

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

УДК 004.891.3

DOI 10.21685/2072-3059-2019-4-1

А. Н. Астафьев, С. И. Геращенко, Н. К. Юрков

ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА СЕРОЛОГИЧЕСКИХ МАРКЕРОВ ГЕПАТИТА

Аннотация.

Актуальность и цели. Объектом исследования является методика диагностики нозологической формы гепатита с применением нейронных сетей. Диагностика нозологической формы предлагается с помощью использования системы поддержки принятия решения, реализующей нейросетевое моделирование. Система поддержки принятия решения позволяет решать сложные задачи, в которых требуется опыт специалиста, анализирующего точную оценку различных альтернативных диагнозов и предсказательный функционал.

Материалы и методы. Применены нейронной сети каскадной корреляции с настраиваемой топологией для системы поддержки принятия решения, где входными данными являются серологические маркеры, а выходными – нозологическая форма гепатита.

Результаты. Разработана система поддержки принятия решения, которая способна на основе значений серологических маркеров производить диагностику нозологической формы гепатита.

Выводы. Система поддержки принятия решения является подходящим методом для принятия клинических решений, так как изначально включает обработку частичных доказательств и неопределенности в отношении последствий прогнозируемых вмешательств.

Ключевые слова: система поддержки принятия решения, нозология гепатита, серологические маркеры, нейронная сеть каскадной корреляции.

А. Н. Астафьев, С. И. Геращенко, Н. К. Юрков

A DIAGNOSTIC SYSTEM OF DECISION-MAKING SUPPORT FOR THE ANALYSIS OF SEROLOGICAL MARKERS OF HEPATITIS

© Астафьев А. Н., Геращенко С. И., Юрков Н. К., 2019. Данная статья доступна по условиям всемирной лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), которая дает разрешение на неограниченное использование, копирование на любые носители при условии указания авторства, источника и ссылки на лицензию Creative Commons, а также изменений, если таковые имеют место.

Abstract.

Background. The object of the study is a method of diagnosis of nosological forms of hepatitis using neural networks. The method of diagnosis is offered through the use of a decision support system. The decision support system allows you to solve complex decision-making tasks that require specialists' experience, analyzing the accurate assessment of various alternative diagnoses, allowing you to analyze the predictive functionality.

Materials and methods. The authors applied a cascade correlation neural network with insisted topology for decision support system where the input data were serological markers and the output data were nosological forms of hepatitis.

Results. The researchers have developed the decision support system capable of diagnosing nosological forms of hepatitis based on the values of serological markers.

Conclusions. Decision support systems are an appropriate method for clinical decision-making, as they involve the processing of partial evidence and uncertainty about the effects of predicted interventions.

Keywords: decision support system, hepatitis nosology, serological markers, cascade correlation neural network.

Введение

Медицинская диагностика рассматривается как искусство, поскольку для определения точного диагноза требуется определенный опыт работы специалиста. Именно поэтому возникает необходимость в аппроксимации знаний специалиста. Аппроксимация знаний возможна с применением систем поддержки принятия решения, основанных на нейронных сетях [1] или других методах [2], моделирующих интеллектуальные возможности человека. В данном исследовании предлагается использование системы поддержки принятия решения для определения нозологической формы гепатита при использовании серологических маркеров.

Система поддержки принятия решения позволяет решать сложные задачи, в которых требуется опыт специалиста, анализирующего точную оценку различных альтернативных диагнозов и предсказательный функционал. Обобщенная структура системы поддержки принятия решений представлена на рис. 1.

