

*В.В. Евстигнеев, Е.Н. Апанель, А.С. Мастыкин*  
**Интеллектуальная медицинская система: попытка  
конкретизировать понятие**

*Белорусская медицинская академия последипломного образования  
Республиканский научно-практический центр неврологии и нейрохирургии*

Цель сообщения – проанализировать состояние в области разработок и создания интеллектуальных медицинских систем (ИМС) и попытаться конкретно ответить на вопрос: Что такое ИМС, как они работают, и в чем их значение для практического здравоохранения?

В литературе и Интернете все чаще упоминается понятие «интеллектуальная медицинская система» (ИМС). В России в 2001 создана Ассоциация Развития Медицинских Информационных Технологий (АРМИТ), где сконцентрированы работы по созданию медицинских информационных технологий, в том числе и ИМС. Эта Ассоциация способствует созданию единого информационного пространства в сфере МИТ, оказывает помощь медицинским учреждениям в вопросах выбора, приобретения, обслуживания и использования медицинских компьютерных систем, обеспечивает защиту пользователей от недобросовестных разработчиков и поставщиков МИТ. Причем, инициатива исходит преимущественно от специалистов в области прикладной математики и техники. Так, Г.И. Назаренко и Г.С. Осипов (2003) с технико-математических позиций рассматривают лечебно-диагностический процесс в контексте информационных систем. Авторы предлагают свои способы представления диагностических и лечебных знаний, создают информационные модели лечебно-диагностического процесса, описывают программные средства управления ими, вводят понятие клинического пути [1]. В медицинской литературе рассмотрение этих систем встречается реже, разве что в рекламных предложениях. В связи с этим представляется уместным подойти к конкретизации понятия ИМС с обеих сторон: технико-математической и медицинской. Здесь же вполне возможен нюанс со стороны математиков и техников: «зачем пытаться конкретизировать то, что уже четко и конкретно формализовано в математических понятиях и даже есть технические реализации». Такое замечание, вполне возможно, резонно. Но, с другой стороны, консервативно настроенная часть практикующих врачей не готова принять это положение, считая его декларативным и преждевременным. В лучшем случае, «почти готовность» принять ИМС для повседневной лечебно-диагностической практики воспринимается с осторожностью и скепсисом. Что, впрочем, тоже оправдано.

Вместе с тем, применение МИТ дает возможность оперативно организовать учет материальных, финансовых, кадровых ресурсов и медицинских данных, необходимых при планировании деятельности и управлении медицинским учреждением, основой чего является формализация медицинских данных. Работа же с медицинской документацией в ее

традиционном «докомпьютерном» виде занимает у лечащих врачей стационаров от 30 до 40% рабочего времени. При этом большая часть времени тратится на заполнение истории болезни, оформление эпикризов и дневников (до 25% рабочего времени врача) [2]. Такое положение вещей давно стало общеизвестной истиной.

Представляется целесообразным конкретизировать и дать определение самому понятию ИМС и ответить на вопрос, в какой степени оправдано вторжение искусственно-интеллектуальных разработок в лечебно-диагностическую практику, и насколько, до какого предела, впускать их в традиционно сложившуюся повседневную рабочую рутину больничных палат, врачебных кабинетов и операционных.

Мнения на этот счет с медицинской и технико-математической сторон можно считать крайностями в суждениях. Конкретнее, с одной стороны, медицинская диагностика и процесс назначения этиотропного лечения (практически) не формализуемы и целиком зависят от опыта и искусства врача, с другой, – эта медицинская деятельность может быть (почти) полностью формализована. Резонно предположить, что истина лежит где-то между этими крайностями. Впрочем, и здесь не все однозначно – между этими двумя крайними суждениями лежит проблема.

Намереваясь конкретизировать понятие формализованной ИМС, следует уточнить само понятие ФОРМАЛИЗАЦИЯ – это, в отличие от интуитивных и/или содержательных рассуждений, отображение результатов мышления в точных понятиях или утверждениях. Формализация тесно связана с абстрактным мышлением и представляет собой практическую реализацию которого. Процесс распознавания образа осуществляется по логической цепочке: органолептическое восприятие (созерцание, восприятие на слух, обоняние, осязание) – абстрактное осмысливание – формализованная практическая реализация. В логико-математической интерпретации формализация отображает содержательное (предметное) знание в виде специальных условных знаков и на формализованном алгоритмическом языке.

Повествуя о формализации вообще, нельзя обойти молчанием формализацию врачебного (клинического) диагноза. И в литературе, и в Интернете приводятся затяжные повествования по пока четко не формализованному понятию «Клинический диагноз», дебатированы различные подходы к нему, даются различные классификации, аргументируются конкретизации, но пока «воз и ныне там».

Не претендуя на полноту формализации медицинского диагноза вообще, обратим основное внимание на формализацию неврологического диагноза, проблема которого так и остается нерешенной [3-7]. Можно, конечно, отмахиваться от формально-логических рассуждений, с пренебрежением отнестись к «математизации» врачебной деятельности, но это не конструктивный путь совершенствования работы практикующего врача. Не углубляясь в крайности, можно только с полной уверенностью утверждать, что пока традиционная, гармонично не стандартизированная «вольница» в

определении этого понятия не будет помещена в строгие рамки формальной логики, проблема так и останется не решенной.

