

Разработка устройства сортировки яблок по сортам с использованием технологий сверточных нейронных сетей

А. Е. Яблоков, С. А. Потапов✉

Российский биотехнологический
университет «РОСБИОТЕХ», Москва, Россия

✉ spotapov1999@gmail.com

Аннотация. Целью исследований заключается в разработке сверточной нейронной сети, которая позволит автоматизировать сортировку яблок по размеру, весу и внешним дефектам. Эксперимент проводился на экспериментальной установке, с помощью которой происходил сбор и разметка массива данных. Нейронная сеть написана на языке Python с применением библиотек Tensorflow и Keras. Созданная модель показала результат распознавания на отложенных данных с точностью 96.88 %. Была спроектирована модель сортировщика, который позволит реализовать обученный алгоритм в непрерывный производственный цикл сортировки яблок.

Ключевые слова: компьютерное зрение, нейронные сети, распознавание объекта, классификация, сортировка

Для цитирования: Яблоков А. Е., Потапов С. А. Разработка устройства сортировки яблок по сортам с использованием технологий сверточных нейронных сетей // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2024. Т. 17, № 6. С. 49–55. doi: 10.32603/2071-8985-2024-17-6-49-55.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Development of a Device for Sorting Apples by Variety Using Convolutional Neural Network Technologies

A. E. Yablokov, S. A. Potapov✉

Russian Biotechnological University «ROSBIOTECH», Moscow, Russia

✉ spotapov1999@gmail.com

Abstract. The work is aimed at developing a convolutional neural network for automated sorting of apples by size, weight, and visual defects. Studies were carried out using an experimental installation, which was used to collect and markup the data array. The neural network was written in Python using the Tensorflow and Keras libraries. The created model exhibited an accuracy of 96.88 % in recognition results on delayed data. A sorter device model was designed to implement the trained algorithm in the sorting production cycle.

Keywords: computer vision, neural networks, object recognition, classification, sorting

For citation: Yablokov A. E., Potapov S. A. Development of a Device for Sorting Apples by Variety Using Convolutional Neural Network Technologies // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2024. Vol. 17, no. 6. P. 49–55. doi: 10.32603/2071-8985-2024-17-6-49-55.

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

Введение. Автоматизация в пищевом производстве играет ключевую роль в оптимизации производственных процессов, улучшении эффек-

тивности, соблюдении стандартов качества и снижении производственных затрат. Внедрение данных методов в производственный цикл стало

необходимо, чтобы оставаться конкурентоспособным и современным предприятием. Автоматизация позволяет предприятиям не только повышать производительность, но и улучшать качество продукции, уменьшать количество брака, а также сокращать время между заказом и поставкой, что критически важно в современной индустрии.

СНС нашли применение в рутинных областях и циклических этапах на производствах, например для сортировки пищевых и сельскохозяйственных продуктов [1]. Для выполнения широкого спектра задач и автоматической обработки изображений применяется специализированная форма искусственных нейронных сетей (НС), известная как сверточные нейронные сети (СНС). Такой подход позволяет автоматизировать узкие места на производстве и повысить производительность рабочего процесса и снизить влияние человеческого фактора, так как ручной контроль при сортировке отнимает много времени и сил.

Чтобы создать такую систему, необходимо иметь базу данных, на которой будет происходить обучение НС. Данные могут подаваться в различных форматах в зависимости от поставленной задачи и технических возможностей оборудования.

Постановка задачи. НС сверточного типа применяют для распознавания образов, объектов, машинного перевода текста, распознавания аудио, видео, фото. В настоящее время опубликованы работы на основе целого ряда исследований по

обработке и анализу изображений: гистологического анализа мясной продукции [2], определения качества оманской халвы, яблок, манго, цитрусовых при помощи технологического зрения [3]–[6], применения СНС для анализа спектральных спектрограмм диагностических сигналов рассмотрены в [7], [8]. Целью статьи служит создание автоматизированной системы распознавания изображений (для внедрения в производственные циклические процессы), обеспечивающей непрерывность этапа сортировки.

