

# ПРОЕКТИРОВАНИЕ МЕДИЦИНСКОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

## DESIGN OF MEDICAL DECISION SUPPORT SYSTEM

**A. Astafyev  
S. Gerashchenko  
S. Sharapov**

*Summary.* An important aspect of assessing the reliability of medical results obtained using the methods and means of a clinical laboratory is the use of decision support systems to confirm the diagnosis. To improve the effectiveness of treatment of patients with hepatitis, the present work presents a modified hybrid model of a deep trust network. Assessing the effectiveness of treatment in this study is tracking the changes in the patient's condition over time and can be used to assess the condition over certain periods. To train a modified model of a deep trust network, reference state data obtained by analyzing medical publications are used. Learning a modified deep trust network involves two steps, the first of which adopts a contrast divergence algorithm for optimizing hidden parameters in pre-training mode, while the second determines the output weight vector by the least squares method. Experimental results show that the proposed hybrid model based on a deep confidence network has good performance when applied in a decision support system. The general structure of a decision support system model for the medical task of assessing the severity of hepatitis is proposed.

*Keywords:* neural network, data classification, decision support system, prognosis of treatment.

**Астафьев Андрей Николаевич**

Ассистент,

Липецкий государственный технический университет

*a.n.astafyev@gmail.com*

**Герашченко Сергей Иванович**

Д.т.н., профессор, Пензенский государственный

университет

*mpo@list.ru*

**Шарапов Сергей Иванович**

К.ф.-м.н., доцент, Липецкий государственный

технический университет

*kaf-physics@stu.lipetsk.ru*

*Аннотация.* Важным аспектом оценки достоверности медицинских результатов, полученных с применением методов и средств клинической лаборатории, является применение систем поддержки принятия решения для подтверждения диагноза. Для повышения эффективности лечения пациентов с заболеванием гепатит в настоящей работе представлена модифицированная гибридная модель сети глубокого доверия. Оценка эффективности лечения в данном исследовании представляет собой отслеживание изменения состояния пациента в течении времени и может быть использована при оценке состояния в течении определенных периодов. Для обучения модифицированной модели сети глубокого доверия используются эталонные данные состояний, полученные путем анализа медицинских публикаций. Обучение модифицированной сети глубокого доверия включает в себя два шага, первый из которых принимает алгоритм контрастной дивергенции для оптимизации скрытых параметров в режиме предварительной подготовки, в то время как второй определяет выходной весовой вектор методом наименьших квадратов. Экспериментальные результаты показывают, что предложенная гибридная модель на основе сети глубокого доверия имеет хорошие показатели при применении в системе поддержки принятия решения. Предлагается общая структура модели системы поддержки принятия решений для медицинской задачи оценки состояния тяжести гепатита.

*Ключевые слова:* нейронная сеть, классификация данных, система поддержки принятия решения, построение прогноза лечения.

## Введение

Применение систем поддержки принятия решения в медицине позволяет улучшить качество диагностики путем введения двойного контроля. Зачастую [1] системы поддержки принятия решения основываются на алгоритмах нейронных сетей, с помощью которых возможно моделировать опыт специалиста для принятия квалифицированного решения.

В качестве алгоритма обучения нейронных сетей в последнее время широко зарекомендовали себя методы глубокого обучения нейронных сетей [2], которые позволяют искать скрытые зависимости в данных и организуют иерархическую структуру. В качестве сетей глубокого обучения предлагается использовать сети глубокого доверия [3], которые после обучения могут вероятно отстраивать свои выводы. В качестве примера применения пред-

лагается использование задачи оценки прогноза лечения гепатита.

Оценка динамики развития гепатита [4] позволяет выявить, что ежегодно инфицирование вирусом гепатита С происходит у 3–4 миллионов человек, а количество носителей составляет 130–170 миллионов человек [5]. Лечение данного заболевания представляет сложную задачу, поскольку имеется необходимость постоянного контроля и корректировки лечения.

