

Б.В. Дривотинов, А.С. Мاستыкин, Е.Н. Апанель, Н.А. Новоселова
**Использование нечеткой нейросетевой модели для
дифференциальной диагностики подтипов транзиторных
ишемических атак**

*Белорусский государственный медицинский университет,
РНПЦ неврологии и нейрохирургии,
Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси*

В изучении преходящей цереброваскулярной патологии роль и значение феномена «остаточности неврологической симптоматики» по-прежнему остается наиболее уязвимым местом. Устоявшееся и по умолчанию окончательно принятое временное разделение до и после 24 часов (ТИА и «малый инсульт») крайне условно, и уже не может удовлетворять требованиям практической профилактической (превентивной) ангионеврологии. Условность этих временных рамок была оговорена еще в середине прошлого столетия [27].

Однако, основной практический интерес заключается не в выяснении временной истины «до» и «после», но в том, как трактовать остаточные явления в свете эпизодов ТИА, как классифицировать ТИА с этими явлениями, и исходя из ответов, строить оптимальную лечебно-профилактическую тактику. Замалчивание и игнорирование этой нечеткой преходящей неврологической остаточной симптоматики – это все более обращающая на себя внимание клиническая некорректность, что побуждает проводить более углубленный анализ «ТИА с остатками» в рамках отдельного нозологического понятия transient symptoms associated with infarction (TSI) (ТИС, транзиторные ишемические симптомы, связанные с инфарктом) [16]. Расхождение между устоявшимися по умолчанию принятыми современными представлениями о ТИА, и необходимостью большей агрессивности во всестороннем изучении этой патологии, в настоящее время значительно увеличилось. В связи с этим выкристаллизовывается понятие «транзиторный инсульт» (a short term stroke, transient stroke) [4, 16, 24, 25]. Проблема «нечеткой транзиторной остаточной симптоматики» после эпизода ТИА по-прежнему остается актуальной – «пора уточнить критерии» [5, 15, 16, 22, 24-30]. Особый интерес представляет уточнение места и отношения ТИА как фактора риска к состоявшемуся ишемическому инсульту [29].

Если «транзиторный инсульт» представляет собой вариант или некоторую, пока еще нечетко обозначенную, особенность ТИА, то это полностью укладывается в наше представление об этой патологии [1, 3, 4, 7].

В выше изложенном контексте нам представляется целесообразным подойти к этой проблеме с исходной позиции учета дифференцированного подхода к ТИА, привлекая к решению этой клинической задачи достаточно сложный математический аппарат интеллектуального классификационного анализа, в частности, нечеткого нейросетевого моделирования (ННМ) [2, 8-10].

Сложность самой клинической проблемы заключается в трудностях верификации подтипов. Основное из того, чем мы располагаем – это анамнез с расплывчатыми нечеткими описаниями пациентом неврологической симптоматики, как прошедшей, так и нечетко («вроде бы») все еще персистирующей. В связи с этим на данном этапе речь идет о «нечеткой цифровой дифференциальной диагностике». Абстрактно математически это укладывается в анализ нечетких пересекающихся множеств “fuzzy sets” [4, 8-14, 31-33].

Несмотря на то, что в предыдущих наших исследованиях с применением дискриминантного и факторного анализов были получены хорошие и статистически достоверные результаты применение этих методов имеет свои недостатки. Это, прежде всего, переобученность (“переподгонка”, “перетренированность”, “overfitting”) разработанных моделей (классификационные решения на обучающей выборке с исходным набором наблюдений, как правило, получаются хорошие, однако, когда начинается работа с тестовым набором, и, тем более, рабочим, то результат классификационных решений получается значительно скромнее). С приходом и внедрением в научно-исследовательскую и практическую медицинскую работу методов интеллектуального анализа вопрос о корректности или некорректности применения метода просто снимается [2, 3, 6, 8-14, 17].

Таким образом, цель настоящего сообщения – представить наше понимание и обсудить возможности нечеткого нейросетевого моделирования на примере выделения подтипов транзиторных ишемических атак (ТИА), как первый этап поиска и углубленного анализа этиопатогенетической неоднородности (гетерогенности) с применением этого метода.

