

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**Федеральное государственное бюджетное образовательное**  
**учреждение высшего образования**  
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ**  
**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ**  
**Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии

**«Разработка сенсорного устройства для использования совместно с  
аппаратно реализованными спайковыми нейронными сетями»**

---

наименование темы выпускной квалификационной работы

**АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ**

Студента 4 курса 4081 группы  
направления 12.03.04 «Биотехнические системы и технологии»  
профиль подготовки «Методы и устройства обработки биосигналов»  
институт физики

Свиденко Всеволод Владимирович

---

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель:  
Зав. кафедрой динамического  
моделирования и биомеди-  
цинской инженерии,  
д.ф.-м.н., профессор

  
подпись, дата 18.06.2026

А.С. Карavaев

Зав. кафедрой динамического  
моделирования и биомеди-  
цинской инженерии,  
д.ф.-м.н., профессор

  
подпись, дата 18.06.2026

А.С. Карavaев

Саратов 2026

**Введение.** Современные тенденции развития вычислительных систем диктуют необходимость отхода от классической архитектуры фон Неймана в сторону нейроморфных подходов, способных обеспечить высокую производительность при решении задач распознавания образов, фильтрации сигналов и адаптивного управления [1, 2]. Спайковые нейронные сети (Spiking Neural Networks, SNN), в отличие от традиционных искусственных нейронных сетей, используют для передачи информации дискретные импульсы — «спайки», что делает их более биоподобными и потенциально более энергоэффективными [3, 4].

Среди множества направлений нейроморфного инжиниринга особое место занимают радиофизические модели спайковых нейронных сетей. Эти модели строятся на основе аналоговых активных элементов [5, 6]. Такие системы демонстрируют ряд критически важных свойств:

1. Физическая скорость обработки, определяемая временными константами радиоэлектронной схемы, что позволяет обрабатывать сигналы в реальном масштабе времени и достичь существенного выигрыша в скорости по сравнению с программной эмуляцией [7].

2. Энергоэффективность: аналоговая природа вычислений позволяет избежать накладных расходов на преобразование сигналов и тактирование системы на основе аналоговых схем демонстрируют энергопотребление, на несколько порядков уступающее традиционным процессорам [8, 9].

3. Непрерывная динамика: эти системы функционируют в непрерывном времени, что позволяет им естественным образом обрабатывать аналоговые сигналы без предварительной дискретизации и квантования [6].

Несмотря на эти преимущества, радиофизические спайковые нейронные сети до сих пор остаются в основном лабораторными демонстраторами. Главная причина — отсутствие развитых сенсорных интерфейсов, согласованных с их входной динамикой, а для практических приложений необходим прямой канал преобразования физического воздействия в спайковый паттерн [10, 11]. Эффективное применение спайковых нейронных сетей требует со-

гласования временных характеристик входных сигналов с динамикой нейронов [4, 12].

Актуальность работы обусловлена необходимостью преодоления сенсорного барьера, отделяющего потенциально эффективные радиофизические нейронные сети от реальных источников сигналов. Разработка специализированного сенсорного устройства, которое могло бы работать в паре с радиофизической моделью спайковой нейронной сети, открывает возможности для создания полностью аналоговых, энергонезависимых и быстродействующих систем ИИ, функционирующих в реальном времени без цифровых вычислителей [5, 13].

Таким образом, целью работы является разработка и создание сенсорного устройства, преобразующего оптические паттерны в последовательности спайков, для обработки их радиофизической моделью спайковой нейронной сети.

Для этого были поставлены следующие задачи:

1. Исследование и описание принципов работы спайковых нейронных сетей.
2. Описание методов кодирования сигналов для спайковых нейронных сетей.
3. Определение требований к сенсорному устройству.
4. Разработка архитектуры сенсорного устройства для передачи спайковой нейронной сети сигналов, соответствующих внешним раздражителям.
5. Разработка и изготовление сенсорного устройства.
6. Разработка программного обеспечения для микроконтроллера сенсорного устройства.
7. Проверка работоспособности сенсорного устройства.

