

УДК 004.891.3

DOI: 10.26102/2310-6018/2019.26.3.028

А.Н. Астафьев
**МЕТОДИКА ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ
НОЗОЛОГИЧЕСКОЙ ФОРМЫ ВИРУСНОГО ГЕПАТИТА
С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ КАСКАДНОЙ
КОРРЕЛЯЦИИ**

*ФГБОУ ВО «Липецкий государственный технический университет»
Липецк, Россия*

Гепатит, являясь опасным заболеванием, требует особого отношения в диагностике и лечении, однако наличие большого количества нозологий создает определенные сложности. Важным аспектом определения нозологической формы гепатита является совмещение входных и выходных данных в начале исследования с целью формирования зависимостей, для решения схожих задач отлично подходят алгоритмы нейронных сетей, которые обучаются на реальных примерах. Применение нейронных сетей в медицине, которые имеют возможность поиска скрытых зависимостей обучаясь опытом врачей, позволяет облегчить труд, служа в роли советника. Однако открытым остается вопрос подбора наиболее эффективной топологии и методики обучения для выбранной задачи. В данной работе обосновывается необходимость задействования алгоритмов нейронных сетей для решения задачи определения нозологической формы гепатита. Проводится анализ и подбор входных факторов, характеризующих клиническое состояние больного, выходных факторов, характеризующих конкретную нозологическую форму гепатита, обосновываются преимущества построения топологии нейронной сети под конкретную задачу. Описывается алгоритм обучения и формирования нейронной сети, его использование, а также приводится сравнение каскадной нейронной сети с другими в разрезе рассматриваемой задачи. В завершении проводится описание созданной системы определения нозологической формы гепатита с применением нейронной сети каскадной корреляции, а также описывается клиническая эффективность рассматриваемого подхода.

Ключевые слова: нейронная сеть, вирусный гепатит, нозологическая форма гепатита, нейронная сеть каскадной корреляции, классификация.

Введение. Применение алгоритмов, воссоздающих зависимости, находит все больше применение в медицине, поскольку использование увеличивает качество диагностики различных заболеваний, а также определения точности поставленного диагноза. Математические алгоритмы нейронных сетей являются универсальными математическими алгоритмами, моделирующими нетривиальные задачи, которые не имеют четкого решения.

Одним из недостатков нейронных сетей, обучающихся на эмпирических данных, является сложность подбора внутренней топологии сети, а также размерность вектора переменных целевой функции, которая минимизируются при обучении сети. Имеются некоторые универсальные

алгоритмы нейронных сетей, которые возможно применять практически под любую задачу, однако данные алгоритмы сильно расходуют ресурсы компьютерной системы.

Выбор адекватной топологии сети может значительно увеличить время и ресурсы, применяемые для обучения, решением проблемы для простых задач могут служить сети с подстраиваемой архитектурой.

В качестве эмпирических данных предлагается использовать задачу диагностики нозологической формы гепатита. Актуальным приложением будет служить система поддержки принятия решения, способная по входным данным оценивать и выбирать нозологическую форму гепатита. Актуальность выбора именно гепатита подтверждается данными ВОЗ, значительной сложностью и нетривиальностью определения нозологической формы гепатита [1].

Ежегодная мировая оценка экспертами ВОЗ динамики развития гепатита поражают своими масштабами: инфицируются вирусом ГС (ВГС) 3–4 млн человек, количество носителей хронической формы оценивается в 130-170 миллионов человек, общая смертность от последствий заболевания составляет более 350 000 человек [2].

Постановка задачи. Для эффективной борьбы с недугом огромное значение имеют вопросы диагностики, лечения и профилактики вирусного гепатита [2]. Для подбора лечения необходимо в первую очередь остановиться на подтверждении диагноза и определении нозологической формы. Первоначальным методом диагностики пациента является тщательный сбор анамнеза [1]. После сбора анамнеза, пациента с подозрением на гепатит осуществляется направление на биохимический анализ крови, в котором смотрят значения следующих факторов: общие показатели крови, общий белок крови, протромбиновое время, маркеры – АЛТ (Аланинаминотрансфераза), АСТ (Аспартатаминотрансфераза), щелочная фосфатаза, гамма-глутамин трансфераза, альбумин, билирубин. [3]. В случае диагностики нозологической формы гепатита основными показателями являются АЛТ, АСТ и общий билирубин [4]. Анализ источников позволяет составить оптимальный перечень факторов для диагностики гепатита. Количество факторов 54, в которых можно выделить классы: биологические данные (2 фактора), клинические синдромы (8 факторов), эпиданамнез (9 факторов), тип проявления (5 факторов), данные УЗИ (3 фактора), серологические маркеры (24 фактора) и биохимические показатели (4 фактора). Перечисленные методы диагностики являются основными в специализированных диагностических ЛПУ, которые позволяют производить достаточно точную диагностику, но безусловно не являются всеми их возможных. Основная задача в определении нозологической формы по перечисленным методам, является из правильная

интерпретация. Поскольку для неподготовленного человека она может вызвать значительную сложность, из-за наличия 55 факторов.

