

Вестник Череповецкого государственного университета. 2022. № 3 (108). С. 65–75.
Cherepovets State University Bulletin, 2022, no. 3 (108), pp. 65–75.

Научная статья
УДК 004.942
<https://doi.org/10.23859/1994-0637-2022-5-110-5>

Нейросетевое прогнозирование развития ранней анемии у глубоконедоношенных детей

Игорь Федорович Ясинский^{1✉}, Наталья Валерьевна Харламова²,
Сергей Борисович Назаров³, Кирилл Андреевич Шулепов⁴,
Юлия Андреевна Иваненкова⁵

^{1,4} Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина,
Иваново, Россия

^{1✉}igor.yasinskiy@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-3551-5923>

⁴kirill07051998@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2656-144X>

^{2,3,5} НИИ Материнства и детства имени В. Н. Городкова.

Иваново, Россия

²nataliakhar13@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2867-1693>

³ivniimid@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1545-7655>

⁵nataliakhar13@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6504-2664>

Аннотация. Актуальную проблему представляет в данное время прогнозирование развития ранней анемии новорожденных детей. Для ее решения предложена интеллектуальная нейросетевая система, которая на основе критериев анамнеза и результатов анализов оценивает вероятность развития заболевания.

Проведен анализ предметной области, выполнена корреляционная оценка силы влияния факторов развития анемии. Спроектирована концептуальная модель системы прогнозирования, определены входные и выходные данные, сформирована обучающая выборка.

Спроектирована структура нейронной сети, включающая выделение главных компонент информации и их весов. Для обучения использован гибридный метод, представляющий объединение алгоритмов обратного распространения ошибки, стохастического поиска и генетического поиска. Гибрид совмещает достоинства быстрого поиска согласно антиградиенту целевой функции ошибки и возможность преодоления локального экстремума за счет процедур случайного изменения координат поисковой точки и генетических операций.

Ключевые слова: медицинская диагностика, нейронные сети, алгоритмы оптимизации, прогнозирование заболеваний

Для цитирования: Ясинский И. Ф., Харламова Н. В., Назаров С. Б., Шулепов К. А., Иваненкова Ю. А. Нейросетевое прогнозирование развития ранней анемии у глубоконедоношенных детей // Вестник Череповецкого государственного университета. 2022. № 5 (110). С. 65–75. <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2022-5-110-5>.

© Ясинский И. Ф., Харламова Н. В., Назаров С. Б., Шулепов К. А., Иваненкова Ю. А., 2022

Neural network prediction of early anemia in extremely premature children

¹✉Igor F. Yasinsky, ²Natalya V. Kharlamova,
³Sergey B. Nazarov, ⁴Kirill A. Shulepov, Yuliya A. Ivanenkova⁵

^{1,4}Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin,
Ivanovo, Russia

¹✉igor.yasinskiy@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-3551-5923>

⁴kirill07051998@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2656-144X>

^{2,3,5}V. N. Gorodkov Research Institute of Maternity and Childhood,
Ivanovo, Russia

²nataliakhar13@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2867-1693>

³ivniimid@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1545-7655>

⁵nataliakhar13@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6504-2664>

Abstract. A current problem is the prediction of the early anemia development in newborn children. To solve this problem, an intelligent neural network system has been proposed, which, based on the criteria for anamnesis and test results, assesses the risk of developing a disease. The authors analyzed the subject area and performed a correlation assessment of the anemia development factor influence. A conceptual model of the forecasting system is proposed, input and output data are determined and a training sample is developed.

The structure of the neural network is designed, including the main components of information and their weights. For training, a hybrid method is applied, which is a combination of error back-propagation algorithm, stochastic and genetic search. The hybrid combines the advantages of fast search according to the antigradient of the objective error function and the ability to overcome the local extremum due to random change of coordinates of the search point and genetic operations.

Keywords: medical diagnostics, neural networks, optimization algorithms, disease prediction

For citation: Yasinsky I. F., Kharlamova N. V., Nazarov S. B., Shulepov K. A., Ivanenkova Y. A. Neural network prediction of early anemia in extremely premature children. *Cherepovets State University Bulletin*, 2022, no. 5 (110), pp. 65–75 (In Russ.). <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2022-5-110-5>.

