ОРИГИНАЛЬНЫЕ СТАТЬИ

Original Articles

Научная статья

УДК 57.087.3

DOI: 10.14489/icmp.2021.01.pp.040-051

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В КЛИНИЧЕСКОЙ ЛАБОРАТОРНОЙ ДИАГНОСТИКЕ

В. А. Сапожков^{1,5}, О. Н. Будадин², А. С. Чурилова³, Б. Ф. Фалков³, Ж. Ю. Сапожкова^{4,5}¹ООО «Медика Продакт», Москва, Россия, v.sapozhkov@westmedica.com²АО «ЦНИИ специального машиностроения», г. Хотьково, Московской обл., Россия, oleg.budadin@yandex.ru³ООО «Медика Продакт», Пермь, Россия, a.churilova@westmedica.com, b.falkov@westmedica.com⁴Подольский диагностический центр, г. Подольск, Московская область, Россия, icsschool.2019@gmail.com⁵Международная Школа Цитологии и Медицинская Школа Инноваций, Москва, Россия, icsschool.2019@gmail.com

В настоящей статье рассмотрены возможности использования искусственных нейронных сетей для решения задач повышения достоверности результатов в клинической лабораторной диагностике. На большом количестве клеточного материала, оцифрованного с помощью системы автоматизации микроскопии, использующей искусственный интеллект, Vision Cyto Pap, была показана высокая диагностическая чувствительность (96 %) и высокая диагностическая точность (89,5 %) результатов анализа.

Большое разрешение и высокая резкость цифровых препаратов, режим просмотра объектов (клеток) в галерее, быстрый доступ к результатам преклассификации и их информативность – все перечисленные факторы в совокупности позволяют более чем в 2,5 раза снизить время оборота теста и уменьшить долю субъективности метода микроскопии. Применение искусственных нейронных сетей не заменяет специалиста: основную роль в установлении диагноза сохраняется за врачом.

Такая концепция указывает на бережное отношение к здоровью специалиста, работающего с микроскопом, на уважительное отношение к его профессионализму, а также подчеркивает персонифицированный подход к пациенту, который нуждается в получении качественного результата анализа в короткие сроки.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, клиническая лабораторная диагностика, сканирующая система, преклассификация, The Bethesda, цитологический скрининг, Vision Cyto Pap, автоматизация, микроскопия, цитология, костный мозг, лейкоцитарная формула.

Для цитирования: Сапожков В. А., Будадин О. Н., Чурилова А. С., Фалков Б. Ф., Сапожкова Ж. Ю. Применение искусственных нейронных сетей в клинической лабораторной диагностике // Лабораторная и клиническая медицина. Фармация. 2021. Т. 1, № 1. С. 40 – 51. DOI: 10.14489/icmp.2021.01.pp.040-051

Research Article

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN MEDICAL DIAGNOSTICS

V. A. Sapozhkov^{1,5}, O. N. Budadin², A. S. Churilova³, B. F. Falkov³, Zh. Yu. Sapozhkova^{4,5}¹LLC 'Medica Product', Moscow, Russia²Central Research Institute of Special Engineering, Khot'kovo, Moscow Region, Russia³LLC 'Medica Product', Perm, Russia⁴Privat Medical Centre of Podolsk, Podolsk, Moscow region, Russia⁵International Cytology School&Innovatory Medical School, Moscow, Russia

This article discusses the possibilities of application of artificial neural networks to solve problems of increasing the diagnostic outcomes in clinical laboratory examination. High diagnostic sensitivity (96 %) and diagnostic accuracy (89.5 %) of the results were shown on a large amount of cellular material digitized by artificial intelligence microscopy automation

system like the Vision Cyto Pap.

The high resolution and sharpness of digital slides, the mode of viewing objects (cells) in the gallery, quick access to the results of preclassification, all of these factors together allow to reduce turnaround time in more than 2.5 times reducing disadvantages of the microscopy.

Application of artificial neural networks does not substitute a doctor's skills. The role in validation of reports eligible only for cytopathologist. This concept indicates a carefully approach for staff working with a microscope, respectful attitude to them professional skills, and highlights a personalized approach to patients..

Key words: convolutional neural network, clinical laboratory diagnostics, scanning system, preclassification, microscopy automation, The Bethesda, cytology screening, Vision Cyto Pap, automation, microscopy, cytology, bone marrow, leukocyte formula.

For citation: Sapozhkov VA, Budadin ON, Churilova AS, Falkov BF, Sapozhkova ZhYu. Application of neural networks in medical diagnostics. *Laboratory and Clinical Medicine. Pharmacy.* 2021;1(1):40-51. (In Russ). DOI: 10.14489/lcmp.2021.01.pp.040-051

Введение

Возникновение интереса к *искусственным нейронным сетям* (ИНС) обусловлено работой У. Маккалоха (W. McCulloch) и У. Питтса (W. Pitts) «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности» (1943 г.), в которой предложена математическая модель нейрона и сформулированы принципы построения ИНС согласно разработанной ими модели функционирования головного мозга.

