Воронежская Государственная Медицинская Академия им. Н.Н. Бурденко

Кафедра информационных систем.

Реферат

На тему: "Экспертные системы – основа технологии информатизации врачебной деятельности"

Подготовила:

студентка 3 курса лечебного факультета 14 группы

Черных Н.В.

Проверила:

ассистент Гусева М.И.

Воронеж

2009г

**Содержание:**

1. Информатизация общества в целом и медицины в частности
2. Экспертные системы
3. Самообучающиеся интеллектуальные системы
4. Примеры использования экспертных систем в медицине
5. Выводы
6. Содержание

**1. Информатизация общества в целом и медицины в частности**

В последнее время неуклонно возрастает значение информационного обеспечения различных медицинских технологий. Использование современных информационных технологий становится критическим фактором развития большинства отраслей знания и областей практической деятельности, поэтому разработка и внедрение информационных систем является одной из самых актуальных задач.

В медицинских учреждениях большинство персональных компьютеров применяется лишь для обработки текстовой документации, хранения и обработки баз данных, ведения статистики и выполнения финансовых расчетов. Отдельная, специализированная часть машин используется совместно с различными диагностическими и лечебными приборами.

Во многих лечебно-диагностических технологиях возможности современных компьютеров практически не используются. Прежде всего, это диагностика, назначение лечебных мероприятий, прогнозирование течения заболеваний и их исходов. На наш взгляд, основными причинами недостаточно полного использования современных компьютерных технологий в медицине являются слабо развитая техническая база, недостаточный уровень подготовки участников этих технологий в области современного аппаратного и программного обеспечения, плохая оснащенность специализированными пакетами прикладных программ и др. Большое значение имеет психологический аспект применения компьютерных приложений. Это серьезная причина, связанная с особенностями работы врача. Врач является исследователем, его работа носит творческий характер, однако он несет прямую ответственность за результат своей деятельности. Принимая решение о диагнозе или лечении, он опирается на знания и опыт – свои собственные и коллег, являющихся для него авторитетом. Очень важно при этом обоснование решения, особенно если оно подсказывается со стороны.

Современные технические возможности позволяют выйти на качественно новый уровень представления течения заболевания, а именно визуально, на основе соответствующих математических моделей, пространственно смоделировать типовое развитие патологического процесса при конкретном заболевании. Уже сейчас, на современном этапе развития медицины, информационные нагрузки достигают пределов человеческих возможностей. Возникает дилемма: либо приходится жертвовать полнотой анализа информации, либо необходимо шире использовать различные методы компьютерной поддержки принятия решений.

**2. Экспертные системы**

Медицинские экспертные системы позволяют врачу не только проверить собственные диагностические предположения, но и обратиться к компьютеру за консультацией в трудных диагностических случаях.

Экспе́ртная систе́ма (ЭС, expert system) — компьютерная программа, способная частично заменить специалиста-эксперта в разрешении проблемной ситуации. ЭС начали разрабатываться исследователями искусственного интеллекта в 1970-х годах, а в 1980-х получили коммерческое подкрепление.

Область исследований, посвященная формализации способов представления знаний и построению экспертных систем (ЭС), называют «инженерией знаний». Этот термин введен Е. Фейгенбаумом и в его трактовке означает «привнесение принципов и средств из области искусственного интеллекта в решение трудных прикладных проблем, требующих знаний экспертов». Иными словами, экспертные системы применяются для решения неформализованных проблем, к которым относятся задачи, обладающие одной или несколькими характеристиками из следующего списка:

- задачи не могут быть представлены в числовой форме;

- исходные данные и знания о предметной области неоднозначны, неточны, противоречивы;

- цели нельзя выразить с помощью четко определенной целевой функции;

- не существует однозначного алгоритмического решения задачи.

Все вышеперечисленные свойства являются типичными для медицинских задач, так как в большинстве случаев они представлены большим объемом многомерных, запутанных, а порой и противоречивых клинических данных. ЭС позволяют решать задачи диагностики, дифференциальной диагностики, прогнозирования, выбора стратегии и тактики лечения и др.