У вирусов гепатита присутствует огромная нозологическая вариабельность, рассматривая только вирусный гепатит С можно выделить 6 основных генотипов и более 90 субтипов, каждый из которых характеризуется определённым ареалом обитания [5]. Для задачи интеллектуально диагностики наиболее правильным с точки зрения медицины является использования классификации гепатита по международной системе классификации МКБ-10 [6], сформированной Всемирной организацией здравоохранения. Данная классификация вносит определённую сложность при создании интеллектуальной системы диагностики, так как требует огромной обучающей выборки [7]. Наиболее верным решением является объединение определённых форм на классы: Гепатит А, Острый гепатит В, Хронический гепатит В, Острый гепатит С, Хронический гепатит С. Рассматриваемый список может быть многократно увеличен, путём дополнения дополнительных классов.

Методика решения. Для решения поставленной задачи предлагается использование нейронной сети с каскадной корреляцией элементов, представляющей объединение нейронов в виде каскада [8]. Рассматриваемый алгоритм обучения в процессе обучения определяет, как веса, так и настраивает саму структуру сети. Достоинствами алгоритма служат увеличенная скорость обучения в сравнении с аналогичными алгоритмами, настройка архитектуры под конкретную задачу [9].

Архитектура каскадной корреляции была первоначально предложена С.Фалманом [9] с целью упрощения топологии сети, и содержит основные концепции скрытые слои добавляются один раз и остаются неизменными, обучающий алгоритм имеет возможность добавления новых скрытых узлов. В скрытых узлах алгоритм максимизирует значение корреляции выходного узла и ошибки. Общая топологии каскадной сети представлена на Рисунке 1.

Общая структура получения решения выглядит следующим образом:

1) Имеется минимальная нейронная сеть, представленная на Рисунке 2, которая состоит из входного и выходного слоя, в сети связи имеются между всеми узлами. Количество входов и выходов выбирается исходя из задачи. Выходные нейроны могут содержать произвольные функции активации.

2) Происходит обучение связей выходного слоя до остановки уменьшения ошибки.

3) Добавляются по одному узлы, веса входных связей фиксируются. Узлы-кандидаты, которые связаны со всеми существующими узлами.

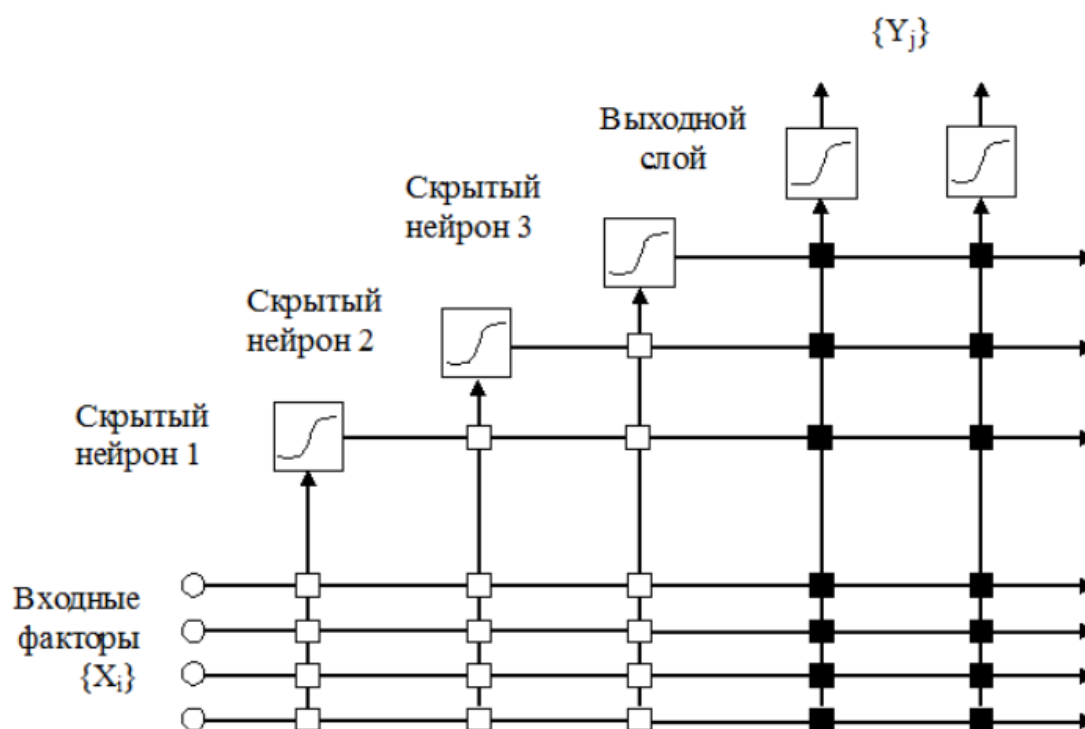


Рисунок 1. Топология каскадной корреляционной сети с тремя скрытыми узлами, в которой пересечения обозначенными черным обучаются.