Многие ученые начали предлагать свои решения и новые архитектуры ИНС. Так, например, Д. Хебб (D. Hebb) в 1949 году высказал идеи о характере соединений нейронов мозга и их взаимодействии, представив впервые методы обучения ИНС, а крупный нейрофизиолог Фрэнк Розенблатт (F. Rosenblatt) предложил в 1957 году свою модель нейронной сети – перцептрон и архитектуру первой в мире модели нейрокомпьютера Mark. Однако его работа подверглась жесткой критике со стороны многих заслуженных научных авторитетов того времени (существует мнение, что необоснованно). Одними из них были ранние приверженцы теории ИНС – Минский (M. Minsky) и Пейперт (S. Papert), показавшие несостоятельность теории Розенблатта в 1969 году. Это остановило исследования в этом направлении практически на два десятилетия. В 1982 году американским биофизиком Дж. Хопфилдом была предложена архитектура нейронной сети, моделирующая ассоциативную память (в настоящее время названная его именем), использующая энергетический подход. Это был новый толчок для развития области. В 1986 году Дж. Хинтон (J. Hinton) со своими коллегами опубликовал статью с описанием новой модели нейронной сети и алгоритмом ее обучения [1, 2]. В это же время появились первые коммерческие проекты нейрокомпьютеров.

В настоящее время, с учетом появления новых знаний о деятельности человеческого мозга, появились принципиально новые архитектуры, технологические решения, определены направления исследований, появился широкий спектр задач, которые не под силу решать алгоритмически даже на современных персональных компьютерах.

Процесс использования ИНС можно представить следующим способом. Определяется модель процесса, для которого создается ИНС, действующие факторы и доступная информация. Затем, исходя из определенных условий, определяются правила, методы, модификации весовых коэффициентов – появляется алгоритм обучения. Такая сеть уже способна к обучению и существованию. Под обучением ИНС понимается настройка коэффициентов для эффективного выполнения специализированной задачи. Чаще всего предлагается обучающая выборка (вход-выход) и посредством итеративного приближения ИНС настраивает свои веса необходимым образом.

Несмотря на внешнюю искусственность и академичность подхода к разработке нейронных сетей, применение этого метода дает хороший практический выход в разных областях [1 – 8]. Основным достоинством нейронных сетей считается их обучаемость, что позволяет с их помощью выделять нужные результаты из совокупности данных с большим числом параметров [3].

При проведении исследований следует учитывать, что ИНС не являются панацеей от проблем такого типа, они также могут «ошибаться». ИНС лишь могут помочь при решении трудно формализуемых задач, требуя высококлассного специалиста по разработке архитектуры сети, способного решать вопросы, связанные с проектированием, использованием специализированного программного обеспечения и т.д.

Нейронная сеть может быть представлена как совокупность простых данных нейронов, связанных друг с другом. Для анализа медицинских изображений в качестве входных данных могут использоваться результаты микроскопии в соответствии с методикой получения результатов.

Первоначально, с 1970-х по 1990-е годы, анализ медицинских изображений проводился с применением низкоуровневой обработки пикселей (детекторов границ и алгоритмов наращивания областей) для построения экспертных систем на основе правил, которые решают определенные задачи.

В конце 1990-х гг. были созданы методики с использованием машинного обучения в области анализа медицинских изображений, а также концепция извлечения признаков и применения статистических классификаторов. Компьютерные алгоритмы определяют границу оптимального решения в многомерном пространстве признаков. Этот подход по-прежнему очень популярен и составляет основу многих коммерческих систем анализа медицинских изображений.

Таким образом, наблюдается переход от систем, полностью разработанных людьми, к системам, которые обучаются автоматически с использованием обучающей выборки, из которой извлекаются векторы признаков. Решающее значение в разработке таких систем имеет способ выделения дискриминантных признаков.

Когда данных мало, для создания алгоритма необходимы экспертные знания человека и созданные им правила, основанные на морфологических признаках. По мере роста выборки, участия человека в подготовке алгоритма требуется все меньше. Нейронные сети способны самостоятельно находить закономерности и выделять информативные признаки, т.е. в некотором роде формировать собственные правила и опыт.

Эта концепция лежит в основе алгоритмов глубокого обучения: моделей (сетей), состоящих из многих слоев, которые преобразуют входные данные (например, изображения) в выходные данные (например, наличие / отсутствие болезни).

На сегодняшний день наиболее популярным типом моделей для анализа изображений являются *сверточные нейронные сети* (СНС). Одна из причин успешного применения СНС заключается в том, что сеть автоматически извлекает важные характерные признаки из необработанных входных данных, необходимые для решения задачи. В традиционных алгоритмах машинного обучения такие признаки выделяют вручную, однако при об-

работке больших объемов данных СНС справляется с выделением признаков быстрее и лучше человека.