Введение

Наряду с традиционными методами прогнозирования в данное время активно развивается теория искусственных нейронных сетей. Ее методы хорошо зарекомендовали себя в таких областях управления, где требуется применение интеллектуальных решений¹.

Научное направление включает в себя области нейробиологии, химии, физики, математики, информатики, философии, психологии. Такой спектр вопросов предполагает глубокие теоретические основания принципов нейронных сетей, а интерес к направлению вызван значительными прикладными достижениями нейросетевых систем.

¹ Гафаров Ф. М., Галимянов А. Ф. Искусственные нейронные сети и приложения. Казань: Издательство Казанского университета, 2018. 121 с.

Одной из обширных сфер применения нейропрогнозирования является медицина¹. Врачебный или клинический прогноз трактуется как предвидение вероятного развития и исхода заболевания, основанное на знании закономерностей патологических процессов и течения болезни. В медицине каждый день врачи получают множество рентгеновских снимков, результатов электрокардиограмм, эндоскопий и много других изображений и материалов, которые надо проанализировать, чтобы поставить диагноз. Это трудоемкая, ответственная и, вместе с тем, кропотливая работа.

Цель работы заключается в исследовании возможности использования нейросетевых технологий для прогнозирования развития анемии у глубоконедоношенных новорожденных. Обращение в данной задаче к функциям нейронных сетей происходит вследствие нечеткости требуемого решения. Ранняя анемия у новорожденных является одним из частых и опасных заболеваний. Прогнозирование и профилактика ее затруднена, поскольку вероятность осложнения связана с сочетанием ряда факторов.

Основная часть

Определение предметной области

Анемия, или малокровие, – это уменьшение количества эритроцитов и снижение уровня гемоглобина. Эритроциты – красные кровяные тельца, в них нет клеточного ядра, но они содержат в себе железосодержащий белок гемоглобин (Hb). Он выполняет в организме важную функцию газообмена по переносу кислорода из легких в ткани и отведению от них углекислого газа. Таким образом, уменьшение количества эритроцитов в крови ведет к снижению уровня гемоглобина.

Анемия у детей проявляется такими же симптомами, как и анемия взрослых: слабостью, быстрой утомляемостью, сонливостью, сухостью кожи, выпадением волос, головными болями, головокружениями, обмороками, шумом в ушах, снижением памяти и концентрации внимания, частыми простудными заболеваниями. Также у детей с анемией страдает нервная система: ребенок становится вялым, беспокойным, у него поверхностный сон, плохой аппетит, отсутствует набор веса. Дети с тяжелой анемией в возрасте до одного года могут отставать в развитии от сверстников.

Критерии прогнозирования развития анемии

Ниже приведены данные анализов новорожденных, проходящих обследование на наличие анемии. Учитываются:

- 1) вес при рождении, г;
- 2) окружность головы, см;
- 3) окружность груди, см;

¹ Богданов Л. А., Комосский Е. А., Воронкова В. В., Толстошеев Д. Е., Марценюк Г. В., Агиенко А. С., Индукаева Е. В., Цыганкова Д. П., Кутихин А. Г. Нейросетевые подходы к разработке прогностического модуля для оценки вероятности неблагоприятного сердечно-сосудистого исхода в общей популяции // *Фундаментальная и клиническая медицина*. 2021. № 6 (4). С. 67–81.; Соломаха А. А., Горбаченко В. И. Нейросетевая система диагностики печеночной недостаточности в хирургии // *Вестник экспериментальной и клинической хирургии*. 2021. Т. 14. № 4. С. 303–306.

- 4) срок гестации, недели;
- 5) оценки Апгар на первой и пятой минутах;
- 6) наличие дыхательной недостаточности, требующей проведения искусственной вентиляции легких (ИВЛ);
- 7) наличие дыхательной недостаточности, требующей введения курорсурфа;
- 8) значение гемоглобина (HGB) на 3–5 сутки, г/дл;
- 9) значение пептид IGFBR-3, участвующего в регуляции роста клеток на 3–5 сутки, мкг/мл;
- 10) значение растворимого рецептора трансферина, участвующего в процессе переноса железа в клетки, на 3–5 сутки, мкг/мл.

