

Система информационной поддержки врачебных решений, основанная на модифицированном методе динамического кластерного анализа.

Юдин В.Н.

Аннотация. В статье описывается система «Спутник Врача», предназначенная для информационной поддержки врачебных решений в медицине с использованием современных информационных технологий, в частности, методов распознавания образов.

В системе используется общая методика принятия решений с использованием дифференциального ряда и метода аналогий. В отличие от применяемых в медицине экспертных систем, «Спутник Врача» помогает принимать решения в условиях неоднозначной классификации при неполном наборе показателей пациента. Метод аналогий позволяет врачу предвидеть случаи, когда заболевание выходит за пределы своей обычной симптоматики, проявляясь через симптомы другого заболевания.

В качестве математического аппарата используется метод кластерного анализа, модифицированный для работы с переменным набором признаков. Приводится формальная постановка предлагаемого метода классификации. На основе метода создан Универсальный Количественный Классификатор, который может использоваться как классифицирующий модуль в системах для оценки состояний, прогнозирования и принятия решений. Приводится пример классификации объекта, у которого часть признаков отсутствует.

1. Введение

В настоящее время в нашей стране и за рубежом разработан ряд систем для информационной поддержки врачебных решений. В них используются различные методы: распознавание образов, искусственный интеллект, многозначная (неклассическая логика), прикладная математическая статистика, теория экспертных систем и т. д.

Так, в Центре сердечно-сосудистой хирургии имени А.Н. Бакулева создан программный комплекс АЙБОЛИТ [4] для информационной поддержки

диагностики, классификации и коррекции терапии острых расстройств кровообращения у детей. Используется имитационное моделирование.

Система ЭКСАПРАС [5] представляет собой инструментальное средство для создания прикладных экспертных систем в областях, связанных с принятием решений, в частности, для решения задач диагностического, лечебно-тактического, прогностического характера. В основу системы положен тезис о принципиальной возможности сведения процедуры принятия решений к задачам распознавания образов с обучением. Решение задач распознавания осуществляется логико-комбинаторными методами, базирующимися на эквивалентных и оптимизирующих преобразованиях в пространстве признаков, с использованием некоторых разделов дискретной математики и теории надежности.

В ИПС РАН (г. Переславль-Залесский) разработан SIMER+MIR [6] - инструментальный для экспертных систем, ориентированный на извлечение знаний из экспертов через моделирование рассуждений типа аргументации и вычисления над базой знаний (решатель или интерпретатор базы знаний). SIMER+MIR решает задачи автоматизированной диагностики, включая методику определения оптимальной тактики лечения больных, выводит заключение о диагнозе с указанием его вероятности, рекомендации по дальнейшему обследованию больного; описание клинической картины диагностированных заболеваний; текст решения (комментарии к правилу); описание принципов лечения, диспансеризации, прогноза, путей наследования заболеваний.

В Московском НИИ педиатрии и детской хирургии была создана система по наследственным болезням у детей ДИАГЕН [8,9,10], ориентированная на выделение узкого круга синдромов из большого числа заболеваний детского возраста до проведения специальных дорогостоящих исследований, позволяющих окончательно уточнить диагноз. В системе предусмотрена работа в условиях неопределенных и неточных исходных данных. Используется механизм продукций с коэффициентами доверия для вычисления функций близости (схема Шортлифа). Можно изменить "вес" любого из отмеченных у ребенка симптомов в соответствии с гипотезой об их диагностической ценности, что позволяет использовать опыт и интуицию врача-генетика. По результатам работы системы врач получает перечень возможных диагнозов (дифференциальный ряд), упорядоченный по степени вероятности.

Информационная Классифицирующая Система (ИКС) [11], разработанная в МНИИЦПР, предназначена для решения задач распознавания образов, или классификации, как в медицине, так и в других областях. Применялась для выявления групп риска среди лиц, принимавших участие в ликвидации последствий аварии на Чернобыльской АЭС. Близка по идеологии к

описываемой системе. Основана на кластерном анализе и теории алгоритмов вычисления оценок в распознавании образов [3].

Система мониторинга пациентов Guardian [16] была создана в 1996 в Стэнфордском университете. Ориентирована на сбор и интерпретацию показателей пациентов, диагностику, выбор лечения, предупреждение об осложнениях. Допускает подключение медицинских приборов. Guardian имеет ряд отличительных черт: множественность способов рассуждения, конфигурирование доступных знаний и методов в зависимости от контекста, адаптация доступной базы знаний к вычислительным ресурсам.

Иiad 4.5 [17] - медицинская экспертная система, разработанная в Университете штата Юта. Для построения дифференциального диагноза, выбора дальнейших исследований и лечения используется Байесова логика и искусственный интеллект. Имеет три режима работы: консультация, моделирование и справка. Особенности Иiad 4.5 - исчерпывающая диагностика и база данных, сформированная известными в США специалистами на более чем 500,000 клинических случаях из многих областей медицины и поддерживаемая примерно 1400 цифровыми фотографиями, доступными через гипертекст.

