

ЗООЛОГИЯ, ФИЗИОЛОГИЯ ЧЕЛОВЕКА И ЖИВОТНЫХ /
ZOOLOGY, HUMAN AND ANIMAL PHYSIOLOGY

ФИЗИОЛОГИЯ ЧЕЛОВЕКА И ЖИВОТНЫХ

Оригинальная научная статья

УДК 004.032.26: 597.2/5: 639.3:

<https://doi.org/10.26897/2949-4710-2024-2-4-83-93>



**Использование искусственной нейронной сети для распознавания
клеток крови осетровых рыб на микроскопических снимках**

**Анна Владимировна Уколова, Денис Витальевич Быков,
Магдалина Алексеевна Акимушкина, Андрей Николаевич Карасев,
Дат Ван Чан, Баярма Шагдаровна Дашиева, Александр Евгеньевич Ульянов**

Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева, Москва, Россия

Автор, ответственный за переписку: Денис Витальевич Быков; bykovdv@rgau-msha.ru

Аннотация

В статье рассматривается проблема трудоемкости процесса определения лейкоцитарной формулы крови рыб при ее одновременной высокой значимости и необходимости с точки зрения мониторинга здоровья особей. Авторами представлен подход к автоматизации составления лейкоцитарной формулы крови рыб (на примере осетровых) с использованием модели сверточной нейронной сети, способной обнаруживать и идентифицировать клетки на микроскопическом снимке крови. Рассматриваются общая схема гемопоза, нормативы гематологических показателей осетровых рыб. Описывается процедура подготовки изображений для обучения модели искусственной нейронной сети на основе разметки. Приводится описание программных инструментов для взаимодействия с изображениями и с моделями искусственных нейронных сетей. В результате исследований подготовлено 14 микроскопических снимков клеток крови рыб на основе разметки, обучена модель сверточной нейронной сети, общая средняя точность идентификации (MAP, Mean Average Precision) которой составила 0,33. При этом общая точность обнаружения клеток на отдельных снимках в среднем составила 0,92, точность распознавания эритроцитов – 0,94. Результаты исследований могут служить основой дальнейшего изучения, разработки и использования сверточных нейронных сетей для автоматизации составления лейкоцитарной формулы на основе высокоточного распознавания клеток крови рыб на микроскопических снимках.

Ключевые слова

лейкограмма, клетки крови, осетровые, рыбы, искусственные нейронные сети, распознавание образов, искусственный интеллект в биологии, ИИ в биологии, использование ИИ для распознавания снимков, распознавание клеток крови с помощью ИИ

Для цитирования

Уколова А.В., Быков Д.В., Акимушкина М.А., Карасев А.Н., Чан Д.В., Дашиева Б.Ш., Ульянов А.Е. Использование искусственной нейронной сети для распознавания клеток крови осетровых рыб на микроскопических снимках // *Тимирязевский биологический журнал*. 2024. Т. 2, № 4. С. 83-93. <https://doi.org/10.26897/2949-4710-2024-2-4-83-93>

HUMAN AND ANIMAL PHYSIOLOGY

Research article

<https://doi.org/10.26897/2949-4710-2024-2-4-83-93>



Using an artificial neural network to recognize sturgeon blood cells in microscopic images

Anna V. Ukolova, Denis V. Bykov, Magdalina A. Akimushkina, Andrey N. Karasev,
Dat V. Tran, Bayarma Sh. Dashieva, Aleksandr E. Ulianckin

Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, Russia

Corresponding author: Denis V. Bykov; bykovdv@rgau-msha.ru

Abstract

The article considers the labor intensity of the process of determining the white blood cell count of fish, which is simultaneously being highly significant and necessary in terms of monitoring the health of individuals. The authors present an approach to automating the compilation of the white blood cell count of fish (using sturgeon as an example) using a convolutional neural network model capable of recognizing and identifying cells in a microscopic blood image. The general scheme of hematopoiesis and standards for hematological parameters of sturgeon are considered. The procedure for preparing images for training a markup-based artificial neural network model is described. Software tools for interaction with images and artificial neural network models are described. As a result of the research, 14 microscopic images of fish blood cells based on markup were prepared, a convolutional neural network model was trained, the overall mean average precision (MAP) of which was 0.33. At the same time, the overall accuracy of cell recognition in individual images was 0.92, and the rate of red blood cell recognition was 0.94. The research results can serve as a basis for further study, development and application of convolutional neural networks for automating white blood cell count compilation based on high-precision recognition of fish blood cells in microscopic images.

Keywords

Leukogram, blood cells, sturgeon, fish, artificial neural networks, pattern recognition, artificial intelligence in biology, AI in biology, using AI for image recognition, blood cell recognition using AI

Conflict of interests

The authors declare no relevant conflict of interests.

For citation

Ukolova A.V., Bykov D.V., Akimushkina M.A., Karasev A.N., Tran D.V., Dashieva B.Sh., Ulianckin A.E. Using an artificial neural network to recognize sturgeon blood cells in microscopic images. *Timiryazev Biological Journal*. 2024;2(4):83-93. <https://doi.org/10.26897/2949-4710-2024-2-4-83-93>

Введение Introduction

При выращивании, воспроизводстве, а также селекции рыб необходимо определение гематологических параметров для физиологического мониторинга и ранней диагностики болезней. Составление эритроцитарной и лейкоцитарной формул крови осетровых крайне важно, так как в большинстве случаев они выращиваются в установках замкнутого водоснабжения (УЗВ) в условиях высокой плотности посадки, а значит, увеличиваются скорость распространения инфекций и производственные риски. Однако процесс составления таких формул является достаточно длительным, трудоемким, требующим привлечения высококвалифицированных специалистов-физиологов, что обуславливает актуальность его автоматизации, осуществить которую можно с использованием технологий искусственных

нейронных сетей. Актуальность автоматизации данного процесса подтверждается в связи с необходимостью цифровизации сельского хозяйства [1, 2].