Учитывая, что классификационные методы на базе разработок по созданию искусственного интеллекта – это достаточно новое направление в решении практических задач клинической медицины, представляется целесообразным сделать краткий экскурс в эту область, в частности, дать краткое общее представление о нечеткой нейросетевой модели (ННМ).

Методы нейросетевого моделирования представляют собой «черный ящик», который содержит решение задачи и позволяет получить для каждого входного набора значений признаков соответствующее выходное значение. Нечеткое моделирование, позволяющее представить знания в виде набора нечетких правил, широко использовалось для разработки экспертных систем, которые в своем большинстве применялись для решения узкоспециализированных задач. С появлением методов обучения нечетких систем с использованием данных, интерес к практическому использованию обучаемых нечетких моделей значительно повысился [2-4, 6, 8-12, 14, 17-19, 23]. В этом отношении самым привлекательным моментом таких моделей является их способность к самообучению на основе самоанализа имеющихся данных и ошибок предыдущей классификации.

Материал и методы

Предлагаемая нами ННМ или нечеткий нейросетевой классификатор использует модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки для обучения параметров нечеткой модели, построенной на имеющихся данных [10]. Такой алгоритм позволяет сохранить интерпретируемость первоначально построенной модели и получить решение классификационной задачи в понятном для пользователя виде – в виде набора нечетких правил. Интерпретируемость нечеткой модели зависит от следующих аспектов:

- 1) Распределение функций принадлежности нечетких множеств (нечеткое разбиение значений признакового пространства). Для отдельных нечетких правил нечеткое разбиение должно быть полным и различимым так, чтобы каждому отдельному нечеткому подмножеству можно было поставить в соответствие значение лингвистической переменной: формулировка диагноза, прогноза, типа, подтипа, состояния и т.п.
- 2) Нечеткие правила в своем наборе должны быть непротиворечивыми.
- 3) Количество элементов предпосылок правил и количество правил. Чем меньше количество комбинаций в предпосылке нечеткого правила, тем легче его понять. Чем меньше общее число правил, тем легче понять весь набор правил.

Методы разработки и алгоритмы обучения, предлагаемой нами нечеткой нейросетевой модели как раз и направлены на удовлетворение всем вышеперечисленным требованиям интерпретируемости модели.

Нечеткая нейросетевая модель представляет собой сочетание нейронной сети и нечеткого классификатора в единой однородной архитектуре. ННМ характеризуется следующими свойствами:

- ННМ является нечетким классификатором, представленным в виде нейронной сети прямого распространения и обучаемым с использованием (эвристического) нейросетевого алгоритма;
- ННМ может быть интерпретирована как набор нечетких правил вывода;
- алгоритм обучения ННМ учитывает семантику нечеткой модели с целью сохранения ее лингвистической интерпретируемости.

В нейросетевом представлении нечеткого классификатора нечеткие множества числовых признаков задают веса соединений входного и скрытого слоев нейронной сети, а входные/выходные признаки и правила представляют собой нейроны входного и скрытого слоев сети. Пример нейросетевого представления нечеткого классификатора, используемого нами для дифференциальной диагностики подтипов ТИА, приведен на рисунке 1.

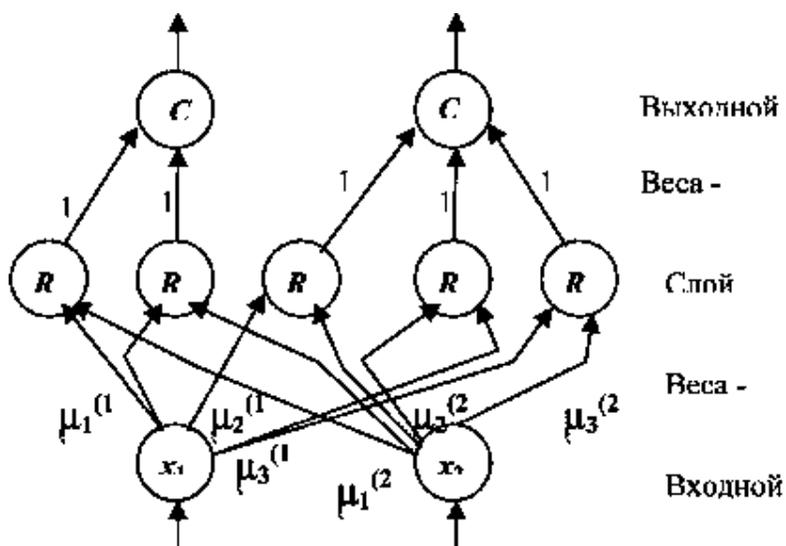


Рис. 1. Нейросетевое представление нечеткого классификатора с пятью правилами и двумя классами