Весьма существенно, что работа с экспертными системами может вестись удалённо (телемедицина)

Наиболее важные области применения экспертных систем:

1. Диагностика неотложных и угрожающих состояний в условиях дефицита времени
2. Ограниченные возможности обследования
3. Скудная клиническая симптоматика
4. Быстрые темпы развития заболевания

Общий принцип, положенный в основу формирования медицинских экспертных систем, - включение в базу знаний синдромов, отражающих состояние всех основных систем органов.

В создании экспертных систем участвуют, как правило, врач-эксперт, математик и программист. Основная роль в разработке такой системы принадлежит эксперту-врачу.

У полностью оформленной экспертной системы присутствуют 4 основных компонента (блока):

* База знаний
* Машина вывода
* Модуль извлечения знаний
* Система объяснения принятых решений

Кроме того, хорошая экспертная система имеет блок для пополнения базы знаний – система с обучением.

Экспертные системы позволяют не только производить раннюю доклиническую диагностику, но также оценивать сопротивляемость организма и его предрасположенность к заболеваниям, в том числе онкологическим.

**3. Самообучающиеся интеллектуальные системы**

Среди экспертных медицинских систем особое место занимают так называемые самообучающиеся интеллектуальные системы (СИС). Они основаны на методах автоматической классификации ситуаций из реальной практики или на методах обучения на примерах. Наиболее яркий пример СИС — искусственные нейронные сети.

Искусственные нейронные сети (ИНС; artificial neural networks) представляют собой нелинейную систему, позволяющую классифицировать данные гораздо лучше, чем обычно используемые линейные методы. В приложении к медицинской диагностике ИНС дают возможность значительно повысить специфичность метода, не снижая его чувствительность.

ИНС — это структура для обработки когнитивной информации, основанная на моделировании функций мозга. Основу каждой ИНС составляют относительно простые, в большинстве случаев однотипные элементы (ячейки), имитирующие работу нейронов мозга. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Искусственный нейрон обладает группой синапсов — однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон — выходную связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов.

Для ИНС характерен принцип параллельной обработки сигналов, что достигается путем объединения большого числа нейронов в так называемые слои и соединения нейронов различных слоев. Теоретически количество слоев и количество нейронов в каждом слое может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера. В общем случае, чем сложнее ИНС, тем масштабнее задачи, подвластные ей. Прочность синаптических связей модифицируется в процессе извлечения знаний из обучающего набора данных (режим обучения), а затем используется при получении результата на новых данных (режим исполнения).

Наиболее важным отличием ИНС от остальных методов прогнозирования является возможность конструирования экспертных систем самим врачом-специалистом, который может передать нейронной сети свой индивидуальный опыт и опыт своих коллег или обучать сеть на реальных данных, полученных путем наблюдений. Нейронные сети способны принимать решения, основываясь на выявляемых ими скрытых закономерностях в многомерных данных. Положительное отличительное свойство ИНС состоит в том, что они не программируются, т.е. не используют никаких правил вывода для постановки диагноза, а обучаются делать это на примерах. В ряде случаев ИНС могут демонстрировать удивительные свойства, присущие мозгу человека, в том числе отыскивать закономерности в запутанных данных. Нейронные сети нашли применение во многих областях техники, где они используются для решения многочисленных прикладных задач: в космонавтике, автомобилестроении, банковском и военном деле, страховании, робототехнике, при передаче данных и др. Другое, не менее важное, свойство нейронной сети состоит в способности к обучению и обобщению полученных знаний. Сеть обладает чертами так называемого искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве обучающих выборок, она обобщает накопленную информацию и вырабатывает ожидаемую реакцию применительно к данным, не обрабатывавшимся в процессе обучения.

Схематично процесс применения обученной ИНС в медицине показан на рис. 2



Рис. 1. Схема применения обученной искусственной нейронной сети в медицине

Несмотря на значительное количество уже известных практических приложений искусственных нейронных сетей, возможности их дальнейшего использования для обработки сигналов окончательно не исчерпаны, и можно предположить, что ИНС еще в течение многих лет будут одним из основных инструментов поддержки принятия решений в условиях отсутствия точных моделей реальных процессов и явлений.