В рамках проводившихся ранее исследований обученная модель сверточной нейронной сети, разработанная с использованием языка программирования Python и специализированной библиотеки TensorFlow, показала итоговую точность распознавания (ассурасу) 0,71 и 0,75 по обучающему и валидационному набору изображений соответственно [3]. Однако такая модель не была способна обнаруживать клетки на снимке крови, а также учитывать размер клеток, что повлияло на недостаточно высокую точность. Для достижения высоких метрик качества требуются применение более комплексных моделей и иной подход к подготовке изображений на основе разметки.

Цель исследований: разработка методики для оценки физиологического состояния осетровых

рыб в аквакультуре на основе лейкограммы крови с использованием искусственных нейронных сетей.

Задачи исследований включают в себя: подготовку микроскопических снимков клеток крови осетровых рыб на основе разметки для обучения модели сверточной нейронной сети; построение, обучение и применение модели сверточной нейронной сети для обнаружения и идентификации клеток крови на изображении; автоматизацию процесса подсчета клеток крови на обработанном моделью изображении.

Методика исследований
Research method

Диагностика состояния животных начинается со сбора образцов крови из хвостовой вены, подготовки препаратов для микроскопического исследования. Далее

проводится оценка формы и количества различных типов лейкоцитов (рис. 1), что при осуществлении вручную может занимать до нескольких часов.

Состав и процентное соотношение форменных элементов (табл. 1) свидетельствуют о наличии или отсутствии патологий в организме. Отклонение от нормы происходит вследствие заболеваний различной природы, неблагоприятных условий окружающей среды, стресса.

Применение искусственного интеллекта позволяет получить результаты анализа крови мгновенно после загрузки фотографий мазков. При этом точность распознавания клеток крови моделями искусственных нейронных сетей равна и даже превышает точность работы квалифицированного специалиста [6, 7].

Основой базы данных стали 335 снимков крови осетровых рыб: стерляди, ленского, русского осетра, – полученные с помощью цифрового микроскопа Биолаб 11 Люм при увеличении 600, окраска по Паппенгейму.