## Методика работы

В настоящее время для построения прогноза лечения предложены многочисленные подходы, основанные на использовании данных искусственного интеллекта. В работе [6] искусственная нейронная сеть была применена для прогнозирования лечения кардиологических заболеваний, и экспериментальные результаты показали, что модель нейронной сети имеет сопоставимую с экспертом предсказательную мощь. В работе [7] представлена гибридная модель, сочетающая различные алгоритмы машинного обучения для оценки диагностики неврологических заболеваний. В [8] нечеткая логика использовалась для решения диагностических медицинских задач. В работе [9] метод кластерной регрессии, также известный как латентная регрессия классов, который объединяет кластеризацию и регрессию, был использован для оценки случаев возникновения инфекций. Проведенный анализ показывает широкое распространение применения интеллектуальных методов в медицине, однако имеется нераспространенность применения алгоритмов глубокого обучения для медицинских задач. Стратегия применения заключается в более мощных методах моделирования для изучения информации, скрытой в данных.

С одной стороны, метод глубокого обучения представляет нам очень мощный инструмент для построения модели прогнозирования. В моделях глубокого обучения репрезентативные объекты могут быть извлечены из самого нижнего слоя в самый высокий слой [10]. До сегодняшнего дня методика глубокого обучения широко использовалась в различных областях по оценке изображений [11]. В работе [12] глубокое обучение было использовано в качестве метода ансамбля для выявления рака. В работе [13] для распознавания лиц по фотографиям использовалась глубокая сверточная нейронная сеть. В [14], подход глубокого обучения, ограниченная машина Больцмана Гаусса–Бернулли была применена к 3D-классификации форм с использованием вейвлетов спектральных графов и парадигмы мешков признаков. В [15], сеть глубокого доверия была применена для решения проблемы понимания естественного языка. Как один из популярных методов глубокого обучения, сети

глубокого доверия показали свое превосходство в машинном обучении и искусственном интеллекте.

Из проведенного анализа применения методов глубокого обучения следует, что как метод обучения, так и знание предметной области полезны для повышения производительности моделей прогнозирования. Следуя этой идее, данное исследование пытается представить гибридную модель, которая сочетает модель сети глубокого доверия для дальнейшего повышения точности прогнозирования. В данном исследовании, во-первых, будет представлена структура предлагаемой гибридной модели, затем будет предложен алгоритм обучения для модифицированной модели сети глубокого доверия. Обучение модели в основном включает в себя два этапа, которые сначала оптимизируют скрытые параметры с помощью алгоритма контрастной дивергенции в режиме предварительной подготовки, а затем определяют выходной весовой вектор методом наименьших квадратов.

## Введение в сеть глубокого доверия

Сеть глубокого доверия представляет собой стек ограниченной машины Больцмана [16]. Структура типовой модели машины показана на рисунке 1. Машина Больцмана — это неориентированная двудольная графическая модель, которая состоит из видимого (входного) и скрытого (выходного) слоев. Видимый слой и скрытый слой соответственно состоят из  $n$  видимых блоков и  $m$  скрытых блоков, и в каждом блоке есть смещение. Более того, в видимом или скрытом слое нет взаимосвязи [17]

Вероятность активации  $j$ -й скрытой единицы может быть вычислена следующим образом, когда видимый вектор  $v(v_1 \dots v_i \dots v_n)$  дано

$$p(h_j = 1|v) = \sigma(b_j + \sum_{i=1}^n v_i w_{ij}) \quad (1)$$

где  $\sigma$  является сигмоидной функцией,  $w_{ij}$  вес соединения между  $i$ -ым видимым блоком и  $j$ -ым скрытым блоком, и  $b_j$  является смещением  $j$ -й скрытой единицы.

Аналогично, когда скрытый вектор  $h(h_1 \dots h_j \dots h_m)$  известно, что вероятность активации  $i$ -го видимого блока можно вычислить следующим образом:

$$p(v_j = 1|h) = \sigma(a_j + \sum_{i=1}^m h_i w_{ij}) \quad (2)$$

где  $i = 1, 2, \dots, n$ , и  $a_i$  является смещением  $i$ -й видимой единицы.

В работе [18] предложен алгоритм контрастной дивергенции для оптимизации машины Больцмана.