Описание продукта. Яблоки – популярные фрукты в России благодаря доступной цене и постоянному их предложению. Внешний вид играет ключевую роль в выборе покупателей – яблоки одного размера и без повреждений имеют больший успех на рынке. Для улучшения внешнего вида яблоки подвергались сортировке по нескольким критериям, включая калибровку по размеру и весу, а также по внешним дефектам. Здесь основное внимание уделялось сортировке по цвету, что способствует более эстетичному и привлекательному представлению фруктов на прилавках, сокращая время выбора для потребителей.

Описание оборудования. Было проведено исследование яблок на основе изображений в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Российский биотехнологический университет (РОСБИОТЕХ)».



Рис. 1. Изображения всех исследуемых классов: А – Гренни Смит; Б – Богатырь; В – Синап Кандиль
Fig. 1. Images of all relevant classes: A – Granny Smith; B – Bogatyr; B – Sinap Qandil

Для всех объектов исследования были созданы идентичные условия эксперимента. Сбор данных происходил с помощью камеры Logitech HD Pro Webcam C920, установленной на штатив, под которую механически подавались яблоки различных сортов. Обучение модели проводилось на ПК, оснащенный процессором Intel(R) Core (TM) i5-6600 CPU 3.30 ГГц, оперативной памятью 16.0 Гбайт и видеокартой NVIDIA GeForce GTX-970 8 Гбайт памяти и реализована на основе библиотек Tensorflow и Keras на языке Python. На рис. 1 представлены изображения типичных представителей трех сортов яблок с разрешением 640×360 пикселей в цветовой палитре RGB. Данные сорта яблок представлены всесезонно в продуктовом ассортименте.

Структура СНС. На первой стадии классификации изображений ставится задача определе-

ния, содержится ли яблоко на изображении. При его наличии плод необходимо отнести к одному из имеющихся сортов и вывести результат.

Этап свертки будет состоять из применения ядра ко всему изображению, чтобы вывести новое сжатое изображение. Эти значения предназначены для выявления определенных признаков изображения. На этапе свертки указывается функция активации – обычно используется функция ReLU, позволяющая удалить из изображения свертки отрицательные значения, заменив их значением 0. По сравнению с сигмоидой и tanh функция активации ReLU более надежна и ускоряет сходимость в шесть раз. К сожалению, ReLU имеет недостаток – нестабильность во время обучения.

После получения отфильтрованного изображения к нему был применен новый вид обработ-

Архитектура нейронной сети
Neural network architecture

Слой	Размер поля	Тип	Размер выхода	Параметры
Входной слой	–	–	(640, 480, 3)	–
Сверточный слой (Conv2D)	Размер ядра свертки 3×3	Фильтры: 32	(638, 478, 32)	Весы: 896, Смещения: 32
Пулинг-слой (MaxPooling2D)	2×2	–	(319, 239, 32)	–
Сверточный слой (Conv2D)	Размер ядра свертки 3×3	Фильтры: 32	(317, 237, 32)	Весы: 9248, Смещения: 32
Пулинг-слой (MaxPooling2D)	2×2	–	(158, 118, 32)	–
Сверточный слой (Conv2D)	Размер ядра свертки 3×3	Фильтры: 64	(156, 116, 64)	Весы: 18 496, Смещения: 64
Пулинг-слой (MaxPooling2D)	2×2	–	(78, 58, 64)	–
Полносвязный слой (Dense)	–	Нейроны: 64	(64)	Весы: 289 536, Смещения: 64
Слой регуляризации (Dropout)	–	–	(64)	–
Выходной слой (Dense)	–	Нейроны: 3	(3)	0

