

*Б.В. Дривотинов<sup>1</sup>, Е.Н. Апанель<sup>3</sup>,  
Н.А. Новоселова<sup>3</sup>, А.С. Мастыкин<sup>2</sup>, А.С. Федулов<sup>1</sup>*

## **АДАПТИВНАЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПОДТИПОВ ТРАНЗИТОРНЫХ ИШЕМИЧЕСКИХ АТАК**

*Белорусский государственный медицинский университет<sup>1</sup>,  
Республиканский научно-практический центр неврологии и нейрохирургии<sup>2</sup>,  
Объединенный Институт Проблем Информатики НАН Беларуси<sup>3</sup>*

---

**С**воеобразие клинической проблемы выделения подтипов транзиторных ишемических атак (ТИА) заключается, прежде всего, в сложности получения выборки исходных данных. Основное из того, чем мы располагаем – это анамнез с расплывчатыми нечеткими описаниями пациентом неврологической симптоматики, как прошедшей, так и «вроде бы» все еще удерживающейся [1-5, 8, 15].

В этом контексте нам представляется целесообразным подойти к этой проблеме путем использования нечеткого нейросетевого моделирования на базе нечеткой формальной логики [2, 4, 5, 10-12].

Математическая теория нечетких множеств (fuzzy sets) и нечеткая логика (fuzzy logic) являются обобщениями классической теории множеств и классической формальной логики. Понятия нечеткости в контексте

Таблица 1 новится более близким к обычной традиционной реальности медицинской диагностики. В то же время нечеткие множества обладают всеми преимуществами символических моделей.

Описание анализируемых признаков и количества их дискретных значений.

Код признака	Наименование признака	Количество дискретных значений по признаку	
		исходных	по ННМ
AGE	Возраст	6	3
PROFESSN	Профессия	6	2
INSOMNIA	Бессонница	3	3
HERED_CV	Наследственность по патологии сосудов головного мозга у родителей	4	3
HEREDITA	Наследственность по кардиологическим заболеваниям	4	3
ECG	Изменения на ЭКГ	3	2
HEARTACH	Боли в области сердца	4	3
LABEFFEC	Трудоспособность	4	3
MEMORYLO	Снижение памяти	4	3
OPDISODS	Зрительные расстройства	4	2

В своем изначальном виде классические нечеткие экспертные системы требовали присутствия экспертов соответствующей предметной области, что не всегда удается обеспечить, да и мнения экспертов могут вносить дополнительный «информационный шум» [7]. В таком виде первые разработки экспертных систем были лишены практического смысла. Поэтому, в настоящее время получили широкое распространение адаптивные нечеткие системы (adaptive fuzzy systems), где подбор параметров нечеткой системы производится автоматически в процессе обучения на сведениях, имеющихся в базе данных.

этих теорий были впервые предложены Лотфи Заде (Lotfi Zadeh) в 1965 г. В своей работе о применении теории нечетких множеств в медицине Заде писал: «Наиболее вероятная область применения этой теории – медицинская диагностика, и в меньшей степени описание биологических систем» [17].

Основной причиной появления этой теории стало обилие нечетких и приближенных рассуждений при описании процессов, систем, объектов. Характеристикой нечеткого множества выступает функция принадлежности (membership function) с нечеткой степенью этой принадлежности, которая варьирует как и вероятность в пределах от 0 до 1.0.

Нечеткая логика является вычислительной парадигмой, которая предоставляет математические методы обработки неопределенности и неточности, характерных для процесса человеческих рассуждений. Основной отличительной чертой нечеткой логики является способность выражать знания в лингвистической форме, а именно в виде набора простых для понимания правил. Нечеткая логика позволяет улучшить классификационные модели, основанные на правилах использования нечетких множеств для определения перекрывающихся (пересекающихся) классов, какими и являются подтипы ТИА.

Типичный нечеткий классификатор состоит из набора правил типа «если, то» с нечеткими предпосылками и меткой класса в следствии правила. Предпосылки правил разбивают пространство значений признаков на некоторое количество нечетких областей, следствия правил описывают выход классификатора в этих областях. Применение нечетких «если, то» правил позволяет улучшить интерпретируемость результатов, способность проникновения в суть структуры классификатора и в процесс принятия решения. Нечеткие классификаторы используют постепенное изменение степеней принадлежности к нескольким классам. В связи с тем, что нечеткие множества позволяют ввести понятие непрерывности в дедуктивные рассуждения, поведение нечетких систем ста-

новится более близким к обычной традиционной реальности медицинской диагностики. В то же время нечеткие множества обладают всеми преимуществами символических моделей.