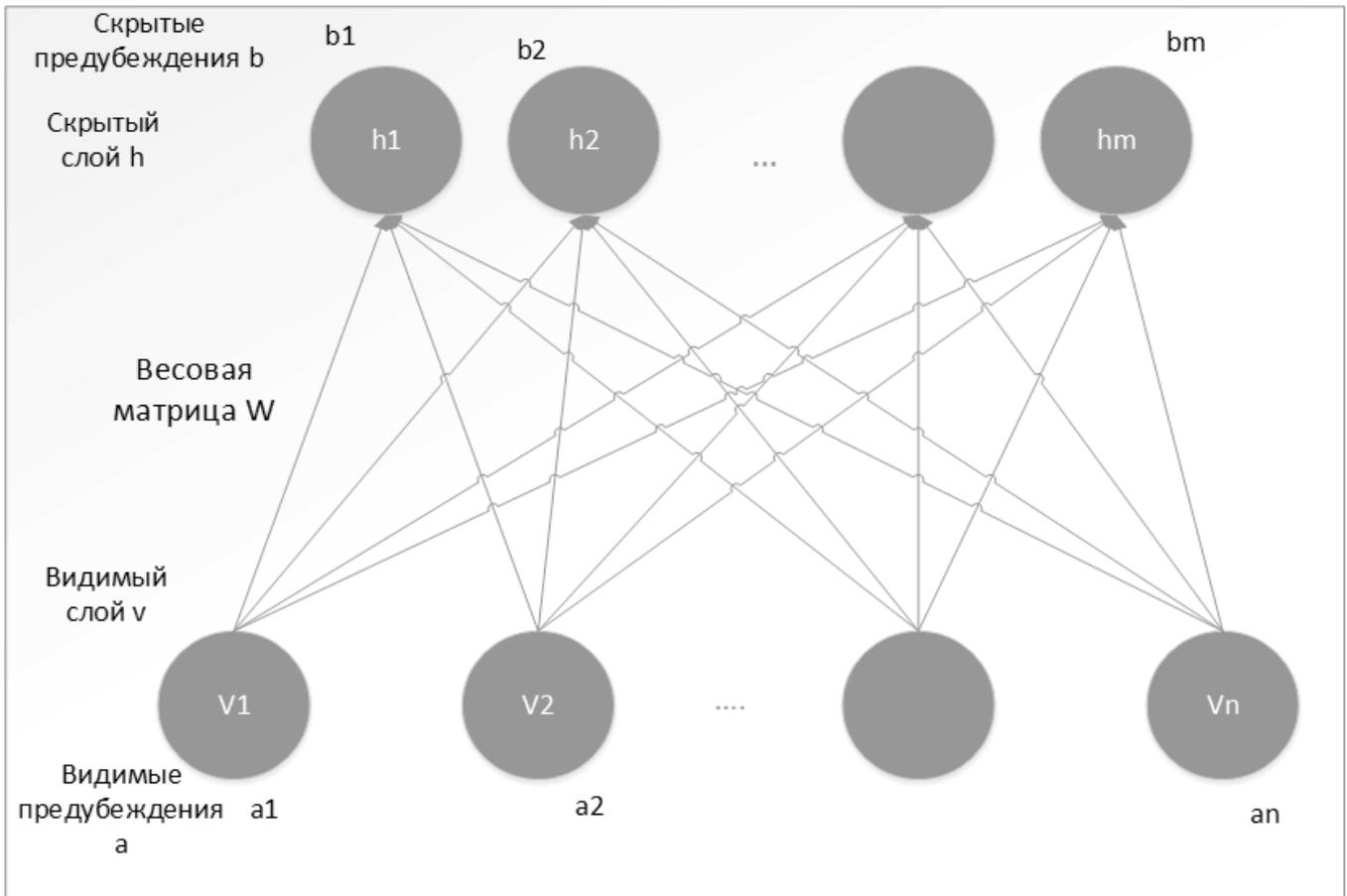


Рис. 1. Структура типовой модели машины Больцмана

Алгоритм, основанный на итерационных процедурах обучения для биномиальных единиц, приведен ниже [19].

Шаг 1: Инициализировать количество видимых единиц  $n$ , количество скрытых единиц  $m$ , количество обучающих данных  $N$ , весовую матрицу  $W$ , видимый вектор смещения  $a$ , скрытый вектор смещения  $b$  и скорость обучения  $\epsilon$ .

Шаг 2: Назначение образца  $x$  от обучающих данных до начального состояния  $v_0$  видимого слоя.

Шаг 3: Вычислить  $p(h_{0j} = 1 | v_0)$  согласно уравнению (1), и извлечь  $h_{0j} \in \{0,1\}$  из условного распределения  $p(h_{0j} = 1 | v_0)$ , где  $j = 1, 2, \dots, m$ .