Этот классификатор (или ННМ) представляет собой трехслойную сеть прямого распространения со следующей структурой:

- первый слой представляет входные признаки;
- скрытый слой представляет нечеткие правила;
- третий слой представляет выходные признаки;
- в качестве функций активации используются t-нормы и t-конормы [33], а именно функции минимума и максимума;
- нечеткие множества представляют собой веса соединений.

В качестве исследуемого набора данных использовался набор признаков, релевантных к ТИА. Он состоит из 101 случая, каждый из которых представлен исходными значениями десяти признаков, затем адаптированных нейросетевым классификатором ННМ (табл.1).

Таблица 1

Описание анализируемых признаков

Код признака	Наименование признака	Количество дискретных значений	
		исходных	по ННМ
Age	Возраст	6	3
PROFESSN	Профессия	6	2
INSOMNIA	Бессонница	3	3
HERED_CV	Наследственность по патологии сосудов головного мозга (острые или хронические нарушения мозгового кровообращения у родителей)	4	3
HEREDITA	Наследственность по кардиологическим заболеваниям	4	3
EKG	Изменения на ЭКГ	3	2
HEARTACH	Боли в области сердца	4	3
LABEFFEC	Трудоспособность	4	3
MEMORYLO	Снижение памяти	4	3
OPDISODS	Зрительные расстройства	3	2

Все входные признаки характеризуются несколькими дискретными значениями. В качестве зависимого категориального признака используется переменная Group, разбивающая исходный набор данных на четыре класса:

СубТИА1 (класс 1), СубТИА2 (класс 2), СубТИА3 (класс 3) и НОРМА (класс 4) [1, 3, 4, 7].

Изначально для каждого из дискретных входных признаков было определено два или три нечетких множества, заданных соответствующими функциями принадлежности с лингвистическими значениями «малое», «среднее» и «большое» (рис.2), на примере признака INSOMNIA. С использованием нечеткого нейросетевой модели было найдено решение задачи классификации на всем множестве данных, представляемое в виде интерпретируемого набора лингвистических правил.

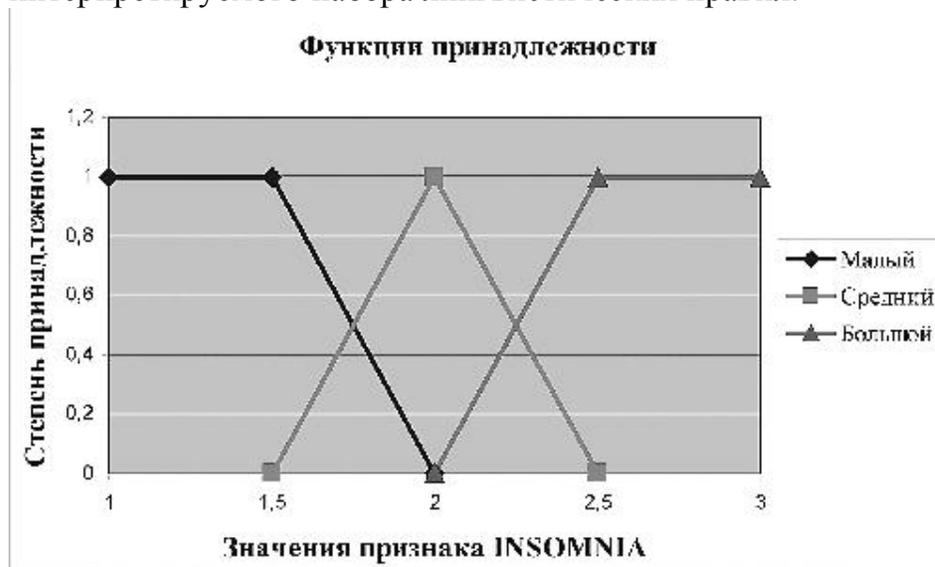


Рис.2. Определение нечетких множеств для признака INSOMNIA

Результаты и обсуждение

Набор лингвистических правил, определяющий структуру ННМ, строился в два этапа.