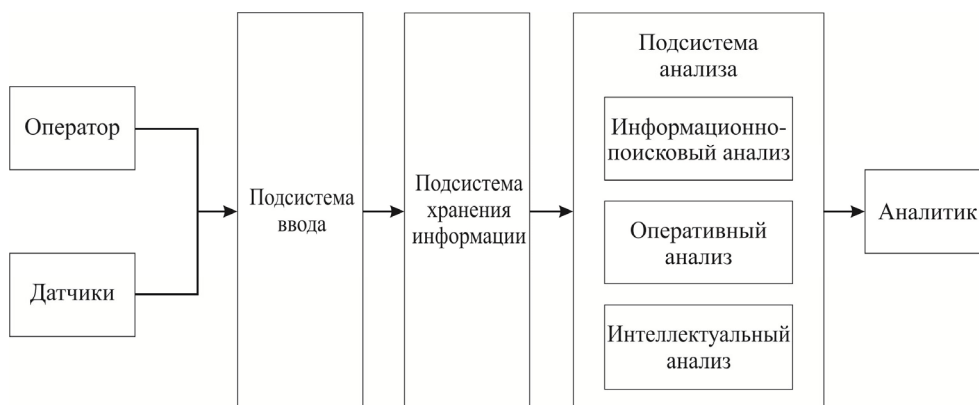


Рис. 1. Структура системы поддержки принятия решения

Система поддержки принятия решения реализуется с использованием языка программирования высокого уровня, который моделирует математический алгоритм нейронной сети, базу данных для хранения медицинских значений и интерфейс взаимодействия с пользователем. В процессе настройки системы происходит обучение на выборке с целью формирования общих зависимостей, на финальном этапе производится оценка эффективности системы на тестовой выборке.

Решение задачи определения нозологической формы возможно только на основе использования интеллектуальных алгоритмов, таких как нейронные сети, которые показывают значительную эффективность при решении сложных задачи.

1. Материалы и методы

Многие исследования [3] доказали, что медицинские задачи, которые зачастую невозможно решить обычными математическими алгоритмами, решаются математическими методами, которые производят настройку решения в результате выявления скрытых зависимостей. К таким методам относятся нейронные сети.

Основной проблемой [4] нейронных сетей для решения задачи является подбор топологии, в качестве решения предлагается применение настраиваемой топологии. Нейронные сети с направленной активацией содержат несколько слоев нейронов в скрытом слое, увеличение числа которых происходит по мере обучения с «учителем». Обученная нейронная сеть сохраняет необходимое количество нейронов для решения поставленной задачи. Данный подход позволяет уменьшить ошибку на выходе и сберечь ресурсы вычислительной машины. Объединение нейронов в полученной сети имеет вид каскада (рис. 2). Все последующие слои подключаются к предыдущим, на выход сети подаются сигналы как крайних добавленных слоев, так и входные сигналы [5].

Данный подход включает в себе очевидные достоинства, по сравнению с обычными нейронными сетями:

- 1) архитектура формируется исходя из задачи исследования;
- 2) высокая скорость обучения обусловлена уменьшением числа элементов в сети и применением прямонаправленной топологии.

Скрытые слои и веса в сети формируются в процессе обучения и далее они не изменяются. Добавление нейронных слоев может происходить в процессе переобучения, когда пытаются максимизировать корреляцию между нейроном-кандидатом и ошибкой выходного слоя.

Для обучения сети в стандартном режиме применяется алгоритм прямого распространения ошибки:

- Первоначальная архитектура содержит в себе только входной и выходной слои; архитектура характерна для сетей с прямым распространением ошибки.

- В процессе обучения ошибка выхода минимизируется. Входной вектор $X = [x_0, x_1, \dots, x_N]$ содержит компоненту $x_0 = 1$, которая формирует первоначальный сигнал:

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

где y_{ji} – выходной сигнал j -го нейрона; w_{ji} – вес связи между j -м нейроном и i -й компонентой входного вектора.