В этом сообщении приведены результаты применения адаптивной нечеткой нейросетевой модели (ННМ) или адаптивного нейросетевого классификатора [2, 5, 10-12] для распознавания подтипов транзиторных ишемических атак (ТИА) [1, 2, 5, 8].

Цель сообщения – осветить возможности ННМ для выделения подтипов ТИА с последующим углубленным анализом этиопатогенетической неоднородности (гетерогенности) этой патологии и для разработки лечебно-профилактических мероприятий по предотвращению возникновения и развития ее эпизодов.

Нечеткое моделирование позволяет представить знания в виде набора нечетких правил, что делает этот метод привлекательным для решения дифференциально-диагностических задач в медицине, и интерес к нему продолжает повышаться [2, 4, 5, 10-12]. В этом отношении самым привлекательным моментом таких моделей является их способность к самообучению на

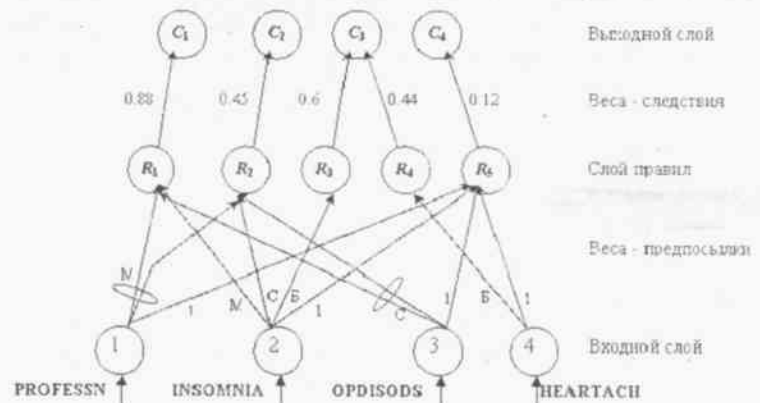


Рис. Нейронечеткий классификатор с пятью классифицирующими правилами ( $R_1 - R_5$ ) и заданными лингвистическими значениями нечетких множеств для дифференциальной диагностики подтипов ТИА ( $C_1 - C_3$  и НОРМА,  $C_4$ ); лингвистические значения нечетких множеств: М – «малое», С – «среднее», Б – «большое».

Таблица 2

Фрагмент классификационного решения по подтипам ТИА с применением ННМ

Подтип ТИА (исходная классификация)	ФИО пациента Возраст (полных лет)	AGE	PROFESSN	INSOMNIA	HERED_CV	HEREDITA	EKG	HEARTAC_H	LABEFFEC	MEMORYL_O	OPDISODS	Результат классификации с использованием ННМ				
		Дискретные значения (градации) по признакам										СубТИА1	СубТИА2	СубТИА3	НОРМА	
		5	3	3	2	1	2	2	2	3	2					1
СубТИА3 (Гипертензивный)	Б-вик 56	5	3	3	2	1	2	2	2	3	2	1	0	0	0,83	0,17
	Пр-ов 50	3	1	3	1	2	2	2	2	2	2	0	0	0	0,83	0,17
	Ма-в 73	6	1	3	2	2	2	2	3	4	2	0	0	0	0,83	0,17
	Ле-ов 60	6	1	3	1	1	2	2	3	2	3	0	0	0	0,83	0,17
	Кр-ва ГИ 60	6	6	2	2	2	2	3	3	3	3	1	0	0	0,71	0,29
СубТИА2 (Кардиом-болевской)	Ва-ник 55	4	1	2	3	2	2	2	2	2	3	0	0	0,79	0	0,21
	Ша-ю 70	6	1	2	1	2	2	2	2	3	3	0	0	0,79	0	0,21
	С-ко 55	4	1	2	2	2	2	2	2	2	2	0	0	0,65	0	0,35
	П-лов 48	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	0	0	0,65	0	0,35
	П-ик 50	3	1	2	2	2	1	2	2	2	2	0	0	0,65	0	0,35
СубТИА1 (Атеротром-болевской)	З-нок 57	5	1	1	1	1	2	2	3	2	3	0,88	0	0	0,12	
	Ш-ова 49	3	1	1	1	1	2	2	3	2	3	0,88	0	0	0,12	
	М-ов 49	3	3	1	1	1	1	2	2	2	3	0,86	0	0	0,14	
	Т-ка 40	2	1	1	1	1	2	2	3	2	2	0,79	0	0	0,21	
	Р-ич 46	3	3	1	1	1	2	2	2	1	2	0,79	0	0	0,21	
НОРМА	Ш-ич ВБ 50	4	5	2	1	1	1	2	2	2	1	0	0	0	1	
	М-ин АС 59	5	5	2	1	1	2	2	1	2	2	0	0	0	1	
	Н-дь ГК 61	6	5	1	1	1	1	2	1	2	1	0	0	0	1	
	А-ль ЕН 37	3	5	2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	
	Г-ар ИА 40	2	5	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	
	Т-ец Э 59	5	5	1	1	2	1	1	1	1	1	0	0	0	1	
	В-ес АИ 39	2	5	1	1	1	1	1	1	1	2	0	0	0	1	
	П-ва ЕН 65	6	5	1	2	1	1	1	1	2	1	0	0	0	1	

