

Следует отметить, что НДС оболочечной конструкции значительно зависит от собственных колебаний присоединенного к ней твердого тела. НДС такой системы, оболочка – присоединенное твердое тело зависит от геометрических, физических параметров и от форм колебаний присоединенного к ней твердого тела, выбираемой автором при расчете конструкции. При взаимодействии такой системы в местах сопряжения оболочки со стержнем, возникают напряжения  $\delta_n(\omega_n)$ , которые влияют на динамическую прочность цилиндрической оболочки. Так, относительные напряжения в оболочке  $\delta_1(\omega_1)/\delta_3(\omega_3)$  при первой форме колебаний стержня, рис. 1 а), порядка 8% меньше, по сравнению со случаем относительных напряжений  $\delta_4(\omega_4)/\delta_3(\omega_3)$ , чем при второй форме колебаний стержня, рис. 1 d). Для нахождения относительных напряжений выбран именно третий вариант, рис. 1 с), поскольку, колебание твердого тела производит наибольшее влияние на формообразующие волны у оболочки, вследствие, чего в окружном направлении образуется  $n = 6$  волн – при низшей частоте.

В результате исследования можно сделать следующие выводы:

1. Напряженно-деформированное состояние (НДС) оболочки зависит от геометрических и физических параметров, а также от форм колебаний присоединенного к ней твердого тела. Переход к более простой расчетной схеме (замена присоединенного тела на сосредоточенную массу) может привести к погрешностям при определении динамической прочности оболочечной конструкции.
2. С увеличением длины присоединенного к оболочке тела (отдаление центра масс присоединенного тела от оболочки) влияние его инерции становится более существенной.

Литература.

1. Лейзерович Г.С., Приходько Н.Б., Серёгин С.В. О влиянии малой присоединенной массы на колебания разнотолщинного кругового кольца // Орел: Госуниверситет УНПК. Строительство и реконструкция. 2013. №4. – С. 38-41.
2. Лейзерович Г.С., Приходько Н.Б. Серёгин С.В., О влиянии малой присоединенной массы на расщепление частотного спектра кругового кольца с начальными неправильностями. // Строительная механика и расчет сооружений, 2013. №6. С. 49 – 51.

#### АНАЛИЗ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ ИСПОЛЬЗУЕМЫХ Д ЛЯ РЕШЕНИЯ КЛИНИЧЕСКИХ ЗАДАЧ

*М.А. Тараник, аспирант, Г.Д. Копаница, к.т.н., доц.*

*Институт кибернетики. Томский политехнический университет*

*634034, г. Томск ул. Советская 84/3, тел. (3822) 42-07-60*

*E-mail: taranik@tpu.ru*

Анализируя деятельность лечебно-профилактических учреждений (ЛПУ), можно выделить ряд задач различного уровня. Примером глобальной задачи является снижения показателя смертности населения [9]. Задачами верхнего уровня можно обозначить задачи, связанные с управлением ЛПУ, предполагающие принятия решений относительно развития клинического учреждения. Сюда также можно отнести, например, задачи минимизации времени ожидания приема медицинского специалиста [9]. Третий тип задач связан непосредственно с работой медицинского специалиста, где одной из актуальных является задача точного и своевременного диагностирования заболевания. Качественное решение задач последнего типа определяет эффективность функционирования ЛПУ и постоянно требует новых автоматизированных подходов. Среди таких подходов особое внимание уделяется интеллектуальным медицинским системам, которые являются симуляторами медицинских специалистов [6,9,14]. Данные системы получили широкое применение и активно используются при решении клинических задач, обеспечивая помощь в принятии решений медицинскому специалисту. Использование данных систем обеспечивает эффективное решение задач диагностирования [1, 3, 5, 6, 9, 10, 13, 17], прогнозирования [2], классификации [4, 7, 8, 11], управления [16], обучения [18], оптимизации плана лечения [12]. Также выделяют системы-агенты [14, 15], которые обеспечивают поддержку функционирования клиник.

Поиск материала для настоящего исследования осуществлялся в информационно-поисковых системах, таких как «Science Direct», «Pubmed» и «Springerlink». По запросу «Intellectual systems in medicine» был сформирован набор из 96 источников, в которых упоминаются интеллектуальные медицинские системы. Следующим шагом был анализ аннотаций отобранных работ. Итогом данного анализа стал список из 46 подходящих источников, посвященных разработкам интеллектуальных

медицинских систем, в которых четко определена область применения интеллектуальной системы, описаны задачи и методы. В настоящем исследовании отражен анализ 18 источников.