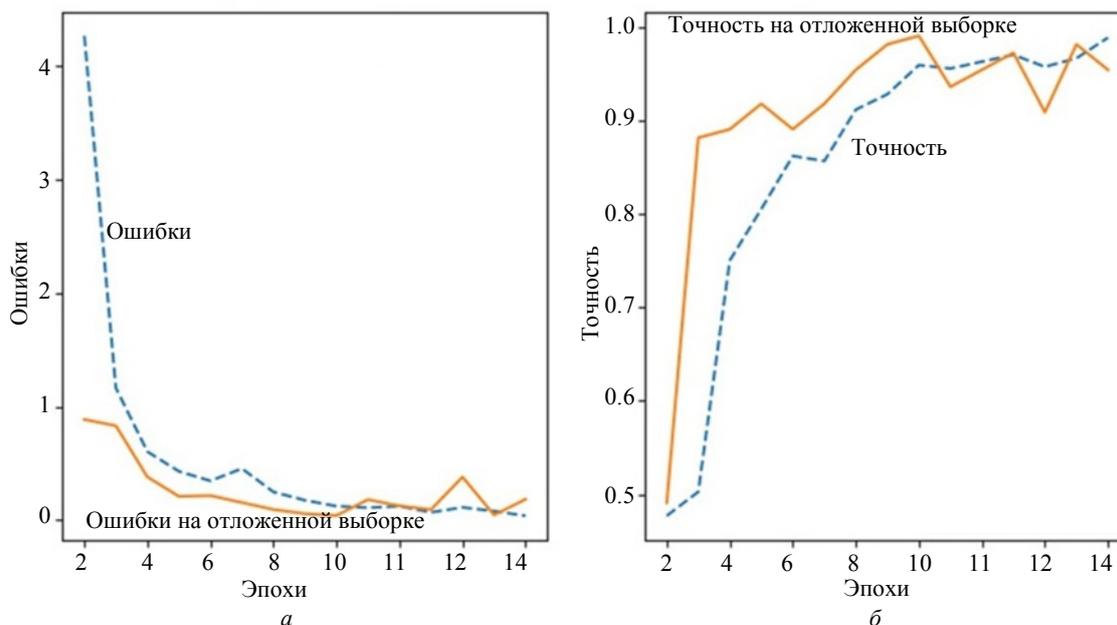


Рис. 2. Результаты обучения СНС: *a* – ошибки; *б* – точность
Fig. 2. NS training results: *a* – Errors; *б* – Accuracy

ки под названием Пулинг (Pooling), которая позволила выявить в структуре сверточной нейронной сети важные признаки изображения: характерную форму плода и внешние дефекты яблок, определенную цветовую гамму, характерную для каждого сорта. Таким образом мы проходим по всем пикселям исследуемой фотографии матрицей ($n \times m$), в которой рассчитываем максимальное значение, содержащееся в этом окне, – данная операция называется MaxПулинг. Цель данного преобразования состоит в уменьшении изображения, чтобы тем самым обобщить информацию о фото и сохранить важную информацию о выявленных паттернах определенного сорта [9].

Собранная база состоит из 765 фотографий, данные были предварительно размечены и разделены на три каталога: 70 % – для обучения, 15 % – для проверки и 15 % – для тестирования. В каждом каталоге создается определенное количество подкаталогов в соответствии с количеством сортов. Результат работы НС представлен на рис. 2.

В таблице представлена послойная схема обучения модели:

Полученные результаты распознавания.

Модель обучалась в течение 15 эпох, с каждой эпохой количество ошибок снижалось, а точность возрастала. После завершения обучения и проверки модели были получены следующие значения точности на обучающей выборке на эпохе 15: ошибки, потери: 0.0381; точность: 0.9890; ошибка на отложенном тестовом наборе: 0.1840; точность на отложенном тестовом наборе: 0.9545.

После того как обученную модель проверили на обучающей выборке, чтобы не возникло вопросов переобучения, воспользуемся третьим каталогом, который модели не встречала во время обучения. Результат работы НС с незнакомыми данными из тестовой выборки: точность – 96.88 %; ошибки – 0.1567.

Чтобы визуально понять, в каких именно классах НС на тестовой выборке допустила ошибки, была построена матрица предсказаний рис. 3. Нейронная сеть полностью распознала классы на тестовой выборке (см. рис. 1) Гренни Смит и Синап Кандиль, а в классе Богатырь допустила ошибку и ложно определила 3 фото.

Результаты исследования легли в основу разработки автоматизированного сортировщика. Исследование было выполнено с целью разработки НС, которую можно интегрировать в систему автоматизации работы конвейера-классификатора (рис. 4).