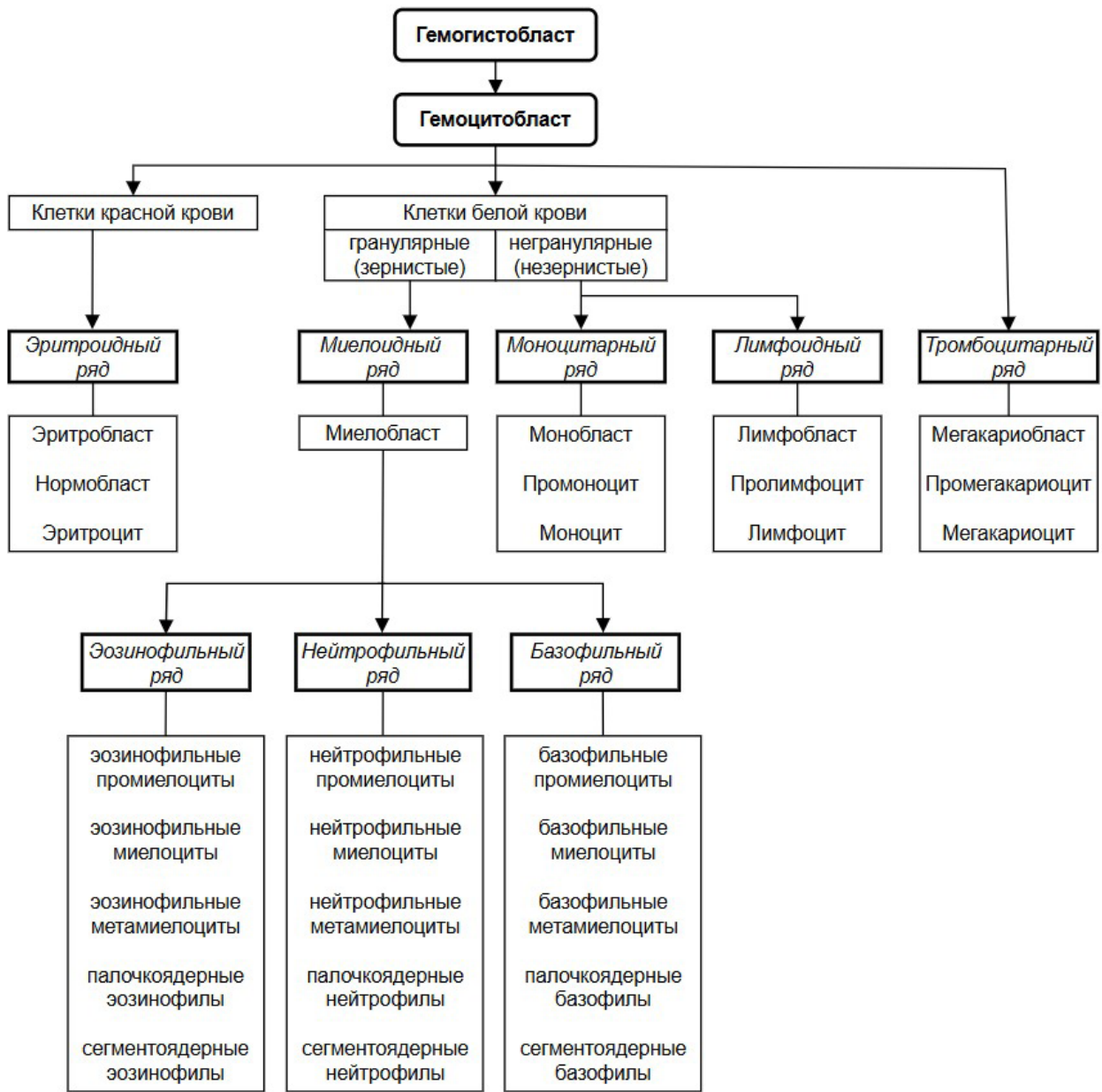


Рис. 1. Схема гемопоэза (составлено авторами на основе [4])

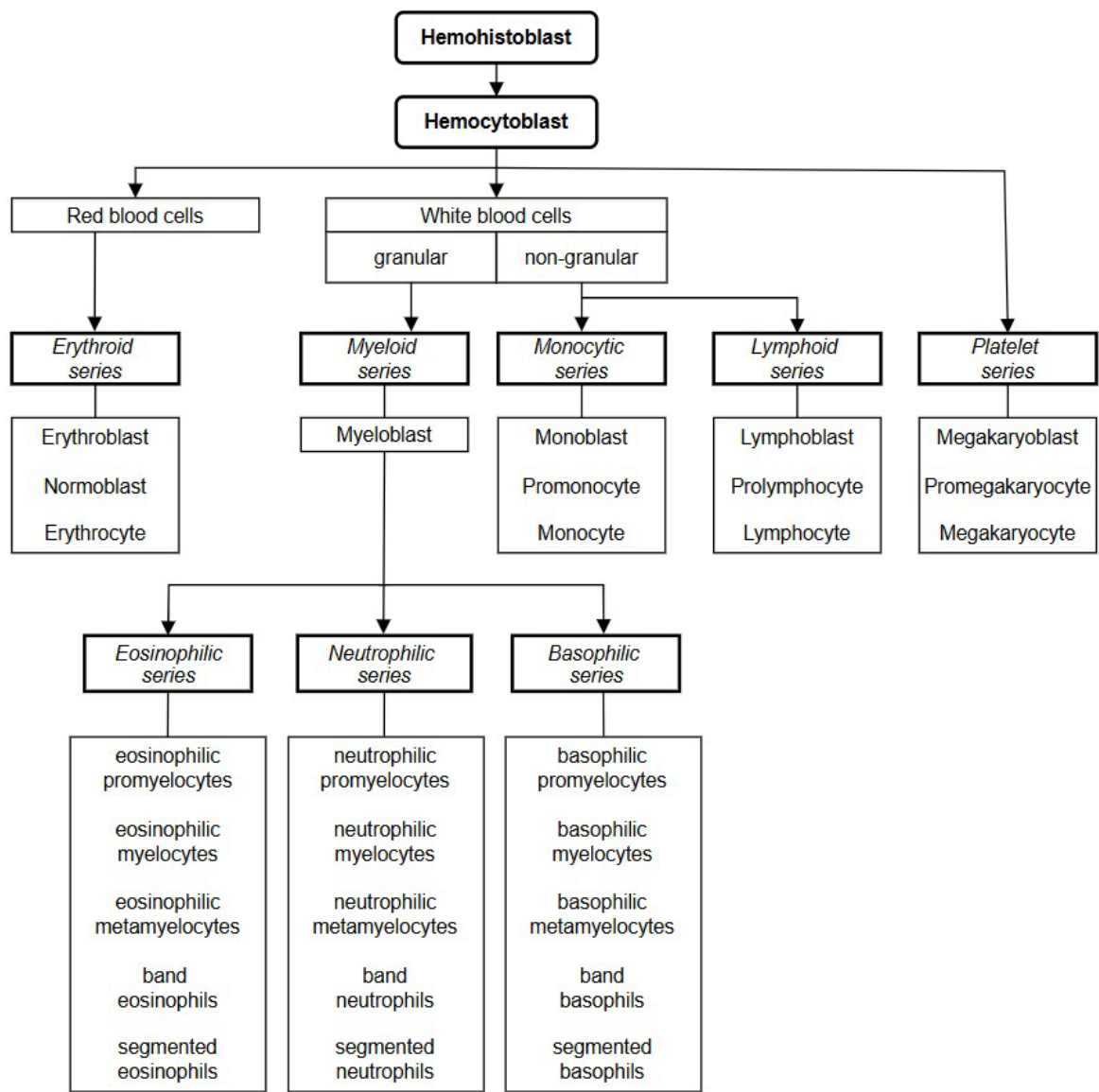


Fig. 1. Scheme of hematopoiesis (compiled by the authors based on [4])

Таблица 1

Нормативы гематологических показателей осетровых рыб
(составлено авторами на основе [5])

Нейтрофилы		Эозинофилы	Базофилы	Лимфоциты	Моноциты
Палочкоядерные	Сегментоядерные				
0-14%	0-19%	0-15%	0-1%	72-91%	0-9%

Table 1

Standards of hematological parameters of sturgeon
(compiled by the authors based on [5])

Neutrophil		Eosinophil	Basophil	Lymphocyte	Monocyte
Band neutrophil	Segmented neutrophil				
0-14%	0-19%	0-15%	0-1%	72-91%	0-9%

Для разметки изображений применялась программа Labellmg, для построения, обучения и применения модели сверточной нейронной сети использовались язык программирования Python, специализированные библиотеки OpenCV, scikit-image, PyTorch.