Шаг 4: Вычислить  $p(v_{0i} = 1 | h_0)$  согласно уравнению (2), и извлечь  $v_{0i} \in \{0,1\}$  из условного распределения  $p(v_{0i} = 1 | h_0)$ , где  $i = 1, 2, \dots, n$ .

Шаг 5: Вычислить  $p(h_{0j} = 1 | v_1)$  согласно уравнению (1).

Шаг 6: Обновить параметры в соответствии со следующими уравнениями:

$$W = W + \epsilon (p(h_0 = 1 | v_0) v_0^T - p(h_1 = 1 | v_1) v_1^T)$$

$$a = a + \epsilon (v_0 - v_1)$$

$$b = b + \epsilon (p(h_0 = 1 | v_0) - p(h_1 = 1 | v_1)),$$

Шаг 7: Выбирается другой образ из обучающих данных исходным состоянием  $v_0$  и повторяются шаги 3–7, пока не будут использованы все  $N$  обучающих данных.

Как уже упоминалось, сеть глубокого доверия как чудесная глубокая модель представляет собой стек машины Больцмана [20].

Рассмотрим структуру ГСД с  $k$  скрытыми слоями и его послыйный процесс подготовки [21]. Активация  $k$ -го скрытого слоя относительно входного образца  $x$  можно вычислить как

$$A_k(x) = \sigma(b_k + W_k \sigma(\dots + W_2 \sigma(b_1 + W_1 x))), \quad (3)$$

где  $W_u$  и  $b_u$  ( $u = 1, 2, \dots, k$ ) являются соответственно весовыми матрицами и скрытыми векторами смещения  $u$ -го. Кроме того,  $\sigma$  является логистической сигмоидной функцией  $\sigma(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ .



Рис. 2. Структура гибридной модели

Чтобы получить лучшее представление объектов, сеть глубокого доверия использует глубокую архитектуру и использует послонную предварительную подготовку для оптимизации межслойной весовой матрицы [21]. Алгоритм обучения сети глубокого доверия будет подробно приведен в следующем разделе.

### Гибридная Модель

В этом разделе сначала будет предложена структура гибридной модели. Затем будут даны извлечение энергозатратной картины и генерация остаточных данных. Наконец, будет представлена модифицированная сеть глубокого доверия и её алгоритм обучения.

Для начала предположим, что мы собрали данные выборки за  $M$  последовательных дней, и в каждый день мы собрали  $T$  точек данных. Затем выборку временных рядов данных энергопотребления можно записать в виде ряда

$$Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\} \quad (4)$$

где

$$\begin{aligned} Y &= [y_1(1) \ y_2(2) \ \dots, y_n(T)], \\ &\vdots \\ Y &= [y_M(1) \ y_M(2) \ \dots, y_M(T)], \end{aligned} \quad (5)$$

и  $T$ -номер выборки в день.

Процедура проектирования предлагаемой модели представлена на рисунке 2, а также представлена следующим образом:

Шаг 1: Извлекается модель как знание периодичности из обучающих данных.

Шаг 2: Удаляется энергоемкий шаблон из обучающих данных для создания остаточных данных.

Шаг 3: Используются остаточные данные для обучения модели сети глубокого доверия.

Шаг 4: Объединяются результаты модели со знанием периодичности для получения конечных результатов прогнозирования гибридной модели.

Очевидно, что для построения предлагаемой гибридной модели решающее значение имеют извлечение энергозатратной модели, генерация остаточных данных и построение модели сети глубокого доверия [21].

### Система поддержки принятия решения

Структурную схему системы поддержки принятия решения для прогнозирования течения гепатита, реализующую описанный алгоритм, можно увидеть на рисунке 3. Система состоит из основного модуля, который производит настройку внутренней структуры системы и основан на модифицированной гибридной модели, а также модуля обучения системы, который формирует топологию сети [22].

Система управления базой данных в системе поддержки принятия решения предназначена для хранения и использования значений факторов. При проектировании систем поддержки принятия решения необходимо делать акцент на обучающей выборке, из которой алгоритм должен получать опыт специалистов.