В процессе обучения нейронные сети просматривают миллионы изображений, создавая иерархическую структуру признаков для классификации объектов. Это итерационный процесс, во время которого ИНС автоматически настраиваются таким образом, чтобы минимизировать ошибку классификации тестовых данных. Для максимальной точности под каждую задачу подбираются архитектура сети (количество и вид слоев, количество фильтров на слой) и параметры обучения. Смысл глубокого обучения – в анализе больших данных, в обобщении человеческого опыта, в нахождении неявных скрытых закономерностей. Сегодня такой подход является передовым для решения задач анализа изображений и по точности достигает уровня человека.

В последнее время появляется все больше исследований, изучающих применение СНС для высокопроизводительных анализов высокой сложности в микроскопии. Приложения глубокого обучения к анализу медицинских изображений сначала начали появляться на семинарах и конференциях, а затем и в журналах. Число академических публикаций по искусственному интеллекту (ИИ) в медицинской диагностике быстро росло в 2015 – 2016 гг.

Сферы применения ИИ включают автоматическую классификацию и сегментацию микроскопических изображений, поиск патологических объектов, шумоподавление, повышение разрешения и прочее. Внедрение ИИ для интерпретации цифровых фотографий, полученных с применением моторизированных микроскопов, стало прорывом в области морфологических исследований. Визуализация и автоматический анализ изображений с использованием ИНС широко и успешно используются в работе *клинико-диагностических лабораторий* (КДЛ) для оценки гематологических и цитологических микропрепаратов. Цифровая микроскопия улучшает диагностический процесс, сокращает время анализа, снижает субъективность полученных результатов и позволяет проводить анализ данных при помощи ИИ [9 – 11]. СНС также использует информацию, не видимую или не очевидную для человека-специалиста. Классификатор не только определяет местонахождение и классифицирует патологические клетки, но и анализирует кадр в целом.

Широкомасштабное внедрение программно-аппаратных средств автоматизации цитологиче-

ского скрининга требует понимания диагностической точности таких устройств. На базе Международной Школы Цитологии (Москва) проведено исследование с целью установления значений главных диагностических параметров одной из представленных на российском рынке систем автоматизации цитологического скрининга – *Vision Cyto Pap* (VCPap), которая использует ИНС для распознавания клеточного состава в стеклопрепаратах жидкостной цервикальной цитологии, окрашенных по Папаниколау. В задачи исследования входил расчет диагностической чувствительности, специфичности и точности цифровой сканирующей станции.

Материалы и методы

Исследование проводилось с использованием четырехлетней базы данных, состоящей из 2000 цифровых препаратов (цифровых копий стеклопрепаратов), содержащих в сумме порядка 10^7 клеток. Все препараты были отсканированы с помощью системы VCPap на платформе Vision Pro (система с одновременной загрузкой до 8 слайдов). Объекты, требующие исследования, автоматически отбирались (меткой) и представлялись 7 экспертам-цитологам для валидации. Было реализовано два основных подхода: 1) первоначально это был процесс создания модуля VCPap; 2) после этого было проведено тестирование ИИ путем сканирования 200 цервикальных образцов с последующим ранжированием или предварительной классификации (преклассификации) эпителиальных клеток по системе Бетезда (The Bethesda sys-

tem, 3-я редакция, 2014 г). Образцы, не содержащие клеток, ранжированных как патологические в VCPap, были отнесены к группе отрицательных (NILM). Образцы, содержащие от одной до нескольких клеток, ранжированных как патологические, относили к патологическим (PAT). На этапе тестирования ИИ сканирующая система VCPap применялась одновременно с визуальным скринингом экспертами. Результаты преклассификации автоматически проходили отбор программой Vision для изучения экспертами-цитологами, за которыми был окончательный диагноз. Для расчета диагностических параметров VCPap, мнение эксперта, полученное в процессе визуальной валидации результатов (экспертное решение) было принято за эталонное, или референсное (P).

Для оценки среднего времени оборота теста в случае использования средств автоматизации микроскопии необходимо было определить среднее время валидации пробы (цифрового препарата). С этой целью производился замер времени работы цитолога с 50 пробами в программном обеспечении VCPap, по результатам которого было рассчитано среднее время валидации препарата.

Результаты исследования

По итогам двойного параллельного тестирования ИИ было установлено 50 PAT-образцов и 150 NILM-образцов после оценки экспертами; 67 PAT-образцов и 133 NILM-образцов по преклассификации VCPap (табл. 1)

Таблица 1 / Table 1

Результаты, полученные с помощью VCPap и экспертного мнения
Results from VCPap and expert opinion

Тип препарата	Источник данных	
	Мнение эксперта (P)	Преклассификация VCPap
NILM, шт.	150	133
PAT, шт.	50	67
Итого, шт.	200	200

Были введены следующие обозначения:

- TP (truth positive) – истинно положительные;
- TN (truth negative) – истинно отрицательные;
- FN (false negative) – ложно отрицательные;
- FP (false positive) – ложно положительные;
- LP (lesion positive) – повреждение есть;

- NL (lesion negative) – повреждение отсутствует;
- ЦП – цифровой препарат.