По состоянию на сегодня обобщающее понятие ИМС для практического применения представлены разработанными специально под конкретную диагностическую (дифференциально-диагностическую) задачу искусственными нейронными сетями (ИНС; artificial neural networks, ANN). Они представляют собой нелинейную систему, позволяющую классифицировать данные гораздо лучше, чем обычно используемые линейные методы, например, «доинтеллектуальный» линейный дискриминантный анализ. В медицинской диагностике ИНС (ANN) дают возможность значительно повысить специфичность метода, не снижая его чувствительность.

#### Медицинские экспертные системы

По мере совершенствования медицинских знаний и накопления фактического материала, как клинических, так и параклинических данных, все четче нарастает необходимость в дополнительных средствах хранения информации. Но только надежного «складирования» не достаточно – нужен еще быстрый доступ к нужной информации. Так началась разработка экспертных медицинских систем с надеждой, что наконец-то появится возможность переложить часть интеллектуального груза на машину. Существующие экспертные системы (ЭС) можно условно представить двумя хронологически следующими друг за другом категориями – «доинтеллектуальные», и на базе разработок по созданию искусственного интеллекта. Различие заключается в способности генерировать гипотезы. ЭС первой категории лишены этой способности, интеллектуальные ЭС, что видно уже из названия, способны моделировать, разумеется, в каком-то минимальном объеме, естественное мышление и строить гипотетические конструкции в виде правил, например, «если есть жалоба 1 и симптом 3, то имеет место заболевание Д2 с вероятностью 85%».

#### 1. «Доинтеллектуальные» медицинские экспертные системы

Первые медицинские экспертные системы «доинтеллектуального» периода были лишены способности к обучению и дообучению, и тем более, способности адаптироваться под оптимальные вычислительные процессы решаемых задач. Наивные ожидания и надежды тех лет на эффективность работы некоторых из этих систем не оправдались [8]. Это побуждало искать новые, более совершенные подходы к решению проблемы создания эффективных дифференциально-диагностических систем.

Наиболее популярным в 60-х годах прошлого столетия были ЭС на базе алгоритма поиска клинического прецедента. Конкретная симптоматика обследуемого пациента сопоставляется с предшествующими описаниями уже ранее обследованных пациентов. Вывод делался на основании наибольшего соответствия с таким «ближайшим клиническим соседом». Из чего следовала практическая рекомендация – в аналогичном случае, необходима аналогичная лечебно-профилактическая тактика. Алгоритм поиска клинического прецедента не утратил своей актуальности и в современных более совершенных ЭС в качестве структурного компонента.

Во второй половине прошлого столетия были предложены ЭС на базе байесовских вычислений, определения максимального правдоподобия, фазового интервала, логико-вероятностных вычислений [9].

В 60-е годы байесовский подход к классификации был особенно популярен и привлекал своей прозрачностью и неприязательностью с основными предпосылками тем, что все переменные (жалобы, признаки, симптомы, лабораторные данные и пр.) являются одинаково важными и статистически независимыми – значение одной переменной ничего не говорит о значимости другой. Такие допущения дали повод считать этот метод наивно-байесовским подходом (naive-bayes approach) [10].

Особый интерес представляет ЭС разработанная по алгоритму оптимальной линейной фильтрации, который позволяет, как и в средствах радиосвязи, подавлять информационный шум, в качестве которого выступают корреляционные связи между симптомами. Образуя многочисленные корреляционные плеяды, они так «зашумливают» процесс диагностики, что делают его практически невозможным [11]. Можно, конечно, образно говоря, «спрятать голову в песок» и проигнорировать любые связи и взаимоотношения между симптомами, но это просто наивное незнание и/или не желание вникать в глубь диагностических проблем. С нежелательностью корреляционных связей между экспертными решениями и необходимостью минимизации их влияния на качество дифференциально-диагностического распознавания приходится сталкиваться и в более совершенных современных интеллектуальных диагностических системах [12].

Следует заметить, что в зависимости от функционально-структурных особенностей ЭС, алгоритма ее работы, целей, для достижения которых они разработаны, корреляционные связи между независимыми переменными (признаками-предикторами) могут быть полезны для решения поставленной задачи, но могут этому и препятствовать.

Попутно следует заметить, что не все «доинтеллектуальные» методы добычи данных (data mining) дефективны и должны быть преданы забвению. Они по-прежнему остаются в арсенале диагностических и дифференциально-диагностических методик. Одним из примеров успешного применения в ангионеврологии является «Система поддержки принятия решений в диагностике дисциркуляторной энцефалопатии Нейро-Эксперт 1.0» [13]

Особое место в медицинских исследованиях занимает факторный анализ (ФА), который дает возможность представить клиническую картину какого-либо заболевания, «нарисованную» корреляциями между признаками-предикторами (жалобами, симптомами, лабораторными данными). Наибольшее распространение в медицинских исследованиях получил метод главных компонент [14-16]. Иногда встречаются публикации, в которых анализируются медицинские, социально-медицинские и другие факторы изучаемого объекта, процесса, не имеющие отношение к методам факторного анализа. Факторный анализ и анализ факторов это не одно и тоже.

