

МЕТОДИКА КЛАССИФИКАЦИИ ЛЕКАРСТВЕННЫХ ПРЕПАРАТОВ ДЛЯ ЛЕЧЕНИЯ ГЕПАТИТА ПО СТЕПЕНИ ЭФФЕКТИВНОСТИ

METHODS OF CLASSIFICATION OF DRUGS FOR THE TREATMENT OF HEPATITIS BY DEGREE OF EFFECTIVENESS

A. Astafyev

Summary. The paper deals with a mathematical model of a neural network that assesses the effectiveness of drugs used to treat hepatitis by periodically assessing the patient's condition. The paper analyzes the use of a neural network trained by a recurrent algorithm to assess the effectiveness of drugs. Input data were selected and analyzed for use in the assessment of the state, the output values were selected to assess the degree of efficiency. The contribution of individual input factors to the output values of the system was compared.

Keywords neural network, evaluation of treatment effectiveness, decision support system, data classification.

Астафьев Андрей Николаевич

Ассистент, Липецкий государственный технический университет
a.n.astafyev@gmail.com

Аннотация. В работе рассматривается математическая модель нейронной сети оценивающая эффективность применяемых лекарственных препаратов для лечения гепатита путем периодической оценки состояния пациента. В работе проведен анализ использования нейронной сети обучающейся по рекуррентному алгоритму для оценки эффективности препаратов. Входные данные проходили выбор и анализ для использования в оценке состояния, выходные значения проходили подбор для оценки степени эффективности. Проводилось сравнение вклада отдельных входных факторов на выходные значения системы.

Ключевые слова: нейронная сеть, оценка эффективности лечения, система поддержки принятия решения, классификация данных.

Введение

Выбор и подбор лекарственного препарата для проведения наиболее лучшего лечения является сложной задачей, поскольку принятие решения зависит от полноты информации, методов учета, большого количества методик лечения, вариаций заболеваний и разнообразия медицинских препаратов [1].

Принятие решения связано также с обработкой большого количества данных, вариабельностью решений, с многовариантностью возможных решений, отсутствию четкости во входной информации, сложной задачей перехода из множества признаков ситуации в отображении на множество принимаемых решений. Каждая ситуация, образ, как правило, представляет собой многомерный нечёткий вектор, которому соответствует множество решений, в том числе и правильных.

Оценка эффективности лечения можно разбить на подзадачи, среди которых оценка состояния тяжести состояния пациента в течении определённого периода времени, учет которого позволит выявить эффективность лечения и препарата. Оценку состояния необходимо провести при использовании математических алгоритмов [2], поскольку только так возможно получить наиболее объективную информацию оценки набора данных. Наиболее сильное распространение получили нейросетевые методы оценки состояния пациента, или

схожей задачей классификации. В решения поставленной задачи необходимо [2] использовать модели с обратной связью, в качестве решения задачи предлагается использование модульной рекуррентной нейронной сети.

1. Постановка задачи

В качестве входных факторов предлагается использование двадцати пяти факторов, характеризующих состояние пациента в текущий момент времени, таких как физиологические данные, данные лабораторных анализов и другие. В качестве отклика системы используется пятибалльная оценка эффективности состояния пациента.

Применение алгоритмов нейронных сетей для классификации данных доказывают свою эффективность, однако стоит обратить внимание на формирование обучающей выборки, поскольку именно с ней возможно использование алгоритма с наибольшей эффективностью. Обучение нейронной сети заключается в расчёте весовых коэффициентов методом Качмажа для решения систем линейных уравнений [3]. Нейронные сети можно рассмотреть, как граф с взвешенными связями, где нейроны — узлы.

Предлагаемая методика состоит в настройке топологии нейронной сети в процессе обучения, обу-

чающая выборка должна содержать основной набор существующих состояний тяжести. Построение топологии нейронной сети заключается в обнаружении сообществ или кластеров единиц с похожими схемами соединения.

В процессе строится структура модели перед тренировкой с несколькими разделенными нейронными сетями внутри, после обучения сеть содержит наименьшее и необходимое количество узлов для решения данной задачи, то есть усложнение происходит исходя из необходимости [3, 4].

2. Математические методы

Общую задачу перед нейронной сетью можно представить как системы линейных уравнений, для решения наиболее лучшую эффективность показал алгоритм С. Качмажа [3, 5]. Последовательность, полученная по методу итераций С. Качмажа, сходится к решению систем линейных уравнений $Au = f$ [5].