Для расчета диагностической чувствительности (dSe , %), диагностической специфичности (dSp , %) и диагностической точности (dA , %) VCPap была построена четырехпольная таблица (табл. 2).

Таблица 2 / Table 2

Четырехпольная таблица для последующих расчетов основных диагностических параметров VCPap
Four-field table for subsequent calculations of the main diagnostic parameters of the VCPap

Мнение эксперта (Р) Преклассификация VCPap		Результаты	
		Повреждение есть <i>LP</i> (A+C) 50 ЦП	Повреждения нет <i>NL</i> (B+D) 150 ЦП
Результаты	<i>PAT</i> (A+B) 67 ЦП	<i>TP</i> (A) 48 ЦП	<i>FP</i> (B) 19 ЦП
	<i>NILM</i> (C+D) 133 ЦП	<i>FN</i> (C) 2 ЦП	<i>TN</i> (D) 131 ЦП

Согласно мнениям экспертов (Р), 50 женщин были «с патологией», 150 женщин были «без патологии». Результаты обследования, проведенного с помощью преклассификации на системе VCPap, выявили 67 женщин «с патологией», 48 из них *TP*, а 19 – *FP*; и 133 женщины «без патологии», 2 из них были *FN* и 131 из них были *TN*.

Результат подсчета (1) диагностической чувствительности системы VCPap $dSe_{VCP} = 96\%$, что указывает на высокий показатель результатов истинно положительных среди всех патологических результатов.

$$dSe_{VCP}(\%) = \left(\frac{TP_{VCP}}{LP_3} \right) \times 100\%, \quad (1)$$

где LP_3 – количество препаратов, оцененных экспертом как патологические.

Результат подсчета (2) диагностической специфичности VCPap $dSp_{VCP} = 87,3\%$, что говорит о преобладающей доле результатов *TN* среди всех отрицательных результатов.

$$dSp_{VCP}(\%) = \left(\frac{TN_{VCP}}{NP_3} \right) \times 100\%, \quad (2)$$

где NP_3 – количество препаратов, оцененных экспертом как нормальные.

Наиболее важная характеристика теста, которая показывает процент истинных результатов среди всех результатов, или, иными словами, решают вопрос «здоровье или болезнь» – это диагностическая точность VCPap, которая по результатам подсчета (3) составила $dA_{VCP} = 89,5\%$.

$$dA_{VCP}(\%) = \left(\frac{TP_{VCP} + TN_{VCP}}{TP_{VCP} + TN_{VCP} + FP_{VCP} + FN_{VCP}} \right) \times 100\% \quad (3)$$

Для оценки среднего времени работы специалиста-цитолога с пробой (цифровым препаратом) в программном обеспечении VCPap производился замер времени, за которое врач выносил свое заключение по каждому из 50 препаратов. В процессе исследования эксперт-цитолог КДЛ обращался к отсканированным препаратам, которые прежде им не просматривались. Выборка препаратов формировалась случайно и содержала как нормальные препараты, так и патологические. Результаты оценки среднего времени представлены в таблице 3.

Видно, что время валидации варьируется. В случае отсутствия патологических клеток в галерее преклассификации VCPap врачу необходимо лишь убедиться лишь с тем, что изображение цифрового препарата резкое и читаемое, и нажать клавишу валидации, что автоматически запускает процесс отправки результата в ЛИС. Весь описанный процесс может занимать от 5 секунд.

Если требуется изучить препарат более досконально: исследовать несколько полей зрения на разном увеличении, провести классификацию клеток в галерее и сформировать текстовое заключение, может понадобиться до 5 минут.

Таблица 3 / Table 3

Время работы эксперта-цитолога с отсканированными препаратами в VCPap (валидация проб)
 Working hours of an expert cytologist with scanned samples in VCPap (validation of sample analysis results)

№ препарата	Время, с	Время, мин	№ препарата	Время, с	Время, мин
1	11	0,18	26	47	0,78
2	37	0,62	27	14	0,23
3	17	0,28	28	20	0,33
4	15	0,25	29	13	0,22
5	79	1,32	30	32	0,53
6	11	0,18	31	32	0,53
7	105	1,75	32	49	0,82
8	34	0,57	33	25	0,42
9	46	0,77	34	16	0,27
10	16	0,27	35	119	1,98
11	70	1,17	36	121	2,02
12	17	0,28	37	280	4,67
13	17	0,28	38	51	0,85
14	20	0,33	39	5	0,08
15	51	0,85	40	11	0,18
16	39	0,65	41	27	0,45
17	26	0,43	42	22	0,37
18	58	0,97	43	146	2,43
19	13	0,22	44	26	0,43
20	49	0,82	45	16	0,27
21	32	0,53	46	14	0,23
22	34	0,57	47	39	0,65
23	122	2,03	48	25	0,42
24	19	0,32	49	22	0,37
25	19	0,32	50	41	0,68
			Среднее время	43 с	0,7 мин