## 2. Экспертные системы на базе разработок по созданию искусственного интеллекта

По мере того, как в медицинской области знаний шел поиск решений по эффективной автоматизации диагностического процесса, в технико-математической области знаний интенсивно разрабатывались распознавательные системы, так или иначе моделирующие когнитивную деятельность естественного мозга человека. Имеются литературные обзоры, посвященные истории создания моделей искусственного интеллекта, способных анализировать исходные данные, адаптироваться в условиях решаемой распознавательной задачи и предлагать исследователю оптимальное ее решение [7, 17, 18].

Если говорить о системах на базе разработок по созданию искусственного интеллекта, то лучше делать это *ab ovo*, начиная с работ основоположника этого направления в науке Марвина (Мервина) Минского, и, прежде всего, с введенного им понятия фрейма [19, 20].

Фрейм (англ. *frame* — кадр, рамка) это своеобразная когнитивная ячейка, содержащая в себе какую-либо стереотипированную ситуацию. Различают фреймы-образцы, фреймы-экземпляры, фреймы-структуры, фреймы-роли, фреймы-сценарии, фреймы-ситуации. Система связанных фреймов может образовывать семантическую сеть, аналогично тому, как отдельные, разрозненные по содержанию фотокадры объединяются единым смысловым повествованием в одну киноленту. Фреймы представляют собой основу интеллектуальных экспертных систем. Иногда фреймовая интерпретация работы интеллекта используется как синоним понятия инженерия знания (нем. - *Wissensrepräsentation*).

Фрейм можно представить графически в виде сети, состоящей из узлов и связей между ними. Каждый узел представляет собой определенное понятие, которое может быть задано в явном виде и конкретизировано согласованием его с некоторой конкретной ситуацией, интересующей врача-исследователя. Совокупность заданных в явном виде узлов-понятий образует основу для "понимания" любой конкретной изучаемой ситуации. Комплекс различных по назначению фреймов, связанных единым смысловым значением, это уже и есть искусственная нейронная сеть (ИНС). Однако, следует заметить, что представления о формализации описания знаний со времен работ М. Минского претерпели значительные изменения. В настоящее время для этой цели предлагаются более совершенные формальные модели, способные работать с классическими «в смысле М. Минского» системами искусственного интеллекта – фреймами, семантическими сетями [21].

Устоявшиеся представления о различных интеллектуальных нейросетевых системах (в том числе и ИНС) сложились на основе теоретических исследований, представленных теоремами Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нильсона и Б. Коско [22, 23].

Для усиления распознавательной способности ИНС применяется генетический алгоритм (ГА), с помощью которого осуществляется

предварительная подготовка (предподготовка) признаков-предикторов, и прежде всего отбор с наиболее выраженным дифференциально-диагностическим потенциалом [24, 25].

Впрочем, совершенствование интеллектуальных распознавательных (диагностических) медицинских систем идет еще дальше – ИНС и ГА объединяются в единый агрегат, работающий по единому ассемблированному нейрогенетическому алгоритму (ИНСГА). Пример успешного применения такого объединенного алгоритма в ангионеврологии приводит авторский коллектив из Бахрейна и Индии D. Shanthi et al (2008). Разработанная авторами классификационная диагностическая система предназначена для дифференциальной диагностики заболеваний, входящих в нозологию «инсультная болезнь, the Stroke Disease» с дифференциально-диагностическими классами для распознавания (в авторском изложении): Brain Attack, Embolic Stroke, Thrombotic Stroke, Ischemic Stroke, Cerebrovascular Accident (CVA), по следующим признакам-предикторам: 1. Hypertensive, 2. Diabetes 3. Myocardial 4. Cardiac failure 5. Atrial fibrillation 6. Smoking 7. Blood cholesterol 8. Left arm and leg 9. Right arm and leg 10. Slurring 11. Giddiness 12. Headache 13. Vomiting 14. Memory deficits 15. Swallowing 16. Vision 17. Double vision 18. Vertigo 19. Numbness 20. Dizziness. [26].

В наших исследованиях особый интерес представляет прогностическое моделирование (Predictive Modeling), при котором найденные в базе данных обучающей выборки закономерности применяются для диагностического предсказания при классифицировании нового обследуемого пациента. В этом случае его можно отнести с определенной долей уверенности к определенному диагнозу (подтип ТИА) или состоянию (возможность возникновения эпилептиформного приступа) по известным атрибутам (признакам-предикторам ТИА, данным ЭЭГ-обследования) с целью назначения превентивных лечебно-профилактических мероприятий [ 7, 12, 27].

Перечень примеров успешного применения ИНС в практической медицине.

