

перспективы развития и модернизации АПК РК». – Семей, 2019. – С. 328-333.

2. Кузьмина, Н. Н. Эффективность конверсии корма в продукцию при включении в основной рацион цыплят-бройлеров антиоксиданта «Дигидро-кверцетин» / Н. Н. Кузьмина, О. Ю. Петров // Актуальные проблемы ветеринарии и интенсивного животноводства : Сборник трудов международной научно-практической конференции, Брянск, 01–02 июня 2023 года / Институт ветеринарной медицины и биотехнологии. Том Часть 1. – Брянск: Брянский государственный аграрный университет, 2023. – С. 108-113.

3. Нечаев, В.И. Современное состояние и тенденции развития птицеводства в России / В.И. Нечаев, Ю.И. Бершицкий, С.Д. Фетисов [и др.] // Известия ТСХА, 2014. – Вып. 4. – С. 102-111.

4. Фисинин, В.И. Состояние и перспективы инновационного развития птицеводства до 2020 года / В.И. Фисинин // Мясная индустрия, 2012. – № 7. – С. 22-27.

УДК 619:636.52/.58:616.15:004.89

ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РАЗРАБОТКИ АЛГОРИТМОВ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО МЕТОДА РАСПОЗНАВАНИЯ КЛЕТОК КРОВИ КУР: ТРЕБОВАНИЯ К ИЗОБРАЖЕНИЯМ

Чисвина Ирина Владимировна, аспирант, ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева

Акчурин Сергей Владимирович, д.вет.н., и.о. директора института зоотехнии и биологии, ФБГОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева

***Аннотация.** В статье приводятся данные на основе анализа научных работ о требованиях, предъявляемых требований к изображениям клеток, полученных с помощью электронного микроскопа с камерой, при использовании искусственного интеллекта.*

***Ключевые слова:** искусственный интеллект, лабораторная диагностика изображения клеток крови для машинного обучения.*

Введение. Технологии прогнозирования заболевания у животных или способы выявления проблем со здоровьем до их возникновения относятся к числу цифровых технологий и цифровых устройств, имеющих наибольший потенциал внедрения в практику ветеринарной медицины [1].

Программное обеспечение некоторых систем должно использовать огромное количество данных, предоставляемых цифровыми технологиями. Применение технологий машинного обучения для автоматизированной дифференциации клеток в мазке периферической крови позволяет патологам оптимизировать рабочий процесс и сократить сроки диагностики гематологических заболеваний [2]

Представлено большое количество исследований, обсуждающих подход к использованию машинного обучения в диагностике, классификации и лечении гематологических заболеваний человека [4], в том числе с потенциальным клиническим применением CellaVision, автоматизированного цифрового анализатора изображений периферической крови. Были проведены исследования для анализа крови собак, кошек, кроликов, крс и мрс а также кур для автоматических геманализаторов. В данных приборах используются следующие методы анализа клеток крови:

- метод Культера (или импедансный);
- фотометрический (определение гемоглобина);
- оптический (или проточная цитометрия);
- флуоресцентная проточная цитометрия.

Даже с развитием выше названных технологий невозможно сформировать полную картину без анализа морфологии клеток. [3]. Для исследования морфологической картины мазка периферической крови используется автоматизированный цифровой анализатор изображений периферической крови.

Правильная автоматическая цифровая обработка изображений необходима для эффективной идентификации патологий, связанных с кроветворением и заболеваниями, влияющими на морфологию клеток. Компьютерный морфологический анализ элементов крови, в частности – сегментация и классификация, является центральным элементом машинного обучения для автоматического цифрового цитоморфологического анализатора мазков периферической крови. Полученные изображения, в ходе подготовки «дасата-сета» (атласа размеченных клеток крови), используются для создания базы данных для обучения и тестирования интеллектуальной автоматизированной системы интерпретации мазков периферической крови. Компьютерная цифровая обработка изображений – это очень важный инструмент в биомедицинской области, который сокращает человеческие усилия, количество ошибок и время. Кроме того, он повышает точность оценки при одновременной экономии ресурсов и персонала. Эти факторы подчеркивают важность получения качественных изображений клеток крови, поскольку они напрямую влияют на точность и эффективность их дифференцирования [4].