В анализируемых источниках [1-18] отмечается высокая эффективность разработанных интеллектуальных систем. Среди показателей эффективности выделяют специфичность (Specificity), чувствительность (Sensitivity) и точность (Accuracy) [1,4, 5, 8, 10, 13]. Разработанные интеллектуальные системы также обладают высокой степенью актуальности, потому как решают важные прикладные клинические задачи. Большое внимание уделяется проблемам онкологии, среди анализируемых работ имеются системы классификации пациентов с раком простаты [8], обнаружения кишечной опухоли [13], а также диагностирования рака прямой кишки [17]. В [12] отражена система, способная оптимизировать план лечения химиотерапией. Среди анализируемых источников несколько работ посвящены решению клинических задач, связанных с сердечной мышцей. Представленная в [1] система направлена на диагностику порока клапана сердца, а в [5] – ишемической болезни сердца. В [4] описан классификатор, assisting в прогнозировании ресинхронизирующей терапии.

Характеризуя задачи представленных систем в целом, можно заключить, что большинство решают задачи диагностирования [1, 3, 5, 6, 9, 10, 13, 17], чуть меньше решают задачи классификации [4, 7, 8, 11], прогнозирования [2], управления [16], обучения [18] и оптимизации плана лечения [12]. Также представлены системы-агенты [14, 15]. Таким образом, выявленные задачи интеллектуальных систем можно представить в следующем виде (рис. 1).

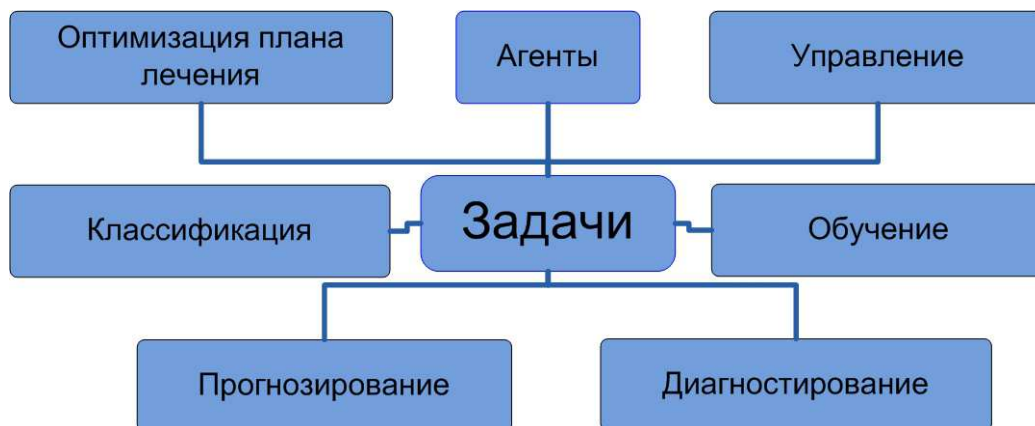


Рис. 1. Задачи интеллектуальных систем

Другим основанием для классификации интеллектуальных систем в анализируемых источниках является алгоритм логического вывода (Inference engine), он является ядром системы [6]. В представленных исследованиях встречаются как единичные методы логического вывода, так и их комбинации. Применение составного алгоритма логического вывода способствует оптимизации интеллектуальной системы, повышая ее эффективность, а также реализует решение проблем, которые возникают при использовании методов логического вывода по отдельности. Пример использования составного метода логического вывода представлен в [1, 7, 14]. Так метод Fuzzy k-NN, используемый в [1] является модификацией алгоритма k-NN. Алгоритм k-NN не детерминирует важность, вес, а также мощность связи различных узлов [1], что стало причиной применения фаззификации для данного алгоритма и позволило устранить недостатки классического метода. Более того, Fuzzy k-NN не требует процедуры предварительной обработки данных (Preprocessing). Castillo и др. используют несколько методов, каждый из которых в отдельности является самостоятельным классификатором, а именно, Fuzzy k-NN, Multilayer Perceptron with Gradient Descent and Back propagation, Multilayer Perceptron Conjugate Gradient Back propagation. Выходные данные каждого классификатора являются входными для конечного классификатора, использующего алгоритм Mamdani [7]. Такая схема работы обеспечивает высокую точность полученных результатов классификации нарушений сердечного ритма.

