



из системы или помещается во временный «отстой», моделируя работу диссипативных систем с нелинейной термодинамикой. Структурная схема взаимодействия разнородных приложений СУИС представлена на рисунке 1.

При этом работа СУИС будет позволять в любой момент времени вводить новые события (новый документ, новый эксперт и т.д.) для адаптивной перестройки сети без полного останова и перезапуска системы. В результате работы СУИС можно будет также увидеть рейтинг всех материалов и степень их использования в различных проектах.

Получаемые результаты могут использоваться для целей оценки востребованности и эффективности знаний, генерируемых разными предприятиями и организациями отрасли.

Основными результатами создания СУИС будут системные особенности, повышающие эффективность использования ОИС, по выполнению проект НИОКР на промышленных предприятиях и использование принципов создания мультиагентного подхода к принятию решений по управлению ресурсами в инновационных проектах с учётом онтологической модели, позволяющей учитывать распределение ресурсов и вести оценки рисков реализации НИОКР.

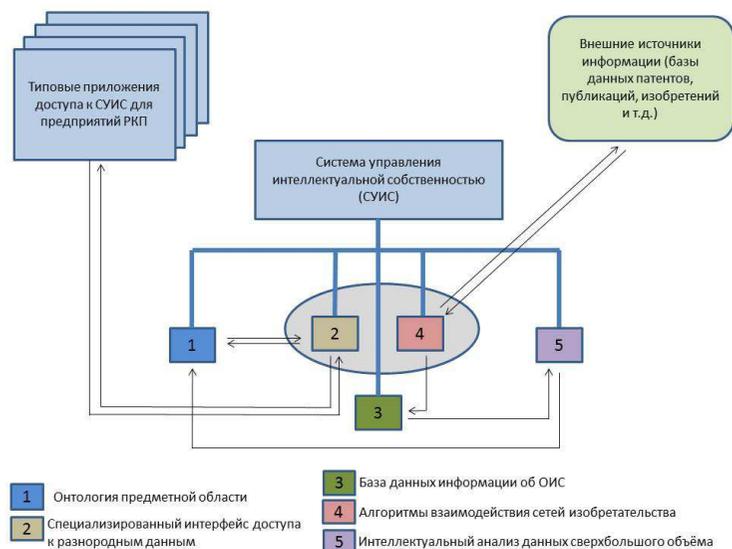


Рис. 1. Схема взаимодействия разнородных приложений в СУИС



В.Н. Тарасов, О.В. Трофимова

## ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К РАЗРАБОТКЕ ЭКСПЕРТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

(Поволжский государственный университет  
телекоммуникаций и информатики)

### Введение

В последнее время благодаря государственной поддержке уделяется значительное внимание информатизации здравоохранения на основе создания медицинских информационных систем, которые призваны повысить эффективность и качество оказания медицинских услуг. Однако их анализ показывает, что несмотря на большое количество таких систем, подавляющее их большинство направлены все же на решение задач сбора первичных данных о пациентах и формирование статистической отчетности, а также на решение задач управления лечебно-профилактическими учреждениями [1].

Для повышения качества оказания медицинских услуг и снижения вероятности врачебной ошибки такие информационные системы в первую очередь должны обеспечивать поддержку принятия врачебных решений, т.е. должны функционировать совместно с системами поддержки принятия решений в классическом понимании, либо их дополнять.

Эффективным подходом к решению этой задачи стало бы создание экспертных интеллектуальных систем, включающих базы знаний в поддержку принятия врачебных решений. Как обычно это происходит, врач при осмотре пациента наблюдает симптомы заболевания визуально, либо их озвучивает пациент. Набор симптомов позволяет идентифицировать нозологические единицы, т.е. идентифицировать заболевание – поставить диагноз, а также определить синдром и отнести его к группе состояний, являющихся следствием заболевания.

Кроме ограничения врача во времени, существует проблема: наличие необходимой для принятия решения информации, особенно когда пациент не может объяснить симптомы или же наблюдаемые симптомы обуславливают разные диагнозы. В этих случаях информационная поддержка врача позволит ему сформировать объективное представление о заболевании и определить первоочередные меры его лечения.