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, 2, 4, 5, 8].

Результаты и обсуждение

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 процессе обучения ННМ была выполнена настройка параметров и оптимизация структуры нечеткого классификатора, определен конеч-

основе самоанализа имеющихся данных, предыдущих ошибок классификации и адаптации к ним.

Материал и методы

Предлагаемая нами адаптивная ННМ или нечеткий нейросетевой классификатор использует модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки для обучения параметров нечеткой модели, построенной на имеющихся данных [10-12]. Такой алгоритм позволяет сохранить интерпретируемость первоначально построенной модели и получить решение классификационной задачи в понятном для пользователя виде – в форме набора нечетких правил, которые должны быть непротиворечивыми.

В качестве исходного исследуемого обучающего набора данных выбран набор из десяти признаков, наиболее релевантных к ТИА из общего числа переменных в базе данных, приведенных в анкете опроса пациента. Он состоит из 101 случая, каждый из которых представлен исходными значениями десяти признаков, адаптированных нейросетевым классификатором ННМ (табл.1).

ный набор из пяти лингвистических правил:

1. Если PROFESSN равно малое и INSOMNIA равно малое и OPDISODS равно среднее, то Group равно 1 с весом 0.88.

Таблица 3

Дифференциальная диагностика подтипов ТИА по ННМ (фрагмент тестовой выборки).

№№ п/п	Фамилия И.О. и возраст пациента	Класс распознавания	Д и а г н о з			
			СубТИА1	СубТИА2	СубТИА3	НОРМА
1	А-ва НН 58 ж	4	0	0	0	1
2	Б-ко ВГ 47 м	4	0	0	0	1
3	Б-ко РП 52 ж	3	0	0,178	0,582	0,238
4	Б-ич ГИ 55 ж	3	0	0	0,709	0,290
5	Г-ко СГ 42 м	3	0	0,178	0,582	0,238
6	И-ко ГГ 56 м	1	1	0	0	0
7	М-ин АС 66 м	4	0	0,428	0	0,571
***	***	***	***	***	***	***
16	С-ич ПН 19 лет	1	0,880	0	0	0,120
17	В-ин АИ 80 м	2	0	0,789	0	0,210
18	Д-ич ВМ 53 ж	3	0	0,352	0,459	0,187
19	Д-ко НН 51 м	4	0	0,428	0	0,571
20	Д-ич АМ 60 м	2	0	0,789	0	0,210
21	К-ко АН 49 м	3	0	0,352	0,459	0,187
22	О-ва ВМ 74 ж	3	0	0	0,709	0,290
23	С-ца АН 53 м	4	0	0	0	1
24	Б-ов АП 76 м	2	0	0,521	0,339	0,139
25	В-ев ВД 58 м	3	0	0	0,833	0,166
26	Г-ко ВП 66 ж	4	0	0	0	1
27	К-но ЯБ 60 ж	3	0	0	0,833	0,166
28	К-ик НП 64 ж	2	0	0,652	0	0,347
***	***	***	***	***	***	***
35	С-ва ГХ 67 ж	2	0	0,465	0,379	0,155
36	Т-ин СА 55 м	3	0	0	0,833	0,166
37	Ф-ев АА 53 м	2	0	0,652	0	0,347
38	Р-ев СМ 63 м	3	0	0	0,833	0,166
39	Г-нь ДА 35 м	4	0	0	0	1
40	Т-ко ТВ 37 ж	1	0,594	0	0	0,405
Общее количество наблюдений (%) по классам распознавания (%)			3 (7.5)	7 (17.5)	20 (50.0)	10 (25.0)

2. Если **PROFESSN** равно **малое** и **INSOMNIA** равно **среднее** и **OPDISODS**

равно **среднее**, то **Group** равна **2** с весом 0.45.