Расчетные донные при решении получаются путем решения с использованием итеративной формулы:

$$u^{k+1} = u^k + \lambda_k \frac{f_{j(k)} - (a_{j(k)}, u^k)}{\|a_{j(k)}\|^2} a_{j(k)}, \quad (1)$$

где

$A = (a_1, a_2, \dots, a_m)^T \in R^{m \times n}$, $u \in R^m$, $f = (f_1, f_2, \dots, f_m) \in R^m$, уравнение проекционной последовательности

$$j(k) = (k \bmod m) + 1, k = \overline{0, \infty}, \quad (2)$$

где k — номер итерации, u^0 — первоначальное приближение, λ_k — параметр релаксации для избегания локальных минимумов.

Проводя анализ уравнений (1), (2) на сходимость для конкретных несовместных случаев, не всегда можно получить единственное решение. Рассматривая случай совместной системы условие сходимости составляет:

$$0 < \liminf_{k \rightarrow \infty} \lambda_k < \limsup_{k \rightarrow \infty} \lambda_k < 2, \quad (3)$$

Огромное влияние на сходимость (3) оказывает выбор параметра релаксации λ_k , а также способ задания последовательности $j(k)$. Геометрически решения можно представить как аппроксимирующие гиперплоскости.

Рассмотренные уравнения (1)—(3) можно использовать для формирования модульной сети, а именно для формирования соединения модулей. В модульной ней-

ронной сети $x \in R^M$, $y \in R^N$, а функции плотности вероятности $q(x, y)$ на $R^M \times R^N$. Обучающий набор данных представляет $\{X_i, Y_i\}_{i=1}^n$ выборка n генерируется независимо от $q(x, y)$. Функция $f(x, w)$ от $x \in R^M$, $w \in R^L$ до R^N слоистой нейронной сети, которая оценивает выход y по входу x и параметру w .

Для слоистой нейронной сети $w = \{w_{ij}^d, \theta_i^d\}$, где w_{ij}^d — вес соединения между i -м блоком в глубине d -слоя и j -м блоком в глубине $d + 1$ слоя и θ_i^d — это смещение i -го блока в слое глубины d . Слоистая нейронная сеть с D слоями представлена следующей функцией:

$$f_j(x, w) = \sigma\left(\sum_i w_j^{D-1} o_i^{D-1} + \theta_j^{D-1}\right), \quad (4)$$

$$o_j^{D-1} = \sigma\left(\sum_i w_j^{D-2} o_i^{D-2} + \theta_j^{D-2}\right), \quad (5)$$

⋮

$$o_j^2 = \sigma\left(\sum_i w_j^1 x_i + \theta_j^1\right), \quad (6)$$

Ошибка обучения $E(w)$ и ошибка обобщения $G(w)$ определяются

$$E(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Y_i - f(X_i, w)\|^2, \quad (7)$$

$$G(w) = \int \|y - f(X_i, w)\|^2 q(x, y) dx dy, \quad (8)$$

где $\|\cdot\|$ — евклидова норма R^N .

Алгоритм завершает обучение при достижении заданной ошибки обучения, в противном случае завершается или закикливается получение весовых коэффициентов и формирование структуры сети. Простая структура системы представлена на рисунке 1.

Применяемая методика показывает эффективность для ситуаций, характеризуемых большим объёмом информации при дефиците времени на принятие решения [6]. Общая оценка должна сравниваться с оценкой специалиста, в общем случае необходимо производить сравнение совпадения (S) двух ситуаций.

Признак сравнения должен характеризовать минимальную степень совпадения, общее уравнение для анализа совпадения имеет вид (9).

Отсюда следует, что степень совпадения двух ситуаций будет минимальной при (10).

Процесс сравнения позволяет характеризовать степень обучения системы, который характеризует связь между множеством значений параметров входных факторов и множеством значений решений путём расчёта весовых коэффициентов.