Среди систем, в которых используется единичный метод логического вывода, представлены следующие алгоритмы: Fuzzy logic [5,6,8-10], Support Vector Machine (SVM) [4, 13], Bayesian Network [3, 14, 18], Case-based Reasoning (CBR) [15, 16], методы Data Mining [2, 12]. Описанные методы отражены на рис. 2.

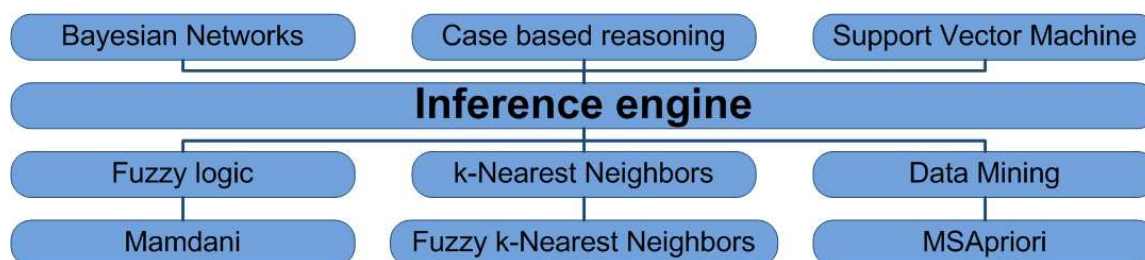


Рис. 2. Методы логического вывода

Метод опорных векторов (SVM) предназначен для решения задач бинарной классификации. Суть метода состоит в построении оптимальной разделяющей гиперплоскости  $n$  мерного пространства, разделяющей классы наилучшим образом. Наилучшей построенной гиперплоскостью считается та, расстояние от которой до каждого из классов максимально. Среди достоинств метода отмечают, что multiple parameters can be coordinated together to make a classified result [4].

Байесовские сети (Bayesian Networks) представляют собой модели событий и процессов на основе объединения некоторых результатов теории вероятностей и теории графов [19].

Нечеткая логика (Fuzzy logic) является самым распространенным методом логического вывода. В [6, 9] отмечается, что процесс диагностирования является трудоемким, так как включается много неопределенности. Это связано с тем, что пациент не может точно описать симптоматику заболевания, а медицинские специалисты могут неверно воспринять информацию, неточно ее интерпретировать, либо не заметить при осмотре. Также существует невозможность прогноза развития болезни, потому как одни и те же симптомы могут быть характерны для различных болезней. При использовании данного метода выделяют следующие компоненты системы: База знаний (Knowledge base), База данных (Data Base), Фаззификатор (Fuzzyfier), Дефаззификатор (Defuzzyfier) и Модуль логического вывода (Inference engine). Преимуществом данного метода является то, что он имеет сходство с человеческим процессом принятия решения, а также его способностью работать с нечеткими данными для принятия решений [6, 9].

Алгоритм MSapriori является модификацией алгоритма Apriori [21], который использует ассоциативные правила для решения задач классификации. Данная модификация заключается во введении множественной минимальной поддержки (multiple minimum support), предложенной в [20]. В отличие от единичной минимальной поддержки (single minimum support), которая используется в классическом алгоритме, пользователь может задавать множественную.

Case-based reasoning используется для реализации интеллектуальных систем, основанных на прецедентах (опыте), где результат вывода зависит от предыдущих результатов. В [14] отмечено, что недостатком данного метода является наличие многомерных данных.

В анализируемых источниках [1-18] неоднократно отмечается важность диагностирования заболеваний на ранней стадии. Это, прежде всего, связано с более легкой ликвидацией заболевания, пока оно не успело развиваться. Более того, это положительно отразится на временных и финансовых затратах и улучшит результат лечения [6]. Таким образом, разработка и внедрение интеллектуальных медицинских систем способно повысить эффективность не только процесса диагностирования, но и также остальных процессов, входящих в оказание медицинской помощи, что приводит к положительной динамике функционирования всего ЛПУ, а также возможности решения глобальных задач, таких как снижения показателя смертности и т.д. Следовательно, интеллектуальные системы способны эффективно решать медицинские задачи различных уровней, включая глобальные задачи, задачи управления, а также конкретные прикладные задачи медицинского специалиста.