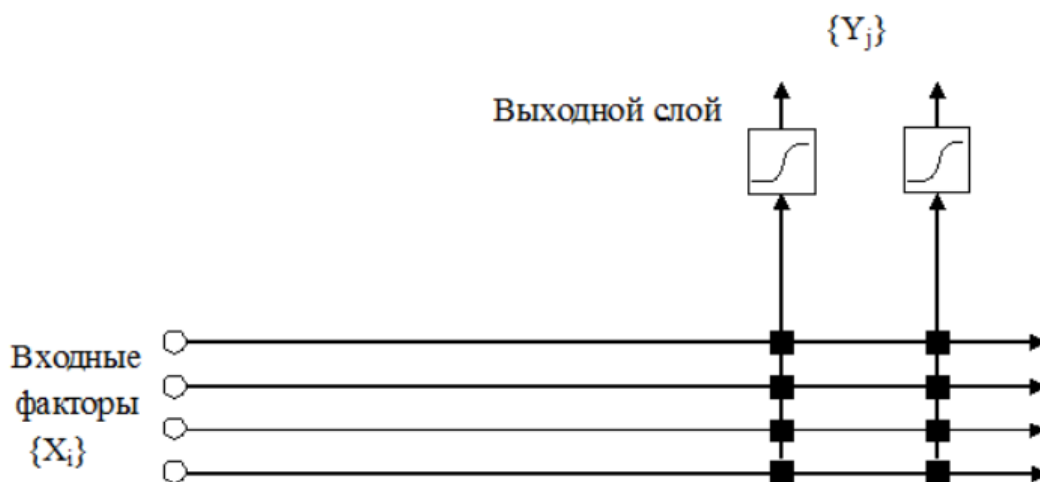


Рисунок 2. Топология каскадной корреляционной сети на начальном этапе обучения.

4) Производится минимизация значения целевой функции, максимизация корреляции новых узлов и остаточной ошибкой сети. Обучение может происходить при применении как стандартных алгоритмов [10], так и более специфических [11].

5) Обучение прекращается, когда показатели корреляции перестают улучшаться и погрешность лежит в приемлемом интервале. В противном случае повторяется методика включения в сеть узла.

Финальная цель обучения состоит в таком подборе весов при котором корреляция между активностью добавленного нейрона и значение погрешности на выходе сети максимизируется и определяются коэффициентом корреляции S .

$$S = \sum_{j=1}^M \left| \sum_{k=1}^p (v^{(k)} - \bar{v})(e_j^{(k)} - \bar{e}_j) \right|,$$

где p – количество обучающих выборов, M – количество выходных нейронов, $v^{(k)}$ – выходной сигнал нейрона кандидата при k -ой обучающей выборке, $e_j^{(k)}$ – значение погрешности j -го скрытого нейрона для k -ой обучающей выборки, \bar{v} и \bar{e} v и e_j – средние значения.

После достижения максимального значения S нейрон-кандидат включается в структуру сети, рассчитанные веса его связей фиксируются и продолжается процесс подбора весов выходных нейронов по минимизации целевой функции. Обучение происходит одновременно для нескольких нейронов-кандидатов.

Для обучения сети используется алгоритм обучения прямого распространения, в котором происходит локализованное возбуждение нейронов. Однако для более точной настройки весов возможно использование итерационного алгоритма для подстройки нескольких весов нейронов-кандидатов. В общем виде математическую модель расчета весов можно представить, как:

$$\begin{bmatrix} \bar{x}_{11} & \bar{x}_{12} & \dots & \bar{x}_{1n} \\ \bar{x}_{21} & \bar{x}_{22} & \dots & \bar{x}_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \bar{x}_{k1} & \bar{x}_{k2} & \dots & \bar{x}_{kn} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_1 \\ \bar{y}_2 \\ \dots \\ \bar{y}_k \end{bmatrix}.$$

где \bar{x}_{kn} - вход сети, w_n - весовой коэффициент, \bar{y}_k - выходной сигнал.

Зачастую данное уравнение не может иметь точного решения поэтому к нему возможно лишь приблизиться, минимизировав ошибку решения - w_n . Ошибка обучения не должна превышать установленное значение Δ .

$$\Delta > \Delta \bar{y}_i = \bar{y}_{pi} - \bar{y}_i, \quad i = \bar{1}, k,$$

где \bar{y}_{pi} - расчетный отклик, \bar{y} - требуемый отклик;

Обучение системы заключается в минимизации ошибки выходного сигнала по сравнению с обучающей выборкой.

$$y_j = \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i,$$

где y_{ji} – выходной сигнал j -го нейрона; w_{ji} - весовой коэффициент между j -м нейроном и i -м компонентом входного вектора; N – размерность вектора входов. Вектор входных сигналов $X = [x_0, x_1, \dots, x_N]$ содержит компоненту $x_0 = 1$, которая формирует сигнал поляризации.