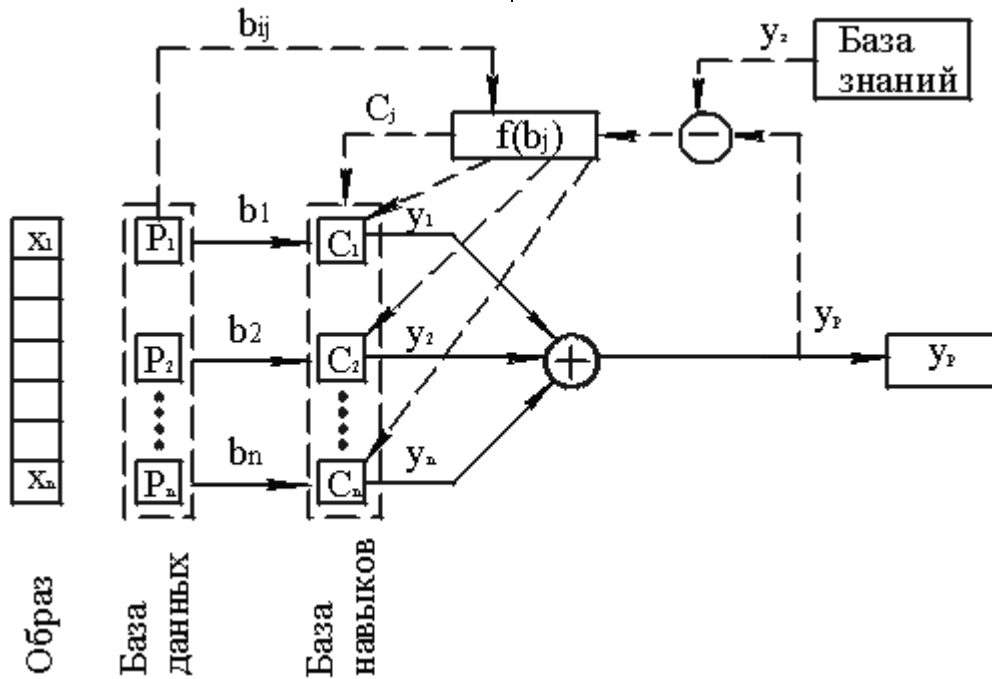


Рис. 1. Структурная схема простой системы.

3. Полученные результаты

В процессе настройки системы были произведены исследования в результате которых получены результаты, по методике обучения:

- ♦ обучающая выборка должна содержать не менее 10 примеров для каждого значения состояния тяжести пациента;
- ♦ величина ошибки обучения системы должна составлять не более 5%, для обучающей выборки;
- ♦ обучающая выборка должна дополняться «кластерно», с последовательным включением примеров с наибольшим отклонением от заданного отклика.

Была проведена оценка значимости каждого используемого фактора, который участвует в процессе получения выходного значения. Оценка происходит при оценке величины весового коэффициента, исследование проводилось на двух ситуациях, рассматривая весовые коэффициенты, после обучения системы получаются фиксированные значения весов.

При проведении сравнительных оценок можно выявить факторы, которое оказывают наиболее сильное влияние на достоверность принятия решения для каждой ситуации и факторы, не оказывающие никакого влияния. Сравнения системы и специалиста представлены на рисунке 2, 3.

$$S_i = \frac{\left(\sum_{i=1}^m b_{i,1} \cdot b_{m,2} + b_{m+1}^2 \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^m b_{i,1}^2 + b_{m+1}^2 \right) \cdot \left(\sum_{i=1}^m b_{i,2}^2 + b_{m+1}^2 \right)} \tag{9}$$

$$b_{m+1} = \sqrt{\frac{\left(\sum_{i=1}^m b_{i,1}^2 + \sum_{i=1}^m b_{i,2}^2 \right) \cdot \sum_{i=1}^m b_{i,1} \cdot b_{i,2} - 2 \sum_{i=1}^m b_{i,1}^2 \cdot \sum_{i=1}^m b_{i,2}^2}{\left(\sum_{i=1}^m b_{i,1}^2 + \sum_{i=1}^m b_{i,2}^2 \right) - 2 \sum_{i=1}^m b_{i,1} \cdot b_{i,2}}} \tag{10}$$

