



А.П. ЯСТРЕМСКИЙ,

к.м.н., доцент, кафедра Оториноларингологии ТюмГМУ, г. Тюмень. Россия.
E-mail: yastrem-andrej97@yandex.ru

А.И. ИЗВИН,

д.м.н., профессор, заведующий кафедрой Оториноларингологии ТюмГМУ, г. Тюмень, Россия.
E-mail: super.lor-kafedra@yandex.ru

А.Г. САННИКОВ,

д.м.н., доцент, заведующий кафедрой медицинской и биологической физики с курсом
медицинской информатики ТюмГМУ, г. Тюмень, Россия, E-mail: sannikov@72.ru

Н.С. СОКОЛОВСКИЙ,

ООО «Фирма Коста», ведущий аналитик, г. Санкт-Петербург, Россия,
E-mail: socolovskynik@gmail.ru

С.Д. ЗАХАРОВ,

к.ф.-м.н. доцент, кафедры медицинской и биологической физики с курсом медицинской
информатики ТюмГМУ, г. Тюмень, Россия, E-mail: s_zah@rambler.ru

ИТОГИ СРАВНЕНИЯ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ОСТРЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ ГЛОТКИ

УДК 616.21/.22; 616.28

Ястремский А.П., Извин А.И., Санников А.Г., Соколовский Н.С. Захаров С.Д. *Итоги сравнения экспертных систем для диагностики острых заболеваний глотки (Тюменский государственный медицинский университет, Тюмень, Россия)*

Аннотация. В статье представлено описание разработки экспертных систем (ЭС) дифференциальной диагностики острых заболеваний глотки, основанных на различных математических алгоритмах; «Портретный метод», «Наивный Байесовский классификатор» (НБК), «Искусственные Нейронные Сети» (ИНС). Использована выборка 476 законченных клинических случаев с острыми заболеваниями глотки; паратонзиллит, парафарингит, острый тонзиллит, острый фарингит. Описана технология разработки ЭС.

Клиническая оценка показала, что ЭС, основанная на «Портретном методе», допускает процент ошибочных диагнозов для всего списка диагностируемых заболеваний в среднем до 8,40%. Проведенная проверка ЭС, основанной на НБК, в клинической практике выявила расхождения в диагнозах в 47,6% случаев, в то же время разработанная ЭС «Программа для постановки дифференциального диагноза острых заболеваний глотки «ЛОР-Нейро» показала высокую клиническую эффективность в 96% случаев.

Ключевые слова: экспертные системы, математические алгоритмы, Портретный метод, Наивный Байесовский классификатор, Искусственные Нейронные Сети.

UDC 616.21/.22; 616.28

Yastremsky A.P., Izvin A.I., Sannikov A.G., Sokolovsky N.S., Zaharov S.D. *Results of the expert systems comparison for diagnostics of acute pharyngeal diseases (Tyumen state medical university, Tyumen, Russia)*

Abstract. The description of the development of expert system (ES) of differential diagnostics of acute pharyngeal diseases based on different mathematical algorithms; «Portrait method», «Naiv Bayes classificator» (NBC), «Artificial Neuron Nets» (ANN) is presented in this article. Randomization of 476 of completed clinical cases with acute pharyngeal diseases, paratonsillitis, parapharyngitis, acute tonsillitis, acute pharyngitis is used. The technology of ES development is described. The clinical evaluation showed that ES based on «Portrait method» gives wrong diagnoses for whole list of diagnosed diseases by 8.40%. ES checking based on NBC in the clinical practice revealed differences in diagnoses in 47.6% of cases but developed ES «Program using for differential diagnosis of acute pharyngeal diseases «LOR-Neuro» showed high clinical efficiency in 96% of cases.

Keywords: expert systems, mathematical algorithms, Portrait method, Naiv Bayes classificatory, Artificial Neuron Nets.



ВВЕДЕНИЕ

Информационные технологии представляют новые возможности диагностики и дифференциальной диагностики заболеваний. Достигается это путем использования различных программ поддержки принятия решения (ППР), в том числе и экспертных систем ЭС [1,2, 3]. На современном этапе разработаны различные методологические принципы в создании экспертных систем, опирающиеся на математические алгоритмы, включающие в себя среди прочего «Портретный метод», «Байесов подход», «Искусственные Нейронные сети» и другие.