В настоящей статье проведен анализ литературных источников [1-18], содержащих исследования разработок интеллектуальных медицинских систем, решающих различные клинические задачи и использующие различные методы логического вывода. Анализ показал, что самая популярная решаемая интеллектуальной системой является задача диагностирования. Также данные системы решают и другой спектр задач, такие как прогнозирование, управление, обучение, классификация, оптимизация плана лечения, а также существуют системы-агенты. Среди методов логического вывода наиболее распространенным является метод нечеткой логики (Fuzzy logic). Данный метод является наиболее тривиальным в использовании, а также обладает высокой эффективностью. Таким образом, он может быть применен для эффективного решения клинических задач различного уровня.

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, Miha 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.
7. Castillo O, Melin P, Ramirez E, Soria J. Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classification with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system // *Expert Systems with Applications*. – 2012. – № 39. – P. 2947–2955.
8. Castanho M, Hernandez F, Re A, Rautenberg S, Billis A. Fuzzy expert system for predicting pathological stage of prostate cancer // *Expert Systems with Applications*. – 2013. – № 40. – P. 466–470.
9. Samuel O, Omisore M, Ojokoh B. A web based decision support system driven by fuzzy logic for the diagnosis of typhoid fever // *Expert Systems with Applications*. – 2013. – № 40. – P. 4164–4171.
10. Anooj P. Clinical decision support system: Risk level prediction of heart disease using weighted fuzzy rules // *Journal of King Saud University – Computer and Information Science*. – 2012. – № 24. – P.27–40.
11. Puppe B, Puppe F. MED1: An Intelligent Computer Program for Thoracic Pain Diagnosis. – *Klin Wochenschr*. – 1985. – № 63. – P.511–517.
12. Le A, Liu B, Schulte R, Huang H. Intelligent ePR system for evidence-based research in radiotherapy: proton therapy for prostate cancer // *International of Computer Assisted Radiology and Surgery*. – 2011. – № 6. – 769–784.
13. Iakovidis D, Maroulis D, Karkanis S. An intelligent system for automatic detection of gastrointestinal adenomas in video endoscopy // *Computers in Biology and Medicine*. – 2006. – № 36. – P. 1084–1103.
14. Paz J, Bajo J, Lopez V, Corchado J. Biomedic Organizations: An intelligent dynamic architecture for KDD // *Information Sciences*. – 2013. – № 224. – P. 49–61.
15. Carchado J, Bajo J, Paz Y, Tapia I. Intelligent environment for monitoring Alzheimer patients, agent technology for health care // *Decision Support Systems*. – 2008. – № 44. – P. 382–396.
16. Haghghi P, Burstein F, Zaslavsky A, Arbon P. Development and evaluation of ontology for intelligent decision support in medical emergency management for mass gatherings // *Decision Support Systems*. – 2013. – № 54. – P. 1192–1204.
17. Shi J, Qiang Su, Zhang C, Haung G, Zhu Y. An intelligent decision support algorithm for diagnosis of colorectal cancer through serum tumor markers // *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. – 2010. – № 100. – P. 97–107.
18. Suebnukarn S, Haddawy P. A Bayesian approach to generating tutorial hints in a collaborative medical problem-based learning // *Artificial intelligence in Medicine*. – 2006. – № 38. – P. 5–24.
19. Mahdi R., Madduri A.S., Wang G., Strulovici-Barel Y., Salit J., Hackett N.R., Crystal R.G., Mezey J.G. Empirical Bayes conditional independence graphs for regulatory network recovery // *Bioinformatics*. 2012. Vol. 28. № 15. — pp. 2029-36.
21. Liu B., Hsu W., Ma Y. Mining association rules with multiple minimum support // *Proc. Of ACM SIGKDD International Conference on knowledge Discovery and Data Mining (KDD-99)*. – 1999. – San Diego. – CA. – USA.
22. Hanguang Li, Yu Ni. Intrusion Detection Technology Research Based on Apriori Algorithm // *Physics Procedia*. – 2012. – № 24. – P. 1615 – 1520.