Существует два подхода в формировании обучающей выборки системы [23]: выборка, содержащая реальные данные пациентов, максимально охватывающая возможные состояния, и выборка, содержащая основные

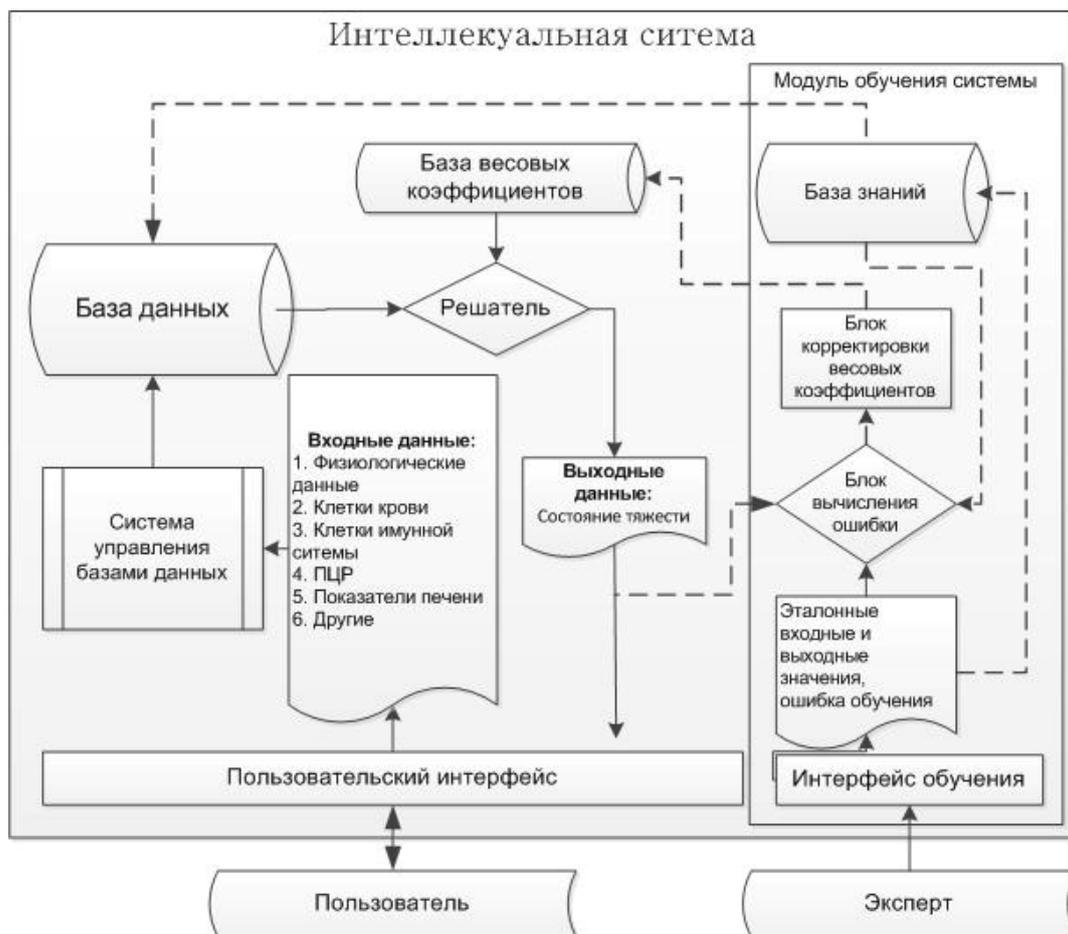


Рис. 3. Структурная схема системы поддержки принятия решения

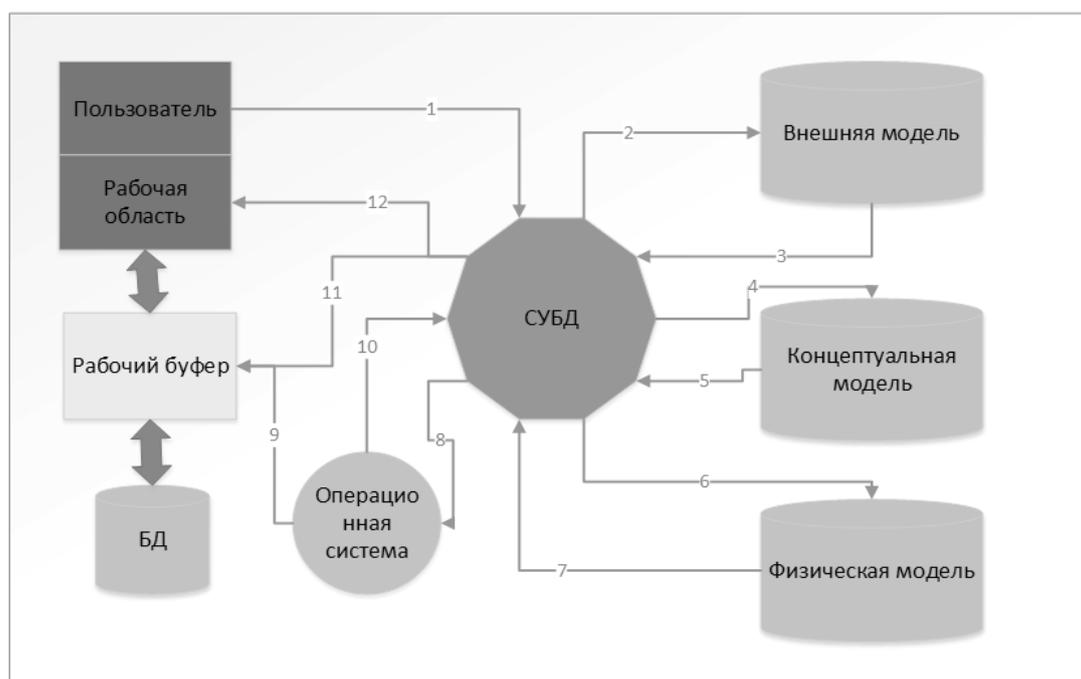


Рис. 4. Структура взаимодействия базы данных в системе поддержки принятия решения