Принцип работы прибора. Процесс начинается с поступления яблок 7 на конвейерную ленту 1, роликовый конвейер приводится в движение мотор-редуктором 6. Когда объект исследования достигает лазерного датчика 4, его обнаружение приводит к срабатыванию и фиксации с помощью камеры технического зрения Hikrobot MV-ID3013PM-12M-WBN 2. Полученные данные подвергаются обработке на компьютере 3, где на основе результатов анализа формируется команда для исполнительного механизма 5, который сортирует

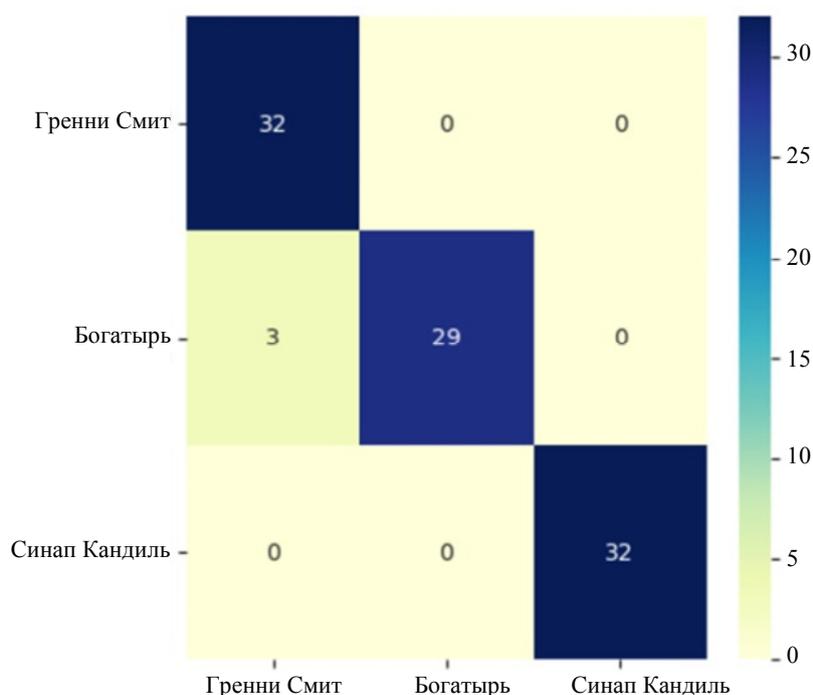


Рис. 3. Матрица ошибок для тестовой выборки
Fig. 3. Error matrix for the test sample

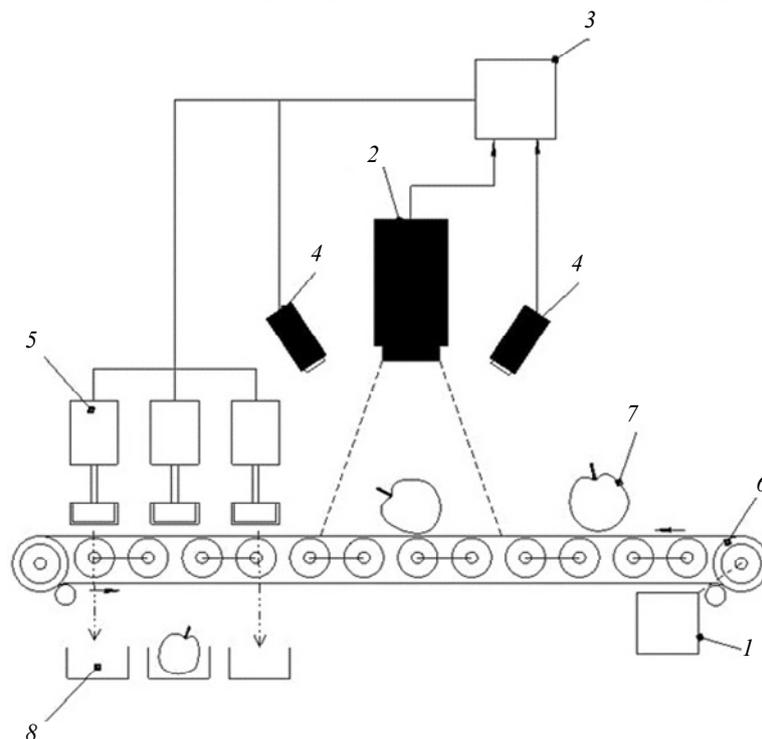


Рис. 4. Схема конвейера-классификатора яблок
Fig. 4. Diagram of the apple classifier conveyor

продукцию в лотки 8. Этот манипулятор выполняет сортировку яблок по их цвету в соответствии с полученной информацией. Таким образом, разработанная нейронная сеть взаимодействует с остальными компонентами системы, обеспечивая эффективную и точную автоматизацию процесса сортировки продукции на конвейере.