Структура работы: введение, основное содержание работы, заключение и список использованных источников.

**Основное содержание работы.** Способов классификации нейронных сетей много, поэтому будут рассмотрены только некоторые. По поколениям различают:

ANN [15] (искусственные нейронные сети, первое поколение) – это математические модели, состоящие из набора искусственных нейронов [14-19].

DNN [15] (глубокие нейронные сети, второе поколение) – это специфический вид ANN, имеющий несколько слоёв нейронов между входными и выходными данными и соответственно большую вычислительную мощность.

SNN [15] (спайковые/импульсные нейронные сети, третье поколение) – разновидность ANN, которая структурно напоминает устройство нервной системы животных. В данной нейросети каждый нейрон представляет из себя некоторую модель, динамическую систему.

Преимущества спайковых нейронных сетей:

- Энергетическая эффективность
- Естественная обработка временных данных
- Обработка асинхронных событий
- Робастность и отказоустойчивость
- Биологическая правдоподобность
- Потенциально более высокая вычислительная плотность

Недостатки спайковых нейронных сетей:

- Сложность обучения и недостаток развитых алгоритмов.
- Сложность практической реализации крупных SNN.
- Отсутствие универсального и эффективного кодирования входных данных.
- Чувствительность к временным задержкам и дисперсии параметров в аппаратуре.
- Отсутствие стандартизированных библиотек и фреймворков.
- Сложность измерения и интерпретации выходов.

По методам кодирования информации выделяют много типов, несколько основных из которых приведены здесь:

1. Частотный метод. Информация кодируется частотой генерации спайков нейроном за определённый промежуток времени.

2. Временной метод. Имеет разные варианты реализации, в зависимости от поставленных задач, но в общем базируется на отправке спайков в конкретные моменты времени и определении значения кодируемой величины по времени, через которое придет спайк.

3. Популяционное кодирование. Главный посыл данного метода заключается в том, что информацию несёт не один нейрон, а группа нейронов, соответственно смысл нужно искать в совместной работе этих нейронов.

Существуют и другие методы, и их различные комбинации, но всегда выбор зависит от конкретных целей и задач, для которых будет использоваться нейросеть, а также от доступных для её работы ресурсов.

Сенсорное устройство должно преобразовывать оптические сигналы реального мира, представляющие собой изображения, состоящие из трёх пикселей в градациях серого.

На рисунке 1 представлена блок-схема устройства.

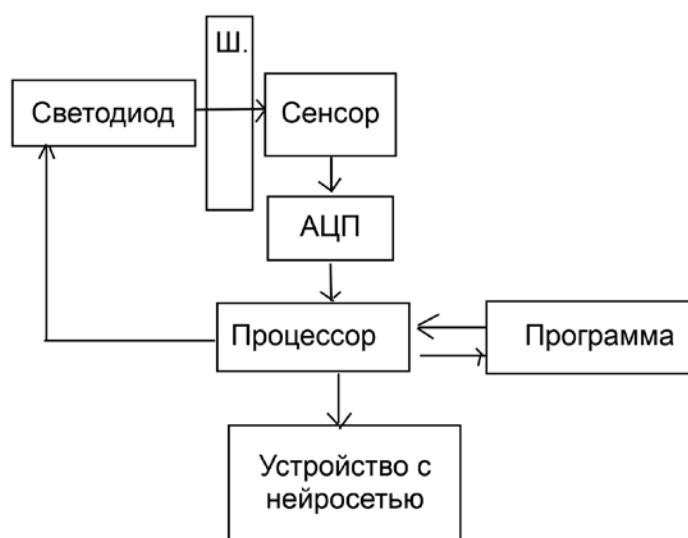


Рисунок 1 – Блок-схема сенсорного устройства

Разработка схемы производилась в программном обеспечении KiCad. Сначала разрабатывалась принципиальная схема платы, представленная на рисунке 2.