Методы распознавания образов находят практическое применение в различных областях человеческой деятельности, где одной из основных задач является классификация объектов или явлений. В медицине такими областями являются дифференциальная диагностика, оценка состояния пациента, выбор методики, прогноз лечения и осложнений. Методы распознавания образов имеют несомненное родство с ними по содержанию и понятийному аппарату. Они опираются на косвенную и весьма разнородную информацию об объектах исследования и их принадлежности к заданным классам. Существо методов состоит в том, что классификация объекта производится на основе анализа структуры описания этого объекта.

В данной статье описывается система «Спутник Врача», основанная на методах распознавания образов и предназначенная для информационной поддержки врачебных решений. Она позволяет врачу аккумулировать собственный опыт путем накопления и интерпретации данных о пациенте (показатели, заболевание, лечение и исход). Система может оказаться полезной в работе домашнего врача. Отдельная ее часть, под названием «Универсальный Диспетчер Поликлиники», может применяться в регистратуре и кабинете доврачебного наблюдения для назначения дополнительных исследований и принятия решения, к какому специалисту направить больного.

Систему обучают на конкретных или моделируемых пациентах. Как и экспертные системы, она может поддерживать процесс постановки диагноза. Но отличительная черта системы – метод аналогий. В медицине наибольшую сложность представляют случаи, когда заболевание выходит за пределы своей обычной симптоматики. Так, пневмония в некоторых случаях дает симптомы «острого живота», что может привести к ложному диагнозу и потере времени

на неадекватное лечение, ставя под угрозу жизнь больного. Хорошо обученная система может и не дать определенного диагноза, но подскажет на примере пациентов возможность пневмонии при схожих симптомах. Аналогии интересны еще и тем, что из системы можно выбрать лечение и исход этих пациентов.

В системе применяется систематизированный подход ко всем этапам лечения с применением дифференциального ряда и аналогий. В качестве математического аппарата используется метод кластерного анализа, модифицированный для работы с переменным набором признаков. Система реализована в среде Borland C++ Builder.

В разделе 1 вводятся основные понятия кластерного анализа, дается формальная постановка предлагаемого метода классификации при нефиксированном наборе признаков.

В разделе 2 описывается Универсальный Количественный Классификатор, который используется как классифицирующий модуль, или ядро системы. Приводится пример классификации объекта, у которого часть признаков отсутствует. Вводится понятие аналогов.

Раздел 3 посвящен системе Спутник Врача, как оболочке, назначение которой - информационная поддержка процесса лечения. Описывается общая методика принятия решений на основе дифференциального ряда.

2. Формальная модель метода.

Типичная задача *распознавания образов* состоит в классификации объектов, которые мы будем называть *объектами исследования*. Объект исследования представляется своим формализованным описанием - вектором значений *признаков*. В медицинских приложениях объектами исследования могут быть пациенты, а признаками, например, показатели пациента (лабораторные данные, данные инструментальных исследований, жалобы и т.д.) Значение признака – количественная характеристика, которая задает степень выраженности качества, описываемого этим признаком.

Объекты разбиваются на группы, называемые *классами*. Класс - это множество объектов, объединенных по некоторым общим свойствам. Примером классов могут служить заболевания.

Если признаки объектов представить действительными числами, эти объекты можно рассматривать в пространстве признаков. Метод кластерного анализа заключается в выявлении скоплений объектов каждого класса (*кластеров*) в этом пространстве. Построение систем распознавания, основанных на реализации данного принципа, определяется взаимным пространственным расположением отдельных кластеров. Отнесение распознаваемого объекта к одному из классов делается либо на основе попадания объекта в кластер, либо

вычисления евклидова расстояния (или другой метрики) от этого объекта до всех кластеров.

В данной работе используется метод динамического кластерного анализа [1], решающий задачу классификации с предварительным обучением.

Обучающая выборка - множество объектов, для каждого из которых распознающей системе известна информация о принадлежности к классу. Задача распознавания образов состоит в том, чтобы на основании информации, заключенной в обучающей выборке, установить принадлежность к классу заданного *объекта исследования*, представленного своим формализованным описанием. Решение этой задачи предполагает выполнение двух основных этапов:

- обучение;
- классификация, или оценка принадлежности объекта к классу.

Обучение является, по сути, настройкой распознающей системы на предметную область. Процедура обучения состоит из двух фаз:

1. Формирование системы признаков и обучающей выборки на ее базе.

Обучающая выборка формируется из объектов, которые являются наиболее типичными представителями каждого из заданных классов. Принадлежность объектов обучающей выборки к классам сообщается распознающей системе.

2. Определение границ классов для объектов обучающей выборки.