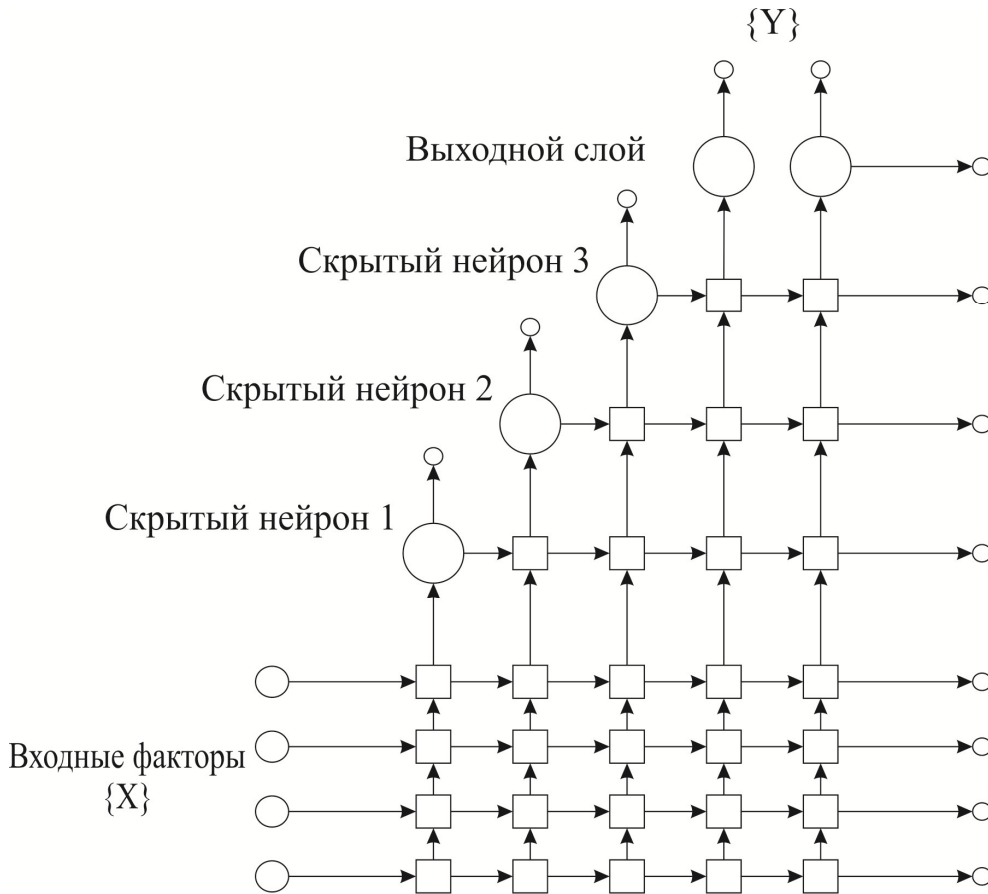


Рис. 2. Архитектура сети с направленной активацией нейронных элементов

Вычисление весовых коэффициентов исходя из минимизации ошибки выходного нейрона Δy_j имеет вид

$$\Delta y_j = y_j - d_j, \quad (2)$$

где d_j – желаемый сигнал обучения.

При превышении величины погрешности Δy_j выполняется корректировка весовых коэффициентов j -го нейрона по формуле

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t), \quad (3)$$

где t – номер предыдущего цикла; $(t+1)$ – номер текущего цикла; $\Delta w_{ji}(t)$ – коррекция весового коэффициента,

$$\Delta w_{ji} = k \cdot x_i \cdot \Delta y_j, \quad (4)$$

здесь k – коэффициент, учитывающий динамику корректировки весов.

Обучение осуществляется до тех пор, пока минимизация суммы квадратов ошибок ΔY не перестает уменьшаться, данный параметр вычисляется по формуле

$$\Delta Y = \sum_{k=1}^P \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (e_j)^2, \quad (5)$$

где $e_j = \Delta y_j$; P – размерность выборки обучения; M – количество нейронов выходного слоя.

3. В случае, когда ΔY заикливается, не превышая порог обучения, происходит добавление дополнительных нейронов в сеть. Весовые коэффициенты добавленных нейронов носят случайный характер [5].

2. Система поддержки принятия решения

Система поддержки принятия решения предназначена для помощи в принятии решения при диагностике гепатитов по серологическим маркерам. Существует несколько методик выявления вируса гепатита, и все большее развитие в этом направлении получает диагностика по серологическим маркерам [6], для чего используют реакции иммунофлюоресценции и иммуноферментный анализ. При иммуноферментном анализе с помощью тест-систем выявляется наличие антител в сыворотке крови человека. Учет результатов производят спектрофотометрически при двух значениях длин волн 450 и 620–680 нм по оптической плотности проб. В зависимости от комбинации проб – серологических маркеров и значений их плотности – определяется диагноз. Число возможных комбинаций достаточно большое, что затрудняет определение диагноза. Частота ошибок на догоспитальном этапе в диагностике гепатита А достигает 18 %, гепатита В – 27 % [7]. Если серологических маркеров 19 с 7 уровнями градаций, то количество возможных комбинаций показателей составит 7^{19} . Учесть такое количество комбинаций практически невозможно. В зависимости от каждой комбинации показателей серологических маркеров определяется тот или иной диагноз. Наряду с необходимостью диагностирования вида гепатита А, В, С, D, E, F, G, формы их проявления – острой или хронической, требуется определять этиологию острых и хронических гепатитов, а также период болезни. Такая постановка задачи включает 40 возможных решений. Даже опытному врачу поставить правильный диагноз весьма затруднительно. Врач вынужден использовать не только свой опыт, но и интуицию.