Шкала Апгар – система быстрой оценки состояния новорожденного, включает в себя: частоту сердечных сокращений, дыхание, мышечный тонус, рефлекторную возбудимость, окраску кожного покрова. Каждый из критериев оценивается в 0, 1 или 2 балла.

Определение значимости критериев

Для определения значимости выявленных критериев на попадание обследуемого ребенка в зону риска развития анемии проведен корреляционный анализ¹. Критерий корреляции Пирсона позволяет найти зависимость каждого из признаков с поставленным диагнозом, а также установить ее тесноту и статистическую значимость. Оценка силы корреляционной связи получена по таблице Чеддока. После корреляционной оценки получены следующие показатели значимости корреляционной связи критериев (табл. 1).

Таблица 1

Значимость критериев

Критерии	Значимость корреляционной связи
Вес при рождении (гр)	-0,86
Окружность головы (см)	-0,58
Окружность груди (см)	-0,91
Срок гестации, недели	-0,85
Апгар на 1 минуте	-0,43
Апгар на 5 минуте	-0,3
Дыхательная недостаточность, требующая проведения ИВЛ	0,82
Дыхательная недостаточность, требующая введения курорсурфа	0,75
HGB на 3–5 сутки (г/дл)	-0,83
IGFBR-3 на 3–5 сутки (мкг/мл)	-0,74
Растворимый рецептор трансферина на 3–5 сутки (мкг/мл)	-0,3

¹ Куприенко Н. В., Пономарева О. А., Тихонов Д. В. Статистические методы изучения связей. Корреляционно-регрессионный анализ. Санкт-Петербург: Издательство Политехнического университета, 2009. 115 с.

Коэффициенты значимости с отрицательным знаком говорят о том, что с их ростом сокращается риск развития анемии. Положительные значения говорят о том, что их рост повышает риск выявления анемии.

Нейросетевое решение

При проектировании системы существенным критерием является точность прогнозирования. Значительное влияние на результат оказывает качество и достоверность обучающей выборки. Схему решения задачи прогнозирования можно представить в виде последовательности этапов на рис. 1.

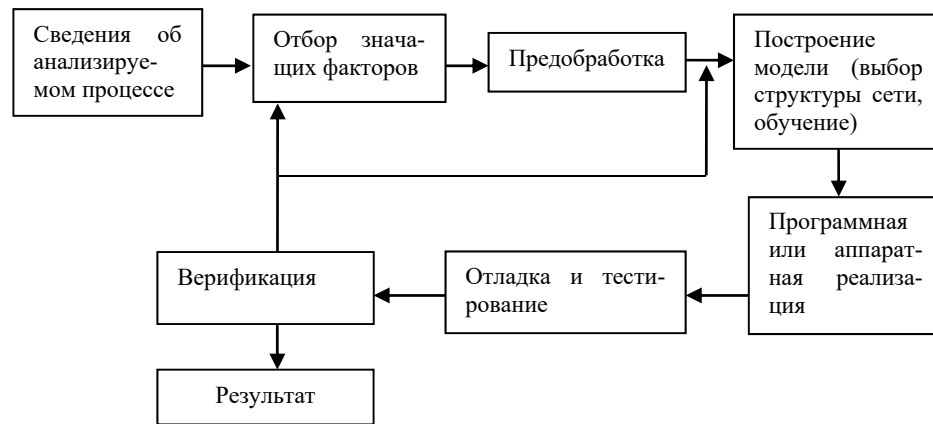


Рис. 1. Схема решения задачи прогнозирования

В работах по теории и применению нейронных сетей имеет место утверждение, что нейронные сети являются универсальной моделью-аппроксиматором процессов и объектов¹. Данный подход применяется в задачах прогнозирования, в которых каждому входному вектору, представленному входными параметрами нейронной сети, соответствует конкретное значение прогнозируемого вектора, представленного выходными параметрами нейронной сети (1):

$$y_i = f(x_i), \quad (1)$$

где x_i – i -й входной вектор; y_i – соответствующее значение прогнозируемого вектора; $f(x_i)$ – аппроксимирующая функция.

В результате обучения настраиваемые параметры сети принимают вид, соответствующий некоторой целевой функции качества решения системы (2):

$$Q = \sum_{i=1}^m (y_i - d_i)^2, \quad (2)$$

¹ Гафаров Ф. М., Галимянов А. Ф. Искусственные нейронные сети и приложения. Казань: Издательство Казанского университета, 2018. 121 с.