Вычисление весовых коэффициентов происходит путем учета

минимизации ошибки выходного нейрона Δy_j :

$$\Delta y_j = y_j - d_j,$$

где d_j - эталонный сигнал обучения.

Происходит сравнение значений полученных на выходном нейроне Δy_j с эталонным сигналом, если допустимый порог превышает, то веса связей j -го нейрона корректируются:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t),$$

где t – предыдущий цикл корректировки; $(t+1)$ – текущий цикла корректировки; $\Delta w_{ji}(t)$ - значение коррекции весового коэффициента, которое рассчитывается:

$$\Delta w_{ji} = k \cdot x_i \cdot \Delta y_j,$$

где k - выбираемый коэффициент, который определяет динамику обучения для предотвращения попадания в локальные минимумы.

Обучение завершается при условии остановке минимизации суммы квадратов ошибок ΔY , вычисляемый по формуле:

$$\Delta Y = \sum_{k=1}^P \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (\Delta y)^2,$$

где P – размерность выборки обучения; M – количество нейронов выходного слоя.

При превышении ΔY допустимого порога и заикливание процесса обучения происходит добавление дополнительных нейронов.

Сравнение с существующими методиками обучения нейронных сетей

Рассмотренный алгоритм сравнивался по эффективности с типовыми нейронными сетями при оценке средних ошибок обучения, рассчитанных при анализе обучающей выборки и нескольких примеров тестирующей выборки, разработанной для определения нозологической формы гепатита [12]. Расчёты представлены в Таблице 1. Сравнение алгоритмов выполнено в компоненте Automated Neural Networks программы Statistica 10.3 [13].

Таблица 1. Результаты расчетов

№	Топология нейронной сети	Ошибка
1.	Перцептрон с 1-м слоем	0,31
2.	Перцептрон с 2-мя слоями	0,62
3.	Сеть радиально-базисных функций	0,38
4.	Вероятностная нейронная сеть	0,19
5.	Вероятностная регрессионная нейронная сеть	0,61
6.	Линейная многослойная нейронная сеть	0,35
7.	Нейронная сеть каскадной корреляции	0,12

Система определения нозологической формы гепатита

Система, работающая на рассмотренном алгоритме, будет состоять из

структуры: основной модуль, который производит расчёт отклика системы на основе входных факторов, модуль обучения системы, который формирует весовые коэффициенты [13]. Структурная схема системы представлена на Рисунке 3.