Результаты и их обсуждение

Results and discussion

Исходные микроскопические снимки крови рыб представляют собой изображения в формате «.jpg». Было отобрано 14 наиболее качественных снимков, 2 из них представлены на рисунке 2.

Для подготовки микроскопических снимков клеток крови осетровых рыб к тому, чтобы модель сверточной нейронной сети могла на них обучаться, была произведена разметка всех исходных изображений (рис. 3). На каждом изображении с использованием компьютерной программы Labellmg обнаружены и зафиксированы клетки крови 9 классов: зрелый эритроцит (eritrocit), эозинофил (eozinofil), нормобласт (normoblast), палочкоядерный нейтрофил (sticknucleus_neitrofil), сегментоядерный нейтрофил (separatednucleus_neitrofil), тромбоцит (trombocit), моноцит (monocit), лимфоцит (limfocit), эритробласт (eritroblast). Присутствует дисбаланс классов – эритроциты ожидаемо встречаются наиболее часто.

Дальнейшая работа с подготовленными изображениями проводилась с использованием языка программирования Python, библиотек OpenCV¹, scikit-image². Импортированные в среду разработки Python размеченные изображения выглядят так, как показано на рисунке 4. На подобном изображении каждая клетка крови выделена в рамку, над которой указана метка класса, то есть название типа клетки. Части отдельных клеток, которые выходят за границу снимка, не были выделены в рамку при подготовке изображений, так как установить их тип затруднительно.

Набор из 14 подготовленных изображений был разбит на обучающую (70%), тестовую (20%) и валидационную (10%) выборки.

С использованием инструментария библиотеки PyTorch на тренировочном наборе была дообучена модель сверточной нейронной сети (R-CNN, Region-based Convolutional Neural Network) «fasterrcnn_resnet50_fpn»³. Параметры оптимизатора: lr = 0,0001, momentum = 0,9, weight_decay = 0,005; число эпох обучения – 100. Средняя точность (MAP, Mean Average Precision) идентификации клеток моделью составила 0,33 для тестовой и валидационной выборок. На данный момент качество модели не позволяет использовать ее для полной автоматизации процесса составления лейкоцитарной формулы, однако с ее помощью можно автоматизировать процесс подсчета клеток.

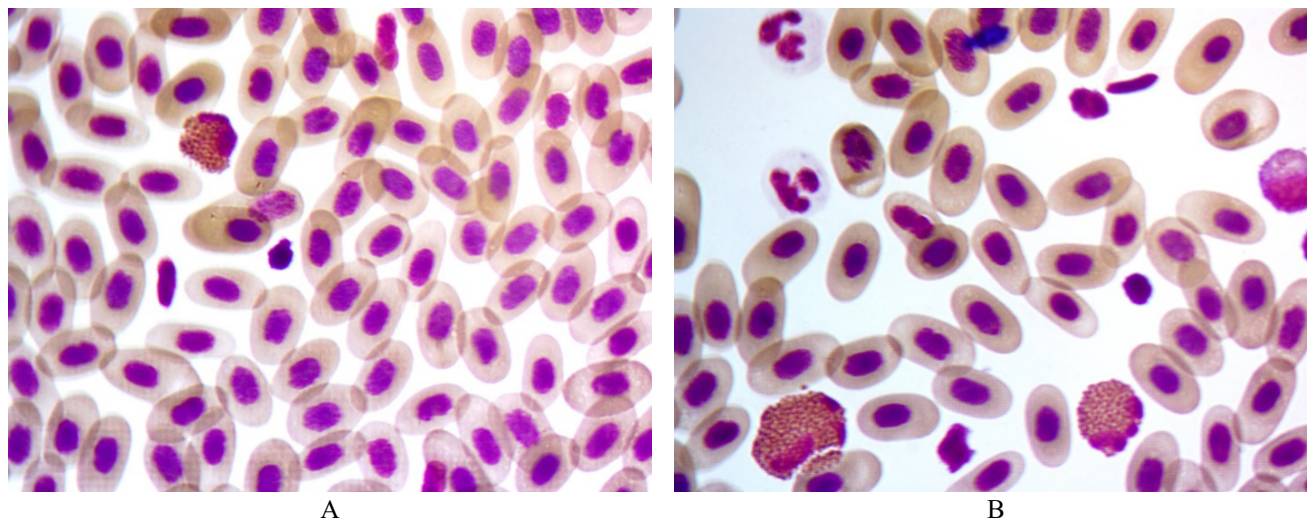


Рис. 2. Исходные микроскопические снимки клеток крови осетра:
А – снимок № 1; В – снимок № 2 (составлено авторами)

Fig. 2. Original microscopic images of sturgeon blood cells
(A – image No. 1, B – image No. 2) (compiled by the authors)

¹ Opencv-python 4.10.0.84 // pypi.org – Python Package Index (PyPI) репозиторий программного обеспечения для языка программирования Python. URL: <https://pypi.org/project/opencv-python/> (дата обращения: 22.12.2024).

² Image processing in Python // scikit-image.org – официальный сайт библиотеки для обработки изображений scikit-image к языку программирования Python. URL: <https://scikit-image.org/> (дата обращения: 22.12.2024).

³ Fasterrcnn_resnet50_fpn // официальный сайт фреймворка машинного обучения PyTorch. URL: https://pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.detection.fasterrcnn_resnet50_fpn.html (дата обращения: 22.12.2024).