где Q – невязка или целевая функция ошибки, отражающая качество настройки системы; m – число обучающих пар, либо итераций обучения; y_i – желаемая реакция выходного слоя нейронной сети, d_i – фактическая реакция на выходе после прямого распространения сигнала.

Полученная при проектировании нейросетевая структура представляет собой трехслойную сеть со скрытым слоем. Входной слой содержит 11 клеток, изменяющих значения от 0 до 1. На них подаются данные анамнеза пациентов, подвергшиеся процедуре пропорционального масштабирования (3):

$$O_j = \frac{x_{ij} - \min_j}{\max_j - \min_j}, \quad (3)$$

где O_j – компонента входного вектора после преобразования масштабирования; x_{ij} – j -я составляющая входного вектора номер i , \min_j – минимальное значение j -й составляющей среди всех входных векторов, \max_j – максимальное значение j -й составляющей среди всех входных векторов.

На основе результатов обследования новорожденных (табл. 1) составлены 67 обучающих пар для настройки весовых коэффициентов нейронной сети. Ассоциативный слой включает 8 клеток, работающих на бинарной тангенциальной активационной функции (4):

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1. \quad (4)$$

Такой размер и вид скрытого слоя определен с помощью серий численных экспериментов по информационной оптимизации ресурсов сети, направленной на выделение главных компонент входных данных (рис. 2). В качестве выходного параметра нейронной сети указывается вероятность развития ранней анемии у недоношенных новорожденных неонатального периода в диапазоне от 0 до 1.

Система функционирует за счет созданной программной реализации когнитивной сетевой структуры (искусственной нейронной сети). На первом этапе работы программы указанные выше данные ряда пациентов служат в качестве обучающей информации для настройки весовых коэффициентов связей сети. После успешного обучения запускается следующая (вторая) процедура программы, выполняющая прогноз риска развития ранней анемии по новым вводимым случаям.

Определить необходимость задействования различных методов обучения нейронной сети не экспериментальным путем не представляется возможным. Нами был использован гибридный алгоритм обучения, в котором различные методы используются по мере необходимости введения соответствующих алгоритмических процедур (рис. 3).

