pal D, Mandana K, Pal S. [etc.]. Fuzzy expert system approach for coronary artery disease screening using clinical parameters // Knowledge-Based Systems. – 2012. – № 36. – P. 162-174.
6. Uzoka F, Osuji J, Obot O. Clinical decision support system (DSS) in the diagnosis of malaria: A case comparison of two soft computing methodologies // Expert Systems with Applications. – 2011. – № 38. – P. 1537-1553.

## РОЛЬ ОНТОЛОГИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ В СОЗДАНИИ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА УЧЕБНОГО ПРОЦЕССА

Темникова Е.А., Асламова В.С.

Иркутский государственный университет путей сообщения  
664074, Россия, г. Иркутск, ул. Чернышевского, 15  
E-mail: lenchik89-07@mail.ru

### Введение

С целью оптимизации работы и снижения временных затрат при подготовке и сопровождении процесса обучения специалистов в учебном центре «Профиль» нами была разработана автоматизированная система мониторинга учебного процесса (АСМУП). В данном программном обеспечении предусмотрено создание баз данных по категориям информационных потоков учебного центра, автоматическое заполнение таблиц, справочников и отчетов по качеству, автоматический расчет коэффициента эффективности обучения, среднего балла успеваемости выпускников, печать необходимых таблиц, а также автоматический вывод на экран шаблонов по заполнению заявки и заявления на обучение. В настоящий момент осуществляется работа над автоматизацией процесса составления расписания занятий учебного центра [1].

### Создание онтологии ПрО в редакторе Protégé

Для разработки такой сложной многоуровневой АСМУП необходимо четко определять: взаимосвязь между ее элементами, иерархию отношений между компонентами системы, структурированность и полноту информационной базы. Для достижения перечисленных задач нами была спроектирована онтология предметной области, в которой описана информация о структуре учебного центра «Профиль», занимающегося подготовкой специалистов в сфере промышленной безопасности. Такого рода декларативные данные в онтологической модели можно представить [2] в виде концептуальной карты изображенной на рисунке 1.

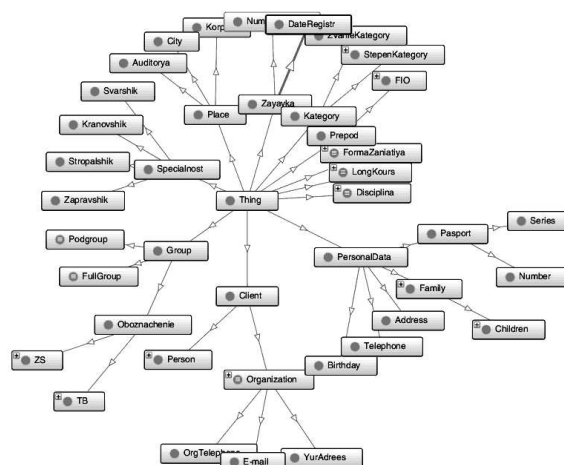


Рис. 1. Концептуальная карта ПрО

Для этой цели нами использовался редактор Protégé 4.2, основанный на фреймовой модели представления знаний, позволяющий адаптировать онтологическую модель в разные форматы [3] (стандартный текстовый, в базе данных JDBC, UML, языков XML, XOL, SHOE, RDF и RDFS, DAML+OIL, OWL). Также разработанная онтология является необходимым ресурсом для формирования пространств имен, словарей, квалификаторов для обеспечения их единообразных интерпретаций, определяющим иерархическую структуру изучаемой предметной области (ПрО), которая отображена на рисунке 2.