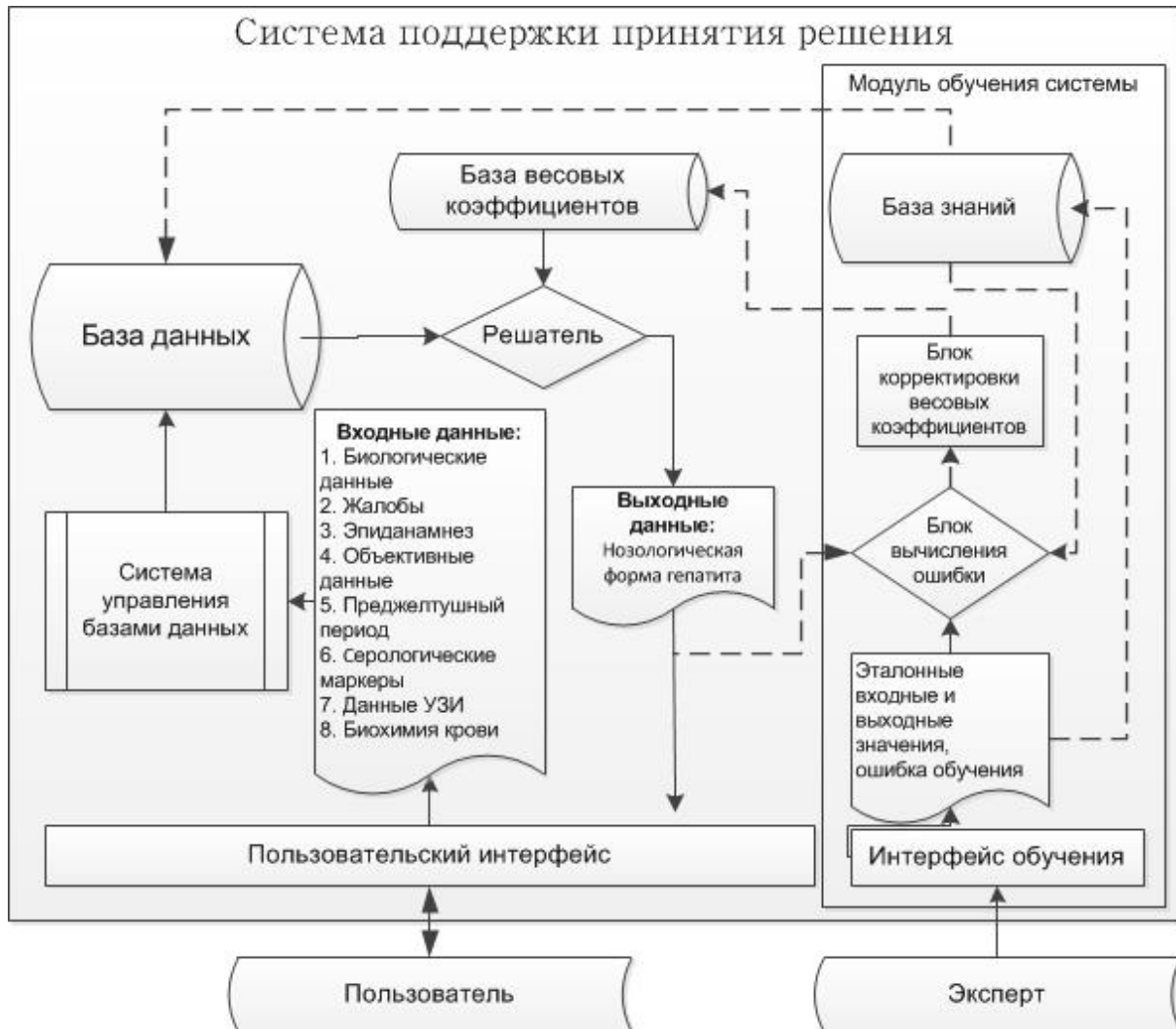


Рисунок 3. Структурная схема системы.

Основную задачу при проектировании интеллектуальных систем занимает формирование обучающей выборки, которая должна абсорбировать опыт специалистов. Существует два подхода в формировании обучающей выборки системы [14]: выборка, содержащая реальные данные пациентов, максимально охватывающая возможные состояния, и выборка, содержащая основные правила состояний. Обучающая выборка, с реальными данными, сложно реализуема и велика по объёму вариантов [12], её необходимо постоянно проверять для избегания состояния переобучения. Выборка для определения нозологической формы состоит из данных реальных пациентов, а именно Гепатит А – 82 примера, Острый гепатит В – 71 пример, Хронический

гепатит В – 32 примера, Острый гепатит С – 61 пример, Хронический гепатит С – 21 пример. Рабочее окно разработанной системы представлено на Рисунке 4.