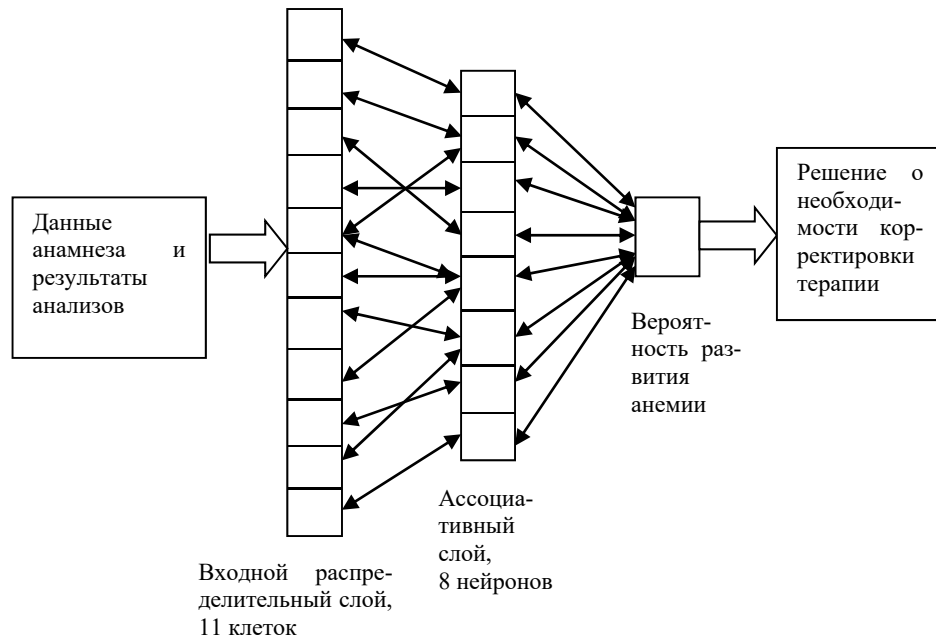


Рис. 2. Структура нейронной сети прогнозирования ранней анемии

Алгоритм обратного распространения ошибки популярен и часто применяется для первичной приближенной настройки весов. Его важным достоинством как реализации метода градиента применительно к обучению нейронной сети является быстрый, хорошо регулируемый спуск к окрестности экстремального значения целевой функции¹. Включение в схему обучения алгоритмов случайного и генетического поиска обусловлено сложным многомерным характером целевой функции, по которой происходит расчет оптимальных коэффициентов связей нейросети. По сравнению с градиентными методами минимизации, такими как указанный алгоритм обратного распространения ошибки, данные методы нечувствительны к негладкости целевой функции $Q(\bar{W})$ и с успехом применимы для нахождения глобального минимума среди множества локальных (\bar{W} – вектор набора весовых коэффициентов нейронной сети). Гибрид совмещает достоинства быстрого поиска и возможности преодоления локального экстремума.

¹ Чаша Т. В., Харламова Н. В., Климова О. И., Ясинский И.Ф., Ясинский Ф. Н. Применение нейронных сетей для прогнозирования течения постгипоксических нарушений сердечно-сосудистой системы у новорожденных детей // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2009. № 4. С. 57–59.

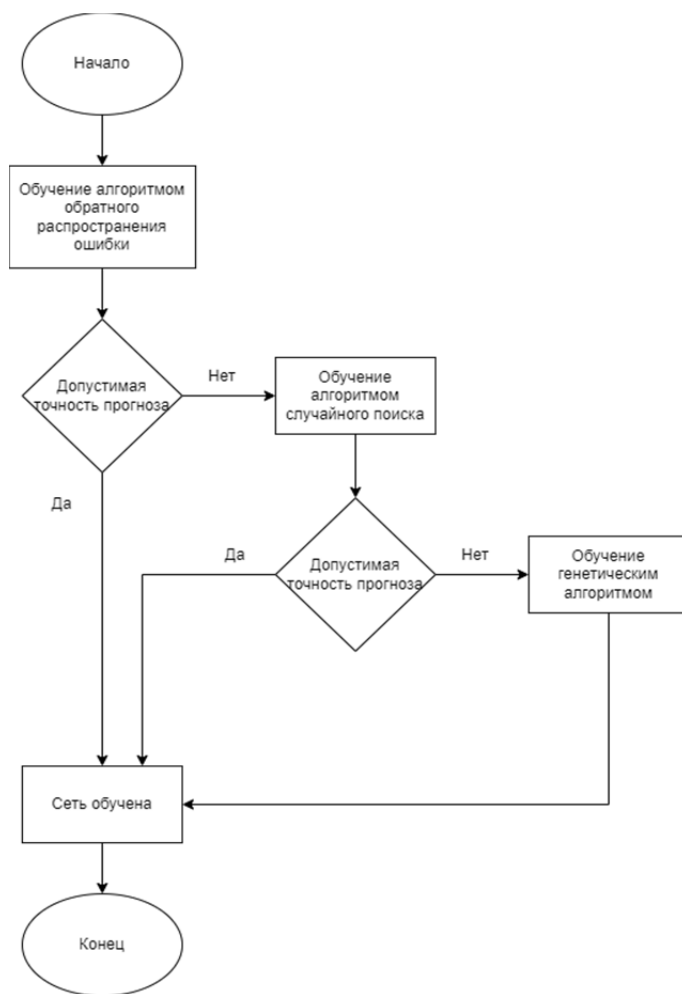


Рис. 3. Алгоритм обучения нейронной сети по прогнозированию анемии

График процесса обучения системы приведен в табл. 2, на рис. 4 и показывает, что сеть способна обеспечить распознаваемость осложнения на уровне 70 % правильных прогнозов при проведении более семи тысяч итераций настройки.

Предполагаем, что дальнейшее совершенствование алгоритма обучения позволит поднять качество распознавания путем подбора оптимального чередования различных методов оптимизации в составе обобщенного гибридного алгоритма. По мере улучшения качества работы система будет способствовать оперативному обнаружению предикторов ранней анемии, предоставляя возможность предупредить ее наступление.