Примером другой перспективной технологии обработки и обобщения больших объемов информации для решения задач классификации и прогнозирования является так называемая технология анализа и добычи данных Data Mining. Методы и инструментальные средства анализа и добычи данных представляют собой дальнейшее развитие таких известных статистических инструментов разведочного анализа, как метод главных и метод независимых компонент, факторный анализ, множественная регрессия, редуцирование пространства признаков с использованием метода многомерного шкалирования, кластерного анализа и распознавания образов и др. Программно реализованные и снабженные удобным пользовательским интерфейсом, а также поддержанные гибкими алгоритмами визуализации многомерных данных, средства Data Mining позволяют проводить соответствующие исследования даже начинающему пользователю. В арсенал методов кластерного анализа и распознавания образов систем Data Mining обычно входят метод опорных векторов (Support Vector Machine, или SVM), метод деревьев решений (decision trees), метод «ближайшего соседа» в пространстве признаков, байесовская классификация и др.

Среди указанной группы методов классификации и распознавания наиболее интересным и гибким представляется метод опорных векторов (МОВ).

Метод опорных векторов (МОВ) – это метод первоначальной классификации, который решает данную задачу путем построения гиперплоскостей в многомерном пространстве, разделяющих группы наблюдений, принадлежащих к разным классам. На рис. 3 проиллюстрирована основная идея МОВ. В левой части схемы представлены исходные объекты, которые далее преобразуются (перемещаются, сдвигаются) в пространстве признаков при помощи специального класса математических функций, называемых ядрами. Этот процесс перемещения называют еще преобразованием, или перегруппировкой объектов. Новый набор преобразованных объектов (в правой части схемы) уже линейно разделим. Таким образом, вместо построения сложной кривой (как показано в левой части схемы) требуется лишь провести оптимальную прямую, которая разделит объекты разных типов. Затем метод отыскивает объекты, находящиеся на границах между двумя классами, которые называются опорными векторами, и использует их для принятия решений о принадлежности к тому или иному классу новых объектов, предъявляемых для распознавания.

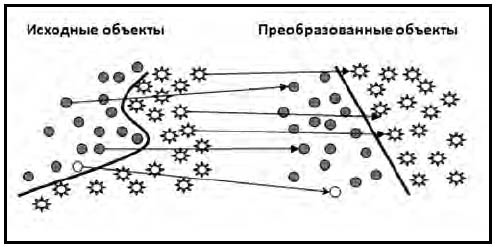


Рис. 3. Основная идея метода опорных векторов

**4. Примеры использования экспертных систем в медицине**

Примеры использования экспертных систем в медицине нельзя назвать единичными, они применяются во многих областях здравоохранения. Примечательно, что подавляющее большинство таких работ выполнено зарубежными исследователями и в основном они касаются возможностей использования ИНС в различных клинических ситуациях. Так, например, в области хирургии P.L. Liew et al. на основе ИНС создали систему прогнозирования риска развития желчнокаменной болезни у людей с избыточной массой тела. Авторы ретроспективно изучили антропоморфометрические, анамнестические, клинические и лабораторные данные 117 пациентов с ожирением, прооперированных за период с февраля 1999 по октябрь 2005 г. Была построена ИНС, обученная алгоритмом обратного распространения. Использовались 30 входных переменных, включая клинические данные (пол, возраст, индекс массы тела, сопутствующие заболевания), лабораторные показатели и результаты гистологического исследования. Прогнозирующую ценность ИНС сравнивали с моделью логистической регрессии, обученной на той же базе данных. ИНС продемонстрировала лучшую прогнозирующую ценность и более низкую ошибку, чем модель логистической регрессии. Наиболее важные факторы риска желчнокаменной болезни, по данным обеих методик, — повышенное диастолическое артериальное давление, преморбидный фон, нарушение метаболизма глюкозы и повышение уровня холестерина крови.

В эндоскопии A. Das et al. использовали нейросетевые технологии для сортировки больных с неварикозными кровотечениями из верхних отделов желудочно-кишечного тракта. Была исследована эффективность ИНС, обученной по клиническим и лабораторным данным 387 пациентов с изучаемой патологией, верификация — по данным 200 пациентов с проведением ROC-анализа. На выходе сети имелись две результирующие переменные: наличие или отсутствие признаков продолжающегося кровотечения и потребность в лечебной эндоскопии. Чувствительность нейронной сети составила > 80 %, прогнозирующая ценность – 92—96 %.