На первом этапе были определены все возможные нечеткие правила с использованием нечетких множеств для каждого из входных признаков, и автоматически отобраны правила, покрывающие все обучающие данные и имеющие наибольшие коэффициенты эффективности. В результате выполнения первого этапа построения ННМ был получен набор из 91 нечеткого правила, классифицирующий данные с точностью 98%. Однако такой большой набор правил является трудно интерпретируемым и требует дальнейшей обработки, чтобы предотвратить переобучение ННМ на обучающих данных.

Из общего количества 101 наблюдение правильных решений 76 (15+14+14+33), ошибочных – 25. Точность – 75% (табл. 2).

Таблица 2

Точность классификации подтипов ТИА и НОРМЫ с использованием разработанного набора классифицирующих правил.

Класс	СубТИА1	СубТИА2	СубТИА3	НОРМА	Неопределено
СубТИА1	15	1	0	0	0
СубТИА2	0	14	4	1	0
СубТИА3	1	2	14	0	0
НОРМА	6	6	4	33	0

Для этого на втором этапе обучения ННМ была выполнена оптимизация структуры и количества правил ННМ и получен конечный набор из пяти лингвистических правил.

Конечный набор правил можно представить в следующем виде:

1. Если PROFESSN равен малое и INSOMNIA равен малое и OPDISODS равен среднее, то Group равна 1 с весом 0.88.
2. Если PROFESSN равен малое и INSOMNIA равен среднее и OPDISODS равен среднее, то Group равна 2 с весом 0.45.
3. Если INSOMNIA равен большое, то Group равна 3 с весом 0.6.
4. Если HEARTACH равен большое, то Group равна 3 с весом 0.44.
5. Group равна 4 с весом 0.12.

При расчете выходного значения нечеткого нейросетевого классификатора с использованием представленного набора нечетких правил и процесса нечетких рассуждений используются значения весов правил.

Для расчета точности классификации на новых данных (обобщающая точность классификации) использовался метод перекрестной проверки [21]. Основная идея этого метода состоит в следующем:

- 1) первоначально все множество обучающих данных разбивается на k групп (в нашем случае k=10);
- 2) k раз запускается процедура построения нечеткого классификатора. В каждом из запусков, девять групп элементов данных используется в качестве обучающего множества, а десятая – в качестве тестового. Каждый раз рассчитывается точность построенного классификатора на тестовых данных, как количество правильно классифицированных случаев к общему количеству тестовых данных;
- 3) рассчитывается среднее значение и стандартное отклонение точности классификации на тестовых данных, которое и является оценкой обобщенной точности классификации.

Результаты выполнения перекрестной проверки приведены в таблице 3.

Таблица 3.

Расчет обобщенной точности классификации

Номер тестового набора	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Точность классификации (%)	62%	80%	84%	85%	72%	81%	71%	74%	58%	63%
Обобщенная точность классификации (%)	71%					Стандартное отклонение		8.9%		

Для практического использования полученного набора лингвистических правил для классификации новых случаев, важным является расчет чувствительности (Se) и специфичности (Sp) нечеткой классификационной модели на тестовых данных [18].

Учитывая, что классификационные, распознавательные и дифференциально-диагностические статистические модели широко используются в медицинских исследованиях, а такие параметры их как чувствительность и специфичность оговариваются довольно редко, то считаем целесообразным подробнее оговорить этот аспект.

Не будет большой смелостью сказать, что результаты всех статистических распознавательных моделей в медицине содержат ошибки распознавания,

причем, точность результатов может быть, как минимум, удовлетворительной или нет. Для того, чтобы иметь более четкое представление о приемлемости полученных результатов и количественного анализа самих ошибок классификации, используется определения чувствительности (SS) и специфичности (SP) избранного метода. В нашем случае это набор классифицирующих правил примененного нейросетевого классификатора. Здесь же следует оговорить и классификационную точность распознавательной (диагностической) модели, которая определяется, как правило, следующим образом:

$$\text{точность} = (TP / T) \times 100\%,$$

где T – общее количество элементов тестовой выборки, TP-истинно положительные или правильно распознанные элементы тестовой выборки.