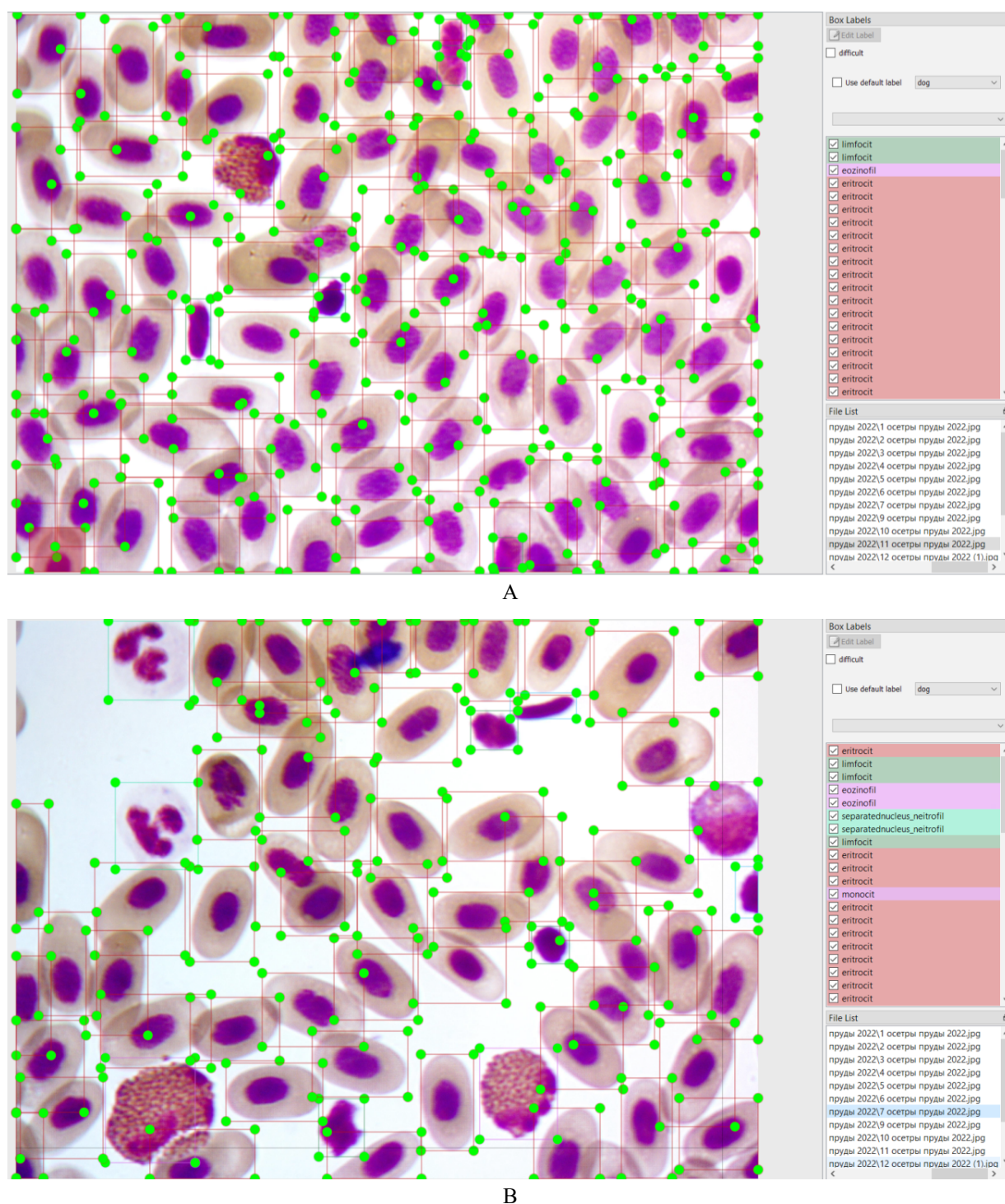


Рис. 3. Разметка данных с помощью программы LabelImg:
 А – снимок № 1; В – снимок № 2 (составлено авторами)

Fig. 3. Data labeling using LabelImg
 (A – image No. 1, B – image No. 2) (compiled by the authors)

Наиболее точно модель идентифицирует эритроциты, тромбоциты и лимфоциты.

На рисунке 5 представлены результаты применения модели сверточной нейронной сети. Обнаруженные моделью клетки выделяются в рамки, после чего происходит идентификация обнаруженных клеток. В результате клетке присваивается метка и указываются вероятность

или «степень уверенности» модели нейронной сети в своем ответе. Вероятность рассчитывается как отношение исходящего сигнала нейрона k на выходном слое нейронной сети к сумме исходящих сигналов всех 9 нейронов на выходном слое в соответствии с 9 типами клеток. При этом нейрон k является нейроном с максимальным исходящим сигналом среди всех 9 нейронов выходного слоя.