В онкоурологии P. Bassi et al. прогнозировали 5-летнюю выживаемость пациентов, перенесших радикальную цист-эктомию по поводу рака мочевого пузыря. Для этого были разработаны и сравнены ИНС и модель логистической регрессии (МЛР). Выявлено, что единственными статистически достоверными предсказателями 5-летней выживаемости оказались стадия опухоли и наличие или отсутствие прорастания в соседние органы. Положительная прогнозирующая ценность МЛР — 78,6%, ИНС – 76,2%, отрицательная прогнозирующая ценность – 73,9% и 76,5% соответственно. Индекс диагностической точности МЛР – 75,9%, ИНС – 76,4%. Таким образом, прогностическая ценность ИНС оказалась сопоставимой с МЛР, но нейросеть продемонстрировала определенные преимущества: ИНС базируется на удобном в работе, понятном программном обеспечении, позволяющем выявлять нелинейные связи между переменными, поэтому она более предпочтительна для использования в прогнозировании.

С. Stephan et al. применили ИНС для автоматизированного анализа биоптата предстательной железы. Методика основывалась на выявлении общего простат-специфического антигена (ПСА) и определении процента свободного ПСА. Чувствительность составила 95%, специфичность – 34%. При дополнении нейросети моделью логистической регрессии специфичность возросла до 95%.

F. K. Chun et al. использовали ИНС для выявления группы риска рака предстательной железы в сравнении с МЛР. ИНС также продемонстрировала более точные прогностические возможности.

В трансплантологии G. Santori et al. применили нейросетевые технологии в прогнозировании отсроченного снижения креатинина сыворотки крови у детей после трансплантации почки. Для выявления корреляции между входными переменными и искомым результатом у пациентов, подлежащих трансплантации почки, была создана искусственная нейронная сеть, обученная на 107 клинических примерах. Были отобраны наиболее важные переменные, коррелирующие с результатом: креатинин сыворотки крови в день пересадки, диурез за первые 24 часа, эффективность гемодиализа, пол реципиента, пол донора, масса тела в первый день после пересадки, возраст. Модель была откалибрована второй выборкой пациентов (n = 41). Точность нейронной сети в обучающей, калибровочной и проверочной выборках составила 89 %; 77% и 87% соответственно. Сравнительный логистический анализ показал общую точность 79%. Чувствительность и специфичность ИНС составили 87%, тогда как метод логистической регрессии продемонстрировал худшие результаты — 37% и 94% соответственно.

В медицинской радиологии F. Dоhler et al. использовали нейронную сеть для классификации изображений МРТ с целью автоматизированного обнаружения гиппокампального склероза. ИНС была обучена на 144 примерах изображений и позволяла классифицировать изменения в ткани головного мозга относительно наличия склеротических изменений. E.E. Gassman et al. создали ИНС для автоматизированной идентификации костных структур и оценили надежность этой методики по сравнению с традиционными. Кроме того, сегментацию структур кости ИНС выполнила в 10 раз быстрее.

В неврологии A.T. Tzallas et al. применили нейросеть для прогнозирования эпилептических приступов на основе анализа электроэнцефалограмм. Прогностическая точность метода составила 98 – 100 %.

Разработанная нами нейросетевая модель предназначена для прогнозирования вероятности развития инфицированного панкреонекроза на основании данных, полученных при поступлении больного в стационар и в течение первых 48 часов госпитализации: точность результатов — 90%, специфичность – 96% . Используя эту модель, мы получили возможность уже на ранних сроках заболевания острым панкреатитом определить группу больных, угрожаемых по развитию инфицированного панкреонекроза с выбором адекватной лечебно-диагностической тактики.

Кроме того, нейронная сеть позволила выделить 12 наиболее информативных показателей для прогнозирования в ранние сроки заболевания инфекционных осложнений острого панкреатита:

* тип госпитализации в стационар (перевод из другой больницы);
* возраст больного;
* индекс массы тела;
* температура тела больного;
* частота сердечных сокращений;
* частота дыхательных движений;
* количество лейкоцитов крови;
* вздутие живота, определяемое в течение 24 часов от начала заболевания (повышенное внутрибрюшное давление);
* острые жидкостные образования и (или) свободная жидкость в брюшной полости, определяемые в первые 24 часа от начала заболевания;
* мочевина крови;
* глюкоза крови;
* отсутствие улучшения общего состояния больного в течение 24 часов комплексной интенсивной терапии (пациент «не отвечает» на проводимое лечение, рост количества баллов по шкале SAPS II).