Лабораторная диагностика мазка периферической крови кур, в том числе и подсчет лейкоцитарной формулы, в данный момент происходит ручным способом, на основании субъективной оценки ветеринарных специалистов, опирается на их знания и опыт. Использование искусственного интеллекта может обеспечить стандартизацию и ускорение исследования в ветеринарной лабораторной диагностике, но для того, чтобы этот метод показал свою эффективность, необходимо избежать неточностей и ошибок при проведении машинного обучения цифрового автоматического анализатора мазков периферической крови. Также следует учитывать цитоморфологические особенности клеток крови у кур.

Материалы и методы. Для определения и структурирования требований к изображениям используемых данных, то есть к изображениям кле-

ток из мазка периферической крови кур, полученных с помощью электронного микроскопа с камерой, был проведен анализ литературных источников, содержащихся в базах данных PubMed, Google Scholar и Elibrary.ru. Полученные в результате анализа литературных источников обобщенные данные представлены в исследованиях по цитологическому изучению крови человека, но мы предполагаем, похожие методы будут использоваться и в нашем дальнейшем исследовании.

Результаты исследований. На основании проведенных исследований по глубокому машинному обучению анализатора мазка крови человека, были выявлены следующие группы требований к изображениям клеток, полученных с помощью электронного микроскопа с камерой:

1. Достаточное количество изображений, содержащих необходимые признаки. В среднем, для успешного обучения искусственного интеллекта требуется от тысячи снимков до восьми- двенадцати тысяч. При этом примерно 2/3 из этого количества используется для обучения, а от 1/3 до половины для тестирования результата [5, 6].

2. Доступность на изображениях необходимых структур. Для разных способов обучения искусственного интеллекта требуются разные параметры изображений (рис. 1)

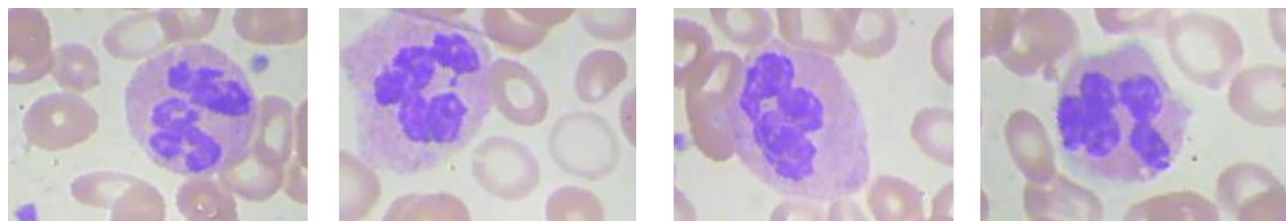


Рисунок 1. Пример из набора готового датасета 12000 изображений по 4 видам лейкоцитов под названием «Dataset 2-master» [7] (4 примера нейтрофилов у человека).

В данном исследовании предлагается модель обучения искусственного интеллекта, которая работает с глубокой нейронной сетью, а именно с многослойными (ML) сверточными функциями архитектуры AlexNet, за которыми следует стратегия выбора функций (FS) (MLANet-FS) для идентификации типа WBC (рис. 2) [6]. В данном примере используют метод, основанный на глубоком обучении, для проведения классификации трех типов лейкоцитов без меток (без окрашивания, в том числе и флуоресцирующего) на основе их морфологии, чтобы судить об активированных или инактивированных нейтрофилах с помощью предварительно обученной тонкой настройки сети Resnet-50.

3. Схожесть качества изображений. Изображения должны быть получены на аппаратах со схожими техническими характеристиками [6].