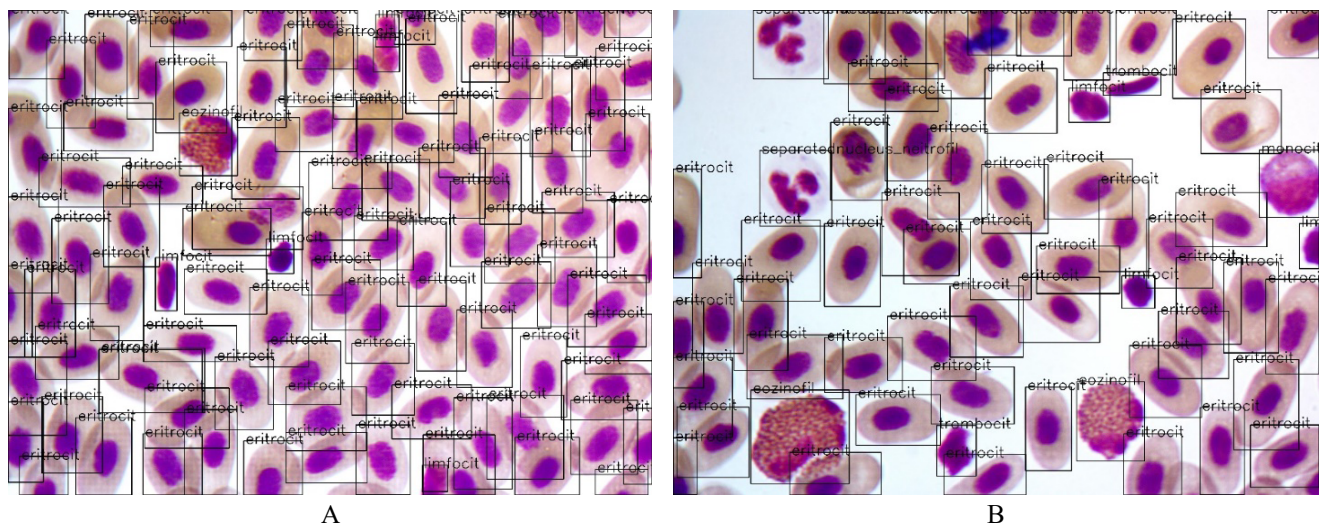


Рис. 4. Размеченные микроскопические снимки клеток крови осетра:
А – снимок № 1; В – снимок № 2 (составлено авторами)

Fig. 4. Labeled microscopic images of sturgeon blood cells (A – image No. 1, B – image No. 2) (compiled by the authors)

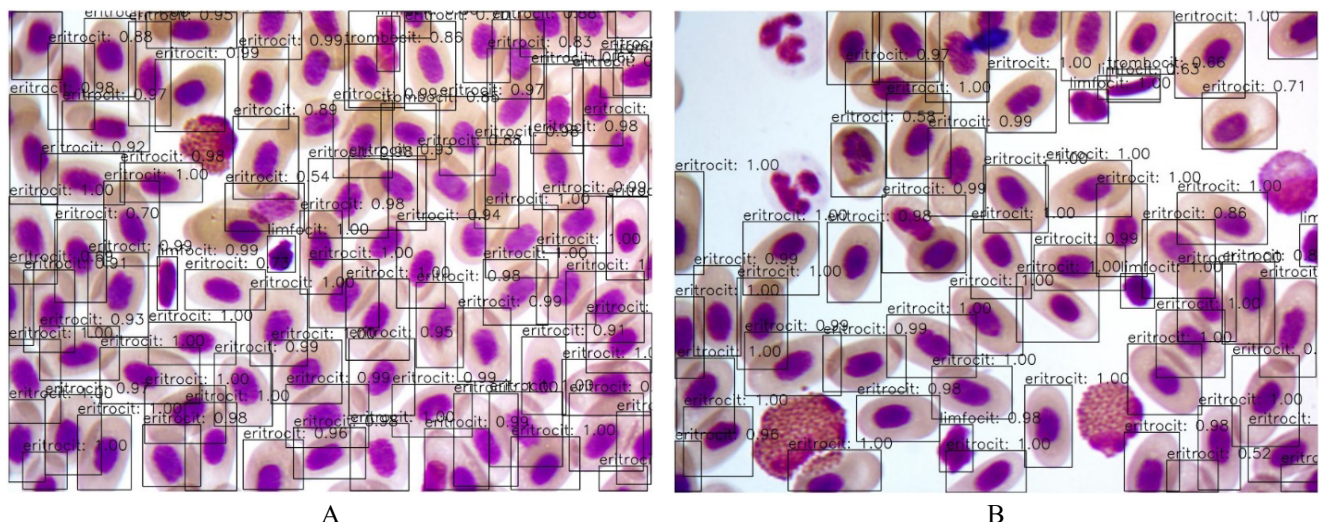


Рис. 5. Обработанные моделью микроскопические снимки клеток крови осетра:
А – снимок № 1; В – снимок № 2 (составлено авторами)

Fig. 5. Model-processed microscopic images of sturgeon blood cells (A – image No. 1, B – image No. 2) (compiled by the authors)

Мы видим, что почти все эритроциты распознаны моделью правильно, вероятность в большинстве случаев колеблется в интервале от 0,95 до 1,00. Для некоторых нетипично выглядящих эритроцитов вероятность опускается до 0,54. Это означает, что модель допускает другие метки для этой клетки крови (вероятность того, что для такой клетки прогнозируемая моделью метка не будет являться меткой «eritrocit», составляет 0,46).

Результаты ручного и автоматизированного подсчета клеток представлены в таблицах 2, 3.

Эозинофил и некоторые нетипичные по форме эритроциты на снимке № 1 моделью распознаны не были так же, как и моноциты, эозинофилы, сегментоядерные нейтрофилы на снимке № 2 (рис. 5).

Из данных таблиц 2, 3 также следует, что результаты автоматического подсчета общего количества клеток и, в частности, эритроцитов достаточно близки к результатам ручного подсчета.

На снимке № 1 моделью был выявлен 81 эритроцит из 91 (точность составляет 0,89). Всего модель обнаружила 89 клеток крови из 97 (точность составляет 0.92).