Структура системы поддержки принятия решения состоит из базы данных, базы решений, базы навыков и двух вычислительных блоков, структурная схема представлена на рис. 3.

Система состоит из основных блоков:

- блок навыков – центральный блок системы, отвечающий за постановку диагноза;
- блок трансляции – блок, позволяющий импортировать данные из программного обеспечения фотометра в систему поддержки принятия решения;
- база данных – блок, содержащий сведения об обученных картах пациентов;

- блок вычислительный – содержит требуемые кодовые сигналы диагнозов, необходимые для обучения системы;
- блок обучения – используется для обучения системы;
- блок формирования отклика – используется для определения диагноза по введенным данным серологических маркеров.

Каждый блок обладает интерфейсом ввода/вывода и набором собственных функций. Основным элементом системы является блок навыков. Блок навыков формируется системой автоматически в процессе обучения по алгоритму нейронной сети.

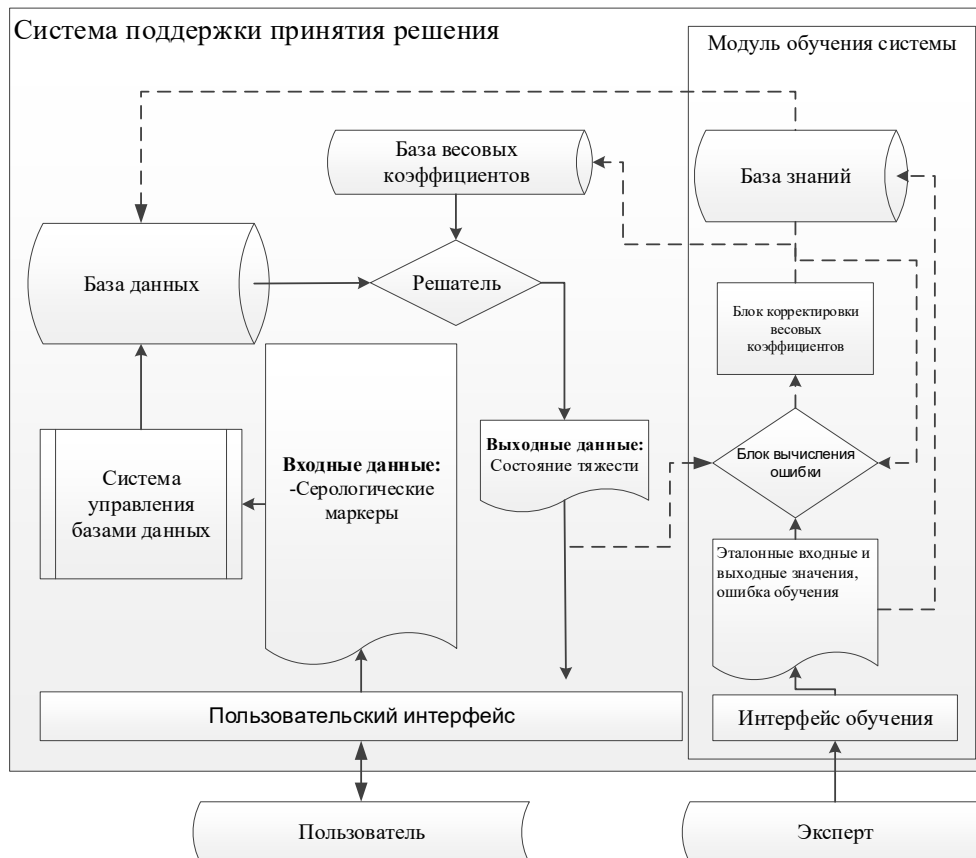


Рис. 3. Структурная схема системы поддержки принятия решения

Обучающая выборка состоит из 341 практического примера. Заданная точность обучения составляет 0,1 %. В режиме диагностики заданная точность распознавания диагноза также составляет 0,1 %. В качестве исходной информации использованы данные иммуноферментного анализа – 25 серологических маркеров. Каждый маркер имеет 7 уровней градаций: 0 – нет данных, 1 – проба положительна, 2 – проба отрицательна, 3 – чаще положительна, 4 – чаще отрицательна, 5 – чаще с нарастанием, 6 – чаще с уменьшением. Погрешности обучения, равной 0,1 %, оказывается достаточно для безошибочного определения диагнозов, которым обучали.