Измерение точности модели используется в области машинного обучения и распознавания образов. В случае, когда возможно только два результата теста (положительный и отрицательный) используются эти три критерия для оценки эффективности:

$$SS = \frac{TP}{\text{положительный элемент}} \cdot 100\% = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100\%$$

$$SP = \frac{TN}{\text{отрицательный элемент}} \cdot 100\% = \frac{TN}{FP + TN} \cdot 100\%$$

$$\text{точность} = \frac{TP + TN}{T} \cdot 100\% = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \cdot 100\%,$$

где TP – истинно положительные, количество верных классификаций положительных тестовых элементов; TN – истинно отрицательные, количество верных классификаций отрицательных тестовых элементов; FP – ложно положительные, количество неверных классификаций отрицательных тестовых элементов, FN – ложно отрицательные, количество неверных классификаций положительных тестовых элементов.

Чувствительность измеряет количество распознанных положительных элементов тестовой выборки. Специфичность измеряет количество исключенных отрицательных элементов тестовой выборки. Точность предоставляет общую оценку набора правил. Только результаты с высокими значениями по всем трем критериям обладают высоким уровнем доверия. В общем виде результаты определения записываются в виде четырехпольной таблицы (табл. 4).

Таблица 4

Общий вид записи результатов теста на чувствительность и специфичность

Результаты	Положительные результаты теста	Отрицательные результаты теста
Положительный элемент	TP	FN
Отрицательный элемент	FP	TN

Впрочем, число рассматриваемых классов распознавания (классификации) может быть более двух, и в каждом из них имеются как правильно, так и ошибочно распознанные случаи. В нашем исследовании таких классов четыре.

Чувствительность и специфичность рассматриваемой классификационной модели распознавания подтипов ТИА рассчитывается по приведенным выше формулам. В таблице 5 приведены результаты расчетов значений чувствительности Se и специфичности Sp для четырех имеющихся классов.

Таблица 5

Чувствительность и специфичность ННМ по подтипам ТИА и НОРМЕ

Класс	СубТИА1	СубТИА2	СубТИА3	НОРМА
Чувствительность Se	0,45	0,74	0,68	0,97
Специфичность Sp	1,0	0,87	0,99	0,78

По полученным результатам можно сделать вывод, что специфичность Sp нечеткой классификационной модели имеет довольно высокие значения для (распознавания) диагностики всех подтипов транзиторных атак (СубТИА) и для НОРМЫ. Однако чувствительность Se для (распознавания) диагностики класса 1 (атеросклеротический подтип СубТИА1) является недостаточной, тогда как для констатации НОРМЫ (класс 4) чувствительность имеет достаточно высокое значение. Что вполне укладывается в традиционные клинические представления. Атеросклеротические изменения наиболее агрессивны и высоко пенетрабельны в остальные группы, поэтому речь, фактически идет, об их преимущественной определяющей патологической выраженности именно в подтипе СубТИА1 и достаточно присутствующей в остальных двух СубТИА 2-3. В классе НОРМА они тоже присутствуют, но это присутствие, как, впрочем, и гипертонических и кардиоэмболических проявлений «затушеваны» конкретными значениями, принятых во внимание переменных. Поэтому класс НОРМА наиболее четко (но не абсолютно!) отграничен и обособлен от остальных с минимальной нечеткостью в конкретных числовых значениях чувствительности и специфичности.

По нашим предыдущим результатам (по дискриминантному анализу) точность классификации получалась около 90% (25 переменных), здесь же только 75% (10 переменных). Но в первом варианте обучающая выборка оказалась сильно переученной по отношению к различным тестовым вариантам.