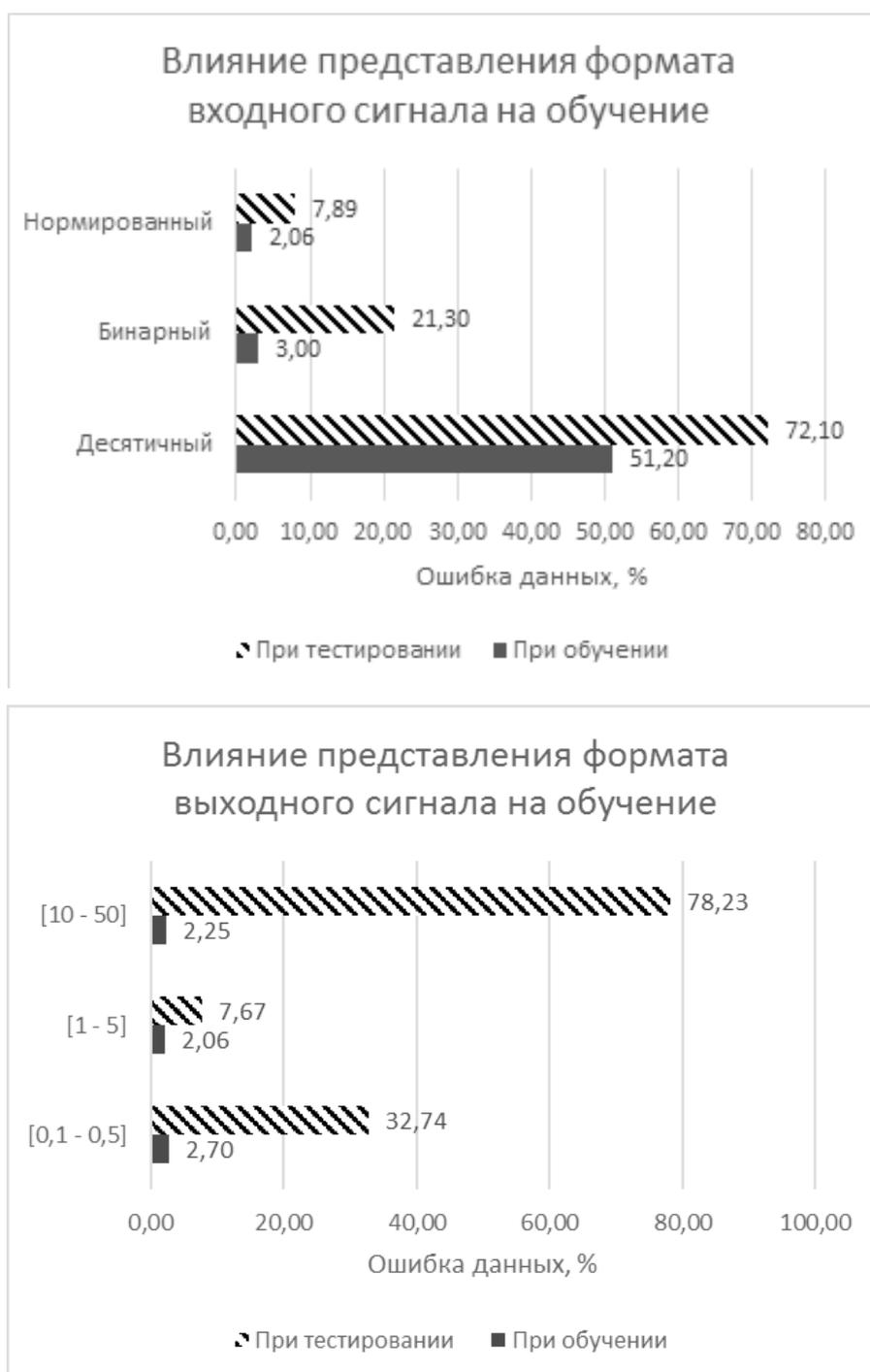


Рис. 5. Сравнение представления входных и выходных сигналов

правила состояний. Обучающая выборка, с реальными данными, сложно реализуема и велика по объему вариантов [24], ее необходимо постоянно проверять для избегания состояния переобучения. Для практической реализации более применима выборка с данными, которые содержат основные эмпирические знания, то есть знания, которые получены при наблюдении за процессом течения гепатита.

Общая структура базы данных может быть представлена на рисунке 4.

В рисунке операции можно представить, как:  
 1 — запрос в систему управления базой данных на получение данных из базы;

2 — анализ прав пользователя на осуществленный запрос;

3 (12) — запрет взаимодействия с базой данных при недостаточных правах;

4 — запрос информации из концептуальной модели, хранящей общие парадигмы;

5 — получение запрошенной информации;

6 — запрос физического места нахождения данных;

7 — информация о местонахождении данных;

8 — задача операционной системе на пересылку данных содержащихся в базе данных;

9 — исполнение задачи пересылки данных;

10 — отчет о выполненной работе по пересылке базы данных в систему управления базой данных;

11 — выбор из всего объема информации только необходимой пользователю.

Было проведено исследование формата представления входных и выходных сигналов для алгоритма сети глубокого доверия, сравнения методик представлено на рисунке 5.

Сравнение показало наибольшую эффективность при представлении входных данных в нормированном формате, а выходных данных — в интервале (1, 5).

### Заключение

В статье описывается методика обучения с применением сети глубокого доверия, который реализует глубокое обучение, что приводит к повышению выявления скрытых зависимостей. Рассмотренный алгоритм применяется для проектирования системы поддержки принятия решения для мониторинга состояния пациента больного гепатитом.