#### 1. В кардиоангиологии

Распознавание прегипертонии и своевременное принятие лечебно-профилактических мер – важное условие предотвращения острых нарушений мозгового кровообращения. К категории «прегипертоников» относится до 20% населения в самом трудоспособном возрасте от 18 до 30 лет. И хотя официально признанным является термин «маскированная (скрытая) артериальная гипертония» [28, 29], для лечебно-профилактических мероприятий термин «прегипертония» нам представляется более удачным так, как он ориентирует на проведение профилактики в общем русле борьбы с предпатологией.

Все это прописные истины, если диагноз прегипертонии уже известен и выставлен. Но намерение найти пациента с этим диагнозом в массовых диспансерных обследованиях населения требует значительных усилий, а это, в

свою очередь, требует разработки новых более совершенных диагностических методик.

В последние 3-5 лет интенсивно дебатруется проблема «мягкой» гипертонии. В 2007 году в Милане состоялся очередной, 13-й Конгресс Европейского общества по артериальной гипертонии и Европейского общества кардиологов (ЕОАГ–ЕОК) [30]. Одним из наиболее заметных событий на этом крупнейшем международном форуме стало представление новых рекомендаций по лечению артериальной гипертонии (АГ). Проявляется повышенный интерес к феномену «белого халата» (white-coat hypertension, WCHT) и скрытой форме (masked hypertension, МНТ). Появилось сравнительно новое понятие «офисная гипертония». (Что это? Острая нозогения пациента на обстановку в его рабочем офисе, новое модное название «просто» дистонии по гипертензивному типу на приеме в кабинете у врача, аналог феномена «белого халата», или же это более серьезный предвестник и/или фактор риска серьезного кардиocerebrovascularного заболевания? ) [30, 31].

Один из подходов к выявлению скрытой АГ основан на «консилиуме» нескольких нейросетевых моделей. В.Г. Вилков, Р.Г. Оганов и С.А. Шальнова (2006) исследовали возможности ряда нейросетевых прогнозно-диагностических моделей для выбора самых эффективных из них. Они выражают уверенность в том, что с использованием нейросетевых технологий можно создать модель, позволяющую диагностировать АГ на самых ранних стадиях у лиц без явной констатации повышения АД традиционным измерением с чувствительностью и специфичностью более 80% [32]. В таких же пределах фигурируют значения этих параметров и в наших исследованиях.

Об успешном применении нейросетевого алгоритма для распознавания больных с сердечно сосудистой патологией сообщают D. Baldassarre et al. (2004) [33].

В кардиологии и неврологии проблема анализа ЭКГ и ЭЭГ с целью максимальной «добычи данных» (data mining) занимает особое место. Поиск «интересных участков» на их записях трудоемкий и практически нереализуемый визуально с помощью циркуля и линейки.

В последних разработках в этой области предпочтение отдается описанию сегментов записей с привлечением математического аппарата экспоненты Ляпунова со стохастическим анализом в рамках теории хаоса и искусственных нейронных сетей [34-37].

## 2. В неврологии

S. Laurentsyeva, V. Golovko, V. Evstigneev (2009) применили нейросетевую технологию для выявления эпилептиформной активности сегментацией сигналов электроэнцефалограмм. Хаотичные аномальные очаги в записях ЭЭГ расцениваются как маркеры возможного эпилептиформного приступа, зарождающегося в соответствующем участке мозга. Одним из условий хаотичности ЭЭГ как динамической системы является чувствительность к исходным значениям начальных условий. В качестве их количественной меры используется старший показатель или экспонента Ляпунова. Предсказание развития траектории экспоненты осуществляется по

нейросетевой технологии. Самый сложный это начальный этап выделения сегментов, он осуществляется по следующему алгоритму, рис. [34-36].

После того, как выполнен этот участок работы, сегментированные сигналы поступают на входные формальные нейроны обычного трехслойного персептрона для последующего обучения выявлять аналогичные, аномальные по отношению к нормальной ЭЭГ, сегменты у вновь обследуемых пациентов.

Такой подход к прогнозной диагностике приступов эпилепсии дает возможность выявлять аномальные участки в записях ЭЭГ для предотвращения этих приступов до того, как они успеют развиваться в своем развернутом виде.

А.Т. Tzallas et al. (2008) применили частотно-временной анализ для автоматизированной детекции сегментов на ЭЭГ, где могут быть указания на возможность эпилептического приступа с последующей их классификацией и обучением по алгоритму работы ИНС [37].



Рис. Процедура сегментации сигнала ЭЭГ.

О.Ю. Реброва и соавт. (2004) применили нейросетевой алгоритм для диагностики патогенетических подтипов ишемического инсульта [38].

Для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак Б. В. Дривотинов и соавт. (2007) использовали адаптивный нейросетевой классификатор [5, 12].

К. Kaczmarszyk et al (2009) протестировали эффективность трех методов классификации особенностей походки у постинсультных больных: обычное качественное повествовательное описание (85% правильных классификационных ответов), описание с количественными минимаксными угловыми оценками (50% правильных классификационных ответов). Самым эффективным классификационным методом оказался на основе ИНС (100% точность классификации по движениям в коленном суставе, 86% - по фронтальному движению в тазобедренном суставе). Авторы выражают уверенность в том, что классификационные решения с применением ИНС мо-



гут быть существенным дополнением для индивидуализированной «таргетной» реабилитации постинсультных больных [40].