Для клинической аудитории понятие нечеткости в контексте статьи может прозвучать вызывающим и даже отталкивающим парадоксом. Все традиционное мышление врача-клинициста направлено как раз к достижению максимальной точности, а здесь предлагается добровольный отказ от этого стремления, да еще с применением сложного математического аппарата. Однако, в этом кажущемся парадоксе нет ничего необычного. Дело в подсознательном желании врача-клинициста всегда получать четкое и однозначное решение (диагностической) задачи, предполагая и надеясь, что существует какой-то пока еще неизвестный дифференциально-диагностический подход или способ, позволяющий по набору имеющихся данных четко стопроцентно отграничить один диагноз от другого. Многолетний и даже многовековой опыт клинической медицины показывает, что такого дифференциально-диагностического метода нет. А напряженные и затяжные споры о правильно поставленном диагнозе на клинических

конференциях нередко заканчиваются авторитарной констатацией признанного авторитета или же компромиссным решением о необходимости дальнейшего дообследования пациента. Опять же, с целью получения дополнительных клинических и параклинических сведений. В этой связи введение понятия «нечеткости» в обиход повседневной клинической работы делает «шаг назад» и предлагает компромиссное решение отказаться от стремления получить «стоцентную бескомпромиссную точность» в замен на «достаточно высокую вероятность правильного решения». Эта тенденция получает все большее признание в повседневной практической и научно-исследовательской работе, особенно с внедрением абстрактного математического понятия «множества с нечеткими границами», “fuzzy sets” [2-4, 6-12, 14, 17, 19, 23, 31-33].

В конце следует заметить, что взятая нами за основу клиническая схема подтипов ишемического поражения мозга (З.А. Суслина и соавт., 2003) – не единственная. Есть другие варианты выделения этих подтипов. В их основу положено различие калибров сосудов мозга по малым и большим размерам просветов [30]. И если эта схема может быть вполне хороша и удобна для описания уже состоявшегося ишемического инсульта и проведения лечебных мероприятий при уже свершившихся и установленных необратимых структурных изменениях тканей мозга, то нам она представляется мало привлекательной в описании обратимых ранних неустойчивых предпатологических изменений. Трудно улавливать различия в калибрах просветов сосудов и дифференцированно сопоставлять их с лечебно-профилактическими мероприятиями для предотвращения эпизодов ТИА с учетом подтипов. К тому же, в патологический процесс могут быть вовлечены несколько сосудов с разным калибром просвета.

Полученные нами результаты дают основание считать перспективным использование нечеткого нейросетевого моделирования для дифференциальной диагностики ТИА и их подтипов.

Литература

- 1.Апанель, Е.Н., Мاستыкин, А.С. Основы восстановления нарушенных функций после инсульта. Минск. 2005.
- 2.Безруков, Н.С., Еремин, Е.Л. Построение и моделирование адаптивной нейро-нечеткой системы в задаче медицинской диагностики//Медицинская информатика.-2005.-№ 2.-С. 36-46.
- 3.Дривотинов, Б.В., Мастыкин, А.С., Красько, О.В., Апанель, Е.Н., Применение разведочных методов анализа данных в дифференциальной диагностике подтипов транзиторных ишемических атак // Военная медицина. – 2006.-№ 1.-С. 51-54.
- 4.Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н., Мастыкин, А.С. Гипоксическое прекодиционирование как фактор защиты мозга// Военная медицина.-2007.- № 1.-С. 114-118
- 5.Евстигнеев, В.В., Федулов, А.С. Состояние и перспективы изучения сосудистой патологии головного мозга //Здравоохранение.-1998.-№ 6.-С. 26-32.