По таблице 3 можно наблюдать, что при меньшей плотности расположения клеток на снимке модель лучше обнаруживает эритроциты (из 52 эритроцитов был обнаружен 51, точность составляет 0,98). Всего модель на снимке № 2 обнаружила 57 из 62 клеток (точность составляет 0,92).

Таблица 2

Результаты ручного и автоматизированного на основе модели сверточной нейронной сети подсчета клеток крови осетра на снимке № 1 (составлено авторами)

Тип клетки	Ручной подсчет		Подсчет на основе модели сверточной нейронной сети		
	Частота	Доля	Частота	Доля	Средняя вероятность
Зрелый эритроцит	91	0,938	81	0,910	0,943
Эозинофил	1	0,010	—	—	—
Номробласт	—	—	—	—	—
Палочкоядерный Нейтрофил	—	—	—	—	—
Сегментоядерный нейтрофил	—	—	—	—	—
Тромбоцит	—	—	4	0,045	0,789
Моноцит	—	—	—	—	—
Лимфоцит	5	0,052	4	0,045	0,936
Эритробласт	—	—	—	—	—
Всего	97	1,000	89	1,000	0,935

Table 2

Results of manual and automated counting of sturgeon blood cells in image No. 1 based on the convolutional neural network model (compiled by the authors)

Cell type	Manual counting		Counting based on convolutional neural network model		
	Frequency	Proportion	Frequency	Proportion	Average probability
Erythrocyte	91	0.938	81	0.910	0.943
Eosinophil	1	0.010	—	—	—
Normoblast	—	—	—	—	—
Band neutrophil	—	—	—	—	—
Segmented neutrophil	—	—	—	—	—
Thrombocyte	—	—	4	0.045	0.789
Monocyte	—	—	—	—	—
Lymphocyte	5	0.052	4	0.045	0.936
Erythroblastus	—	—	—	—	—
Total	97	1.000	89	1.000	0.935

Таблица 3

Результаты ручного и автоматизированного на основе модели сверточной нейронной сети подсчета клеток крови осетра на снимке № 2 (составлено авторами)

Тип клетки	Ручной подсчет		Подсчет на основе модели сверточной нейронной сети		
	Частота	Доля	Частота	Доля	Средняя вероятность
Зрелый эритроцит	52	0,839	51	0,895	0,961
Эозинофил	2	0,032	–	–	–
Номробласт	–	–	–	–	–
Палочкоядерный нейтрофил	–	–	–	–	–
Сегментоядерный нейтрофил	2	0,032	–	–	–
Тромбоцит	2	0,032	1	0,018	0,657
Моноцит	1	0,016	–	–	–
Лимфоцит	3	0,048	5	0,088	0,919
Эритробласт	–	–	–	–	–
Всего	62	1,000	57	1,000	0,952

Table 3

Results of manual and automated counting of sturgeon blood cells in image No. 2 based on the convolutional neural network model (compiled by the authors)

Cell type	Manual counting		Counting based on convolutional neural network model		
	Frequency	Proportion	Frequency	Proportion	Average probability
Erythrocyte	52	0.839	51	0.895	0.961
Eosinophil	2	0.032	–	–	–
Normoblast	–	–	–	–	–
Band neutrophil	–	–	–	–	–
Segmented neutrophil	2	0.032	–	–	–
Thrombocyte	2	0.032	1	0.018	0.657
Monocyte	1	0.016	–	–	–
Lymphocyte	3	0.048	5	0.088	0.919
Erythroblastus	–	–	–	–	–
Total	62	1.000	57	1.000	0.952

В настоящий момент обученная модель недостаточно точно обнаруживает и идентифицирует клетки, встречающиеся редко на снимках крови либо имеющие схожую форму с другими типами клеток: эозинофилы, сегментоядерные нейтрофилы, моноциты, тромбоциты, лимфоциты. Для увеличения качества обнаружения и идентификации клеток на снимке необходимы дальнейшие исследования, связанные с поиском оптимальных архитектур и гиперпараметров моделей искусственных нейронных сетей при их обучении, с подготовкой дополнительных наборов микроскопических снимков клеток крови для обучения моделей.

Список источников

1. Алиева Е.М., Гаджимурадов Г.Ш., Абдуллаева З.К., Мирзаалиева Х.А. Биохимические показатели крови стерляди // *Современные технологии и достижения науки в АПК: Сборник научных трудов Всероссийской научно-практической конференции, Махачкала, 22-23 ноября 2018 г.* Махачкала: Дагестанский государственный аграрный университет им. М.М. Джембулатова, 2018. С. 274-280. EDN: YQMWNV
2. Зинченко А.П., Уколова А.В., Демичев В.В., Тихонова А.В. и др. *Цифровые технологии анализа данных в сельском хозяйстве*: Монография. Москва: «Научный консультант», 2022. 260 с. EDN: JTPUDH
3. Пронина Г.И., Быков Д.В., Уколова А.В., Ульянов А.Е. и др. Идентификация популяций клеток крови рыб на основе сверточной нейронной сети для составления лейкограммы // *Известия Тимирязевской сельскохозяйственной академии*. 2023. Т. 4, № 1. С. 110-125. <https://doi.org/10.26897/0021-342X-2023-4-110-125>
4. Корягина Н.Ю., Пронина Г.И. *Методология физиолого-иммунологической оценки гидробионтов*: Учебное пособие. Санкт-Петербург: Лань, 2022. 96 с.
5. Казарникова А.В. *Сборник инструкций по борьбе с болезнями рыб*: Учебное пособие. Москва: СБС-АГРО, 1999. 234 с. EDN: RXLSUZ
6. Пастушок И.А., Ким М.А., Гусев В.Н., Яремин Б.И. и др. Система автоматического распознавания лейкоцитов в мазке периферической крови на основе технологии глубокого обучения // *Вестник медицинского института «Реавиз»: реабилитация, врач и здоровье*. 2018. Т. 31, № 1. С. 117-120. EDN: YWLXVK.
7. Sosnin D.Y., Onyanova L.S., Kubarev O.G., Kozonogova E.V. Evaluation of Efficacy of White Blood Cell Identification in Peripheral Blood by Automated Scanning of Stained Blood Smear Images with Variable Magnification. *Biomedical Engineering*. 2018;1(51):31-36. <https://doi.org/10.1007/s10527-018-9776-1>