Кластер как совокупность объектов, объединенных похожими свойствами, а значит, и «похожими» значениями признаков, в пространстве признаков ограничивается замкнутой поверхностью. В ИКС [11] кластеры описываются гиперсферами. Вместо сфер можно использовать эллипсы. В представленной системе выбран способ оконтуривания многомерным параллелепипедом.

Этап принятия решений, или классификации, заключается в определении степени принадлежности объекта тому или иному классу. Оценка производится через сопоставление признаков объекта исследования и границ кластеров, полученных на этапе обучения. Попадание точки объекта внутрь кластера означает, что объект относится к соответствующему классу.

Если кластеры, соответствующие различным классам, разнесены друг от друга, задача классификации решается сравнительно легко. Если кластеры в большой степени перекрываются, задача усложняется. Перекрывание кластеров является результатом неполноценной информации. Степень перекрывания часто удается уменьшить, увеличивая количество и качество измерений. Например, если два заболевания, как два класса, на выбранном наборе показателей образуют перекрывающиеся кластеры, добавлением нового исследования (т.е. увеличением размерности признакового пространства) можно добиться разделения кластеров и дифференцирования заболеваний друг от друга.

В задачах распознавания образов предполагается, что в основе описаний объектов лежит набор признаков, общий для объектов всех классов. Иными словами, объекты обучающей выборки и исследуемые объекты имеют одинаковую размерность и располагаются в едином признаковом пространстве. В реальных приложениях это условие не выполняется. В медицине разные наборы симптомов могут быть не только у разных заболеваний, но и в разных случаях одного и того же заболевания, вводимых в систему для обучения. И, наконец, исследуемый случай может иметь набор показателей, не совпадающий с наборами показателей заболеваний, которые введены в систему. Эту проблему помогает решить предлагаемый модифицированный метод кластерного анализа, который опирается на описание кластера как многомерного параллелепипеда. Этот метод позволяет классифицировать объекты с неполным числом признаков без переобучения системы.

Рассмотрим формальную модель метода.

Объекты исследования задаются значениями признаков x_j , $j=1, \dots, n$. Назовем этот набор общим набором признаков. Совокупность значений признаков определяет описание объекта. Допускается, что некоторые из значений признаков объекта могут быть «пустыми», т.е. отсутствовать.

Множество объектов разбито на конечное число классов Ω_p , $p=1, \dots, m$.

Обучающая выборка состоит из объектов ω_k , $k \in \overline{1, k_p}$, представляющих все классы. В пределах класса Ω_p объекты представлены набором значений признаков x_{p_1}, \dots, x_{p_n} где $p_1, \dots, p_n \in \overline{1, n}$. Такую совокупность признаков будем называть набором признаков класса. Обозначим через a_{pk}^j , ($j \in \overline{1, n}$, $k \in \overline{1, k_p}$, $p \in \overline{1, m}$) значение j -го признака на k -м объекте p -го класса обучающей выборки.

При исследовании обучающей выборки запоминаются границы признаков в каждом классе, иными словами, для каждого класса p и признака j составляются пары

$$\{ \min_k [a_{pk}^j], \max_k [a_{pk}^j] \}$$

(геометрическая интерпретация такого способа описания – многомерный параллелепипед, который располагается в *подпространстве* общего признакового пространства).

Необходимо определить принадлежность классу Ω_p предъявленного для распознавания объекта ω , который представлен значениями признаков $x_{\omega_1}, \dots, x_{\omega_n}$, где $\omega_1, \dots, \omega_n \in \overline{1, n}$.

Объект считается принадлежащим классу Ω_p , если для любого непустого признака x_{ω_j} , входящего в набор признаков класса Ω_p (т.е. для всех $\omega_j \in \overline{p_1, p_n}$)

$$\min_k [a_{pk}^j] \leq x_{\omega_j} \leq \max_k [a_{pk}^j]$$

(отсюда, в частности, следует, что значения признаков предъявленного для распознавания объекта, не входящих в набор признаков класса, не влияют на принадлежность объекта к классу).

Признакам могут присваиваться веса, отражающие влияние этого признака на принадлежность объекта к классу. Значение веса признака зависит от класса. Дело в том, что в медицине важно не только наличие симптома, но и степень его «выраженности», т.е. значимости для того или иного заболевания.

Обозначим через $\lambda_{p_1}, \dots, \lambda_{p_n}$ веса признаков x_{p_1}, \dots, x_{p_n} соответственно. Хотя веса определяются на этапе ввода обучающей информации, их корректировка в дальнейшем не запрещена. Переобучение при этом не требуется.

Предположим, что предъявленный для распознавания объект попадает в класс Ω_p . Тогда в терминах введенного нами определения принадлежности классу определим степень принадлежности объекта ω классу Ω_p как отношение суммы весов признаков объекта, входящих в набор признаков класса, и суммы весов всех признаков этого класса.

$$\Gamma(\omega, \Omega_p) = (\lambda_{\omega_1} + \dots + \lambda_{\omega_n}) / (\lambda_{p_1} + \dots + \lambda_{p_n}), \text{ где } \omega_j \in \overline{p_1, p_n}$$

3. Универсальный Количественный Классификатор.