Разработка ЭС в оториноларингологической практике для диагностики острых заболеваний глотки является актуальной задачей, это обусловлено высокой распространённостью данной патологии, неуклонным ростом этих заболеваний, а также развитием осложнений [4,5].

ЦЕЛЬ РАБОТЫ:

Провести клиническую оценку между экспертными системами дифференциальной диагностики острых заболеваний глотки, основанной на различных математических алгоритмах.

МЕТОДЫ:

Проведена выборка 476 законченных клинических случаев с острыми заболеваниями глотки, пролеченных на базе двух лечебных учреждений г. Тюмени (ГЛПУ ТО ОКБ № 2 и ГЛПУ

ТОИБ). Возраст пациентов представлен от 19 до 80 лет, средний возраст составил $31,26 \pm 11,02$ лет, мужчин – 283, женщин – 193.

Учитывалось, что при разработке ЭС такие диагнозы как паратонзиллит и парафарингит имеют правостороннюю, левостороннюю и двустороннюю локализацию. Представленные диагнозы были объединены в нозологические формы в соответствии с МКБ – 10 следующим образом (Таблица 1).

Также нами разработаны «Карта обследования пациентов с заболеваниями глотки» (регистрационный номер Роспатента № 2010613489), «Редактор базы знаний заболеваний глотки» (регистрационный номер Роспатента № 2010613472) переносились в базу знаний «Семиотика заболеваний глотки» (регистрационный номер Роспатента № 2010620304) [6]. Данные базы (БД) позволяют хранить информацию и проводить редакцию по каждому клиническому случаю.

Все БД созданы с использованием СУБД FireBird 1.5. Разработка проводилась на языке Delphi (Embarcadero Delphi XE4).

В представленных заболеваниях выделены признаки, которые включали симптомы, имеющие определённое диагностическое значение в данной нозологической форме при постановке диагноза (рисунок 1). Затем диагностические признаки заболевания были объединены в группы, для которых разработаны критерии встречаемости в данном заболевании в процентном соотношении; «не-

Таблица 1.

Распределение пациентов по нозологическим формам

П/П №	Нозологические формы	Число случаев в выборке
1	Паратонзиллит / паратонзиллярный абсцесс	277
2	Парафарингит / парафарингеальный абсцесс	26
3	Острый тонзиллит	82
4	Острый фарингит	91
5	Итого	476



Таблица 2.

Итоги оценки ЭС основанной на «Портретном методе»

Нозология	Кол-во. (абс.)	Итерация 4		Итерация 5	
		Кол-во ошибок (абс.)	% ошибок	Кол-во ошибок (абс.)	% ошибок
Паратонзиллит	277	47	16,96	21	7,58
Парафарингит	26	7	26,92	3	11,53
Острый тонзиллит	82	16	19,51	9	10,97
Острый фарингит	91	17	18,68	7	7,69
Итого	476	87	18,27	40	8,40

значимые» – 0, «менее значимые» 45–55%, «значимые» 56–70%, «наиболее значимые» 71–85% и «патогномоничные» 86–100%.

**РЕЗУЛЬТАТЫ
И ОБСУЖДЕНИЕ**

При разработке ЭС мы использовали различные математические алгоритмы.

Первый метод основан на «Портретном методе» диагностики [7], который сравнивает наборы признаков заболевания с эталонным набором симптомов данного заболевания. Коэффициенты значимости симптомов подбирались экспертом в предметной области [8]. В процессе работы осуществлялся поиск оптимального шага коэффициентов значимости признаков, играющих ведущую роль в постановке диагноза, при этом симптомы обозначались коэффициентами следующим образом: менее значимые – (0,75); значимые симптомы – (1,0); более значимые симптомы – (1,5); ведущие симптомы (патогномоничные симптомы) – (2,0). Если значимость симптома не имела значения для данной нозологии, её значение определялось равным 0.