Технология Data Mining (DM), включающая нейросетевое моделирование, метод опорных векторов и др., применена N. Horowitz et al. в разработке диагностической анкеты для выявления гастроэзофагеальной рефлюксной болезни. Авторами были обследованы 132 пациента, на основании полученных данных построена DM-модель, позволившая отобрать наиболее важные и достоверные признаки заболевания: изжога, отрыжка кислым, положительный эффект от антацидной терапии и ухудшение самочувствия после острой, жирной пищи. Чувствительность и специфичность данного метода составили 75% и 78%.

Y.C. Lee et al. использовали DM-технологии для прогнозирования снижения массы тела после хирургического лечения ожирения. В работе ретроспективно учтены данные 249 пациентов (177 женщин и 72 мужчины), оперированных различными методиками. 208 больных (83,5%) в течение 2 лет после операции успешно снизили массу тела, тогда как у 41 (16,5%) эффекта не было. Созданная авторами DM-модель позволяет еще до операции выявить, будет ли после нее эффект и какой вид вмешательства предпочтительнее.

Общей чертой, объединяющей все приведенные выше примеры, является отсутствие единой универсальной технологии создания нейросетевых моделей. В публикуемых разработках используются самые разнообразные архитектуры и алгоритмы функционирования экспертных систем. Это приводит к тому, что почти для каждой задачи разрабатывается своя собственная архитектура, а зачастую – некоторый уникальный алгоритм или уникальная модификация уже существующего алгоритма. С точки зрения практического применения такие экспертные системы почти не отличаются от традиционных программ принятия решений. Более того, предложены методы автоматизированного преобразования традиционных экспертных систем в нейросетевые. Их разработка требует участия специалистов по нейроинформатике, а возможности конструирования пользователем практически отсутствуют. Это делает такие системы дорогими и не очень удобными для практического применения, поэтому в публикациях авторы в основном сравнивают качество работы нейросетевых алгоритмов и традиционных систем, работающих по правилам вывода.

Таким образом, на основании анализа публикаций о применении экспертных систем в медицине можно сделать следующие выводы:

1. Медицинская нейроинформатика как наука находится пока на стадии накопления фактического материала.

2. Нейронные сети обладают чертами, так называемого искусственного интеллекта. Натренированные на ограниченном множестве обучающих выборок, они обобщают накопленную информацию и вырабатывают ожидаемую реакцию применительно к новым данным, не используемым в процессе обучения. Несмотря на значительное количество уже известных практических приложений, возможности дальнейшего использования подходов, основанных на методах искусственного интеллекта, их эффективность окончательно не изучены.

3. Современные технические возможности позволяют выйти на качественно новый уровень представления течения заболевания, а именно на основе экспертных автоматизированных технологий смоделировать типовое развитие патологического процесса. Экспертные компьютерные медицинские системы позволяют врачу не только проверить собственные диагностические предположения, но и обратиться к компьютеру за консультацией в трудных диагностических случаях.

**Литература**

1. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы. – М.: Финансы и статистика, 2006.

2. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе Statistica в среде Windows. – М.: Финансы и статистика, 2006.

3. Гельман В.Я. Медицинская информатика: практикум. – СПб.: Питер, 2002.

4. Горбань А.Н. Методы нейроинформатики. — Красноярск, 1998.

5. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. — Новосибирск: Наука, 1998.

6. Дюк В.А., Самойленко А.П. Data Mining: учебный курс. — СПб.: Питер, 2001.

7. Дюк В.А., Эмануэль В.Л. Информационные технологии в медико-биологических исследованиях. – СПб.: Питер, 2003.

8. Жарко В.И., Цыбин А.К., Малахова И.В. и др. // Вопросы организации и информатизации здравоохранения. — 2006.— № 4. – С. 3—7.

9. Жарко В.И. // Мед. вестник. – 2008. – № 9 (843). – С. 2.

10. Литвин А.А., Жариков О.Г., Сенчук Г.А. и др. // Проблемы здоровья и экологии. – 2007. – №2 (12). – С. 7–14.

11. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. Matlab 6. — Диалог-МИФИ, 2002.

12. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польск. – М.: Финансы и статистика, 2004.

13. Чубукова И.А. Data Mining. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008.