Для решения задачи классификации объектов, был разработан Универсальный Количественный Классификатор. Это система, которая может эксплуатироваться как в совокупности с другими системами, использующими ее в качестве распознающего модуля, так и независимо, как инструмент исследователя в различных областях, где требуется применять распознавание образов для классификации объектов.

В системе предусмотрена работа со многими независимыми приложениями. Каждое приложение имеет свои классы, обучающую выборку, исследуемые

объекты, но самое главное - свой набор признаков. Описание признаков вводится при создании приложения.

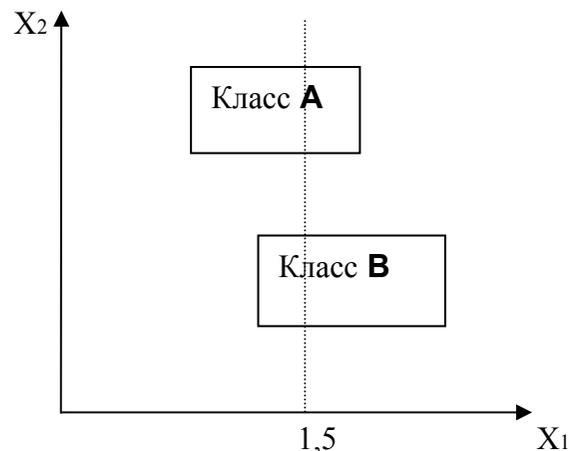
Следующий этап – ввод обучающей выборки. Определяются классы, вводятся объекты с указанием их принадлежности классам, значения признаков объектов (объекты в пределах одного класса могут иметь разные наборы признаков). Определяются веса признаков в классах (по аналогии с медициной, в системе используется 10-бальная система весов).

Когда наступает момент исследовать обучающую информацию, запоминаются диапазоны изменений признаков для каждого класса. По сути, описание класса – это совокупность диапазонов встречающихся в нем признаков. Этот способ оптимально подходит, когда классы имеют разные наборы признаков. Так, при добавлении объекта обучающей выборки нет нужды заново вычислять описывающую поверхность. Процедура переобучения сводится лишь к корректировке соответствующих диапазонов.

Объект, предъявляемый системе для классификации, представлен признаками, которые могут не совпадать с наборами признаков существующих классов. По отношению к полному набору признаков приложения, некоторые признаки могут отсутствовать (в среде Borland C++ Builder - это пустые поля). Оценка происходит по схеме, описанной в формальной постановке задачи. Каждый непустой признак исследуемого объекта, если он входит в набор признаков класса, сравнивается с соответствующим диапазоном в описании класса, вне связи с другими признаками.

Классификация осложняется, когда объект попадает в область перекрытия кластеров. Об истинном перекрытии кластеров с разными наборами признаков можно говорить, когда существует общее подпространство, где они пересекаются. Такой случай часто возникает из-за недостатка информации при обучении. Например, два кластера, которые в трехмерном изображении располагаются отдельно, в двумерном могут быть видны как пересекающиеся.

Отнесение исследуемого объекта к нескольким кластерам может возникать, когда у этого объекта часть признаков отсутствует. Проиллюстрируем такой случай на простом примере.



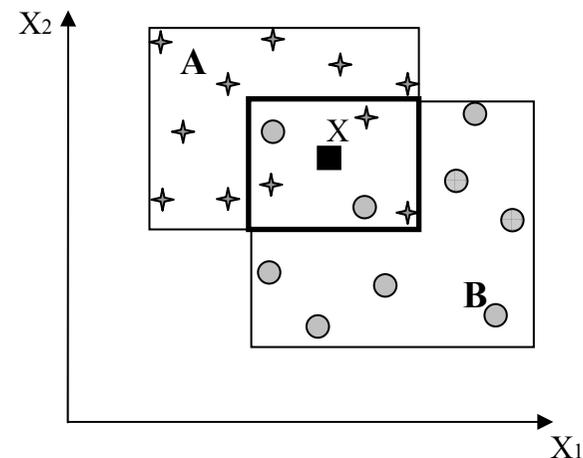
Два класса, А и В, описаны в пространстве признаков $\{X_1, X_2\}$. Их кластеры не пересекаются. Объект исследования представлен одним признаком $X_1=1,5$, признак X_2 отсутствует. Согласно нашему определению, объект попадает в оба кластера.

Для более точной оценки нужно добавить контрольному объекту значение признака X_2 (так же поступают и в медицинской практике: если имеющихся показателей не хватает для дифференцирования заболеваний, только дополнительное исследование позволит сделать окончательный вывод). На практике это часто бывает невозможно, поэтому приходится вводить веса признаков. О степени принадлежности объекта к классу мы теперь сможем судить по суммарному весу признаков объекта, попавших в его кластер, в отношении к суммарному весу признаков класса.