Технология работы ЭС, основанной на «Портретном методе» выглядит следующим образом: ЭС выбирает признаки из БД, представленные в виде матрицы размером 9x435. Каждый элемент в столбце (симптом заболе-

вания) взаимосвязан с другими элементами, в соответствии с патогномоничностью симптома данного заболевания. К ЭС подключается несколько файлов. Изначально ЭС выбирает весовые коэффициенты симптомов по портретам представленных заболеваний из файла «MS Excel». В другом файле этого же формата содержатся клинические случаи. Этот файл также подключался к ЭС. В дальнейшем ЭС подставляет выборки из файлов в формулу и проводит расчёт в виде ряда итераций [9]. Результаты записываются в третий файл. В завершение рассчитывался процент ошибочных диагнозов по каждой нозологической единице и в целом для всего списка диагностируемых заболеваний. Итоговые итерации представлены в *таблице 2*.

При диагностике в последней итерации система показала лучший результат. Процент ошибочных диагнозов, выставленных ЭС, составил от 7,58% – 11,53%. Общий процент ошибок 8,40%.

Дальнейшие корректировки значимости признаков заболеваний не привели к каким-либо существенным изменениям точности диагностики в ЭС.

Следующий метод разработки ЭС основан на «Наивном Байесовском классификаторе». Байесовский подход к классификации является одним из старейших, но до сих пор сохра-





няет прочные позиции в теории распознавания. Он лежит в основе многих удачных алгоритмических моделей. Учитывая этот факт, мы решили разработать экспертную систему дифференциальной диагностики острых заболеваний глотки, построенную на «Наивном Байесовском классификаторе» [10].

Байесовский простой вероятностный классификатор основан на применении Теоремы Байеса со строгими (наивными) предположениями о независимости переменных. Как правило, Байесов подход требует статистических наблюдений, где за основу берется мера вероятности и ее распределение для каждого признака (симптома), которая может быть оценена как статистическая оценка значимости признаков заболеваний. Основные преимущества «Наивного Байесовского классификатора» – простота реализации и низкие вычислительные затраты при обучении и классификации. В тех редких случаях, когда признаки действительно независимы (или почти независимы), НБК оптимален.

Изначально рассчитывались априорные вероятности всех исходных симптомов острых заболеваний глотки, взятых из единой базы клинических признаков острых заболеваний глотки. Если данный симптом никогда не встре-

чался в наборе обучения, то оценка, основанная на вероятностях, должна быть равна нулю (0). Учитывая, что при перемножении нулевая оценка приведет к потере информации в других вероятностях, такие переменные мы инициализировали очень малыми случайными значениями 10^{-3} , во второй итерации 10^{-4} .

В последующем нами проводился анализ совпадения заранее известных клинических диагнозов заболеваний глотки, взятых из архивных историй болезни, и заключений, представленных тестовой экспертной системой на основе НБК. В *таблице 3* представлены результаты 3–4 итерации, в которых достигнут минимальный процент ошибочных диагнозов, выставленных ЭС.

Результаты последней итерации мы признали допустимыми и алгоритм с представленными апостериорными вероятностями из четвертой итерации интегрирован в ЭС острых заболеваний глотки «Экспертная система дифференциальной диагностики острых заболеваний глотки методом Байеса» (регистрационный номер Роспатента № 2014610383) [11]. Интерфейс ЭС на основе НБК представлен на *рисунке 1*.

С целью проверки точности постановки клинического диагноза с помощью ЭС, нами

Таблица 3

Диагностическое совпадение клинических и экспертных диагнозов

№	Нозология	Кол-во случаев	Итерация 3		Итерация 4	
			Диагноз подтверждён ЭС	ошибки (%)	Диагноз подтверждён ЭС	ошибки (%)
1	Двухсторонний паратонзиллит	9	9	0	9	0
2	Правосторонний паратонзиллит	122	102	16,4	112	8,2
3	Левосторонний паратонзиллит	146	123	15,8	137	6,4
4	Правосторонний парафарингит	11	11	0	11	0
5	Левосторонний парафарингит	15	13	13,4	15	0
6	Острый тонзиллит	82	74	9,8	78	5,0
7	Острый фарингит	91	80	12,0	85	6,6
8	Итого	476	412	13,5	447	6,0