**Постановка задачи.** Проведенный анализ процесса постановки диагноза врачом на основе наблюдаемых симптомов показывает, что врач для постановки диагноза руководствуется внешними проявлениями заболевания и жалобами пациента. Причем установлено, что существует взаимосвязь между симптомами согласно правилу: «если симптом(1) + если симптом(2) ... + ... если симптом(K) ..., то симптом (M)». Конечный набор симптомов и позволяет идентифицировать диагноз.



Для примера рассмотрим симптомы и постановку диагноза при заболеваниях сердечно-сосудистой системы. При осмотре больного с признаками перечисленных заболеваний врач может наблюдать конкретные симптомы, которые обозначим  $S_1, S_2, \dots, S_m$ , не раскрывая в статье их словесного содержания. Причем, каждый из перечисленных симптомов будет иметь свою значимость (вес) в диагнозе, т.е. их проявление логически взаимосвязано. Следовательно, можно построить цепь симптомов и определить наиболее вероятный диагноз. Таким образом, задача заключается в построении конечного набора симптомов, позволяющего надежно идентифицировать заболевание.

#### Решение задачи

Для решения поставленной задачи на начальном этапе применим метод ассоциативных правил. Решение задачи поиска ассоциативных правил, как и любой задачи сводится к обработке исходных данных и получению результатов. Обработка исходных данных выполняется по некоторому алгоритму. Результаты, получаемые при решении этой задачи, принято представлять в виде ассоциативных правил. В связи с этим при поиске выделяют два основных этапа [2]:

1. нахождение всех частых наборов объектов;
2. генерация ассоциативных правил из найденных частых наборов объектов.

Таким образом, необходимый для постановки диагноза набор симптомов может быть определен методом ассоциативных правил. При этом начальное число симптомов всегда берется два, а затем происходит добавление симптомов до тех пор, пока диагноз не будет установлен однозначно. Заметим, что ассоциативные правила не связывают напрямую симптомы и диагноз.

Далее, с привлечением вероятностно-статистических методов, может быть рассчитана вероятность правильности определения диагноза по полученному набору симптомов. Для этого воспользуемся методом Байеса, который позволит получить процентное (долевое) выражение участия каждого из симптомов в диагнозе, предполагая изначально независимость симптомов между собой. Это все же довольно грубое допущение метода, т.к. зачастую симптомы могут быть зависимыми.

#### Стадия обучения системы

Рассмотрим эту теорию для объектов из таблицы 1, где приведены сочетания симптомов, полученные при осмотре пациента для постановки диагноза, обозначенного  $D$ . Для этого рассчитаем необходимые вероятности, при которых можно будет подтвердить диагноз  $D$  или его отвергнуть.

Здесь вариантов всех исходов 14, из них вариантов «да», что диагноз  $D$  подтвердится 9, вариантов «нет», что диагноз  $D$  не подтвердится, - 5. Следовательно, в этом примере априорные вероятности гипотез о подтверждении и не подтверждения диагноза равны:  $P(D=да)=9/14$ ,  $P(D=нет)=5/14$ . Эти априорные вероятности нам и предстоит пересчитать с помощью формул Байеса, т.е. получить соответствующие апостериорные вероятности 2-х введенных гипотез.



Условные вероятности симптомов  $S_3, S_4, S_{10}$  при условии подтверждения диагноза будут равны:  $P(S_{10}|D=да)=4/9$ ,  $P(S_3|D=да)=4/9$ ,  $P(S_4|D=да)=1/9$ , а при не подтверждении -  $P(S_{10}|D=нет)=1/5$ ,  $P(S_3|D=нет)=1/5$ ,  $P(S_4|D=нет)=3/5$ .