3. Если **INSOMNIA** равно **большое**, то **Group** равно **3** с весом 0.6.

4. Если **HEARTACH** равно **большое**, то **Group** равно **3** с весом 0.44.

5. **Group** равно **4** с весом 0.12.

Точность классификации на обучающих данных при этом составила 75%.

Схема нечеткого нейросетевого классификатора, используемого нами для дифференциальной диагностики подтипов ТИА, отражает этапы процесса нечетких рассуждений (рис.).

Согласно схеме ННМ представляет собой трехслойную сеть прямого распространения со следующей структурой:

– первый слой представляет входные признаки (принятые в исследование анамнестические данные пациента: жалобы, симптомы, параклинические данные и т.д., релевантные к ТИА);

– второй слой – нечеткие правила, представляющие собой базу правил ННМ, предназначенные для классификации подтипов ТИА;

– третий слой представляет метки классов, а именно четыре выделенных класса – три подтипа ТИА (С1-С3) и НОРМА (С4).

В связи с тем, что в обучающей выборке конечный набор нечетких правил составлен только по четырем признакам из 26, представленным в анкете опроса, : PROFESSN, INSOMNIA, HEARTACH, OPDISODS, то, дискретные значения этих признаков у каждого пациента являются критическими в принятии конечного решения об отнесении его к определенному подтипу (СубТИА1, СубТИА2, СубТИА3 или НОРМА). В таблице 2 приведен фрагмент результатов ННМ классификации (обучающая выборка, 101 наблюдение) по конкретным пациентам с указанием их дискретных значений (градаций) по признакам.

С использованием ННМ было проведено выделение подтипов ТИА для не вошедших в обучающую выборку наблюдений с отсутствующим указанием подтипа ТИА (тестовая выборка, 40 наблюдений). Фрагмент результатов диагностики (распознавания) приведен в таблице 3, в которой просматривается наиболее «ТИА-опасное» направление – артериальная гипертензия СубТИА3 (половина всей выборки – 20 наблюдений, 50%), затем следует кардиоэмболия, СубТИА2 (7 наблюдений, 17,5%), церебральный атеросклероз СубТИА1 оказался самым малочисленным (три наблюдения, 7,5%).

Из полученных результатов можно сделать осторожно предварительный вывод, что сам по себе атеросклероз сосудов головного мозга – не самая выраженная первопричина эпизода ТИА, но он имеется при двух других ее подтипов, и в каждом из них в той или иной степени играет свою потенцирующую роль. Атеросклероз может быть причиной для других патологий; это не противоречит традиционным клинко-интуитивным представлениям и вполне в них укладывается. Поэтому жесткая констатация только одного подтипа как отдельного варианта не правомерна – каж-

дый этиопатогенетический путь развития эпизода ТИА предопределен, а постановка окончательного дифференциального диагноза осуществляется по наиболее вероятному из них. По-видимому, в этом отношении сказывается «статичность» этой патологии в виде локально развивающейся на внутренней стенке сосуда атеросклеротической бляшки (разумеется, без учета ее отрыва). В свою очередь, кардиоэмболия и артериальная гипертензия (подтипы СубТИА2 и СубТИА3) динамичны и проявление их активности не имеет четкой и жесткой привязанности к определенному месту внутри сосуда. Эта неустойчивая мобильность и делает их более эффективными провокаторами неустойчивой цереброваскулярной патологии ТИА. Десять наблюдений (25,0%) были отнесены к классу НОРМА, что, однако, не может служить основанием для отсутствия возможности развития эпизода ТИА.

Понятие подтипа ТИА только начинает выкристаллизовываться и внедряться в клиническую практику. В печатных изданиях и в Интернете мы не встретили статистических данных о точности диагностики по подтипам ТИА. По состоянию на сегодня речь не идет о сопоставлении качества диагностики «хуже-лучше» различными способами. В условиях отсутствия такой статистики и неточности анамнестических данных представляется необходимым искать более совершенные способы извлечения диагностической информации и ее классификации [1-5, 8, 14, 15], и на данном этапе следует удовлетвориться дилеммой «приемлемо или неприемлемо».