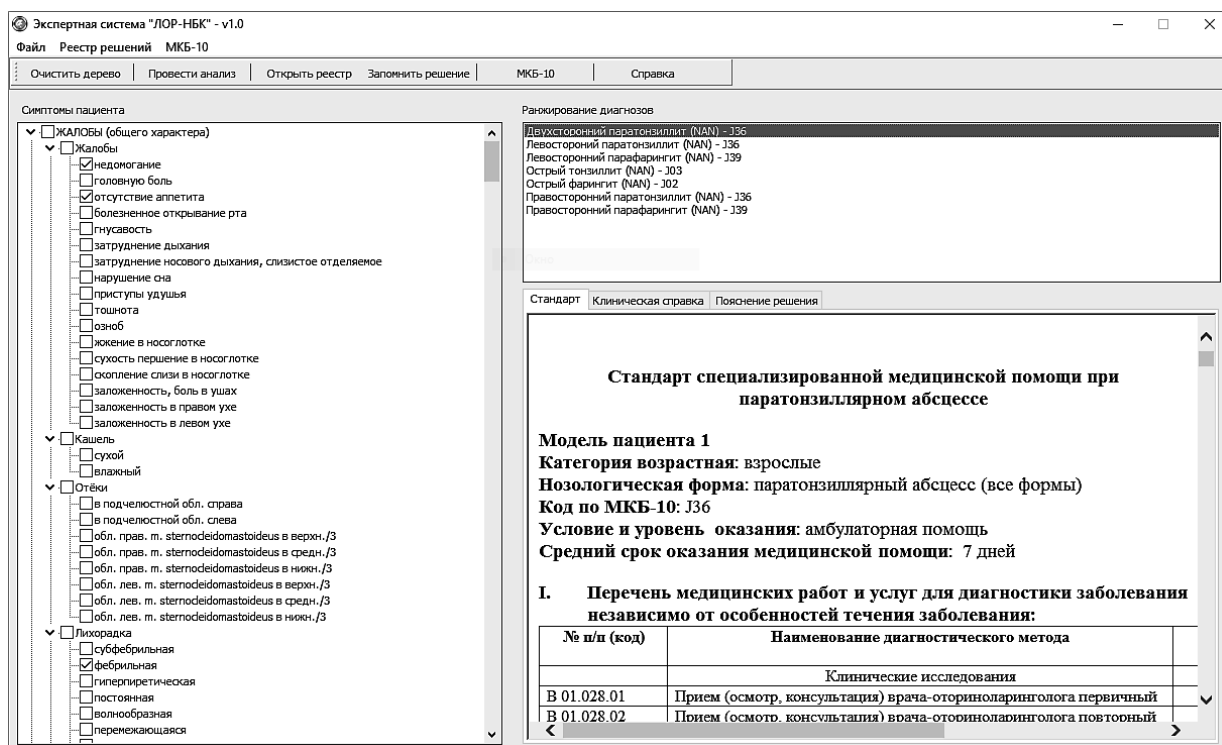


Рис. 1. Экспертная система «ЛОР-НБК»

проведено клиническое исследование, основанное на проверке 63 клинических случаев пациентов с острыми заболеваниями глотки. ЭС определила правильный диагноз в 52,4% представленных клинических случаев.

Следующим методом, который мы использовали для разработки ЭС, основан на искусственных нейронных сетях (ИНС).

Искусственные нейронные сети (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 чувствительности [12,13].

Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей

между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также выполнять обобщение полученных знаний. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть правильный результат на основании полученных данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и «зашумленных» или частично искаженных данных [14,15, 16].

Обучение является наиболее важным этапом при разработке ЭС на основе ИНС. Использована единая БД признаков, представленная выше. Для обучения применена однослойная ИНС. Количество входных параметров – 439, выходных параметров – 7

В процессе обучения правильным результатом решения сети считался нейрон с наиболее сильным значением выходного сигнала. Помимо этого, в случае верного решения проводи-





symptoms (DB_ES.db3)