Присвоим веса признакам X_1 и X_2 : в классе А – соответственно 1 и 2, в классе В – 2 и 1. Суммарные веса признаков в классе А и в классе В равны 3. Степень принадлежности объекта к классу А будет равна $1/3$, к классу В – $2/3$.

Если объект попадает в область пересечения кластеров, можно выделить из обучающей выборки *аналоги* – объекты соответствующих классов, которые в признаковом подпространстве исходного объекта попадают в ту же область пересечения.

Предположим, что исследуемый объект X, представленный двумя признаками X_1 и X_2 , при классификации попадает в область пересечения кластеров А и В.



Для дифференцирования нужно добавить объекту один или несколько новых признаков, так, чтобы в новом пространстве кластеры разделились. Аналогами исследуемого объекта будут три объекта из кластера А и два – из кластера В. Их рассмотрение может дать полезную информацию о том, на каких из оставшихся признаков нужно сосредоточиться.

Универсальный Количественный Классификатор может являться ядром для медицинских, технических, экономических, экологических и других сложных систем, где можно применять методы распознавания образов для оценки состояний, прогнозирования и принятия решений. Ядро – классифицирующая часть системы. Для решения задач в прикладной сфере нужна оболочка, работающая с объектами этой сферы, и преобразующая их в объекты распознавания образов при передаче на классификацию в ядро.

4. Система «Спутник Врача».

Спутник Врача представляет собой оболочку, назначение которой – информационная поддержка процесса лечения.

Основными этапами в лечении больного, с момента его направления в лечебное учреждение, являются:

1. Выбор специалиста (доклиническая оценка показателей больного, назначение дополнительных исследований),
2. Постановка диагноза.
3. Оценка стадии заболевания.
4. Выбор стратегии лечения, прогноз результата.
5. Контроль состояния больного на этапе лечения.
6. Оценка эффективности/адекватности лечения.

Покажем более подробно взаимодействие оболочки с ядром на примере первых трех этапов. Все они осуществляются по общей схеме. Основные понятия, которые здесь используются - *заболевание, пациент и показатель*. В ядре им соответствуют понятия *класс, объект и признак*.

Показатели пациентов представляют собой данные исследований, а также субъективные оценки, в число которых входят жалобы и т.д. Каждый *пациент* представлен своим набором показателей. Когда показатель выходит за пределы нормы, это может говорить о наличии заболевания. Каждое *заболевание* характеризуется своим набором *симптомов*, или показателей заболевания. Симптом заболевания – это показатель, принимающий характерные для данного заболевания значения, например, Белок_в_моче>0,033ммоль/л, Нарушение_оксигенации=“Истина”. Все показатели больного за время наблюдения отражаются в системе как в амбулаторной карте.

Чтобы система могла успешно работать, ее предварительно обучают. Врач вводит реальных или моделируемых больных, их показатели и заболевания. Система формирует в ядре “образы” заболеваний. Начиная с некоторого момента, она готова к эксплуатации. Дообучаться можно и в дальнейшем, если врач сочтет нужным добавить какой-либо случай заболевания как эталон.

По аналогии с признаками в кластерном анализе, рассмотрим проблему достаточности показателей. В западной медицине для каждого заболевания существует необходимый минимум исследований, который должен быть завершен до момента постановки диагноза. В отечественной школе часто ставят диагноз, когда не все показатели известны. Обычно исследования проводятся в направлении от простых - к сложным, начиная с жалоб, внешнего осмотра, и заканчивая лабораторными и инструментальными исследованиями. С одной стороны, если диагноз ясен уже на первых стадиях исследования больного, нет нужды делать дорогостоящие анализы. С другой стороны, иногда можно отложить окончательное решение на более поздний срок, когда будут сделаны дополнительные исследования, или появятся новые симптомы. Если набор симптомов оставляет выбор между несколькими заболеваниями, последние помещаются в так называемый *дифференциальный ряд*. Работа происходит по следующей схеме:

- ❑ Формирование дифференциального ряда.
- ❑ Оценка достаточности набора имеющихся показателей пациента для выбранного дифференциального ряда.
- ❑ Передача дифференциального ряда в ядро для установления степени достоверности элементов ряда.

Перед тем, как приступить к классификации, нужно, с одной стороны, оценить набор показателей пациента на достаточность, с другой – отобрать из показателей только имеющие отношение к дифференциальному ряду. Чтобы не отягощать оценку лишними признаками, система сама отберет нужные

показатели, если набор окажется неполным - покажет недостающие показатели. Решение, передавать на оценку неполный набор или проводить дополнительные исследования, принимает врач.

В ядре вычисляется степень достоверности для заболеваний из дифференциального ряда. В ряд может быть добавлено новое заболевание, а часть заболеваний может не подтвердиться. Тем самым система помогает врачу принять решение «за» или «против» того или иного диагноза, не навязывая своего выбора.