### 3. В других областях медицинской деятельности

В.Т. Пустовойтенко, А.С. Мاستыкин, Н.А. Новоселова (2007) применили нейросетевое моделирование в травматологии и ортопедии для классификации антропометрических и ортопедических признаков ампутированной культи голени с учетом индекса массы тела [41].

О.Г. Жариков и сотр. (2008), разработали нейросетевую модель для прогнозирования вероятности развития инфицированного панкреонекроза на основании данных, полученных при поступлении больного в стационар в течение первых 48 часов госпитализации. Точность результатов — 90%, специфичность — 96% [42].

Нейросетевой подход к клинической лабораторной диагностике использовали В.Г. Щетинин и А.А. Соломаха (1998) [43].

D. Wang, B. Larder, A. Revell et all (2009) применили нейросетевой классификатор для прогнозирования вирусологического ответа при лечении ВИЧ инфицированных больных. Наилучшие результаты были получены с использованием ИНС по методу опорных векторов (support vector machines, SVM). Комбинирование этого метода с другими нейросетевыми алгоритмами, по мнению авторов, увеличивает точность прогностического решения [44].

Группа испанских исследователей F. Mateo, R. Gadea, A. Medina et all (2009) в гигиеническом исследовании применили ИНС для определения концентрации охратоксина А в пищевых продуктах, содержащих виноградные компоненты. Охратоксин А (ОТА), идентифицируется как специфический сильнодействующий нефротоксин. По предлагаемой авторами нейросетевой методике производится идентификация и классификация по уровням содержания ОТА с целью предотвращения использования пищевых продуктов, содержащих опасные концентрации этого токсичного ингредиента [45].

Имеются и другие многочисленные сообщения об успешном применении нейросетевых решений в различных областях медицины.

Наиболее вероятное отношение практикующего врача к разработкам интеллектуальных медицинских систем

На современном этапе разработок ИМС – неоднозначное, скорее настороженное. Интеллектуальная медицинская система.... Ну, вот опять нужно что-то учить, когда и так голова пухнет и кругом идет от повседневных забот и обязанностей. Все это так далеко от повседневных ударов неврологического молотка по сухожилиям и антиагрегантного действия аспирина. И действительно, если все усилия по созданию и внедрению ИМС в практику – это только дополнительная нагрузка, и не дает никакого облегчения в работе, то такая узкоутилитарная реакция действительно оправдана. Причиной этому привычка к устоявшимся стереотипам, к консервативному конкретному мышлению, когда отдаленные от повседневной рутины формально-логические понятия размыты, не имеют четких границ, а польза от них в повседневной практической работе сразу же вызывает сомнение и негативную

реакцию. К тому же, усталость от повседневной работы, о которой, может быть, не всегда принято говорить, но повседневное давление которой сказывается на качестве результатов. Этот формально-логический вектор, ориентированный к нуждам практической медицины, до сих пор неоднозначно воспринимается медицинским цехом, и не без иронии. «В определенных кругах вы рискуете выглядеть полным профаном, если ваше участие в беседе не приправлено гарниром из точек бифуркации, чисел Ляпунова, замкнутых фазовых пространств или фракталов» (M. Janse, 1992) [46].

Клинический диагноз. Независимо от его предметной целенаправленности (предварительный, нозологический, окончательный и пр.), от его точности и лечебно-профилактической направленности зависит успех. А в этом отношении еще много нуждается в доработке и домысливании. Есть все основания согласиться с А.П. Иерусалимским (2008) в том, что все еще присутствует неудовлетворенность, и даже раздраженность известных неврологов потому, что «проблеме клинической классификации нозологических форм уделяется недостаточно внимания». Не удовлетворяет и такое капитальное руководство как МКБ-10 – «это перечень статистических категорий для анализа и изучения заболеваемости, а не клинических диагностических терминов» [3, 6].

Сдержанное отношение к высокотехнологичным информационным разработкам и желание изменить существующее неудовлетворительное положение в конкретизации формулировок так пока достаточно полно и четко не формализованного клинического диагноза, приемлемого для повседневной практической лечебно-профилактической работы, игнорируя общие положения формальной логики – это движение в тупик.

Результат попытки конкретизировать понятие «интеллектуальная медицинская система»

По состоянию на сегодня ИМС – это многочисленные специализированные распознавательные системы в различных областях медицины. Интернет изобилует предложениями купить такую систему для работы в области неврологии, хирургии, терапии. Скажем прямо, опыта работы с такими рекламируемыми ИМС мы не имеем, делать какие-то сравнения и давать оценки по ним у нас нет никаких оснований. Вместе с тем считаем, что это не должно служить основанием для отказа от поиска оптимального и прагматичного решения проблемы применения ИМС в системе здравоохранения. С полной уверенностью можно только утверждать, что работа над созданием таких эффективно и устойчиво работающих ИМС в различных областях медицины перспективна и должна продолжаться. Чему и предпринимаются шаги для создания дополнительных ассистирующих интеллектуализированных систем в помощь практикующему врачу [1-7, 13, 21, 24-26, 32-45, 51], отложив на второй план напряженные дебаты нужна или нет «математизация» медицины.