Структура Данные Индексы Триггеры DDL

Режим таблицы Режим формы

#	id	caption	parent	w_link
1	0	ЖАЛОБЫ (общего характера)	-1	-1
2	1	Жалобы	0	-1
3	2	недомогание	1	0
4	3	головная боль	1	1
5	4	отсутствие аппетита	1	2
6	5	болезненное открывание рта	1	3
7	6	гнисавость	1	4
8	7	затруднение дыхания	1	5
9	8	затруднение носового дыхания, слизистое отделяемое	1	6
10	9	нарушение сна	1	7
11	10	приступы удушья	1	8
12	11	тошнота	1	9
13	12	озноб	1	10
14	13	жжение в носоглотке	1	11
15	14	сухость першение в носоглотке	1	12
16	15	скопление слизи в носоглотке	1	13
17	16	заложенность боль в ушах	1	14

Рис. 2. Пример заполнения таблицы «Symptoms»

weidth (DB_ES.db3)

Структура Данные Индексы Триггеры DDL

Режим таблицы Режим формы

#	id_sensor	IDN1	IDN2	IDN3	IDN4	IDN5	IDN6	IDN7
1	0	0.0117	0.0135	0.0144	0.0099	0.0126	0.0153	0.0081
2	1	0.0099	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0117	0.0063
3	2	0.0108	0.0153	0.0135	0.0099	0.0117	0.0117	0.0081
4	3	0.0117	0.0144	0.0144	0.009	0.0099	0.0027	0.0018
5	4	0.0117	0.0144	0.0135	0.0081	0.0108	0.0045	0.0
6	5	0.0	0.0	0.0	0.0072	0.0108	0.0	0.0
7	6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0099
8	7	0.0117	0.0	0.0153	0.009	0.0126	0.0027	0.0009
9	8	0.0	0.0	0.0	0.009	0.0099	0.0	0.0
10	9	0.0	0.0	0.0	0.009	0.0108	0.0	0.0
11	10	0.0108	0.0135	0.0054	0.0072	0.009	0.0126	0.0
12	11	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.009	0.009
13	12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0072
14	13	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0081
15	14	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0108
16	15	0.0	0.0063	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
17	16	0.0	0.0	0.0063	0.0	0.0	0.0	0.0

Рис. 3. Пример заполнения таблицы «Weidth»



лось дополнительное обучение ИНС с целью закрепления результата. Нейроны, выдавшие неверный результат, штрафовались дополнительным обучением. Таким образом, увеличилась общая скорость обучения. Для хранения симптомов рассматриваемых заболеваний при разработке ЭС создана таблица симптомов (symptoms), которая содержит описания признаков данного заболевания (*рисунок 2*).

В таблице (weight) представлены весовые коэффициенты связей нейронов в соответствии с признаками заболевания. Каждый признак соответствует определённому сенсору нейронной сети (*рисунок 3*).

Для обучения ИНС написана программа-учитель «Программа для обучения искусственной нейронной сети «ЛОР – Нейро» (регистрационный номер Роспатента № 2015612330). Интерфейс программы представлен на *рисунке 4*. Данная программа позволяет работать в двух режимах; обучение и контроль. Первый режим предусматривает обучение ИНС. Необходимо подключить файл обучающей выборки, который представлен в формате «MS Excel» и имеет следующую структуру: первая колонка – код эталонного ответа, вторая и последующие колонки – признаки, расположенные в том же порядке, что и в БД ИНС. Порядок расположения особенно важен, т.к. с помощью этого достигается попадание одного и того же признака на один и тот же вход сети на протяжении всего обучения.

В строках расположены обучающие примеры. В ячейках, начиная со второй колонки, расположены отметки о наличии или отсутствии признака. 0 – признака нет, 1 – признак есть. После указания обучающей выборки требуется задать коэффициент обучения. Для запуска необходимо нажать кнопку «Обучение». В дальнейшем после старта программа выбирает указанные случаи из файла и загружает их из БД и инициализирует ИНС, а затем загружает по очереди примеры, считывая результаты с выходов ИНС. В случае получения

«неверного результата» программа проводит обучение ИНС на текущем примере.

В дальнейшем по ходу обучения программа выстраивает протокол, где выводит уникальный номер случая, уровень выходных сигналов нейронов, решение ИНС и эталонный ответ. После оценки последнего учебного примера, текущие состояние ИНС записывается в БД и заполняется таблица «итоги обучения» в которой выводится:

1. Количество случаев в обучающей выборке.
2. Количество правильно распознанных случаев.
3. Количество неправильно распознанных случаев.