Система способна посредством выработки весовых коэффициентов в процессе обучения производить прогнозирование любых данных, т.е. давать

предварительные советы в ситуациях, которым не обучали. Опыт и знания врачей при обучении преобразуются в технический опыт и интуицию, с помощью которых выявляется степень влияния каждого серологического маркера на принятие решения. Окно системы представлено на рис. 4.

Менее опытные врачи, пользуясь системой, могут получить квалифицированный совет. Опытным врачам эта система может помочь производить исследования в этой области и выявлять наиболее важные факторы по графику значений весовых коэффициентов серологических маркеров.

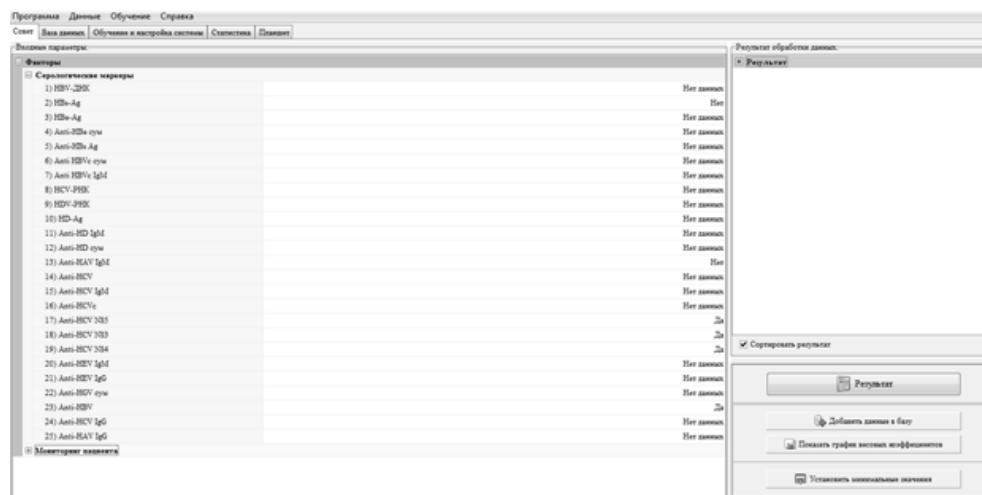


Рис. 4. Окно ввода данных

3. Результаты

База знаний была составлена по данным клинической инфекционной больницы и представляет собой карты больных, проходящих и закончивших свое лечение. На основе этих данных система после запуска автоматически обучается и формирует в результате базу навыков. Обучение производится на основе дифференцированного и интегрированного контуров управления, устанавливающих связь между множеством значений параметров входных факторов и множеством значений решений путем расчета весовых коэффициентов.

По результатам обучения были проведены следующие исследования:

- степень ошибки в зависимости от метода обучения. Оптимальным был выбран метод обучения по максимальным ошибкам системы. В результате исследования и обучения системы ошибка прогнозирования составляет 18 % в диагностике гепатита А и 27 % – гепатита В;

- степень ошибки в зависимости от количества циклов обучения. На построенном графике четко видно уменьшение ошибки прогнозирования с увеличением циклов обучения, критическим является значение 50, с увеличением которого ошибка стремится к минимальному значению (рис. 5);

- степень ошибки в зависимости от количества значений, включенных в обучающую выборку. Обучающая выборка составляла изначально 110, по мере увеличения ее до 173 наиболее точным методом является стратегия уменьшения ошибки прогнозирования до минимального значения (рис. 6).