Внедрение систем поддержки принятия решения в медицине позволит увеличить качество диагностики путем введения двойного контроля мониторинга заболеваний.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Бурцев М. В., Поворознюк А. И. Архитектура системы поддержки принятия решений в медицине, основанной на комбинированном решающем правиле // Вестник НТУ ХПИ. 2012. № 38. С. 26–31.
2. Созыкин Андрей Владимирович Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. № 3. С. 28–59.
3. Татьянакин Виталий Михайлович, Дюбка Ирина Сергеевна Нейронные сети глубокого доверия в сравнение с многослойным перцептроном // Вестник ЮГУ. 2015. № 2 (37). С. 87–89.
4. Соболевская О. Л., Корочкина О. В. Профилактика гепатитов А и В у больных хроническими вирусными гепатитами В, С, В+С // Эпидемиология и вакцинопрофилактика. 2010. № 3. С. 44–47.
5. И.В. Шахильдян, О. Н. Ершова, М. И. Михайлов, Л. Б. Кистенева, П. А. Хухлович, Е. И. Самохвалов, Н. И. Шулакова, В. В. Романенко, Т. В. Крылова, И. С. Хоронжевская, Н. П. Блохина, Н. А. Малышев Гепатит с в России // Инфекция и иммунитет. 2012. № 1–2. С. 465–466.
6. Выучейская М.В., Крайнова И. Н., Грибанов А. В. Нейросетевые технологии в диагностике заболеваний (обзор) // Журнал медико-биологических исследований. 2018. № 3. С. 284–294.
7. Качаева Гюльханум Ибадулаховна, Мустафаев Арслан Гасанович Использование нейросетевых методов для автоматического анализа электрокардиограмм при диагностике заболеваний сердечно-сосудистой системы // Вестник ДГТУ. Технические науки. 2018. № 2. С. 114–124.
8. Кобринский Б. А. Нечеткость в клинической медицине и необходимость ее отражения в экспертных системах // Врач и информационные технологии. 2016. № 5. С. 6–14.
9. Микшина Виктория Степановна, Павлов Сергей Игоревич Использование логистической регрессии при выборе способа кардиоплегии // Вестн. Том. гос. ун-та. Управление, вычислительная техника и информатика. 2017. № 39. С. 49–56.
10. Созыкин Андрей Владимирович Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. № 3. С. 28–59.
11. Дрокин Иван Сергеевич Об одном алгоритме последовательной инициализации весов глубоких нейронных сетей и обучении ансамбля нейронных сетей // Вестник СПбГУ. Серия 10. Прикладная математика. Информатика. Процессы управления. 2016. № 4. С. 66–74.
12. Визильтер Юрий Валентинович, Горбачевич Владимир Сергеевич, Желтов Сергей Юрьевич Структурно-функциональный анализ и синтез глубоких конволюционных нейронных сетей // КО. 2019. № 5. С. 886–900.
13. Гусев А. В. Перспективы нейронных сетей и глубокого машинного обучения в создании решений для здравоохранения // Врач и информационные технологии. 2017. № 3. С. 92–105.
14. Витяев Евгений Евгеньевич, Мартынович Виталий Валерьевич Прозрачное глубокое обучение на основе вероятностных формальных понятий в задаче обработки естественного языка // Известия Иркутского государственного университета. Серия: Математика. 2017. С. 31–49.
15. Веденяпин Дмитрий Александрович, Лосев Александр Георгиевич Об одной нейросетевой модели диагностики венозных заболеваний // УБС. 2012. № 39. С. 219–229.
16. Hinton, G.E.; Osindero, S.; Teh, Y.W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Comput.* 2006, № 18, pp. 1527–1554.
17. Fischer, A.; Igel, C. An introduction to restricted Boltzmann machines. *Prog. Pattern Recognit. Image Anal. Comput. Vis. Appl.* 2012, № 7441, pp. 14–36.
18. Sarikaya, R.; Hinton, G.E.; Deoras, A. Application of deep belief networks for natural language understanding. *IEEE/ACM Trans. Audio Speech Lang. Process. (TASLP)* 2014, № 22, pp. 778–784.

19. Hinton, G. Training products of experts by minimizing contrastive divergence. *Neural Comput.* 2002, № 14, pp. 1771–1800.
20. Bengio, Y.; Lamblin, P.; Popovici, D.; Larochelle, H. Greedy layer-wise training of deep networks. In *Proceedings of the Twentieth Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, BC, Canada, 4–7 December 2006.* pp. 153–160.
21. Chengdong Li, Zixiang Ding, Jianqiang Yi, Yisheng Lv, Guiqing Zhang Deep Belief Network Based Hybrid Model for Building Energy Consumption Prediction. *Energies* 2018, № 11(1), pp. 242–256.
22. Дмитриев Г.А., Астафьев А. Н. Система поддержки принятия решений при определении нозологической формы гепатита // Программные продукты и системы. 2017. № 4. С. 754–757.
23. Данилина Оксана Сергеевна, Мнацаканян Антон Арменович, Геращенко Сергей Иванович, Геращенко Сергей Михайлович Комплекс суточного мониторинга гемодинамических показателей сердечно-сосудистой системы человека // Вестник ПензГУ. 2015. № 3 (11). С. 114–117.
24. Геращенко Сергей Иванович, Геращенко Сергей Михайлович, Кучумов Евгений Владимирович Моделирование тестовой задачи на основе замкнутой системы интегродифференциальных уравнений, описывающих работу электрохимической ячейки // Известия ВУЗов. Поволжский регион. Физико-математические науки. 2012. № 4. С. 115–124.

© Астафьев Андрей Николаевич ( a.n.astafyev@gmail.com ),

Геращенко Сергей Иванович ( mro@list.ru ), Шарапов Сергей Иванович ( kaf-phys@stu.lipetsk.ru ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Липецкий государственный технический университет