Таблица 2

Процесс обучения сети прогнозированию ранней анемии

Итерация	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000	1100	1200	1300	1400	1500
Эффективность, %	0	0	22,9	35,9	42,1	46,7	49,7	51,8	54,7	56,4	58,0	59,0	60,4	61,7	62,4



Рис. 4. График повышения обученности сети в процессе адаптации весовых коэффициентов

Выводы

1. Выполнено исследование предметной области диагностики ранней анемии у детей неонатального периода. Обосновано применение интеллектуального инструмента в виде искусственной нейронной сети для решения поставленной задачи.
2. Проведен анализ входных данных, отобраны критерии подверженности анемии для прогнозирования процесса и определена значимость выявленных критериев.
3. Разработаны требования к системе, спроектирована структурная схема нейросетевого решения.
4. Для обучения системы использован гибридный алгоритм оптимизации. Его действие предусматривает последовательное применение градиентного метода, случайного поиска и генетических операций на различных итерациях процесса настройки весовых коэффициентов нейронной сети.
5. Создана программная реализация спроектированной системы, включая интерфейсные формы диалогового взаимодействия, программные модули извлечения информации из базы данных и обучения сети.

6. Проведены серии численных экспериментов в разработки в лабораторных и реальных условиях. Оценка обученности с помощью кросс-валидации показала эффективность прогноза на уровне 70 % верных ответов.

Список источников

Богданов Л. А., Комосский Е. А., Воронкова В. В., Толстошеев Д. Е., Марценюк Г. В., Агиенко А. С., Индукаева Е. В., Цыганкова Д. П., Кутихин А. Г. Нейросетевые подходы к разработке прогностического модуля для оценки вероятности неблагоприятного сердечно-сосудистого исхода в общей популяции // *Фундаментальная и клиническая медицина*. 2021. № 6(4). С. 67–81. <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2021-6-4-67-81>

Гафаров Ф. М., Галимянов А. Ф. Искусственные нейронные сети и приложения. Казань: Издательство Казанского университета, 2018. 121 с.

Ляхов П. А., Ляхова Ю. А. Нейросетевая система классификации пигментных новообразований кожи с предварительным удалением волос на фотографиях // *Компьютерная оптика* 2021. № 45(5). С. 728–735. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-863>

Куприенко Н. В., Пономарева О. А., Тихонов Д. В. Статистические методы изучения связей. Корреляционно-регрессионный анализ. Санкт-Петербург: Издательство Политехнического университета, 2009. 115 с.

Соломаха А. А., Горбаченко В. И. Нейросетевая система диагностики печеночной недостаточности в хирургии // *Вестник экспериментальной и клинической хирургии*. 2021. Т. 14. №4. С. 303–306. <https://doi.org/10.18499/2070-478X-2021-14-4-303-306>

Чаша Т. В., Харламова Н. В., Климова О. И., Ясинский И.Ф., Ясинский Ф. Н. Применение нейронных сетей для прогнозирования течения постгипоксических нарушений сердечно-сосудистой системы у новорожденных детей // *Вестник Ивановского государственного энергетического университета*. 2009. № 4. С. 57–59.

References

Bogdanov L. A., Komoskii E. A., Voronkova V. V., Tolstosheev D. E., Martseniuk G. V., Agienko A. S., Indukaeva E. V., Tsygankova D. P., Kutikhin A. G. Neurosetevye podkhody k razrabotke prognosticheskogo modul'ia dlia otsenki veroiatnosti neblagopriiatnogo serdechno-sosudistogo iskhoda v obshchei populiatsii [Prototyping neural networks to evaluate the risk of adverse cardiovascular outcomes in the population]. *Fundamental'naiia i klinicheskaiia meditsina* [Fundamental and Clinical Medicine], 2021, no. 6(4), pp. 67–81. (In Russ.) <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2021-6-4-67-81>

Gafarov F. M., Galimianov A. F. *Iskusstvennye neironnye seti i prilozheniia* [Artificial neural networks and applications]. Kazan: Izdatel'stvo Kazanskogo universiteta, 2018. 121 p.

Liakhov P. A., Liakhova Iu. A. Sistema neirosetevoi klassifikatsii pigmentnykh novoobrazovaniy kozhi s predvaritel'nym udaleniem volos na fotografiakh [Neural network classification system for pigmented skin neoplasms with preliminary hair removal in photographs]. *Komp'iuternaia optika* [Computer Optics], 2021, no. 45(5), pp. 728–735. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-863.