Обсуждение

Оптимальным решением для автоматизации клинической микроскопии стали цифровые системы Vision на базе моторизованных микроскопов (West Medica, Россия-Австрия), разработанные на основе СНС и их глубокого обучения. Первые модули, появившиеся в КДЛ и лабораториях цитопатологии России и зарубежья, стали системы автоматического анализа клеток крови Vision Nema и

костного мозга (КМ) Vision Bone Marrow. Следующим этапом стало применение ИНС для распознавания клеток в цервикальных препаратах, окрашенных по Папаниколау и приготовленных методом жидкостной цитологии – появился модуль VCPap (рис. 1).

Система VCPap представлена на трех основных аппаратных платформах: Assist (Ассист), Pro (Про) и Ultimate (Ультимейт), которые отличаются

количеством стеклопрепаратов, одновременно находящихся в работе: от 1 или 4 препаратов в системах Assist до 200 в Ultimate.

Для телемедицины и консультации с коллегами создана и активно внедряется в повседневную практику медицинской лаборатории облачная (серверная) платформа для работы с результатами преклассификации отсканированных препаратов – Vision Suite (рис. 2), а также онлайн-сервис обуче-

ния и тестирования специалистов КЛД – Vision Expertise (рис. 3).

На большом количестве клеточного материала, оцифрованного с помощью системы автоматизации микроскопии VCPap, использующей искусственный интеллект, была показана высокая диагностическая чувствительность (96 %) и диагностическая точность (89,5 %) результатов анализа.

Рис. 1. Система автоматизации скрининга цитологических препаратов VCPap

Fig. 1. VCPap – automation system for screening of cervical cytology samples

Рис. 2. Сервис для работы с результатами преклассификации отсканированных препаратов – Vision Suite.

На рисунке – фрагмент цифрового препарата

Fig. 2. Service for working with the results of scanned samples preclassification – Vision Suite.

The figure shows a fragment of a digital slide

Рис. 3. Онлайн-сервис для обучения и оценки профессионального уровня специалистов медицинской лаборатории. На рисунке – демонстрация распределения клеток крови по категориям лейкоцитарного ряда

Fig. 3. Online service for training and assessing the professional level of medical laboratory specialists.

The figure shows the distribution of blood cells according to the leukocytes categories

Важно отметить, что подтверждение результатов (окончательная оценка) всегда проводилась цитологом, поэтому основную роль в установлении диагноза сохраняется за специалистом. Большое разрешение и высокая резкость цифровых препаратов, созданных с использованием систем автоматизации микроскопии на основе СНС, режим просмотра объектов (клеток) в галерее, быстрый доступ к результатам преклассификации и их информативность – все перечисленные факторы в совокупности позволяют уменьшить долю субъективности микроскопических методов диагностики. Важно отметить возможность оптимизации производственного процесса медицинской лаборатории за счет сокращения ТАТ на аналитическом этапе лабораторного анализа (TurnAround Time – время оборота теста). Примеры 1 и 2, приведенные ниже, наглядно демонстрируют время на аналитическом этапе лабораторного анализа при традиционном (неавтоматизированном) процессе микроскопии и автоматизированной микроскопии с помощью VCPap.

Пример 1. Аналитический лабораторный этап. ТАТ при традиционном (неавтоматизированном) процессе микроскопии/1 препарат:

– микроскопическая диагностика избранных полей окрашенного биоматериала, распределенного на стекле, с помощью бинокулярного микроскопа с фотокамерой – *от 10 мин* (микроскопия, фотографирование, фото-анализ);

– формирование заключения/описания – *от 5 мин*

– получение second opinion (второго мнения) в случае сомнения цитолога – *от 15 мин до 24 ч*, в случае если коллега-цитолог находится удаленно, микроскопическое изображение возможно просмотреть только при передаче стеклопрепарата в «из рук в руки» коллеге;

– внесение результатов в ЛИС и валидация – *от 3 мин*.