Заключение. Расширение и развитие технологий компьютерного зрения оказывают влияние на изменение других областей человеческой деятельности. С увеличением вычислительной мощности компьютеров и появлением обширных баз изображений появилась возможность обучать глубокие нейронные сети для задач классификации и распознавания изображений. В результате проведенного обучения выявлено, что СНС показала наилучшие результаты при идентичных условиях сбора данных, классификации и распознавания изображений.

Обучение алгоритма этого типа требует большого числа изображений, значительных затрат времени и хороших вычислительных ресурсов – в итоге получается автоматизированный процесс распознавания. Обучение НС для распознавания яблок заняло около 12 мин.

После завершения обучения на 15-й эпохе и достижения лучшего результата на тренировочных данных была получена точность 98.8 %, затем была осуществлена проверка на тестовом наборе и достигнута точность 96.88 % – то, что точность несколько снизилась, нормально. Произошло это в связи с тем, что модель встретила неизвестные паттерны и допустила ошибки их распознавания. На линейном графике (рис. 2, б) демонстрируется поэтапное возрастание точности на этапе обучения до 98.8 % и пропорциональное уменьшение ошибки. Если делать предсказание на обученной модели для одного изображения, то скорость распознавания после обучения будет значительно выше – 1 с, а точность сохранится на таком же уровне.

Анализируя результаты ошибок на рис. 3, мы приходим к выводу, что предложенная модель успешно справляется с поставленной задачей и распознала большинство фотографий из тестовой выборки. Тем не менее, еще есть потенциал для ее дополнительного улучшения и обучения с целью достижения более высокой точности. Это можно осуществить, модифицируя структуру конфигурации нейронной сети и увеличивая размер учебной выборки.

Список литературы

1. Blasco J., Aleixos N., Moltó E. Machine vision system for automatic quality grading of fruit // Biosystems Engin. 2003. Vol. 85, no. 4. P. 415–423. doi: 10.1016/S1537-5110(03)00088-6.

2. Никитина М. А. Интеграция цифровых технологий в процессе принятия решений при разработке пищевых продуктов заданного состава и свойств:

дис. ... д-ра техн. наук; ФНЦПС им. В. М. Горбатова. Москва, 2021. 45 с.

3. Благовещенский В. Г. Интеллектуальная автоматизированная система управления качеством халвы с использованием гибридных методов и технология: автореф. дис. ... канд. техн. наук. М., МГУПП, 2021. 30 с.

4. Qin J., Lu R. Measurement of the optical properties of fruits and vegetables using spatially resolved hyperspectral diffuse reflectance imaging technique // *Postharvest boil. and Technol.* 2008. Vol. 49, no. 3. P. 355–365. doi: 10.1016/j.postharvbio.2008.03.010.

5. Long N. T. M., Thinh N. T. Using machine learning to grade the Mango's quality based on external features captured by vision system // *Appl. Sci.* 2020. Vol. 10, no. 17. P. 5775. doi: 10.3390/APP10175775.

6. Khairullah K., Putra E. D. Identifikasi kematangan cabai menggunakan operasi morfologi (Opening dan Closing) dan Metode Backpropagation // *Sistemasi.* 2021. Vol. 10, no. 1. P. 96–105. doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1094.

7. Яблоков А. Е., Благовещенский И. Г. Научно-практические основы создания автоматизированных систем технического мониторинга и диагностики оборудования зерноперерабатывающих предприятий на базе нейросетевых методов анализа данных. М.: МГУПП, 2022. 221 с.

8. Яблоков А. Е., Жила Т. М. Применение СНС в вибродиагностике по спектрограммам и вейвлет-скалограммам сигнала // *Изв. Тульского гос. ун-та. Технические науки.* 2021. № 12. С.452–456. doi: 10.24412/2071-6168-2021-12-452-457

9. Муаль М. Н., Козырев Д. В. Применение сверточных нейронных сетей для обнаружения и распознавания изображения на основании самописного генератора // *Современные информационные технологии и ИТ-образование.* 2022. Т. 18, № 3. С. 507–515. doi: 10.25559/SITITO.18.202203.507-515.