Второй режим работы программы предполагает контроль обучения. Первым шагом необходимо подключить файл контрольной выборки. Файл имеет ту же структуру и формат что и для обучения. После указания контрольной выборки необходимо нажать кнопку «Анализ». Затем после старта программа выбирает указанные случаи из файла и загружает из БД ИНС. Затем по очереди подает на вход сети каждый случай. По ходу обучения программа заполняет протокол, где выводит уникальный номер случая, уровень выходных сигналов нейронов, решение ИНС т.е. эталонный ответ.

После оценки последнего контрольного примера, заполняется таблица «Протокол контроля» в которой выводится:

1. Количество случаев в контрольной выборке.
2. Количество правильно распознанных случаев.
3. Количество неправильно распознанных случаев.

Вариант контроля обучения представлен на *рисунке 4*.

Выборка разбивалась на две части: обучающую (431 случай) и контрольную (45 случаев), которые не пересекались. Ввиду малого количества наблюдений в процессе обучения



Искусственная нейронная сеть - ЛОР

Обучение

Файл обучающей выборки:

Итог обучения

Всего случаев	Верных решений	Ошибочных решений
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>

коэф. обучения:

Контрольная обработка

Файл контрольной выборки:

Протокол контроля

Всего случаев	Верных решений	Ошибочных решений
42	7	35

Протокол

Номер случая	1	2	3	4	5	6	7	Решение	Эталон
1	0,3564	0,216	0,2511	0,1773	0,1962	0,2016	0,1845	1	1
2	0,2277	0,2034	0,1431	0,126	0,1071	0,1206	0,1332	1	3
3	0,216	0,2043	0,1305	0,1395	0,0972	0,1422	0,1449	1	3
4	0,2115	0,2043	0,144	0,1476	0,1071	0,1323	0,1467	1	3
5	0,1998	0,1917	0,1584	0,1215	0,1224	0,1647	0,1638	1	3
6	0,2115	0,18	0,1575	0,153	0,1197	0,1521	0,1566	1	3

Рис. 4. Протокол контроля обучения

использована перекрестная валидация (cross validation test). Обучающая выборка тоже разбивалась на 10 подгрупп случайным образом. Каждая из них по очереди становилась контрольной выборкой, а на остальных 9 проводилось обучение.

После всех разбинок ИНС инициализировалась случайными малыми значениями, расположенными в диапазоне от 10^{-3} до 10^{-4} . Эмпирически выставлялся коэффициент обучения. После этого проводилось обучение и контроль. На каждом этапе контроля оценивалось количество ошибок и итераций, обучение прекращалось в тот момент, когда количество ошибок переставало сокращаться. В дальнейшем, когда результаты обучения признавались удовлетворительными, ИНС запускалась на контрольной выборке. Если результаты контроля признавались неудовлетворительными (более 5% ошибок), ИНС инициализировалась

заново и процесс повторялся. Если при повторном обучении получались те же результаты, менялся коэффициент обучения. В *таблице 4* представлены сводные данные по коэффициенту обучения, количеству итераций и проценту ошибок на контрольной выборке.

В итерациях 1 и 2 коэффициент обучения был достаточно большим, что привело к расходящемуся процессу обучения. В начале каждой последующей серии итераций сеть инициализировалась заново. После получения удовлетворительных результатов (не более 5% ошибок), процесс обучения был остановлен. В итоге мы получили ИНС с вероятностью ошибки в 4%.

Полученный результат признан допустимым, и обученная нейронная сеть была перенесена в ЭС «Программа для постановки дифференциального диагноза острых заболеваний глотки «ЛОР-Нейро» (регистраци-



Таблица 4

Сводные данные по скорости и качеству обучения ИНС

Номер итерации	Значение коэффициента обучения	Количество итераций обучения	Процент ошибок на контроле
1	10	Бесконечно*	Не проводилось*
2	1	Бесконечно*	Не проводилось*
3	0,1	5	27
4	0,05	7	13
5	0,001	12	4
6	0,0005	26	5

*Процесс обучения расходящийся.

онный номер Роспатента № 2015613758) (рисунок 5).