На рис. 1 - сформированное в ядре приложение для диагностики. Видны три класса, полученные в результате обучения на эталонных выборках из показателей пациентов. Исследуемые пациенты условно сгруппированы в отдельный класс.

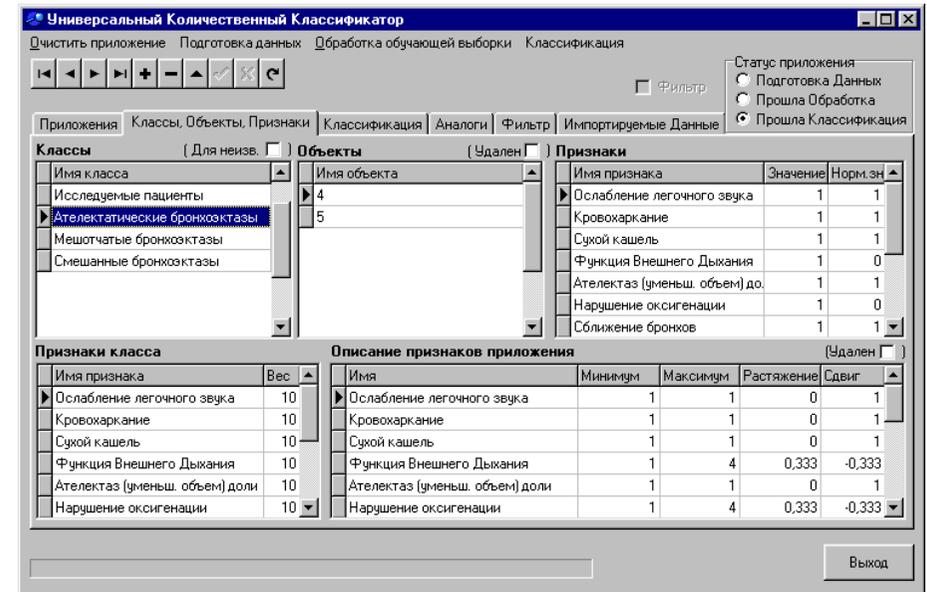


Рис. 1.

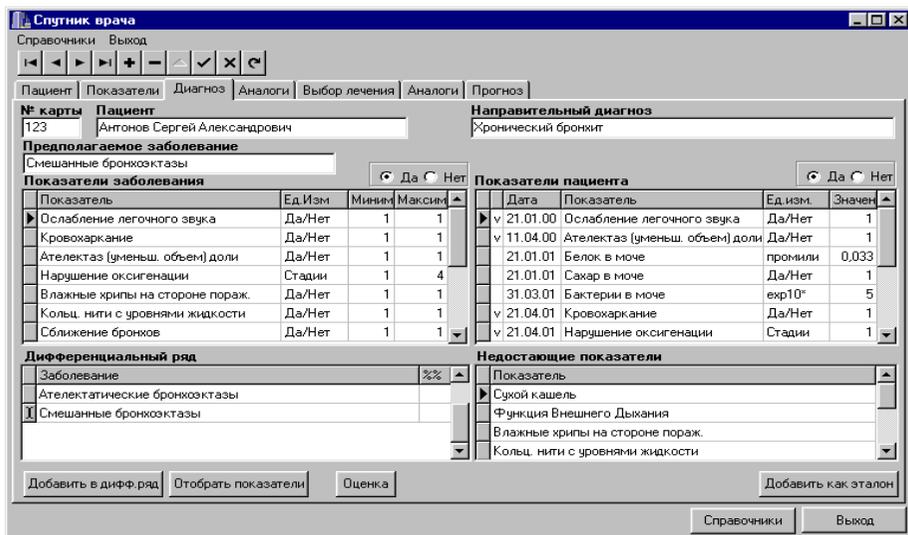


Рис. 2.

На рис. 2 виден набор показателей исследуемого пациента и сформированный на основе этого набора дифференциальный ряд. Показатели, имеющие отношение к этому ряду, отмечены системой. В правом нижнем блоке система указала недостающие показатели.