4. Однородность изображений. Для обучения искусственного интеллекта должны использоваться снимки клеток крови определенных видов животных, тех животных, под которых мы будем обучать искусственный интеллект правильно исследовать мазок периферической крови [3].

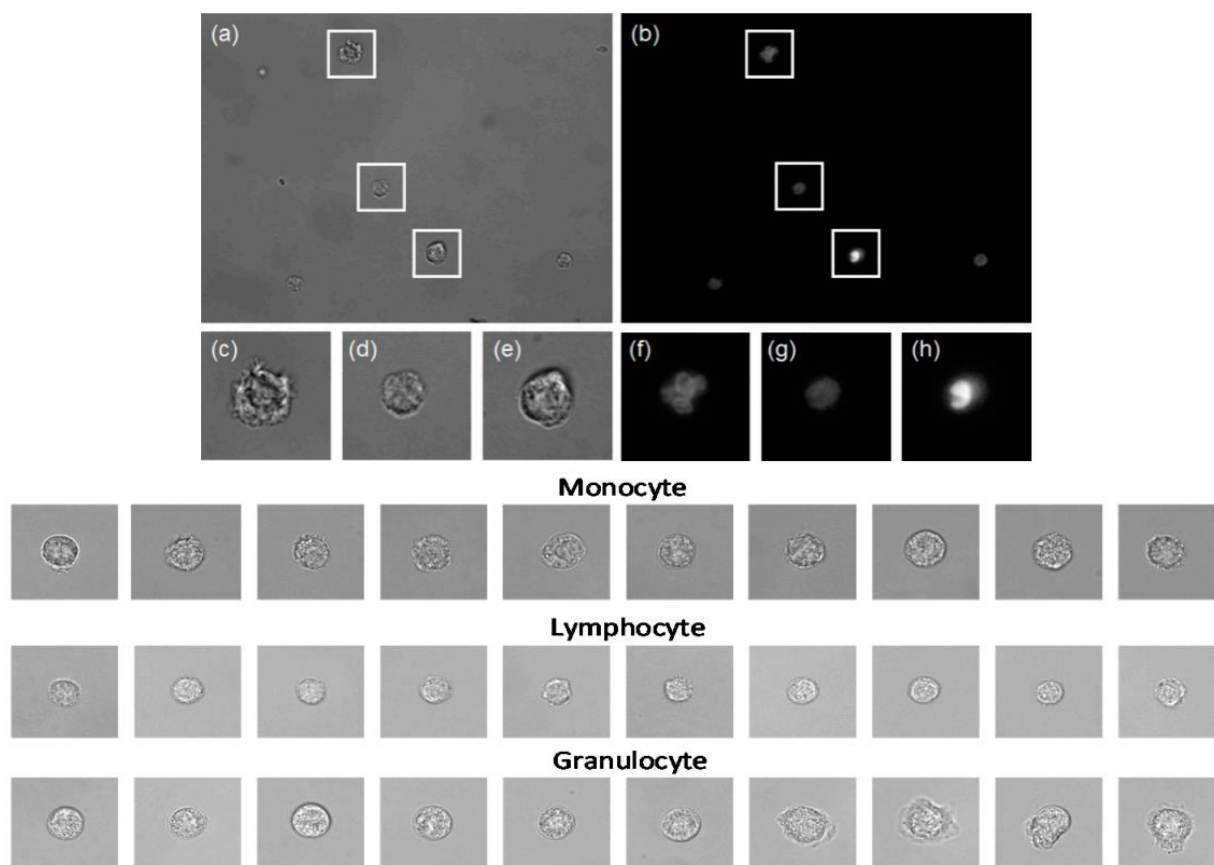


Рисунок 2. Примеры изображений WBC трех типов в наборах данных после сегментации.

5. Изображения должны быть предварительно обработаны для улучшения качества и унификации формата. К таким операциям относятся коррекция яркости и контраста, удаление шумов, а также масштабирование до определённого разрешения [8].