Информация об авторах

Яблоков Александр Евгеньевич – д-р техн. наук, профессор каф. прикладной механики и инженерии технических систем, Российский биотехнологический университет (РОСБИОТЕХ), Волоколамское шоссе, д. 11, Москва, 125080, Россия.

E-mail: yablokovae@mgupp.ru

<https://orcid.org/0000-0003-1489-8256>

Потапов Сергей Александрович – магистрант каф. прикладной механики и инженерии технических систем, Российский биотехнологический университет (РОСБИОТЕХ), Волоколамское шоссе, д. 11, Москва, 125080, Россия.

E-mail: spotapov1999@gmail.com

References

1. Blasco J., Aleixos N., Moltó E. Machine Vision System for Automatic Quality Grading of Fruit // *Biosystems Engin.* 2003. Vol. 85, no. 4. P. 415–423. doi: 10.1016/S1537-5110(03)00088-6.

2. Nikitina M. A. Integracija cifrovih tehnologij v processe prinjatija reshenij pri razrabotke pishhevyh produktov zadannogo sostava i svojstv: dis. ... d-ra tehn. nauk; ФНЦПС им. В. М. Горбатова. Москва, 2021. 45 с. (In Russ.).

3. Blagoveshenskij V. G. Intellektual'naja avtomatizirovannaja sistema upravlenija kachestvom halvy s ispol'zovaniem gibridnyh metodov i tehnologija: avtoref. dis. ... kand. tehn. nauk. М., МГУПП, 2021. 30 с. (In Russ.).

4. Qin J., Lu R. Measurement of the optical properties of fruits and vegetables using spatially resolved hyperspectral diffuse reflectance imaging technique // *Postharvest boil. and Technol.* 2008. Vol. 49, no. 3. P. 355–365. doi: 10.1016/j.postharvbio.2008.03.010.

5. Long N. T. M., Thinh N. T. Using machine learning to grade the Mango's quality based on external features captured by vision system // *Appl. Sci.* 2020. Vol. 10, no. 17. P. 5775. doi: 10.3390/APP10175775.

6. Khairullah K., Putra E. D. Identifikasi kematangan cabai menggunakan operasi morfologi (Opening dan Closing) dan Metode Backpropagation // *Sistemasi.* 2021. Vol. 10, no. 1. P. 96–105. doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1094.

7. Jablokov A. E., Blagoveshenskij I. G. Nauchno-prakticheskie osnovy sozdanija avtomatizirovannyh sistem tehničeskogo monitoringa i diagnostiki oborudovanija zernopererabatyvajushhih predpriyatij na baze nejrosetevyh metodov analiza dannyh. М.: МГУПП, 2022. 221 с. (In Russ.).

8. Jablokov A. E., Zhila T. M. Primenenie SNS v vibro-diagnostike po spektrogrammam i vejvletskaogrammam signala // *Izv. Tul'skogo gos. un-ta. Tehniceskie nauki.* 2021. № 12. S.452–456. doi: 10.24412/2071-6168-2021-12-452-457. (In Russ.).

9. Mu'al' M. N., Kozыrev D. V. Primenenie svertocnyh nejronnyh setej dlja obnaruzhenija i raspoznavanija izobrazhenija na osnovanii samopisnogo generatora // *Sovremennye informacionnye tehnologii i IT-obrazovanie.* 2022. Т. 18, № 3. S. 507–515. doi: 10.25559/SITITO.18.202203.507-515. (In Russ.).

Information about the authors

Alexander E. Yablokov – Dr Sci. (Eng.). Professor of the Department of Applied Mechanics and Engineering of Technical Systems of Russian Biotechnological University (ROSBIOTECH), Volokolamsk Highway, 11, Moscow, 125080, Russia.

E-mail: yablokovae@mgupp.ru

<https://orcid.org/0000-0003-1489-8256>

Sergey A. Potapov – The graduate student of the Department of Applied Mechanics and Engineering of Technical Systems, Russian Biotechnological University (ROSBIOTECH), 11 Volokolamsk Highway, Moscow, 125080, Russia.

E-mail: spotapov1999@gmail.com

Статья поступила в редакцию 27.02.2024; принята к публикации после рецензирования 02.05.2024; опубликована онлайн 21.06.2024.

Submitted 27.02.2024; accepted 02.05.2024; published online 21.06.2024.