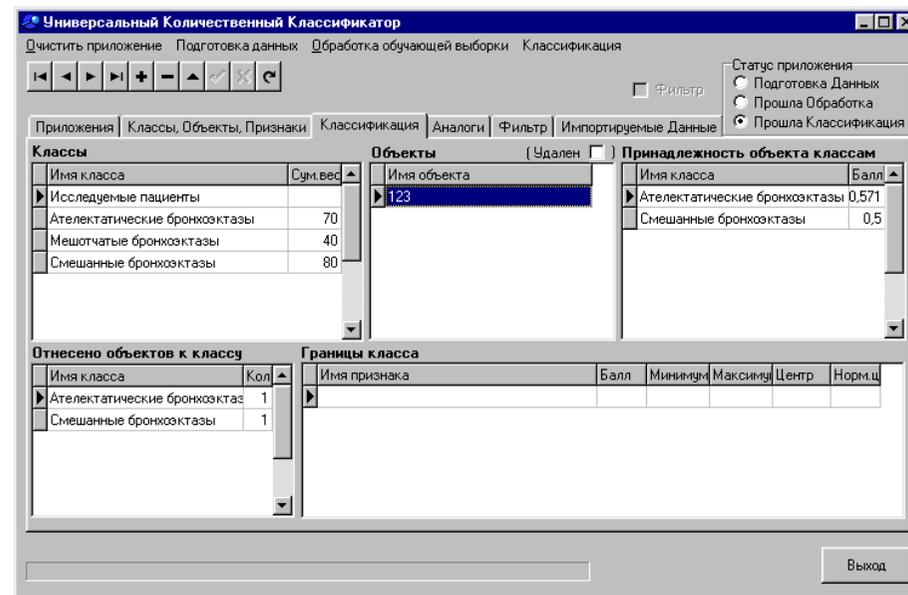


Рис. 3.

После передачи в ядро объект с номером карты 123 распознается как принадлежащий в разной степени двум классам: «Ателектатические бронхоэктазы» и «Смешанные бронхоэктазы» (рис. 3).

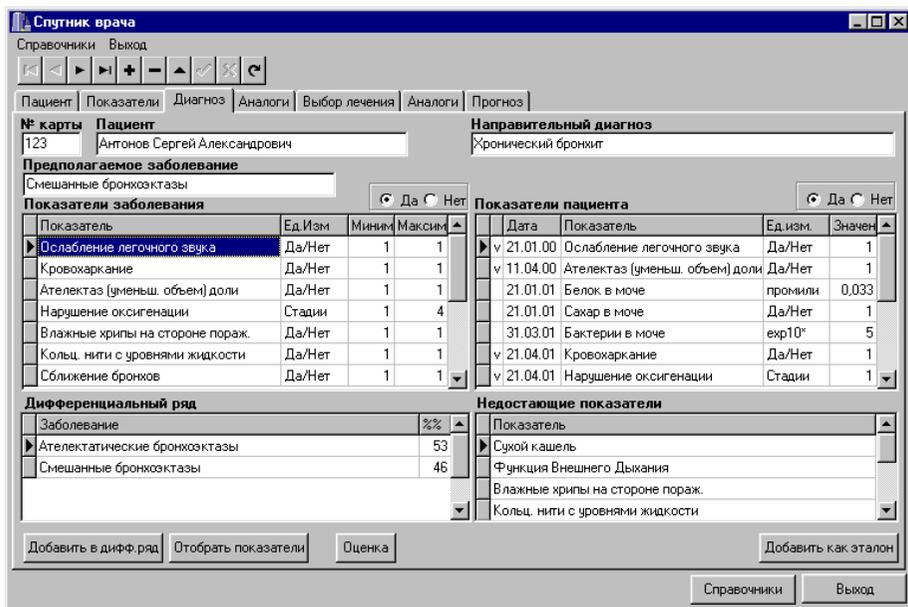


Рис. 4.

Результат оценки возвращается в оболочку. После нормирования по сумме баллов к 100% получаем степень достоверности заболеваний дифференциального ряда (рис. 4).

Изучение *аналогов* может оказать существенную помощь при исследовании больного. Согласно определению из предыдущего раздела, в признаковом пространстве исследуемого пациента аналоги должны образовывать такой же дифференциальный ряд.

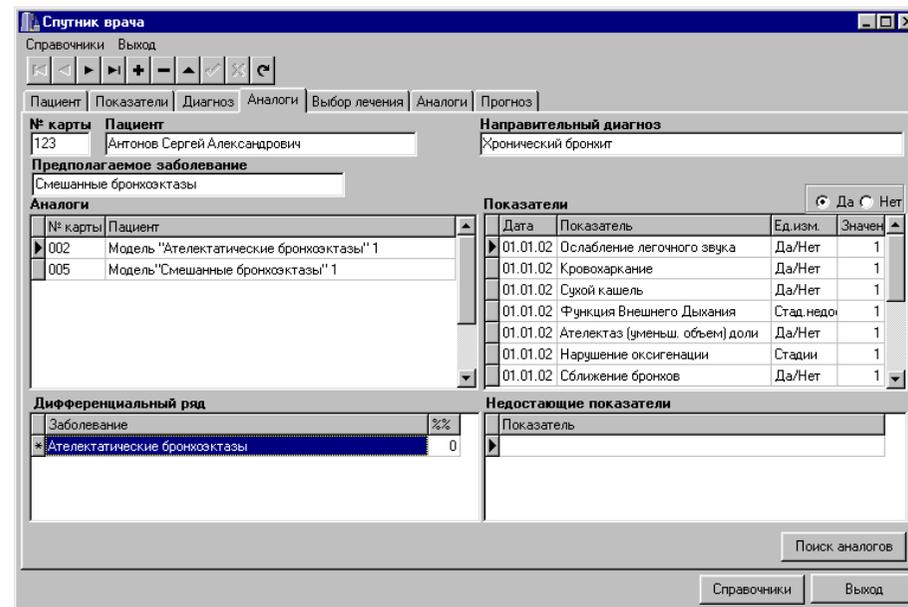


Рис. 5.