Таким образом, в отличие от «добросовестного зазубривания» классификаторов на линейном дискриминантном анализе, адаптивная ННМ акцентирует внимание на обобщенные особенности каждой группы (класса, подгруппы, подтипа) зависимой переменной, анализирует ошибки и «вдумывается» в них, адаптируясь под результаты анализа, выносит свое окончательное классификационное решение.

Многочисленные литературные источники и наш опыт убедили нас в том, что у пациентов с легкими и незначительными морфологическими изменениями на КТ и МРТ могут быть проявления эпизода ТИА. Особенно это отмечается при лейкоареозе [16]. Однако, по мере более четкой очерченности морфологических изменений и большей выраженности феноменологических неврологических проявлений происходит конвергенция этих картин – они становятся более адекватными друг другу [9].

Такая нейроморфологическая и клиническая нечеткость побуждает искать новые подходы. В связи с чем еще раз следует вспомнить проблему статистической обработки данных в условиях нозологической гетерогенности в общемедицинском плане, и не только для дифференциальной диагностики и выделения подтипов ТИА. Эта проблема возникает везде и всюду (повсеместно), в том числе и при подготовке имеющегося статистического материала для дальнейшего его анализа при исследовании результатов (эффективности) лечения. Совершенно не учитывается тот факт, «что, во-первых, среди опытной группы, безусловно, имеются пациенты, которым лечение не помогло вовсе... Во-вторых, в контрольной группе больных... без

сомнения имеются пациенты, у которых объективно регистрируется улучшение состояния. Более того, авторами не производится количественная оценка индивидуальной выраженности изменений изучаемых показателей в процессе лечения». [6]. Это очень существенное замечание. В этом случае речь идет о некорректном кустарном («самотужном») «медицинском статистическом анализе», при котором по *t*-критерию Стьюдента доказывается «то, что нужно» при полной уверенности в том, что анализ действительно проведен корректно и результаты не терпят сомнений. Отдавая должную дань уважения той роли, которую он сыграл в прошлом в статистической обработке данных исследований, на сегодня приходится признать, что это уже «Студентов анахронизм», который не может в полной мере удовлетворять возросшим требованиям современного уровня анализа данных и проверки гипотез на истинность или ложность в медицинских исследованиях.

Современные классификационные методы на базе разработок по созданию искусственного интеллекта позволяют эту проблему неоднородности исходного материала свести до минимума, и, таким образом, получить окончательное корректное максимально приемлемое решение. Более того, при составлении отчетов, да и просто для большей наглядности полученных результатов используются специальные методы визуализации, которые в медицинских публикациях встречаются крайне редко. Например, граф нейросети (рис.), дерево правил и сами правила (см. «пять лингвистических правил»), карты Кохонена [10], популярные наборы, таблицы типа «Что-если», таблицы дубликатов и противоречий, многомерное представление данных OLAP и др. Все это еще пока «новинки» в современных медицинских публикациях.

При повторных эпизодах ТИА по континууму усиливающихся патологических изменений, на смену морфологической и клинической расплывчатости и нечеткости постепенно приходит более очерченный образ клинко-морфологического соответствия. Этот функционально-структурный континуум патологического процесса, эволюционирующий по типу кресчендо, и является, по нашему мнению, основой формирования нечетко обозначенной, но, в то же время, достаточно дифференцированной этиопатогенетической картины по подтипам ТИА. В абстрактно-математическом (формально-логическом) представлении эти подтипы могут быть представлены как пересекающиеся множества с нечеткими границами (fuzzy sets) в заданном признаковом пространстве [2, 5, 8].

Метод нечеткого нейросетевого моделирования – это один из подходов построения формальных логических конструкций и генерирования гипотез (в том числе и классификационных) на базе разработок по искусственному интеллекту. Этот аспект тесно связан с неврологией. Основоположники «новой математики и логики» и теории систем Людвиг фон Берталанфи и Джон фон Нейман, стоявшие у основ кибернетики и создания вычислительных машин (в последствии, компьютеров), с 60-х годов прошлого столетия уже предвидели, что однажды «логика будет вынуждена претерпеть метаморфозу и превратиться в неврологию в

гораздо большей степени, чем неврология – в раздел логики» [13]. Похоже, что эта пророческая сентенция начинает сбываться.