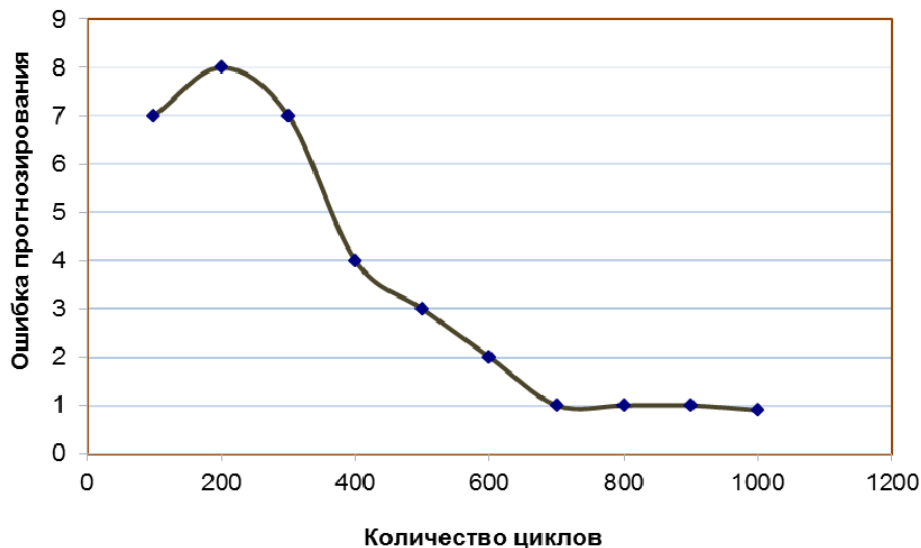


Рис. 5. Процесс обучения

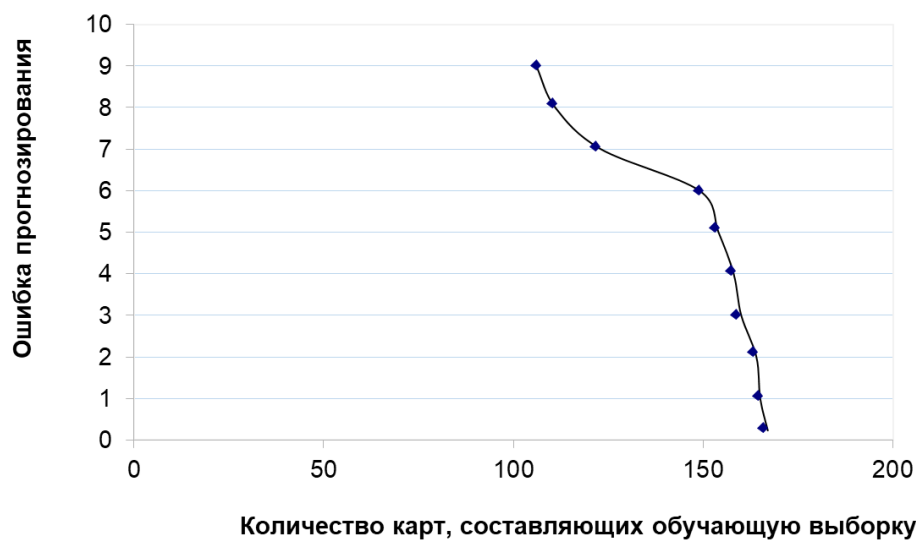


Рис. 6. Зависимость ошибки прогнозирования от обучающей выборки

Обучение проводилось по критическим значениям. Каждый раз в выборку включались примеры с наибольшим отклонением от фактического значения. При невключенных в выборку 178 примеров из 341 погрешность обучения составила 18 % в диагностике гепатита А и 27 % – гепатита В. Исходя из этих данных, можно сделать вывод, что обучение по критическим точкам является самым оптимальным для того, чтобы программа правильно функционировала.

Заключение

Разработанные математические модели и программные средства могут использоваться медицинскими организациями, осуществляющими оказание

медицинской помощи. Система поддержки принятия решения является подходящим методом для принятия клинических решений, так как изначально включает обработку частичных доказательств и неопределенности в отношении последствий прогнозируемых вмешательств. В рамках предлагаемого исследования разрабатывалась система поддержки принятия решения для диагностики нозологической формы гепатита на основе данных серологических маркеров с помощью нейронной самоорганизующейся сети, известной как нейронная сеть каскадной корреляции. Экспериментальные результаты показали, что нейронные сети хорошо работают в диагностике нозологической формы гепатита на основе серологических маркеров.