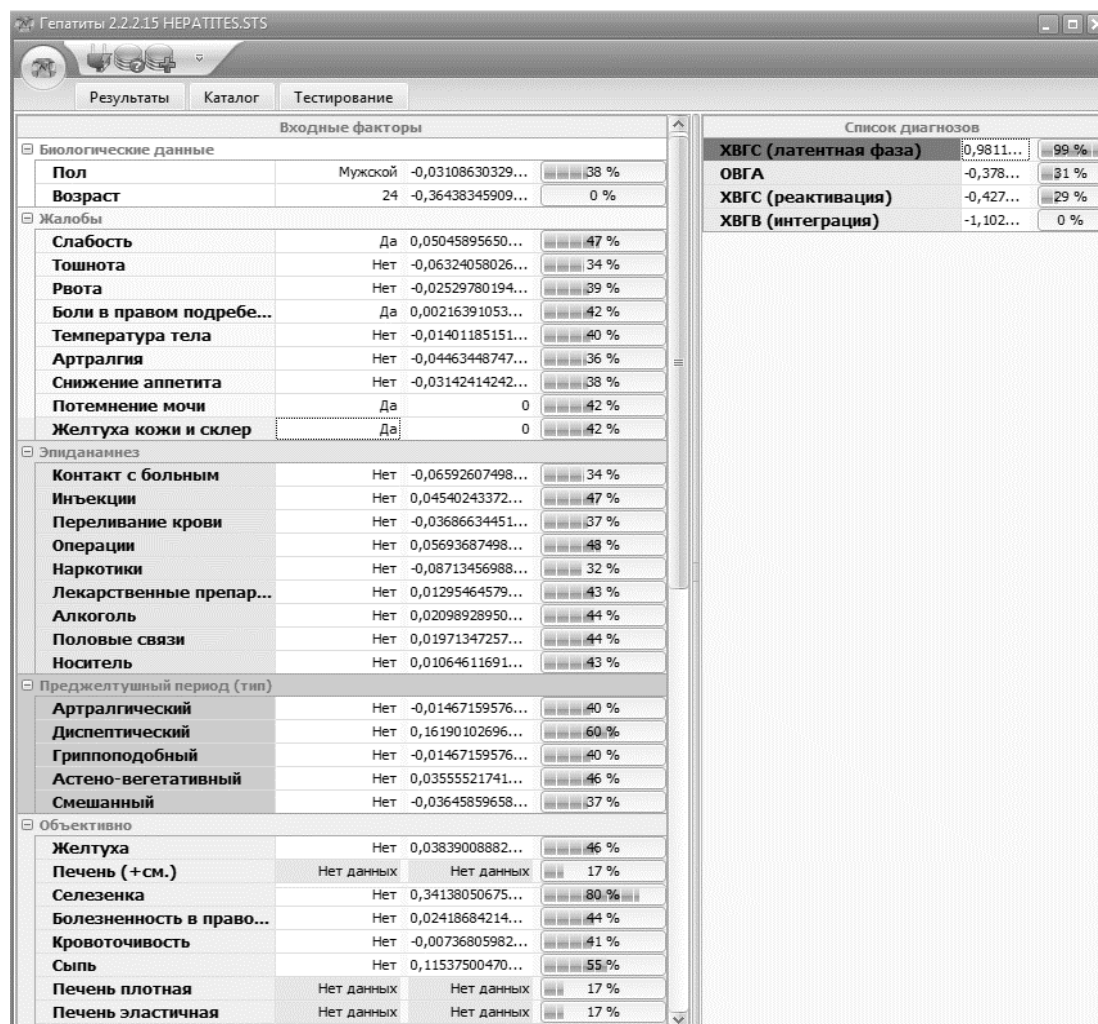


Рисунок 4. Рабочее окно системы

Апробация системы происходила на выборке из 60 образцов, коэффициент корреляции оценок системы с оценками врача для полных образцов составил 0,76. На Рисунке 5 представлены расчеты системы для 20 тестирующих данных, характеризующие больных гепатитом А, где эталонное значение равно 1, в рассматриваемом случае коэффициент корреляции составляет 0,9.

Применение описанного подхода позволит оказывать помощь врачу и повысить качество лечения. Рассмотренный алгоритм может также применяться в медицине для определения эффективности лечения [12].

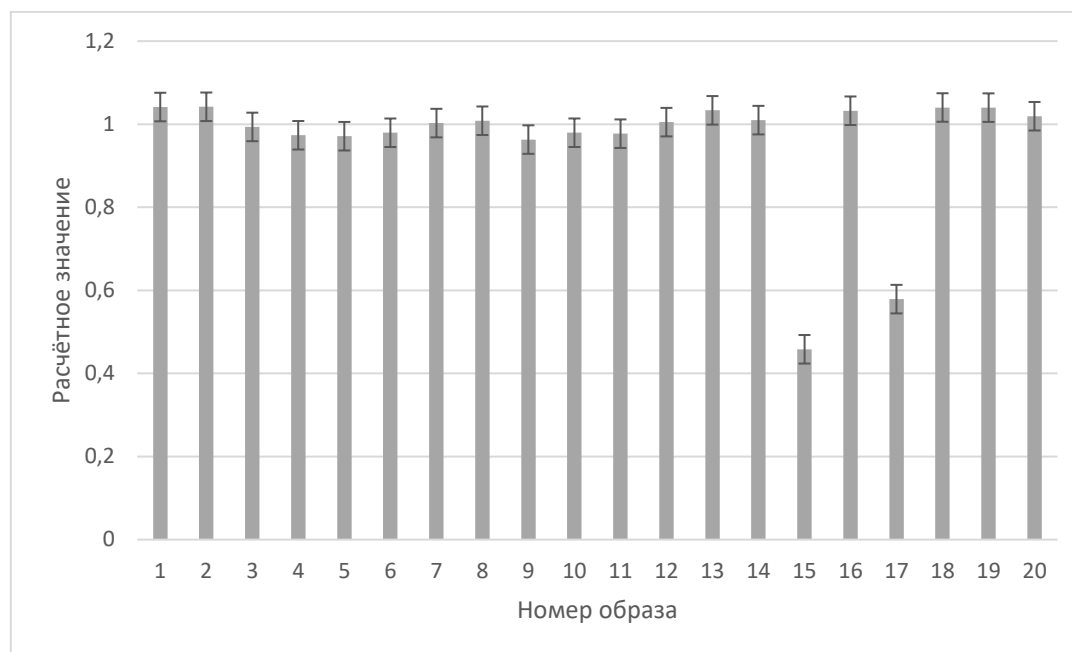


Рисунок 5. Расчётные значения системы для гепатита А.

Заключение.

В статье описывается методика определения нозологической формы гепатита с применением нейронной сети каскадной корреляции. Внедрение рассматриваемой системы позволит улучшить качество диагностики. Применение нейронных сетей в аналогичных задачах представляет мощный метод моделирования опыта специалистов, способных воспроизводить даже чрезвычайно сложные зависимости. Проведенные исследования эффективности нейронных сетей по сравнению с рассмотренной доказали ее эффективность. Данные исследований показывают точность классификации системы в 76,1%, которая может увеличиваться при расширении обучающих выборок. Полученные результаты могут говорить о эффективности подхода.