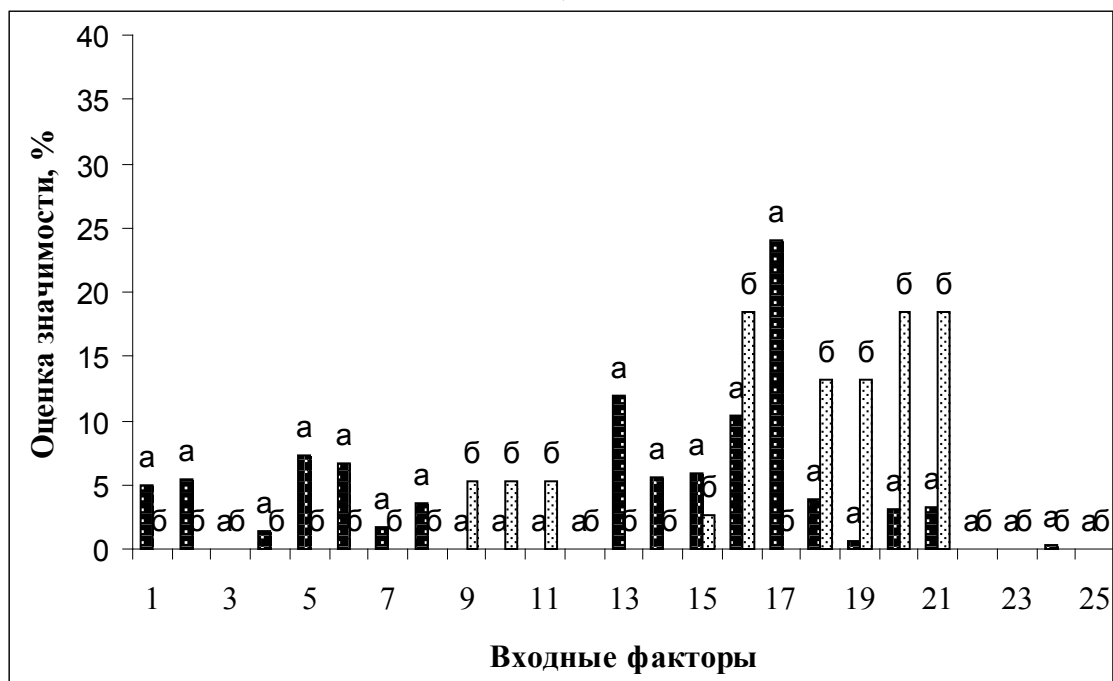


Рис. 2. Оценка значимости факторов ситуации № 1: а — оценка системы; б — оценка экспертов.

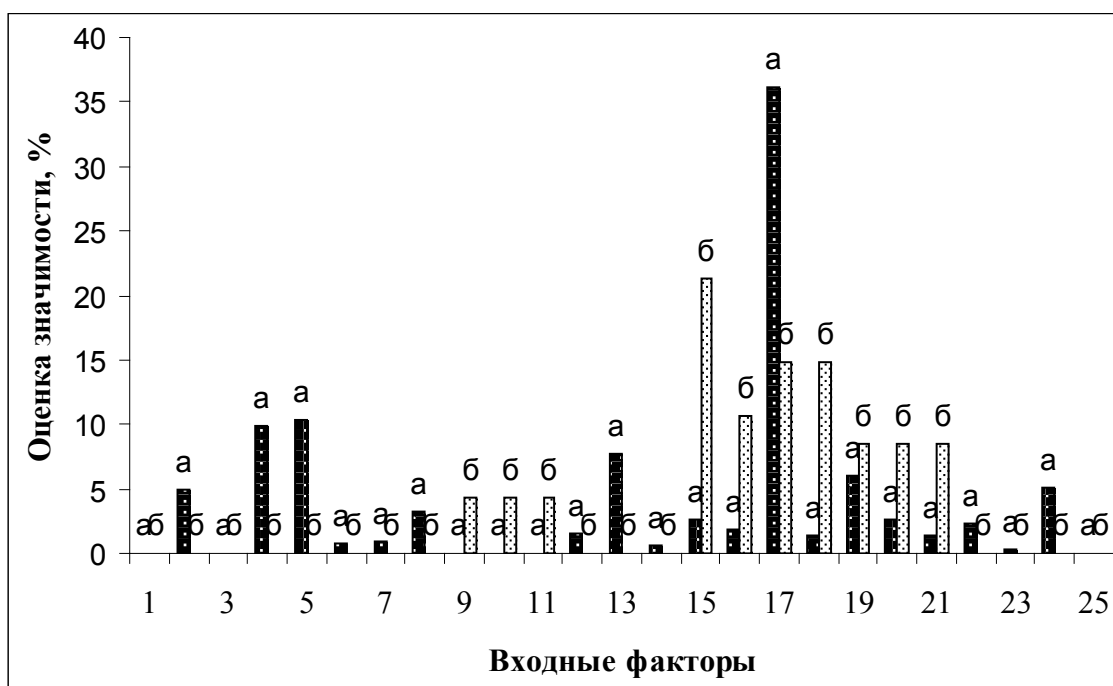


Рис. 3. Оценка значимости факторов ситуации № 2: а — оценка системы; б — оценка экспертов.