Выводы

Conclusions

Полученные результаты исследований могут стать основой для дальнейшего изучения вопросов разработки, обучения и использования моделей сверточных нейронных сетей с целью автоматизации составления лейкоцитарной формулы на основе высокоточного обнаружения и распознавания клеток крови рыб на микроскопических снимках.

References

1. Alieva E.M., Gadzhimuradov G.Sh., Abdullaeva Z.K., Mirzaalieva H.A. Biochemical parameters of sterlet blood. *Vserossiyskaya nauchno-prakticheskaya konferentsiya 'Sovremennye tekhnologii i dostizheniya nauki v APK'.* November 22-23, 2018. Makhachkala, Russia: Dagestan State Agricultural University named after M.M. Dzhambulatov, 2018:274-280. (In Russ.)
2. Zinchenko A.P., Ukolova A.V., Demichev V.V., Tikhonova A.V. et al. *Digital technologies for data analysis in agriculture: a monograph*. Moscow, Russia: Nauchnyi konsultant, 2022:260. (In Russ.)
3. Pronina G.I., Bykov D.V., Ukolova A.V., Ul'yankin A.E. et al. Identification of fish blood cell populations on the basis of a convolutionary neural network for compiling a leukogram. *Izvestiya of Timiryazev Agricultural Academy*. 2023;1(4):110-125. (In Russ.) <https://doi.org/10.26897/0021-342X-2023-4-110-125>
4. Koryagina N.Yu., Pronina G.I. *Methodology of physiological and immunological assessment of aquatic organisms: a textbook*. St. Petersburg, Russia: Lan, 2022:96. (In Russ.)
5. Kazarnikova A.V. *Instruction book for combating fish diseases: a study guide*. Moscow, Russia: SBS-AGRO, 1999:234. (In Russ.)
6. Pastushok I.A., Kim M.A., Gusev V.N., Yaremin B.I. et al. System for automatic recognition of leukocytes in a peripheral blood smear based on deep learning technology. *Vestnik meditsinskogo instituta "Reaviz": reabilitatsiya, vrach i zdorov'e*. 2018;31(1):117-120. (In Russ.)
7. Sosnin D.Y., Onyanova L.S., Kubarev O.G., Kozonogova E.V. Evaluation of Efficacy of White Blood Cell Identification in Peripheral Blood by Automated Scanning of Stained Blood Smear Images with Variable Magnification. *Biomedical Engineering*. 2018;1(51):31-36. <https://doi.org/10.1007/s10527-018-9776-1>

Сведения об авторах

Анна Владимировна Уколова, канд. экон. наук, доцент, и.о. заведующего кафедрой статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: statmsha@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0002-2806-6365>

Денис Витальевич Быков, ассистент кафедры статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: bykovdv@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0001-6287-3462>

Магдалина Алексеевна Акимушкина, обучающаяся магистратуры 1-го года обучения кафедры статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: magdalinaakimushkina@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0006-3821-4508>

Андрей Николаевич Карасев, обучающийся бакалавриата 4-го года обучения кафедры статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: andrkar008@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0004-7342-0986>

Дат Ван Чан, аспирант 1-го года обучения кафедры зоологии, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: dattran1069@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0008-8212-6446>

Баярма Шагдаровна Дашиева, канд. экон. наук, доцент кафедры статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: dashieva.b.sh@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0002-3155-6517>

Александр Евгеньевич Ульяновкин, ассистент кафедры статистики и кибернетики, Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева; 127434, Россия, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49; e-mail: aeulianckin@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0003-2978-5473>

Information about the authors

Anna V. Ukolova, CSc (Econ), Associate Professor, Acting Head of the Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: statmsha@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0002-2806-6365>

Denis V. Bykov, Assistant at the Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: bykovdv@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0001-6287-3462>

Magdalena A. Akimushkina, 1st year Master's Degree Student, Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: magdalinaakimushkina@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0006-3821-4508>

Andrey N. Karasev, 4th year Undergraduate Student, Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: andrkar008@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0004-7342-0986>

Dat V. Tran, 1st year postgraduate student of the Department of Zoology, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: dattran1069@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0008-8212-6446>

Bayarma Sh. Dashieva, CSc (Econ), Associate Professor at the Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: dashieva.b.sh@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0002-3155-6517>

Aleksandr E. Ulianckin, Assistant at the Department of Statistics and Cybernetics, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy (49 Timiryazevskaya St., Moscow, 127434, Russian Federation); e-mail: aeulianckin@rgau-msha.ru; <https://orcid.org/0000-0003-2978-5473>

Статья поступила в редакцию 19.11.2024
Одобрена после рецензирования 23.12.2024
Принята к публикации 26.12.2024

The article was submitted to the editorial office
November 19, 2024
Approved after reviewing December 23, 2024
Accepted for publication December 26, 2024