Интерфейс программы имеет три активных окна, в которых отражены основные элементы работы ЭС. На основной панели инструментов располагаются активные кнопки, с помощью которых выводятся заданные параметры в соответствующем окне. В ле-

вом окне располагается дерево симптомов, в котором отмечаются симптомы заболевания. При нажатии кнопки «Провести анализ», программа после обработки клинического случая, выводит данные в окне «Ранжирование диагнозов», в порядке наибольшей значимости весовых коэффициентов (клинических симптомов).

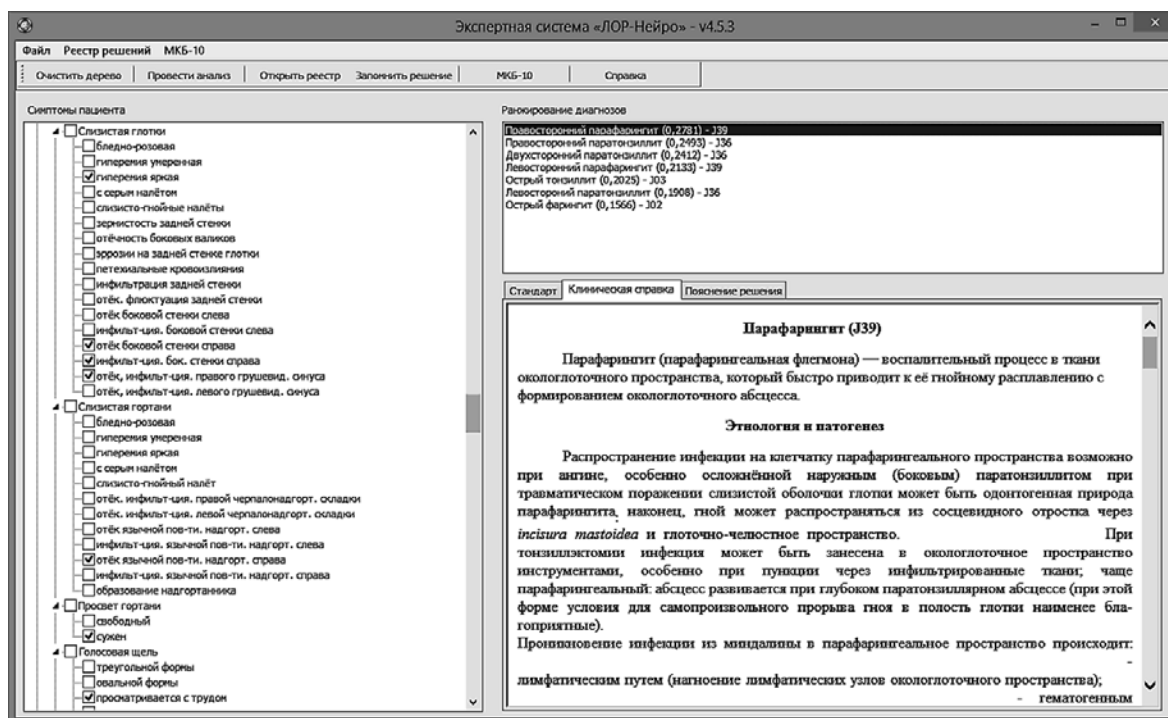


Рис. 5. Главное окно ЭС «ЛОР-Нейро»





Таблица 5

Сводная таблица диагностики клинических случаев ЭС «ЛОР-Нейро»

Нозология	Количество клинических случаев (абс.)	Количество ошибок (абс.)	% ошибок
Паратонзиллит	20	1	5,0
Парафарингит	14	0	0
Острый тонзиллит	20	1	5,0
Острый фарингит	19	1	5,2
Итого	73	3	4,1

Для работы с третьим окном имеются активные кнопки, которые располагаются в строке над этим окном; «Стандарт», «Клиническая справка», «Пояснение решения». При нажатии соответствующей кнопки, в окне выводится либо стандарт лечения заболевания, или клиническая справка, или пояснение решения. Также программа имеет модуль «Реестр решений», когда после получения результата, пользователь может нажать кнопку «Запомнить решение». После этого ЭС записывает представленный клинический случай в специальную таблицу – БД, и присваивает индивидуальный номер (id).