Пример 2. Аналитический лабораторный этап ТАТ автоматизированной микроскопии с помощью VCPap /1 препарат:

– загрузка стеклопрепаратов в сканирующую систему VCPap — *до 2 мин*;

– автоматическое сканирование всей поверхности окрашенного биоматериала, распределенного на стекле, с помощью цифрового сканирующей системы *VCPap*, автоматическая преклассификация и формирование предварительного заключения (производятся одновременно со сканированием) – до 4 мин;

– просмотр цитологом полученных после преклассификации результатов, валидация результатов – в среднем ≈ 1 мин (см. табл. 3);

– получение *second opinion* (второго мнения) в случае получения сомнительного результата – от 15 до 30 мин, в случае если коллега-цитолог находится удаленно, цифровым препаратом можно поделиться через облачную платформу *Vision Suite*;

– автоматическая интеграция готовых результатов в ЛИС – мгновенно (сразу после валидации).

Сравнительная оценка ТАТ, представленная в Таблице 4, демонстрирует преимущества автоматизированной микроскопии на аналитическом лабораторном этапе.

Таблица 4 / Table 4

Время оборота теста (ТАТ) в случае традиционной микроскопии и применения средств автоматизации микроскопии препаратов цервикальной цитологии

Test turnaround time (TAT) in the case of traditional microscopy and the use of automation tools for microscopy of cervical cytology samples

Случай Тип ТАТ	Пример 1. Традиционная микроскопия	Пример 2. Система автоматизации микроскопии <i>VCPap</i>
Без второго мнения	18 мин	7 мин
При получении второго мнения	33 мин – 24 ч	22 – 37 мин

Полученные данные говорят о возможности уменьшения ТАТ как минимум в 1,5 раза при получении второго мнения и в 2,6 раза при постановке диагноза одним специалистом. Преимущество автоматизированной микроскопии при сложных диагностических случаях, когда необходимо своевременное второе мнение (*second opinion*) эксперта-цитолога, очевидно.

Известно, что увеличение размера выборки влечет за собой уменьшение влияния субъективной оценки отдельных специалистов, следовательно, снижение числа ошибок и неточностей, что позволяет ИНС распознавать большее число патологий и редких нетипичных случаев. Обучение ИНС требует тщательного подбора параметров и намного больших вычислительных ресурсов, чем использование уже готового алгоритма.

Технологии типа *Vision* улучшают диагностический процесс, сокращают время анализа, снижают субъективность полученных результатов. Благодаря им повышается эффективность работы и клинические микроскопические исследования становятся стандартизованными ввиду минимизации ручного труда.

Применение ИИ в цитологии предполагает строгую стандартизацию подготовки препарата, например, использование метода жидкостной ци-

тологии, предпочтительно с автоматизированной пробоподготовкой [11].

Выводы

При использовании инструментов ИИ в повседневной практике медицинской лаборатории следует понимать их особенности интеграции в рабочий процесс. Диапазон возможностей ИИ полностью определяется обучающей выборкой. Как и любой другой лабораторный инструмент, ИИ требует контроля со стороны пользователя для обеспечения клинической эффективности и безопасности.

Важно помнить, что цифровые технологии и ИИ полностью не заменяют врача. В конечном итоге решение всегда остается за специалистом-профессионалом, который несет юридическую ответственность за поставленный диагноз или заключение. Технологии на основе ИИ существенно облегчают работу медицинского работника - вместо значительных временных затрат на просмотр и анализа сотен тысяч клеток, основной задачей врача станет интерпретация значимых данных и подготовка информации для специалистов смежных специальностей. В то время, как рутинные процессы, требующие последовательного распознавания

объектов в рамках определенного алгоритма, будут выполняться специализированным ИИ.

Затраты на внедрение цифровой микроскопии и методов машинного обучения компенсируются улучшением диагностики и производительности.

Применение ИНС для визуализации и анализа препаратов обеспечивает высокое качество выполнения исследования за счет однозначной идентификации, точности анализа и правильности внесения результатов исследования; ускоряет процесс выдачи результатов, позволяет свести к минимуму влияние субъективного фактора, а также дает возможность перераспределить нагрузку сотрудников лаборатории, не расширяя штата при увеличении количества выполняемых исследований. ИИ оптимизирует рабочий процесс и повышает эффективность лаборатории, сокращая вероятность ошибок и позволяя специалистам сосредоточить внимание на наиболее сложных случаях. Такая концепция указывает на бережное отношение к здоровью специалиста, работающего с микроскопом, на уважительное отношение к его профессионализму, а также подчеркивает персонифицированный подход к пациенту, который нуждается в получении качественного результата анализа в короткие сроки.