Kuprienko N. V., Ponomareva O. A., Tikhonov D. V. *Statisticheskie metody izucheniia svyazei. Korreliatsionno-regressiionnyi analiz* [Statistical methods for studying relationships. Correlation-regression analysis]. St. Petersburg: Izdatel'stvo Politekhnicheskogo universiteta, 2009. 115 p.

Solomakha A. A., Gorbachenko V. I. Neurosetevaia sistema diagnostiki pechenochnoi nedostatochnosti v khirurgii [Neural network system for diagnosing liver failure in surgery]. *Vestnik eksperi-*

mental'noi i klinicheskoi khirurgii [Journal of Experimental and Clinical Surgery], 2021, vol. 14, no. 4, pp. 303–306. doi: 10.18499/2070-478X-2021-14-4-303-306

Chasha T. V., Kharlamova N. V., Klimova O. I., Iasinskii I.F., Iasinskii F. N. Primenenie neuronnykh setei dlia prognozirovaniia techeniia postgipoksicheskikh narushenii serdechno-sosudistoi sistemy u novorozhdennykh detei [Neural networks application for the course prognosis of the newborn children heart deviations]. *Vestnik Ivanovskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta* [Vestnik of Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin], 2009, no. 4, pp. 57–59.

Сведения об авторах

Игорь Федорович Ясинский – кандидат технических наук, доцент; <https://orcid.org/0000-0002-3551-5923>, igor.yasinskiy@gmail.com, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, Рабфаковская ул., 153003 г. Иваново, Россия); **Igor F. Yasinsky** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor; <https://orcid.org/0000-0002-3551-5923>, igor.yasinskiy@gmail.com, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaia, 153003 Ivanovo, Russia).

Наталья Валерьевна Харламова – доктор медицинских наук; <https://orcid.org/0000-0003-2867-1693>, nataliakhar13@yandex.ru, НИИ Материнства и детства имени В. Н. Городкова (д. 20, Победы ул., 153731 г. Иваново, Россия); **Natalya V. Kharlamova** – Doctor of Medical Sciences, <https://orcid.org/0000-0003-2867-1693>, nataliakhar13@yandex.ru, V. N. Gorodkov Research Institute of Maternity and Childhood (20, ul. Pobedy, 153731 Ivanovo, Russia).

Сергей Борисович Назаров – доктор медицинских наук, заместитель директора по научной работе; <https://orcid.org/0000-0003-1545-7655>, ivniimid@inbox.ru, НИИ Материнства и детства имени В. Н. Городкова (д. 20, Победы ул., 153731 г. Иваново, Россия); **Sergey B. Nazarov** – Doctor of Medical Sciences, Deputy Director for Research; <https://orcid.org/0000-0003-1545-7655>, ivniimid@inbox.ru, V. N. Gorodkov Research Institute of Maternity and Childhood (20, ul. Pobedy, 153731 Ivanovo, Russia).

Кирилл Андреевич Шулепов – магистрант; <https://orcid.org/0000-0003-2656-144X>, kirill07051998@mail.ru, Ивановский государственный энергетический университет имени В. И. Ленина (д. 34, Рабфаковская ул., 153003 г. Иваново, Россия); **Kirill A. Shulepov** – Student in the master's programme, <https://orcid.org/0000-0003-2656-144X>, kirill07051998@mail.ru, Ivanovo State Power Engineering University named after V. I. Lenin (34, ul. Rabfakovskaia, 153003 Ivanovo, Russia).

Юлия Андреевна Иваненкова – кандидат медицинских наук; <https://orcid.org/0000-0001-6504-2664>, nataliakhar13@yandex.ru; НИИ Материнства и детства имени В. Н. Городкова (д. 20, Победы ул., 153731 г. Иваново, Россия); **Yuliya A. Ivanenkova** – Candidate of Medical Sciences, <https://orcid.org/0000-0001-6504-2664>, nataliakhar13@yandex.ru; V. N. Gorodkov Research Institute of Maternity and Childhood (20, ul. Pobedy, 153731 Ivanovo, Russia)

Заявленный вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 15.08.2022; одобрена после рецензирования 12.09.2022; принята к публикации 14.09.2022.

The article was submitted 15.08.2022; Approved after reviewing 12.09.2022; Accepted for publication 14.09.2022.