В дальнейшем мы провели клиническое исследование разработанной программы «ЛОР-Нейро» на 73 клинических случаях пациентов с острыми заболеваниями глотки (таблица 5).

Из результатов таблицы видно, что ЭС «ЛОР-Нейро», показала высокую эффективность постановки клинического диагноза с точностью до 96%.

ВЫВОДЫ

1. На основании проведённых нами исследований портретный метод диагностики допускает процент ошибочных диагнозов в среднем

до 8,40% для всего списка диагностируемых заболеваний, что, по нашему мнению, не обеспечивает точность и надёжность постановки оториноларингологического диагноза при разработке ЭС. В связи с этим практическая применимость ЭС диагностики острых заболеваний глотки, разработанных с использованием портретного метода, имеет определённые ограничения.

2. Проведенная проверка ЭС «ЛОР – НБК» в клинической практике выявила расхождения в диагнозах в 47,6% случаев, что накладывает значительные ограничения к использованию ЭС, основанной на НБК в реальной клинической диагностике, и ставит под вопрос возможность применения НБК в качестве единственного метода разработки клинической экспертной системы при постановке оториноларингологического диагноза.
3. Экспертная оценка разработанной ЭС «Программа для постановки дифференциального диагноза острых заболеваний глотки «ЛОР-Нейро», показала высокую клиническую эффективность в 96% случаев и может быть использована в практической медицине.

ЛИТЕРАТУРА



1. Зарубина Т.В. Кобринский Б.А. Медицинская информатика. – М.: ГЭОТАР – Медиа. 2016.
2. Киликовский В.В. Технология создания компьютерных консультативных экспертных систем для интеллектуальной поддержки принятия медицинских решений. Врач и информационные технологии. 2004; 4: 22–27.



3. *Портенко Г.М., Портенко Е.Г., Шматов Г.П.* Хронический тонзиллит с позиций современных информационных технологий. Тверь: Ред. изд. центр Твер. гос. мед. акад.; 2012.
4. *Бакулина Л.С., Накатис Я.А., Ярцев А.И.* Патогенетическое обоснование лечения острого тонзиллита. Материалы I Петербургского Форума оториноларингологов России. СПб. 2012; 313–316.
5. *Хафизова Ф.А., Арефьева Н.А., Азнабаева Л.Ф.* Клинико-лабораторное обоснование применения внутривенных иммуноглобулинов при паратонзиллите. Рос риол. 2004; 1; 65–67.
6. *Ястремский А.П., Извин А.И., Соколовский Н.С.* Оценка значимости диагностических признаков острых заболеваний глотки при разработке экспертной системы портретным методом. Медицинская наука и образование Урала. 2016; 2; 168–172.
7. *Гублер Е.В.* Вычислительные методы анализа и распознавания патологических процессов. – Л.: Медицина, 1978.
8. *Кобринский Б.А.* Системы поддержки принятия решений в здравоохранении и обучении. /Б.А. Кобринский // Врач и информационные технологии. 2010; 2; 38–46
9. *Ястремский А.П., Извин А.И., Санников А.Г., Соколовский Н.С.* Разработка экспертной системы диагностики острых заболеваний глотки портретным методом. Вестник новых медицинских технологий. 2015; 3; (Т. 22). 147–153.
10. *Воронцов К.В.* Лекции по статистическим Байесовским алгоритмам классификации. // Вычислительные методы обучения по прецедентам; 2008. // <http://www.ccas.ru/voron/download/Bayes.pdf>. (дата обращения: 07.07.2016).
11. *Ястремский А.П., Извин А.И., Санников А.Г., Соколовский Н.С.* Возможности и ограничения наивного байесовского классификатора при разработке экспертных систем в оториноларингологии. Успехи современного естествознания. 2015;1;(4): 601–605.
12. *Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н.* Интеллектуальные информационные системы. – М.: Финансы и статистика; 2006.
13. *Dayan, P.* Theoretical Neuroscience: Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems / P. Dayan, L. Abbott // The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England; 2004.
14. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. – М.: ООО «И.Д. Вильямс»; 2006.
15. *Чубукова И.А.* Data Mining. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний; 2008.
16. *Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком; 2006.