Библиографический список

1. **Герашенко, С. М.** Джоульметрический декомпозиционный метод контроля состояний биологических объектов и его реализация / С. М. Герашенко, А. А. Митин, С. И. Герашенко // *Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки.* – 2009. – № 4 (12). – С. 93–100.
2. **Корневский, Н. А.** Проектирование систем принятия решений на нечетких сетевых моделях в задачах медицинской диагностики и прогнозирования / Н. А. Корневский // *Вестник новых медицинских технологий.* – 2006. – Т. 13, № 2. – С. 6–9.
3. **Златорев, А. М.** Сравнительная оценка эффективности диагностики заболеваний легких на основе дискриминантного анализа и нейронных сетей / А. М. Златорев, Н. Е. Казимилова, М. А. Радченко // *Вестник Саратовского государственного технического университета.* – 2012. – Т. 1, № 2 (64). – С. 322–327.
4. **Leung, M. K. K.** Deep learning of the tissue-regulated splicing code / M. K. K. Leung, H. Y. Xiong, L. J. Lee, B. J. Frey // *Bioinformatics.* – 2014. – Vol. 30, iss. 12. – P. i121–i129.
5. **Астафьев, А. Н.** Применение нейронной сети с направленной активацией нейронных элементов для оценки эффективности лечения гепатита / А. Н. Астафьев, С. Ф. Четвериков // *Труды международного симпозиума Надежность и качество.* – 2016. – Т. 2. – С. 281–283.
6. **Куссуль, М. Э.** Модульное представление нейронных сетей / М. Э. Куссуль // *ММС.* – 2006. – № 4. – С. 51–62.
7. **Newman, M. E. J.** Mixture models and exploratory analysis in networks / M. E. J. Newman, E. A. Leicht // *PNAS.* – 2007. – Vol. 104 (23). – P. 9564–9569.

References

1. Gerashchenko S. M., Mitin A. A., Gerashchenko S. I. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskie nauki* [University proceedings. Volga region. Engineering sciences]. 2009, no. 4 (12), pp. 93–100. [In Russian]
2. Korenevskiy N. A. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy* [Bulletin of new medical technologies]. 2006, vol. 13, no. 2, pp. 6–9. [In Russian]
3. Zlatorev A. M., Kazimirova N. E., Radchenko M. A. *Vestnik Saratovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of Saratov State Technical University]. 2012, vol. 1, no. 2 (64), pp. 322–327. [In Russian]
4. Leung M. K. K., Xiong H. Y., Lee L. J., Frey B. J. *Bioinformatics*. 2014, vol. 30, iss. 12, pp. i121–i129.
5. Astafev A. N., Chetverikov S. F. *Trudy mezhdunarodnogo simpoziuma Nadezhnost' i kachestvo* [Proceedings of an international symposium Reliability and Quality]. 2016, vol. 2, pp. 281–283. [In Russian]

6. Kussul' M. E. *Matematicheskiye mashiny i sistemy* [Mathematical machines and systems]. 2006, no. 4, pp. 51–62. [In Russian]
7. Newman M. E. J., Leicht E. A. *PNAS*. 2007, vol. 104 (23), pp. 9564–9569.

Астафьев Андрей Николаевич

ассистент, кафедра физики
и биомедицинской техники, Липецкий
государственный технический
университет (Россия, г. Липецк,
ул. Московская, 30)

E-mail: a.n.astafyev@gmail.com

Astaf'ev Andrey Nikolaevich

Assistant, sub-department of physics
and biomedical technology, Lipetsk State
Technical University (30 Moskovskaya
street, Lipetsk, Russia)

Геращенко Сергей Иванович

доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой медицинской
кибернетики и информатики, Пензенский
государственный университет (Россия,
г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: mpo@list.ru

Gerashchenko Sergey Ivanovich

Doctor of engineering sciences, professor,
head of sub-department of medical
cybernetics and informatics,
Penza State University (40 Krasnaya
street, Penza, Russia)

Юрков Николай Кондратьевич

доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой конструирования
и производства радиоаппаратуры,
Пензенский государственный
университет (Россия,
г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: kipra@pnzgu.ru

Yurkov Nikolay Kondrat'evich

Doctor of engineering sciences, professor,
head of sub-department of radio
equipment design and production,
Penza State University (40 Krasnaya
street, Penza, Russia)

Образец цитирования:

Астафьев, А. Н. Диагностическая система поддержки принятия решения для анализа серологических маркеров гепатита / А. Н. Астафьев, С. И. Геращенко, Н. К. Юрков // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2019. – № 4 (52). – С. 4–13. – DOI 10.21685/2072-3059-2019-4-1.