Список литературы

1. Абрамова Е. В., Будадин О. Н., Лебедев О. В. Применение нейронных сетей в тепловом неразрушающем контроле // Вопросы оборонной техники. Серия 15. Композиционные неметаллические материалы в машиностроении. 2010. № 1. С. 60 – 67.
2. Созыкин А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия Вычислительная математика и информатика. 2017. Т. 6. № 3. С. 28 – 59.
3. Абрамова Е. В. Оптимизация диагностических систем теплового контроля. Дис. доктора технических наук. Москва; 2011. Доступно по: https://new-disser.ru/_avtoreferats/01005084775.pdf (дата обращения 15.06.2021).
4. Семенов Ю. А. Электронная пресса и нейронные сети. Москва: ИТЭФ; 1994.
5. Анапольский Л. Ю. и др. Решение линейного алгебраического уравнения с помощью нейронной сети Хопфилда // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 1994. Т. 37(3-4), С. 51 – 56.
6. Баршдорф Д. Нейронные сети и нечеткая логика. Новые концепции для технической диагностики неисправностей // Приборы и системы управления. 1996. Т. 2, С. 48 – 53.
7. Юдашкин А. А. Бифуркации стационарных решений в синергетической нейронной сети и управление распознаванием образов // Автоматика и телемеханика. 1996. Т. 11, С. 139 – 147.

8. Aversa F. et al. Identification of Cosmic Ray Electrons and Positrons by Neural Networks // *Astroparticle Phys.* 1996. Vol. 5(2), P. 111-117.

9. Odorico R. Neural 2.00 - A Program for Neural Net and Statistical Pattern Recognition // *Comput. Phys. Commun.* 1996. Vol. 96(2-3), P. 314-330.

10. Никонов В.В. Использование нейросетевых технологий для определения количественного состава вредных веществ в воздушном бассейне атмосферы по данным ик-спектроскопии // Экологические системы и приборы. 2010. № 5, С. 16 – 19.

11. PCR News – главный портал о молекулярной диагностике. [Internet]. EASYPREP: жидкостная цитология против рака шейки матки. Доступно по: <https://pcr.news/stati/easyrep-zhidkostnaya-tsitologiya-protiv-raka-sheyki-matki/> (дата обращения 15.06.2021).

12. Черушов И. В. Повышение эффективности информационно-измерительной системы комплексной безопасности зданий и сооружений: Дис. кандидата технических наук. Москва; 2012. Доступно по: <https://dlib.rsl.ru/viewer/01005045581#?page=1>. (дата обращения 15.06.2021).

References

1. Abramova EV, Budadin ON, Lebedev OV. Primenenie nejronnyh setej v teplovom nerazrushayushchem kontrole. *Military Enginery. Issue 15. Composite non-metallic. materials in mechanical engineering.* 2010;1:60-67. (In Russ).
2. Sozykin AV. Obzor metodov obucheniya glubokih nejronnyh setej. *Vestnik YUUrGU. Seriya Vychislitel'naya matematika i informatika.* 2017;6(3):28-59.
3. Abramova EV. *Optimizaciya diagnosticheskikh sistem teplovogo kontrolya* [dissertation]. Moscow; 2011. Available at: https://new-disser.ru/_avtoreferats/01005084775.pdf. Accessed: 15 June 2021. (In Russ).
4. Semenov UA. *Elektronnaya pressa i nejronnye seti.* Moscow: ITEF; 1994. (In Russ).
5. Anapolskij LU, et al. Reshenie linejnogo algebraicheskogo uravneniya s pomoshchyu nejronnoj seti Hopfilda. *Journal of Instrument Engineering.* 1994;37(3-4):51-56. (In Russ).
6. Barshdorf D. Nejrornyie seti i nechetskaya logika. Novye koncepcii dlya tekhnicheskoy diagnostiki neispravnostej. *Instruments and Systems: Monitoring, Control, and Diagnostics.* 1996;2:48-53. (In Russ)
7. Yudashkin AA. Bifurkacii stacionarnyh reshenij v sinergeticheskoy nejronnoj seti i upravlenie raspoznavaniem obrazov. *Automation and Remote Control.* 1996;11:139-147. (In Russ).
8. Aversa F, et al. Identification of Cosmic Ray Electrons and Positrons by Neural Networks. *Astroparticle Phys.* 1996;5(2):111-117.
9. Odorico R. Neural 2.00 - A Program for Neural Net and Statistical Pattern Recognition. *Comput. Phys. Commun.* 1996;96(2-3):314-330.

10. Nikonov VV. Ispolzovanie nejrosetevykh tekhnologiy dlya opredeleniya kolichestvennogo sostava vrednykh veshchestv v vozdushnom bassejne atmosfery po dannym ik-spektrometrii. *Ecological Systems and Devices*. 2010;(5):16-19.

11. PCR News – glavnyj portal o molekulyarnoj diagnostike [Internet]. *EASYPREP: zhidkostnaya citologiya protiv raka shejki matki*. Available at:

<https://pcr.news/stati/easyprep-zhidkostnaya-tsitologiya-protiv-raka-sheyki-matki/>. Accessed: 15 June 2021. (In Russ).

12. Cherushov IV. *Povyshenie effektivnosti informacionno-izmeritel'noj sistemy kompleksnoj bezopasnosti zdaniy i sooruzhenij* [dissertation]. Moscow; 2012. Available at: <https://dlib.rsl.ru/viewer/01005045581#?page=1>. Accessed: 15 June 2021. (In Russ).