Таблица 1 Информация о подтверждении диагноза при разных симптомах

Сочетания 2-х важных симптомов		Возможные проявления 2-х других симптомов		Подтверждение диагноза $D$
		$S_9$	$S_5$	
$S_{10}$	$S_7$	да	нет	да
$S_{10}$	$S_6$	да	да	да
$S_3$	$S_7$	нет	да	да
$S_4$	$S_{12}$	да	да	нет
$S_3$	$S_6$	нет	нет	да
$S_4$	$S_6$	да	нет	нет
$S_3$	$S_6$	нет	да	да
$S_{10}$	$S_{12}$	да	да	нет
$S_{10}$	$S_6$	нет	нет	да
$S_4$	$S_6$	да	нет	нет
$S_{10}$	$S_{12}$	нет	да	да
$S_3$	$S_7$	нет	да	да
$S_3$	$S_7$	нет	да	нет
$S_4$	$S_{12}$	да	нет	да

Условные вероятности симптомов  $S_3, S_4, S_{10}$  при условии подтверждения диагноза будут равны:  $P(S_{10}|D=да)=4/9$ ,  $P(S_3|D=да)=4/9$ ,  $P(S_4|D=да)=1/9$ , а при не подтверждении -  $P(S_{10}|D=нет)=1/5$ ,  $P(S_3|D=нет)=1/5$ ,  $P(S_4|D=нет)=3/5$ . Определим далее вероятность подтверждения диагноза  $P(D=да|S)$  при следующих значениях независимых симптомов:  $S_3, S_6, S_9, S_5$ .

Здесь набор независимых симптомов  $\{S_3, S_6, S_9, S_5\}$  для краткости изложения обозначен как событие  $S$ . Для определения вероятности  $P(D=да|S)$  нужно найти следующие условные вероятности по данным таблицы 2:  $P(S_3|D=да)=4/9$ ,  $P(S_6|D=да)=4/9$ ,  $P(S_9|D=да)=3/9$ ,  $P(S_5|D=да)=5/9$ . Для определения вероятности не подтверждения диагноза нужно вычислить следующие условные вероятности по данным таблицы 2:  $P(S_3|D=нет)=1/5$ ,  $P(S_6|D=нет)=2/5$ ,  $P(S_9|D=нет)=4/5$ ,  $P(S_5|D=нет)=3/5$ .

Подставляя соответствующие вероятности в числители формул Байеса, получим следующие значения:

$$P(D=да|S) \times P(D=да) = 4/9 * 4/9 * 3/9 * 5/9 * 9/14 = 0,0235;$$

$$P(D=нет|S) \times P(D=нет) = 1/5 * 2/5 * 4/5 * 3/5 * 5/14 = 0,0137.$$

В данном случае можно утверждать, при наблюдаемых симптомах диагноз подтвердится с вероятностью:

$$P(D=да|S) = 0,0235 / (0,0235 + 0,0137) = 0,63; \text{ и не подтвердится с вероятностью: } P(D=нет|S) = 1 - 0,63 = 0,37.$$

Следовательно, для постановки диагноза, вероятности его подтверждения  $P=0,63$  не достаточно и требуется систему дообучить для повышения ее достоверности путем последовательного добавления дополнительных симптомов.



Мы же для сокращения выкладок, для этого в таблицу 2 добавим сразу два дополнительных наблюдаемых у пациента симптома:  $S_{11}$  и  $S_8$  (см. табл.2). Иначе пришлось бы иметь дело еще с несколькими таблицами для демонстрации последовательного обучения системы.

Таблица 2 Информация о подтверждении диагноза при разных симптомах

Сочетания 2-х важных симптомов		Возможные проявления 4-х других симптомов				Подтверждение диагноза $D$
		$S_{11}$	$S_8$	$S_9$	$S_5$	
$S_{10}$	$S_7$	да	нет	да	нет	да
$S_{10}$	$S_6$	нет	да	да	да	да
$S_3$	$S_7$	да	нет	нет	да	да
$S_4$	$S_{12}$	нет	да	да	да	нет
$S_3$	$S_6$	да	да	нет	нет	да
$S_4$	$S_6$	да	да	да	нет	нет
$S_3$	$S_6$	да	да	нет	да	да
$S_{10}$	$S_{12}$	да	да	да	да	нет
$S_{10}$	$S_6$	да	да	нет	нет	да
$S_4$	$S_6$	нет	да	да	нет	нет
$S_{10}$	$S_{12}$	да	да	нет	да	да
$S_3$	$S_7$	да	да	нет	да	да
$S_3$	$S_7$	да	нет	нет	да	нет
$S_4$	$S_{12}$	да	да	да	нет	да