Теперь, после довольно обстоятельного анализа и описания состояния в области разработок диагностических интеллектуальных медицинских экспертных систем, следует обобщить сказанное и попытаться ответить на воп-

рос: Что же, в конце концов, представляют собой ИМС и как они соотносятся с ИНС?

Современные публикации по ИМС, как правило, насыщены математическими выкладками и формально-логическими доказательствами, которыми обосновывается необходимость ее разработки и целесообразность практического применения. ИМС в значительной степени теоретизированы. ИНС, как конкретизация искусственно-интеллектуальной ИМС, не содержит теоретических выкладок, и посвящена решению прикладной практической задачи по уже теоретически обоснованному алгоритму. Впрочем, такое разделение в значительной степени условно.

Сразу же следует признать, что искусственно созданная система (программа, устройство) полностью эквивалентная работе естественного мозга пока еще не создана. По состоянию на сегодня «искусственным интеллектом» принято называть любую систему, способную распознавать объекты, различать индивидуумов по состоянию здоровья, пациентов по нозологическим категориям, конструировать гипотезы. Обобщающее понятие «искусственный интеллект» постепенно утрачивает свое определяющее значение и замещается другим, более конкретным. Первоначально принятое понятие «персептрон» [19], как модель работы мозга, постепенно утрачивает свое определяющее значение, теперь это искусственные нейронные сети (ИНС, artificial neural networks, ANN).

На сегодня можно вполне уверенно говорить, что ИМС – это компьютеризированная медицинская конкретизация более обширной «искусственной интеллектуальной системы», способной самостоятельно генерировать гипотезы, и для полноценной, устойчивой и эффективной работы которой нужна специальная компьютерная операционная система (ОС), чтобы осуществлять с полной отдачей процесс имитации и моделирования когнитивной распознавательной деятельности естественного мозга. Стремиться обойтись только еще одной сравнительно несложной программкой, аналогичной многочисленным тем, которые уже содержатся на жестких дисках компьютеров для работы в ОС Windows – это только профанация идеи. Интеллектуальные системы такого уровня со своей специализированной ОС уже разработаны и применяются для решения лечебно-профилактических задач в спортивной медицине [48].

Своевременное превентивное выявление предпатологических и прегипертонических состояний в клинической медицине, в ангионеврологии, диктует необходимость разработки соответствующих ускоренных методов распознавания в условиях цейтнота, ориентируясь на анамнестические данные и данные экспресс-тестов, с последующим соответствующим быстрым лечебно-профилактическим реагированием. В этих условиях профилактические мероприятия следует проводить с акцентом на диагноз-состояние [49], которое необходимо, как только это возможно, быстро распознать, и ИМС призваны как раз этому существенно способствовать.

Детский период радужных надежд и необозримых перспектив по созданию «умеющих все» интеллектуальных медицинских систем закончился. Сейчас идет взрослое осмысление достигнутого в этой области с максимальным приближением к практической реализации. На сегодня это уровень интенсивных инновационных разработок. Заниматься ими престижно, похвально, но что касается внедрения их в практику, то это уже обратная сторона медали. Инновациям нужен инновационный климат [31, 47-52]. Окончательное, серьезное и продуманное внедрение ИМС в практическую работу системы здравоохранения еще ждет своего часа.

Авторы выражают признательность заведующему кафедрой математического обеспечения автоматизированных систем управления БГУ профессору Виктору Владимировичу Краснопрошину за конструктивные замечания и рекомендации, которые были учтены в процессе написания статьи.

### Литература

1. Назаренко, Г. И. Медицинские информационные системы и искусственный интеллект. Вып. 3: науч. пособ. / Г. И. Назаренко, Г. С. Осипов. М.: Медицина XXI, 2003. 240 с.
2. Гусев, М. В. Формализация медицинских данных как инструмент повышения эффективности и качества лечебно-диагностического процесса / М. В. Гусев // Сибирский Консилиум. 2004. № 8. С. 66–68.
3. Иерусалимский, А. П. К проблеме формулирования клинического диагноза в неврологии / А. П. Иерусалимский // Ж. невропатол. и психиатр. 2008. № 5. С. 105–106.
4. Новоселова, Н. А. Применение генетического алгоритма для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Н. А. Новоселова [и др.] // Медицинский журнал. 2008. № 4. С. 103–108.
5. Дривотинов, Б. В. Концепция ассемблирования генетического алгоритма и адаптивного нейросетевого классификатора для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Б. В. Дривотинов [и др.] // Медицинский журнал. 2009. № 1. С. 143–148.
6. Гиткина, Э. С. Адаптация клинической классификации сосудистых поражений мозга к международной статистической классификации болезней X пересмотра / Э. С. Гиткина [и др.] // Медицинские новости. 2000. № 6. С. 3–10.
7. Евстигнеев, В. В. Возможности методов искусственного интеллекта для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / В. В. Евстигнеев [и др.] // ARS MEDICA. 2009. № 3. С. 60–72.
8. Мастыкин, А. С. Роль экспертной системы для профилактики и лечения преходящих нарушений мозгового кровообращения. В сб. Периферическая нервная система. Вып. 21 / А. С. Мастыкин, И. П. Антонов, В. Б. Шалькевич. Минск, 1998. С. 120–125.
9. Мисюк, Н. С. Элементы автоматизации диагностического процесса в невропатологии / Н. С. Мисюк, Н. А. Лепешинский, А. С. Мастыкин. Минск, 1970. 192 с.