**Заключение.** Приобретенный нами опыт работы с ННМ указывает на нецелесообразность вводить большое число градаций при категоризации в неточном и субъективном описании пациентом его жалоб и симптомов ТИА. Однако, выбрать априори оптимальное количество градаций традиционно клинически трудно. Применение ННМ автоматически дает минимально приемлемое их количество для дальнейшего анализа и получения окончательных классификационных выводов.

Получить четкие исходные анамнестические сведения от пациента по жалобам и симптоматике ТИА весьма затруднительно – они всегда содержат элементы сомнений и неуверенности в их описании. В этой ситуации результаты проведенного исследования дают основание считать перспективным использование адаптивного нечеткого нейросетевого моделирования для дифференциальной диагностики подтипов ТИА в условиях нечеткости и сомнительной надежности анамнестических сведений. Такой метод, основанный на разработках по созданию искусственного интеллекта, позволяет с учетом субъективных сомнений затруднений пациента в описании данных, «подстраиваться» под них «таких, какие они есть» и проводить углубленный дифференцированный по подтипам интеллектуальный анализ этиопатогенетической гетерогенности ТИА для последующей разработки адресных индивидуализированных лечебно-профилактических мероприятий.

Совместно с врачом адаптивная ННМ работает по схеме: Классификация – Прогнозный диагноз – Индивидуализированные адресные мероприятия и рекомендации пациенту по предотвращению эпизодов ТИА в будущем.

## Литература

1. Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н., Мاستыкин, А.С. Прогноз-диагностика транзиторных ишемических атак и их лечебно-профилактическое предупреждение // Медицинский журнал. -2006.-№ 3.-С. 116-119.
2. 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.
3. Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н., Мастыкин, А.С. Гипоксическое прекондиционирование как фактор защиты мозга // Военная медицина.-2007.-№ 1.-С. 114-118.
4. Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н., Мастыкин, А.С. Транзиторные ишемические атаки в свете современных нейропатологических представлений // В кн.: Нейрогуморальные механизмы регуляции функций в норме и патологии. Минск, 2007.-С. 295-301.
5. Дривотинов, Б.В., Мастыкин, А.С., Апанель, Е.Н., Новоселова, Н.А. Использование нечеткой нейросетевой модели для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак // Медицинский журнал.-2007.-№ 2.-С. 102-105.
6. Кабак, С.Л., Кабак, Ю.С. Какому методу статистической обработки результатов следует отдавать предпочте-

## ☆ Новые технологии в медицине

ние при оценке эффективности нового метода лечения? // Бел. мед. журнал.-2003.-№ 3.-С. 119-121.

7. Мاستыкин, А.С., Антонов, И.П., Шалькевич, В.Б. Роль экспертной системы для профилактики и лечения переходящих нарушений мозгового кровообращения. Периферическая нервная система.-Вып. 21.-Минск.-1998.-С. 121-125.

8. Мастыкин, А.С., Дривотинов, Б.В., Апанель, Е.Н. Гетерогенность нозологического понятия транзиторной ишемической атаки // Бел. Мед. журнал. 2004, № 4.-С. 18-21.

9. Моисеева, Н.И. Медицинские аспекты вычислительной диагностики в неврологии. Л., 1972.

10. Новоселова, Н.А. Развсдочный анализ медицинских данных с использованием самоорганизующихся карт Кохонена// Искусственный интеллект.-2002.-№ 2.-С. 526-533.

11. Новоселова, Н.А. Предварительный отбор информативных признаков для улучшения точности предсказания с помощью нейронной сети // Искусственный интеллект.-2004.-№ 2.-С. 150-154.

12. 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.

13. фон Нейман Дж. Теория самовоспроизводящихся автоматов. Пер.сангл.-М.: Мир, 1971.

14. 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.

15. Shalkevich, V., Mastykin, A. Prognostic symptomatology of transient ischemic attacks. European J. of Neurol., 1998 vol. 5 (suppl.3), S96-S97.

16. Streifler, J.Y., Eliasziw, M., Benavente, O.R., Alamowitch, S., Fox, A.J, Hachinski, V. et al. Development and Progression of Leukoaraiosis in Patients With Brain Ischemia and Carotid Artery Disease // Stroke.-2003.-Vol.34.-P.1913-1916.

17. Zadeh, L. Biological application of the theory of fuzzy sets and systems / L. Zadeh // Proceedings of the International Symposium on Biocybernetics of the Central Nervous System. Boston: Little, Brown & Co., 1969. P. 199-212.