На рис. 5 видно, как система отобрала аналоги для исследуемого пациента. Ими послужили моделируемые пациенты из обучающей выборки как примеры конкретных заболеваний, отсюда - дифференциальный ряд, состоящий из одного заболевания и отсутствие недостающих показателей.

5. Заключение.

Система Спутник Врача предназначена для информационной поддержки всех этапов лечения. Она позволяет хранить и анализировать большие объемы данных, упростить принятие решения при постановке диагноза и выборе лечения, систематизировать сам процесс лечения. Система не диктует врачу, какое решение принимать, а лишь помогает ему сделать выбор. Врач с ее помощью может накапливать опыт, запоминая больных, интерпретируя их показатели, лечение и исход.

Опытный врач может ставить диагноз по небольшому количеству симптомов, учитывая скрытые связи между показателями, при отсутствии специфических проявлений идентифицируемых заболеваний. Именно этот опыт и призвана сохранить система. Благодаря используемому математическому аппарату, она позволяет использовать ассоциирующие симптомы, в неявном виде учитываемые врачом. В сочетании с механизмом поиска аналогов, система может стать для врача одновременно и записной книжкой, и справочником, и

экспертной системой, помогающей ориентироваться в сложных и неоднозначных ситуациях.

В отличие от большинства информационных систем, применяемых в медицине, данная система не ограничена отдельной областью медицины. Она может быть использована врачами специализированных лечебных учреждений, поликлиник, а также для обучения студентов и практикантов.

Литература.

1. Дюран Б., Оделл П. Кластерный анализ. М. Статистика, 1977.
2. Дж. Ту, Р. Гонсалес. Принципы распознавания образов. М. Мир, 1978.
3. А.Л. Горелик, И.Б. Гуревич, В.А. Скрипкин, Современное состояние проблемы распознавания. М. Радио и Связь, 1985.
4. Бураковский В.И., Лишук В.А., Газизова Д.Ш. "Айболит" - новая технология для классификации, диагностики и интенсивного индивидуального лечения: Препринт ИССХ им.А.Н.Бакулева. -М. -1991. -63С.
5. Янковская А.Е., Гедике А.И. Построение прикладных интеллектуальных систем на базе системы ЭКСаПРАС.- Сб. научных трудов III конференции по искусственному интеллекту (КИИ-92).- Тверь, Ассоциация искусственного интеллекта, 1992.- Т. 2, с. 82 - 85.
6. Беляев А.Б., Годовников М.Н., Голубев С.А., Загоровский Н.М., Комаров С.И., Куршев Е.П., Осипов Г.С., Сазонова Л.И. Технология создания распределенных интеллектуальных систем. // Переславль-Залесский, 1997.
7. Кобринский Б.А. Системы искусственного интеллекта в медицине: Состояние, проблемы и перспективы // Новости искусственного Интеллекта. 1995;2:65-79.
8. Кобринский Б.А. Автоматизированные диагностические и информационно-аналитические системы в педиатрии. Русский Медицинский Журнал, Том 7, № 4, 1999
9. Диаген: http://www.aha.ru/~softbk/sbk_diagen.htm
10. Медицинский центр новых информационных технологий (МЦНИТ):<http://pediatr.mtu-net.ru/News/mcnit-30.html>
11. Ставицкий Р.В., Гуслистый В.П., Беридзе А.Д. Медицинская диагностика и динамика кластерного анализа: алгоритмы кластеризации, некоторые их свойства и возможности применения. // "Проблемы окружающей среды и природных ресурсов", 1997, № 2
12. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. В сб. "Проблемы кибернетики", Вып. 33, М., Наука, 1978.
13. Булыгин В.П., Шумский В.И, Портнов Л.Н. и др., Компьютерные медицинские экспертные системы как средство повышения эффективности диагностики и лечения // Альманах клинической медицины – М., 1999. Т II. С 366-376.
14. Expert Systems in Medicine: <http://amplatz.uokhsc.edu/acc95-expert-systems.html>
15. AIM (Artificial Intelligence in Medicine): <http://www.gretmar.com/ailist/list-main.html>
16. Larsson, J. E. and Hayes-Roth, B. Guardian: An Intelligent Autonomous Agent for Medical Monitoring and Diagnosis, IEEE Intelligent Systems and their Applications, 13(1), 58-64, 1998.
17. Iliad 4.5 Course Description. <http://www.medinfosource.com/catalog/670info.html>