10. Brand, E. Naive-Bayes and Nearest Neighbor / E. Brand, R. Gerritsen // DBMS. 1998. № 7. P. 131–165.
11. Моисеева, Н. И. Проблемы машинного диагноза в невропатологии / Н. И. Моисеева. Л., 1967.
12. Новоселова, Н. А. «Консилиум» адаптивных нейросетевых классификаторов для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Н. А. Новоселова [и др.] // Медицинский журнал. 2008. № 3. С. 106–111.
13. Шемагонов, А. В. Система поддержки принятия решений в диагностике дисциркуляторной энцефалопатии «Нейро-Эксперт 1.0» / А. В. Шемагонов, Е. А. Юршевич // «Медэлектроника-2003». Средства электроники и новые медицинские технологии: материалы Междунар. науч.-техн. конф. Бел. гос. университет информатики радиоэлектроники. Минск, 2003. С. 250–253.
14. Мисюк, Н. С. Факторный анализ в изучении системы свертывания крови при тромботических инсультах / Н. С. Мисюк [и др.] // Клин. мед. 1977. № 9. С. 65–72.
15. Мастыкин, А. С. Факторный анализ признаков, симптомов и факторов риска транзиторной ишемической атаки / А. С. Мастыкин [и др.] // ВЕСЦІ НАНБ (сер. мед. навук). 2005. № 3. С. 32–36.
16. Пустовойтенко, В. Т. Исследование антропометрических и ортопедических признаков ампутационной культи голени с помощью факторного анализа / В. Т. Пустовойтенко, А. С. Мастыкин // ВЕСЦІ НАНБ (сер. мед. навук). 2007. № 1. С. 31–35.
17. Горбань, А. Н. Нейроинформатика / Горбань [и др.]. Новосибирск: Наука, 1998.
18. Жариков, О. Г. Экспертные системы в медицине / О. Г. Жариков, А. А. Литвин, В. А. Ковалёв // Мед. новости. 2008. № 10. С. 15–18.
19. Минский, М. Перцептроны / М. Минский, С. Пейперт. М.: Мир, 1971.
20. Minsky, M. A Framework for Representing Knowledge, in: Patrick Henry Winston (ed.), The Psychology of Computer Vision / M. Minsky. McGraw-Hill, New York (U.S.A.), 1975.
21. Krasnoproshin, V. Knowledge as an Object of Mathematical Formalization / V. Krasnoproshin, V. Obratsov, H. Vissia // Special Issue of International Association AMSE, Leon, France, 1999. P. 33–45.
22. Hecht-Nielsen, R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem / R. Hecht-Nielsen // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego, 1987. Vol. 3. P. 11–13.
23. Kosko, B. Fuzzy Thinking: The New Science of Fuzzy Logic / B. Kosko. Hyperion. 1993.
24. Новоселова, Н. А. Эволюционный подход к выделению информативных признаков в задачах анализа медицинских данных / Н. А. Новоселова, А. С. Мастыкин, И. Э. Том // Искусственный интеллект. 2008. № 3. С. 105–112.
25. Дривотинов, Б. В. Концепция ассемблирования генетического алгоритма и адаптивного нейросетевого классификатора для

дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Б. В. Дривотинов // Медицинский журнал. 2008. № 4. С. 143–148.

26. Shanthi, D. Input Feature Selection using Hybrid Neuro-Genetic Approach in the Diagnosis of Stroke Disease / D. Shanthi, G. Sahoo, N. Saravanan // IJCSNS. 2008. Vol. 8, № 12. P. 99–107.

27. Апанель, Е. Н. Комплексный подход к этиотропным лечебно-профилактическим мероприятиям по предотвращению эпизодов транзиторных ишемических атак / Е. Н. Апанель // Медицинский журнал. 2008. № 2. С. 117–120.

28. Сидоренко, Г. И. Прегипертония / Г. И. Сидоренко // Кардиология Беларуси. 2009. № 2. С. 69–75.

29. Чазов, Е. И. Руководство по кардиологии / Е. И. Чазов. М. 1982.

30. The Task, Force for the management of arterial hypertension of the European Society of Hypertension and of the European Society of Cardiology. 2007 Guidelines for the management of arterial hypertension // J. Hypertens. 2007. Vol. 25. P. 1105–1187.