6. Изображения должны быть промаркированы с помощью специального приложения, специализирующегося на автоматизации обработки изображений и подготовки данных для моделей машинного обучения. Маркировка изображений выполняется специалистом, способным минимизировать ошибки. Чаще всего на изображении поля зрения микроскопа экспертом размечаются все клетки в соответствии с их классом [8].

7. Изображения должны быть получены с качественно сделанного мазка, правильно зафиксированного и окрашенного. Способ подготовки лабораторного материала должен минимизировать искажения в постаналитическом этапе исследования [2].

Заключение. Внедрение искусственного интеллекта в ветеринарную медицину расширяет возможности лабораторной диагностики. Автоматизирование многих процессов помогает не только сократить время исследований, но и снижает вероятность ошибок, зависящих от человеческого фактора. Вопрос о развитии инновационных технологий с каждым годом начинает более активно исследоваться в научной сфере, в том числе и в ветеринарии [1].

Помощь в проведении лабораторных исследований крови животных, в том числе машинное обучение автоматического анализатора мазка перифе-

рической крови поможет в разы сократить время, затраченное на исследование, избежать ошибок в проведении анализов, предотвращать проблемы со здоровьем животных, корректировать дальнейшее направление в их диагностике и лечении.

Однако, машинное обучение искусственного интеллекта сталкивается с рядом проблем. Процесс создания программного обеспечения в такой сложной научной сфере как ветеринария, тоже потребует много затрат. Одна из главных сложностей – это создание необходимого количества качественных фотографий клеток, а также разработка сложного алгоритма и его правильное применение

Создание наборов фотографий клеток крови животных в мазке периферической крови, и получение открытых баз данных, соответствующих предложенным требованиям откроет путь для более широкого внедрения искусственного интеллекта в ветеринарную практику.

Библиографический список

1. Акчурин С. В. Использование цифровых технологий в практике работы ветеринарных клиник / Акчурин С. В., Дюльгер Г. П., Акчурина И. В., Бычков В. С., Седлецкая Е. С. // Аграрный научный журнал. 2022. № 8. С. 39–42.
2. Бажибина Е.Б., Коробов А.В., Середа С.В., Сапрыкин В.П. Методологические основы оценки клинико-морфологических показателей крови домашних животных. М.:Аквариум, 2005.
3. Шахтарин Б.И., Панов С.А., Калашников К.С. Алгоритмы распознавания клеток крови // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2015. № 4. С. 49–65.
4. New frontiers in animal care. The Innovations Shaping the Future. 2021. pp. 24. <https://www.healthforanimals.org/wp-content/uploads/2021/06/new-frontiers-in-animal-care-finnal-1.pdf> (accessed on 10 January 2022).
5. Huang, X.; Liu, J.; Yao, J.; Wei, M.; Han, W.; Chen, J.; Sun, L. Deep-Learning Based Label-Free Classification of Activated and Inactivated Neutrophils for Rapid Immune State Monitoring. *Sensors* 2021.
6. Khan, A.; Eker, A.; Chefranov, A.; Demirel, H. White blood cell type identification using multi-layer convolutional features with an extreme-learning machine. *Biomed. Signal Process. Control*. 2021.
7. P. Mooney. (10 July 2020). Blood Cell Images. Available: <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/blood-cells>.
8. Habibzadeh, M.; Jannesari, M.; Rezaei, Z.; Baharvand, H.; Totonchi, M. Automatic white blood cell classification using pre-trained deep learning models: ResNet and Inception. In Proceedings of the Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017), Vienna, Austria, 13–15 November 2018.
9. Shahzad M, Ali F, Shirazi SH, Rasheed A, Ahmad A, Shah B, Kwak D. 2024. Blood cell image segmentation and classification: a systematic review. *PeerJ Computer Science* 10:e1813 <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1813>.