Подставляя соответствующие вероятности, получим следующие значения:

$$P(D=\text{да}|S) \times P(D=\text{да}) = (4/9 * 4/9 * 3/9 * 5/9 * 7/9 * 7/9 * 9/14) = 0,0142;$$

$$P(D=\text{нет}|S) \times P(D=\text{нет}) = (1/5 * 2/5 * 4/5 * 3/5 * 2/5 * 1/5 * 5/14) = 0,0011.$$

Окончательно вероятность для подтверждения диагноза при таких сопутствующих симптомах:

$$P(D=\text{да}|S) = 0,0142 / (0,0142 + 0,0011) = 0,93; \text{ - для подтверждения диагноза}$$

$$P(D=\text{нет}|S) = 1 - 0,93 = 0,07.$$

Обучая систему таким образом, можно повысить достоверность принятия решений, доведя вероятность правильности диагноза вплоть до 99,9%.

### Заключение

Такой подход подводит к идее разработки экспертной интеллектуальной системы (ЭИС) – информационной системы, использующей экспертные знания для обеспечения эффективного принятия решений в медицине или в других областях. При этом знания и опыт экспертов (специалистов в своей области) будут представлены в базе знаний, представляющей совокупность правил вывода в данном случае с использованием двух научных подходов: метода ассоциативных правил и теорию Байеса.



### Литература

1. Халафян А. А. Анализ и синтез медицинских систем поддержки принятия решений на основе технологий статистического моделирования / Автореф. дис. д.т.н. Краснодар - 2010.
2. Баргесян А.А. и др. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining. / Спб.: БХВ-Петербург. - 2007. – 384 с.
3. Тарасов, В.Н. Об одном из способов повышения надежности классификационного анализа / В.Н. Тарасов // Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2014. - №4. - С.107-111.

Д.А. Тархов, А.А. Симакина, А.И. Суднева

### ОБРАБОТКА ДАННЫХ МЕТОДОМ ТРЕУГОЛЬНЫХ ПРИБЛИЖЕНИЙ

(Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого», Санкт-Петербург, Россия)

**Аннотация.** Предлагается новый метод построения нейронной сети с радиальными базисными функциями или персептрона с одним скрытым слоем по зашумлённым данным, которую можно использовать для последующего дообучения. Данный метод основан на приближении выборки суммой функций, графиками которых являются равнобедренные треугольники. Для приближения каждой такой функции гауссианом или парой сигмоид используется заранее полученное оптимальное приближение стандартной треугольной функции. Рассматриваются четыре варианта организации алгоритма, проведено их сравнительное тестирование в ряде численных экспериментов. Обсуждаются возможности применения данного подхода к построению гибридных алгоритмов поиска решений дифференциальных уравнений, сочетающего классические и нейросетевые методы.

**Описание алгоритма.** Опишем результаты численных экспериментов в случае, когда искомая нейронная сеть имеет один вход и один выход. Пусть в результате эксперимента или наблюдений за некоторым процессом был получен набор точек  $\{x_i, y_i\}$ .

**Алгоритм 1.** Шаг 1. Среди полученных точек выбираем точку с максимальной по модулю координатой по оси ординат (для простоты назовем её  $M$ , а её абсциссу  $X_m$ ). Зеркально отражаем все точки относительно  $M$ , абсциссы которых больше  $X_m$ .

Шаг 2. Используя метод наименьших квадратов, строим линейную зависимость, график которой проходит через точку  $M$  ( $y = ax + b$ ).

Шаг 3. Отражаем получившуюся прямую так, чтобы образовался равнобедренный треугольник, основание которого лежит на  $Ox$ . Описываем треугольник, как кусочно-заданную функцию.