31. Mancia, G. Long-Term Risk of Sustained Hypertension in White-Coat or Masked Hypertension / G. Mancia [et al.] // Hypertension 2009. Published Online on June 29, 2009.

32. Вилков, В. Г. Сравнительная информативность нейросетевых моделей диагностики скрытой артериальной гипертензии / В. Г. Вилков, Р. Г. Оганов, С. А. Шальнова // Физиология человека. 2006. № 6. С. 33–37.

33. Baldassarre, D. Recognition of patients with cardiovascular disease by artificial neural networks / D. Baldassarre [et al.] // Ann. med. 2004. Vol. 36, № 8. P. 630–640.

34. Безобразова, С. В. Вспомогательная диагностическая система для анализа сигналов электроэнцефалограммы нейросетевыми методами / С. В. Безобразова, В. А. Головко, В. В. Евстигнеев // Вестник БрГТУ. 2008 № 5. С. 70–76.

35. Безобразова, С. В. Применение нейросетевых методов и теории хаоса для обнаружения эпилептиформной активности / С. В. Безобразова, В. А. Головко, В. В. Евстигнеев // Вторая Международная конференция «Современные информационные и телемедицинские технологии для здравоохранения» 1–3 октября, Минск, 2008. С. 133–137.

36. Laurentyeva, S. Electroencefalogram Analysis Based on Artificial Neural Network and Adaptive Segmentation / S. Laurentyeva, V. Golovko, V. Evstigneev // PRIP. 2009. Minsk, Belarus. P. 327–331.

37.

Tzallas, A. T. Automatic seizure detection based on time-frequency analysis and artificial neural networks / A. T. Tzallas, M. G. Tsipouras, D. I. Fotiadis // Comput Intell. Neurosc. 2007. Vol. 2007. P. 1–13.

38. Реброва, О. Ю. Нейросетевой алгоритм диагностики патогенетических подтипов ишемического инсульта / О. Ю. Реброва, М. Ю.

Максимова, М. А. Пирадов // Журнал неврологии и психиатрии им. С. С. Корсакова. Инсульт (Приложение), 2004. Вып. 12, С. 23–28.

39. Дривотинов, Б. В. Использование нечеткой нейросетевой модели для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Б. В. Дривотинов [и др.] // Медицинский журнал. 2007. № 2. С. 98–101.

40. Kaczmarczyk, K. Gait classification in post-stroke patients using artificial neural networks / К. Kaczmarczyk [et al.] // Gait Posture. 2009. Published Online on May 21.

41. Пустовойтенко, В. Т. Нейросетевое моделирование в решении классификационных задач ортопедии и травматологии с использованием индекса массы тела / В. Т. Пустовойтенко, А. С. Мастыкин, Н. А. Новоселова // Военная медицина. 2007. № 2. С. 108–110.

42. Жариков, О. Г. Экспертные системы в медицине / О. Г. Жариков, А. А. Литвин, В. А. Ковалёв // Мед. новости. 2008. №10. С. 15–18.

43. Щетинин, В. Г. Применение компьютерных «нейронных сетей» в клинической лабораторной диагностике / В. Г. Щетинин, А. А. Соломаха // Клин. лаб. диагностика. 1998. № 10 С. 21–33.

44. Wang, D. A comparison of three computational modelling methods for the prediction of virological response to combination HIV therapy / D. Wang [et al.] // Artif. Intell. Med. 2009. Published Online on Jun 11.

45.

Mateo, F. Predictive assessment of ochratoxin A accumulation in grape juice based-medium by *Aspergillus carbonarius* using neural networks / F. Mateo [et al.] // J. Appl. Microbiol. 2009. Published Online on Mar 26.

46. Janse, M. Is there chaos in cardiology / M. Janse // Br. Heart. J. 1992. Vol. 67. P. 3–4.

47. Сидоренко, Г. И. Творчество и медицина: поиск неочевидных решений / Г. И. Сидоренко. Минск, 2002.

48. Гутников, С. Е. Система поддержки решений для спортивной травматологии и реабилитации / С. Е. Гутников [и др.] // Advanced Information and Telemedicine Technologies for Health (AITTH'2008): Proceedings of the Second International Conference (October 1–3, 2008, Minsk, Belarus). Minsk: UIP NASB, 2008. С. 169–173.

49. Сидоренко, Г. И. Пути применения кибернетики для решения вопросов диагностики и терапии / Г. И. Сидоренко // Кибернетика в медицине. Научная конференция 14 марта 1968 г., Минск, 1968. С. 35–38.

50. Свириденко, А. Инновациям нужен инновационный климат / А. Свириденко, В. Анищик // Наука и инновации. 2006. № 9. С. 43–45.

51. Апанель, Е. Н. Нейрокомпьютинг: достигнутое и перспективы / Е. Н. Апанель // Военная медицина. 2009. № 2. С. 117–124.

52. Сидоренко, Г. И. Новое: внедрять или осваивать / Г. И. Сидоренко. Советская Беларусь. 14.01.2009.