Поступила в редакцию / Received 04.06.2021

Принята к публикации / Accepted 07.07.2021

Вклад авторов.

В. А. Сапожков: 20 % участия в работе над главами «Введение» и «Заключение», 60 % участия в работе над главами «Результаты» и «Обсуждение», 100 % участия в оформлении статьи по правилам для авторов.

О. Н. Будадин: 80 % участия в работе над главой «Введение», 20 % участия в работе над главой «Материалы и методы», 30 % участия в работе над главой «Заключение».

А. С. Чурилова: 40 % участия в работе над главой «Материалы и методы», 20 % участия в работе над главой «Результаты».

Б. Ф. Фалков: 20 % участия в работе над главой «Обсуждение», 50 % участия в работе над главой «Заключение».

Ж. Ю. Сапожкова: 40 % участия в работе над главой «Материалы и методы», 20 % участия в работе над главой «Результаты», 20 % участия в работе над главой «Обсуждение», 20 % участия в работе над главой «Заключение», 100 % участия в написании абстрактов на русском и на английском.

Authors' contributions.

V. Sapozhkov: 20 % participation in the work on the chapters "Introduction" and "Conclusion", 60 % participation in the work on the chapters "Results" and "Discussion", 100 % participation in the design of the article according to Author Guidelines.

O. Budadin: 80 % participation in the work on the chapter "Introduction", 20 % participation in the work on the chapter "Materials and methods", 30 % participation in the work on the chapter "Conclusion".

A. Churilova: 40 % participation in the work on the chapter "Materials and methods", 20 % participation in the work on the chapter "Results".

B. Falkov: 20 % participation in the work on the chapter "Discussion", 50 % participation in the work on the chapter "Conclusion".

Zh. Sapozhkova: 40 % participation in the work on the chapter "Materials and methods", 20 % participation in the work on the chapter "Results", 20 % participation in the work on the chapter "Discussion" 100 % participation in writing abstracts in RUS and ENG.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Финансирование. Все пациенты подписали информированное согласие на участие в исследовании.

Financing. The study was performed without external funding..

Сведения об авторах / Information about authors

Владислав Александрович Сапожков – Инженер группы аналитических систем сервисного центра, ООО «Медика Продакт»; Начальник Департамента Научно-исследовательской лаборатории клинических разработок Международной Школы Цитологии и Медицинской Школы Инноваций, Москва, Россия

Vladislav A. Sapozhkov – Engineer of the analytical systems group of the service center LLC 'Medica product'; Head of R&D Department, International Cytology School&Innovatory Medical School, Moscow, Russia

E-mail: v.sapozhkov@westmedica.com. **SPIN РИНЦ:** 8362-2836.

ORCID: 0000-0001-7894-2901

Олег Николаевич Будадин – доктор технических наук, профессор, лауреат Государственной премии РФ и премии Правительства РФ, главный научный сотрудник АО «ЦНИИ специального машиностроения», Хотьково, Московской обл., Россия.

Oleg N. Budadin – Doctor of Technical Sciences, Professor, Laureate of the State Prize of the Russian Federation and the Prize of the Government of the Russian Federation, Researcher in Chief of the Central Research Institute of Special Engineering, Khot'kovo, Moscow Region, Russia.

E-mail: oleg.budadin@yandex.ru. **SPIN РИНЦ:** 5209-2607.

ORCID: 0000-0003-3789-3861

Анна Святославовна Чурилова – Руководитель группы разработки искусственного интеллекта отдела разработки ПО, ООО «Медика Продакт», Пермь, Россия.

Anna S. Churilova – Head of the Artificial Intelligence Development Group of the Software Development Department LLC 'Medica Product', Perm, Russia.

E-mail: a.churilova@westmedica.com. **SPIN РИНЦ:** 3029-5350

ORCID: 0000-0002-2247-6611

Борис Фимович Фалков – Директор разработки ПО, ООО «Медика Продакт», Пермь, Россия.

Boris F. Falkov – Director of Software Development, LLC 'Medica Product', Perm, Russia.

E-mail: b.falkov@westmedica.com. **SPIN РИНЦ:** 9469-0189.

ORCID: 0000-0003-4766-8203

Жанна Юрьевна Сапожкова – к.м.н, руководитель Международной Школы Цитологии и Медицинской Школы Инноваций, Москва, Россия; заведующий Подольским диагностическим центром, г. Подольск, Московская область, Россия.

Zhanna Yu. Sapozhkova – MD, PhD, International Cytology School, Head, Senior Lecturer, Moscow Russia; Privat Medical Centre of Podolsk, Moscow Region, Head of Clinical Lab, doctor/cytologist, Podolsk, Moscow region, Russia.

E-mail: icsschool.2019@gmail.com. **SPIN РИНЦ:** 3191-4189

ORCID: 0000-0003-3068-2260