По оценке значимости факторов ситуации № 1 и № 2 можно сделать выводы:

- ♦ по оценкам системы факторы 9, 10, и 11 в обеих ситуациях не оказывают влияния на достовер-

ность принятия решения, а по оценкам специалистов влияние имеется;

- ♦ по оценкам специалистов факторы с 1 по 8, с 12 по 14 и с 22 по 25 в обеих ситуациях не оказыва-

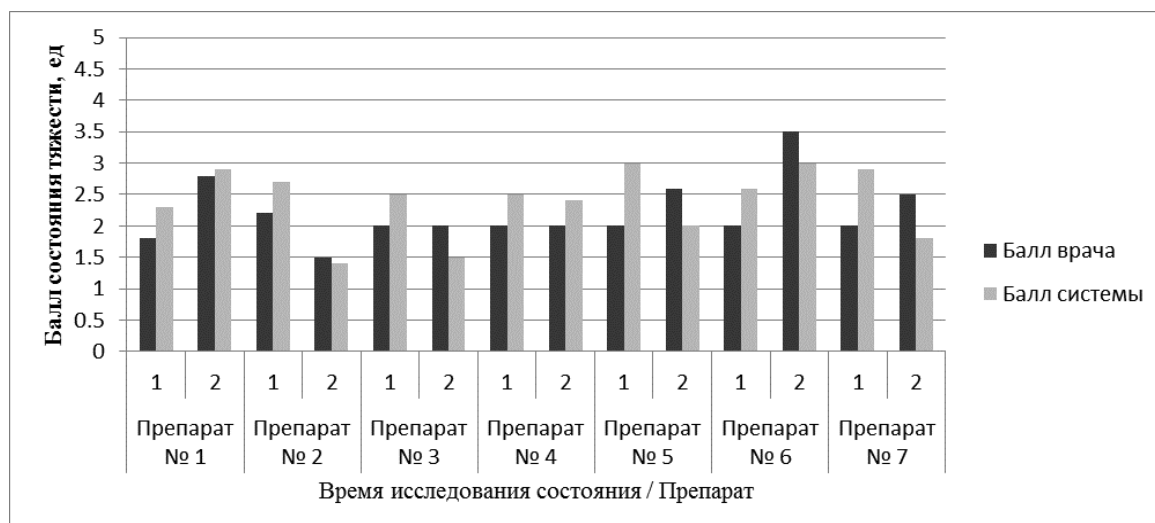


Рис. 4. Гистограмма сравнения состояния пациентов

ют влияния на достоверность принятия решения, но по оценкам системы, наоборот, оказывают влияние и, кроме того, разное в каждой ситуации.

- ♦ фактор 17 по оценкам системы в обеих ситуациях оказывает наибольшее влияние на достоверность принятия решения, но по оценкам экспертов влияние совсем разное, поэтому нельзя сказать, что фактор наиболее значимый.

Апробирование рассмотренной методики модульных нейронных сетей обучаемых по алгоритму Качмажа происходило при определении эффективности лечения гепатита, обучение и тестирование происходило по данным 93 пациентов. Количество входных факторов — 25, откликов — 5. На основании медицинских карт пациентов за период с 2014 по 2015 г. создана электронная база

данных, основываясь на которой происходит обучение системы и автоматическое формирование базы весовых коэффициентов.

Сравнение оценок данных врачами и системой представлено на рисунке 4.

При сравнении оценок коэффициент корреляции между оценками врача и системы составляет 0,8, но который можно повысить путем округления оценок.

В связи с всеобщей информатизацией существует необходимость внедрения систем классификации медицинских данных, которая в режиме «советчика» будет помогать врачу, решения систем могут быть объяснены пользователю на качественном уровне, при помощи анализа значений весовых коэффициентов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Неронов В. А. Комплексное лечение и новый подход к оценке эффективности терапии хронического вирусного гепатита С // Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье». — 2009. — № 2.
2. Геращенко С.И., Геращенко С. М., Янкина Н. Н., Енгальчев Ф. Ш. Использование нейросетевого классификатора для идентификации новообразований // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2008. — № 9. — С. 77–80.
3. Иванов А. А. Решение задачи полиномиальной аппроксимации с использованием итерационного метода Качмажа // Вестник СГАУ. — 2008. — № 2. — С. 179–182.
4. Ильин В. П. Об итерационном методе Качмажа и его обобщениях // Сибирский журнал индустриальной математики — 2006. — Т. 9. — № 3. — С. 39–49.
5. Дмитриев Г.А., Астафьев А. Н. Система поддержки принятия решений при определении нозологической формы гепатита // Программные продукты и системы. — 2017. — № 4.
6. Геращенко С.И., Мартынов И. Ю., Янкина Н. Н., Геращенко С. М. Использование рейтинговых оценок для выбора структуры нейросетевого классификатора в джоульметрических системах распознавания состояния биологических объектов // Труды международного симпозиума Надежность и качество. — 2005. — Т. 1. — С. 465–467.