В связи с общей информатизацией лечебных учреждений применение информационных систем для задач медицины является приоритетным направлением, так как возрастающие объемы информации, совершенствование методик диагностики и расширение методик лечения расширяют задачи по обработке и интерпретации данных.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лапасов С.Х., Хакимова Л.Р., Аблакулова М.Х., Валиева М.Х. Диагностика, лечение и профилактика хронического гепатита в с позиции доказательной медицины // Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье». 2015. №3. С. 41-48
2. Баранов А. А., Каганов Б. С., Учайкин В. Ф., Корсунский А. А., Горелов А. В., Потапов А. С., Баликин В. Ф., Ильин А. Г., Конова С. Р., Котович

- М. М., Лыткина И. Н., Михайлов М. И., Никитин И. Г., Николаева Л. И., Рейзис А. Р., Сичинава И. В., Строкова Т. В., Талалаев А. Г., Тамазян Г. В., Туманова Е. Л., Чередниченко Т. В., Шиляев Р. Р., Шувакова Н. И., Яценко Е. А. Диагностика и лечение хронических вирусных гепатитов в, с и d у детей // Вопросы современной педиатрии. 2004. Т.3. №6. С. 35-38.
3. Пименов Н.Н., Чуланов В.П., Комарова С.В., Карандашова И.В., Неверов А.Д., Михайловская Г.В., Долгин В.А., Лебедева Е.Б., Пашкина К.В., Коршунова Г.С., Гепатит с в России: эпидемиологическая характеристика и пути совершенствования диагностики и надзора // Эпидемиология и инфекционные болезни. 2012. №3. С. 4-10.
 4. Асадов Д.А. Клиническое руководство по диагностике, лечению и профилактике хронических гепатитов у взрослых в первичном звене здравоохранения. Ташкент, 2013. 47 с.
 5. Фазылов В.Х. Этиологические и патогенетические аспекты диагностики и лечения вирусных гепатитов // Казанский медицинский журнал. 2013. №6. С. 785-792
 6. Simmonds P., Bukh J., Combet C. et al. Consensus proposals for a unified system of nomenclature of hepatitis C virus genotypes // Hepatology. 2005. Vol. 42, N 4. P. 962–973.
 7. Астафьев А.Н., Кавыгин В.В. Нейронная сеть для оценки эффективности лечения гепатита // Медико-экологические информационные технологии – 2016: XIX Международная научно-техническая конференция. Курск: Юго-западный технический университет, 2016. С. 68–74.
 8. Крючин О. В., Арзамасцев А. А. Параллельный алгоритм самоорганизации структуры искусственной нейронной сети // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2011. №1. С. 199 – 200.
 9. Крючин О. В., Арзамасцев А. А. Сравнение эффективности последовательных и параллельных алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей на кластерных вычислительных системах // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2010. №6. С. 1872-1889.
 10. Артюхин В. В., Горбаченко В. И., Соломаха А. А. Компьютерная программа диагностики вирусного гепатита // ВНМТ. 2007. №2. С. 141-142.
 11. Kaczmarz S. Approximate solution of systems of linear equations. Internat. J. Control, 1993, vol. 57, no. 6, pp. 1269–1271.
 12. Дмитриев Г.А., Астафьев А.Н. Система поддержки принятия решений при определении нозологической формы гепатита // Программные продукты и системы. 2017. №4. С. 754-757.
 13. Геращенко С.И. Использование нейросетевого классификатора для идентификации новообразований /Геращенко С.И., Геращенко С.М.,

- Янкина Н.Н., Енгальчев Ф.Ш.//Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2008. № 9. С. 77-80.
14. Геращенко С.И. Выбор оптимальной структуры нейросети для фильтрации сигнала в задаче джоульметрического метода оценки состояния биологических объектов /Геращенко С.И., Геращенко С.М., Мартынов И.Ю. //Известия ТРТУ. 2006. № 11 (66). С. 68-69.

A.N. Astafev

**METHOD OF DIFFERENTIAL DIAGNOSTICS OF THE
NOSOLOGICAL FORM OF VIRAL HEPATITIS WITH THE
APPLICATION OF NEURAL NETWORK OF CASCADE
CORRELATION**

*Lipetsk State Technical University
Lipetsk, Russia*

An important aspect of determining the nosological form of hepatitis is the combination of input data at the beginning of the study. The use of neural networks in medicine, which have the ability to search for hidden dependencies by learning from the experience of doctors, makes it easier to work in the role of advisor. However, the question of selecting the most effective topology for a specific task remains open. This paper substantiates the need to use neural network algorithms to solve the problem of determining the nosological form of hepatitis. The analysis and selection of input factors characterizing the clinical condition of the patient, and output factors characterizing the specific nosological form of hepatitis, neural network. The algorithm, its use is described, and a cascade neural network is compared with others in the context of the problem under consideration. At the end, a description is made of the established system for determining the nosological form of hepatitis using a cascade correlation neural network, and also describes the clinical efficacy.