- 6.Иванов, Ю.С., Семин, Г.Ф. Диагностика и прогнозирование течения ишемической болезни мозга с использованием метода искусственных нейронных сетей.-Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова. Инсульт (Приложение), 2004, вып. 12, С-. 29-33.
- 7.Мастыкин, А.С., Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н. Гетерогенность нозологического понятия транзиторной ишемической атаки// Бел. Мед. журнал. 2004, № 4.-С. 18-21.
- 8.Новоселова, Н.А. Разведочный анализ медицинских данных с использованием самоорганизующихся карт Кохонена// Искусственный интеллект.-2002.-№ 2.-С. 526-533.
- 9.Новоселова, Н.А. Предварительный отбор информативных признаков для улучшения точности предсказания с помощью нейронной сети // Искусственный интеллект.-2004.-№ 2.-С. 150-154.
- 10.Новоселова, Н.А., Том, И.Э., Красько, О.В. Нечеткое нейросетевое моделирование для получения интерпретируемого набора классифицирующих правил // Искусственный интеллект.-2006.-№ 2.-С. 211-214.
- 11.Реброва, О.Ю., Максимова, М.Ю., Пирадов, М.А. Нейросетевой алгоритм диагностики патогенетических подтипов ишемического инсульта //Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова. Инсульт (Приложение), 2004, вып. 12, С.-23-28.
- 12.Реброва, О.Ю. Применение методов интеллектуального анализа данных для решения задачи медицинской диагностики // Новости искусственного интеллекта, 2004, № 3, С. 76-80
- 13.Финн, В.К. Об интеллектуальном анализе данных// Новости искусственного интеллекта, 2004.-№ 3, С. 3-18.
- 14.Щетинин, В.Г., Соломаха, А.А. Применение искусственных нейронных сетей в клинической лабораторной диагностике.// Клин. лаб. диагностика. – 1998.-№ 10.-С.-21-23.
- 15.Яворская, В., Фломин, Ю, Дьолог, Н., Гребенюк, А. Транзиторные ишемические атаки и инсульт: что мы уже знаем и что нам предстоит узнать // Ліки Укра ни. – 2004.-№ 9. – С. 72-79.
- 16.Ау, Н., Koroshetz, W., Benner, Th., Vangel, M., Wu, O., Schwamm, L., Sorensen, A. Transient ischemic attack with infarction: A unique syndrome?// Ann. neurol. 2005.-Vol. 57.-№5.-P. 679-686)
- 17.Baldassarre, D., Grossi, E., Buscema, M., Intraligi, M. et al. Recognition of patients with cardiovascular disease by artificial neural networks//Ann. med.-2004.-Vol. 36, № 8.-P. 630-640
- 18.Brenner, H. Measures of differential diagnostic value of diagnostic procedures / Journal of Clinical Epidemiology.-1996.-Vol/49.-№12:1435-1439
- 19.Dounias, G. Hybrid computational intelligence in medicine. In: Proceedings of the Workshop on Intelligent and Adaptive Systems in Medicine. Praha, Czech Republic: CTU-Prague Czech Technical University Publications; 2003 (CD-Rom).
- 20.Fisher, C.M. Transient ischemic attacks: perspectives // N Engl J Med. – 2002. – Vol. 347. – P. 1642-1643.

- 21.Hand, D.J. Construction and assessment of classification rules. Chicester: Wiley; 1997.
- 22.Hinkle, J. An update on transient ischemic attacks // J Neurosci Nurs. – 2005. – Vol. 37, N5. – P. 243-248.
- 23.Holland, J.H. Adaptation in natural and artificial systems. Cambridge, MA:MIT Press, 1975.
- 24.Johnson, S.C., Gress, D.R., Browner, W.S., Sidney, S. Short-term prognosis after emergency department diagnosis of TIA // JAMA. – 2000. – Vol. 284. – P. 2901-2906.
- 25.Johnston, S.C. Transient ischemic attack: clinical practice // N Engl J Med. – 2002. – Vol. 347. – P. 1687-1692.
- 26.Kimura, K., Minematsu, K., Yasaka, M., Wada, K., Yamaguchi, T. The duration of symptoms in transient ischemic attack// Neurology.-1999.- Vol. 52, №5.-P. 976-980
- 27.Marshall, J. The natural history of transient ischemic attack // Q J Med. – 1964. – Vol. 33. – P. 309-324.
- 28.Mohr, J.P. Historical perspective // Neurology. – 2004. – Vol. 62. – N 8 (Suppl. 6). – S.3-S.6.
- 29.Sacco, R. Risk factors of TIA and TIA as a risk factor for stroke // Neurology. – 2004. – Vol. 62. – N 8 (Suppl. 6). – S.7-S.11.
- 30.Schulz, U.G., Rothwell, P.M. Differences in Vascular Risk Factors Between Etiological Subtypes of Ischemic Stroke// Stroke.-2003.-Vol. 34.-P. 2050-2052.
- 31.Takagi, T. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Tran. Syst., Man, Cybern. – V. SMC 15. – 1985. – P. 116 – 132.
- 32.Zadeh, L.A. Fuzzy sets, Information control 8, pp.338-353, 1965.
- 33.Zimmermann, H.J. Fuzzy Set Theory and its Applications / H.J. Zimmermann. – Boston, Dordrecht, Lancaster: Kluwer Academic Publishers, 1996.