Keywords: neural network, viral hepatitis, nosological form of hepatitis, neural network of cascade correlation, classification.

REFERENCES

1. Lapasov S.H., Hakimova L.R., Ablakulova M.H., Valieva M.H. Diagnostika, lechenie i profilaktika hronicheskogo gepatita b s pozicii dokazatel'noj mediciny // Kurskij nauchno-prakticheskij vestnik «CHelovek i ego zdorov'e». 2015. №3. S. 41-48
2. Baranov A. A., Kaganov B. S., Uchajkin V. F., Korsunskij A. A., Gorelov A. V., Potapov A. S., Balikin V. F., Il'in A. G., Konova S. R., Kotovich M. M., Lytkina I. N., Mihajlov M. I., Nikitin I. G., Nikolaeva L. I., Rejzis A. R., Sichinava I. V., Strokova T. V., Talalaev A. G., Tamazyan G. V., Tumanova E. L., CHerednichenko T. V., SHilyaev R. R., SHuvakova N. I., YAcenko E. A. Diagnostika i lechenie hronicheskikh virusnyh gepatitov v, s i d u detej // Voprosy sovremennoj pediatrii. 2004. T.3. №6. S. 35-38.

3. Pimenov N.N., CHulanov V.P., Komarova S.V., Karandashova I.V., Neverov A.D., Mihajlovskaya G.V., Dolgin V.A., Lebedeva E.B., Pashkina K.V., Korshunova G.S., Gepatit s v Rossii: epidemiologicheskaya harakteristika i puti sovershenstvovaniya diagnostiki i nadzora // Epidemiologiya i infekcionnye bolezni. 2012. №3. S. 4-10.
4. Asadov D.A. Klinicheskoe rukovodstvo po diagnostike, lecheniyu i profilaktike hronicheskikh gepatitov u vzroslyh v pervichnom zvене zdravoohraneniya. Tashkent, 2013. 47 s.
5. Fazylov V.H. Etiologicheskie i patogeneticheskie aspekty diagnostiki i lecheniya virusnyh gepatitov // Kazanskij medicinskij zhurnal. 2013. №6. S. 785-792
6. Simmonds P., Bukh J., Combet C. et al. Consensus proposals for a unified system of nomenclature of hepatitis C virus genotypes // Hepatology. 2005. Vol. 42, N 4. P. 962–973.
7. Astaf'ev A.N., Kavygin V.V. Nejronnaya set' dlya ocenki effektivnosti lecheniya gepatita // Mediko-ekologicheskie informacionnye tekhnologii – 2016: XIX Mezhdunarodnaya nauchno-tekhnicheskaya konferenciya. Kursk: YUgo-zapadnyj tekhnicheskij universitet, 2016. S. 68–74.
8. Kryuchin O. V., Arzamascev A. A. Parallel'nyj algoritm samoorganizacii struktury iskusstvennoj nejronnoj seti // Vestnik Tambovskogo universiteta. Seriya: Estestvennye i tekhnicheskie nauki. 2011. №1. S. 199 – 200.
9. Kryuchin O. V., Arzamascev A. A. Sravnenie effektivnosti posledovatel'nyh i parallel'nyh algoritmov obucheniya iskusstvennyh nejronnyh setej na klasternyh vychislitel'nyh sistemah // Vestnik Tambovskogo universiteta. Seriya: Estestvennye i tekhnicheskie nauki. 2010. №6. S. 1872-1889.
10. Artyuhin V. V., Gorbachenko V. I., Solomaha A. A. Komp'yuternaya programma diagnostiki virusnogo gepatita // VNMT. 2007. №2. S. 141-142.
11. Kaczmarz S. Approximate solution of systems of linear equations. Internat. J. Control, 1993, vol. 57, no. 6, pp. 1269–1271.
12. Dmitriev G.A., Astaf'ev A.N. Sistema podderzhki prinyatiya reshenij pri opredelenii nozologicheskoy formy gepatita // Programmnye produkty i sistemy. 2017. №4. S. 754-757.
13. Gerashchenko S.I Ispol'zovanie nejrosetevogo klassifikatora dlya identifikacii novoobrazovaniy /Gerashchenko S.I., Gerashchenko S.M., YAnkina N.N., Engalychev F.SH.//Nejrokom'pyutery: razrabotka, primenenie. 2008. № 9. S. 77-80.
14. Gerashchenko S.I. Vybor optimal'noj struktury nejroseti dlya fil'tracii signala v zadache dzhoul'metricheskogo metoda ocenki sostoyaniya biologicheskikh ob"ektov /Gerashchenko S.I., Gerashchenko S.M., Martynov I.YU. //Izvestiya TRTU. 2006. № 11 (66). S. 68-69.