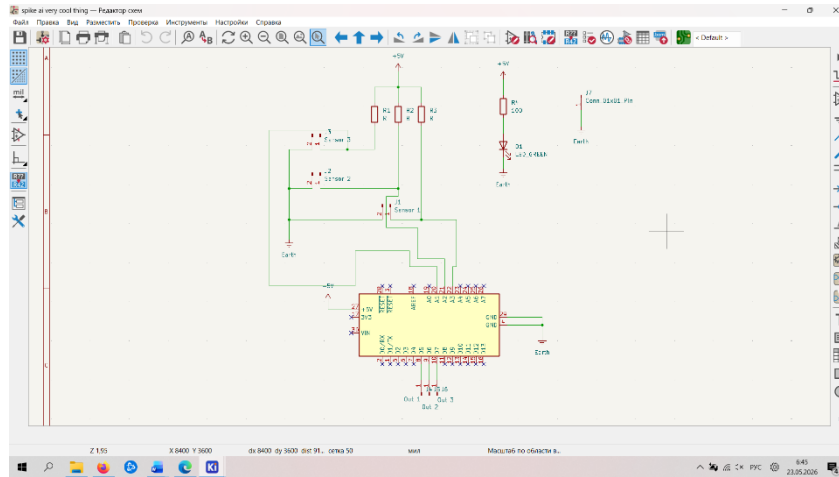


Рисунок 2 – Принципиальная электрическая схема платы

После этого плата была разведена, выпилена, вытравлена и залужена. На ней были распаяны все необходимые электронные элементы – микроконтроллер Arduino Nano, резисторы, фоторезисторы, светодиод и контакты для снятия сигнала. Готовая плата представлена на рисунках 3 и 4

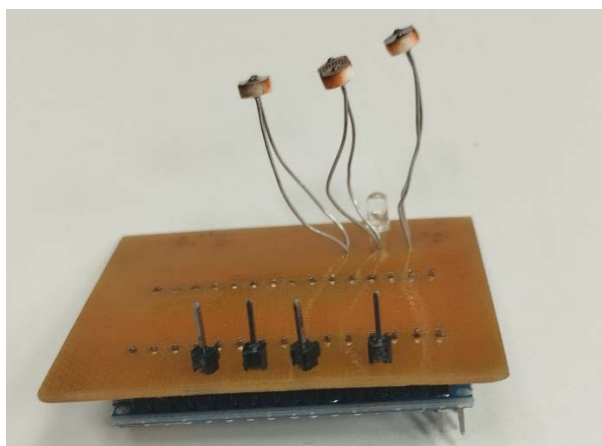


Рисунок 3 – Плата со стороны фоторезисторов и светодиода

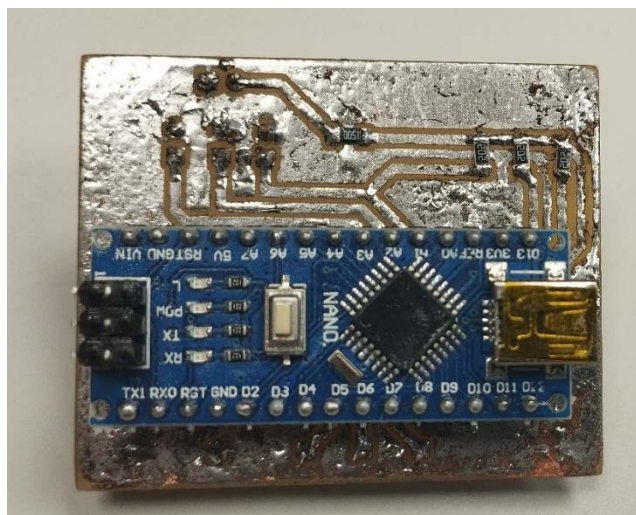


Рисунок 4 – Плата со стороны микроконтроллера

Общая логика работы программы для микроконтроллера описывается блок-схемой на рисунке 5.

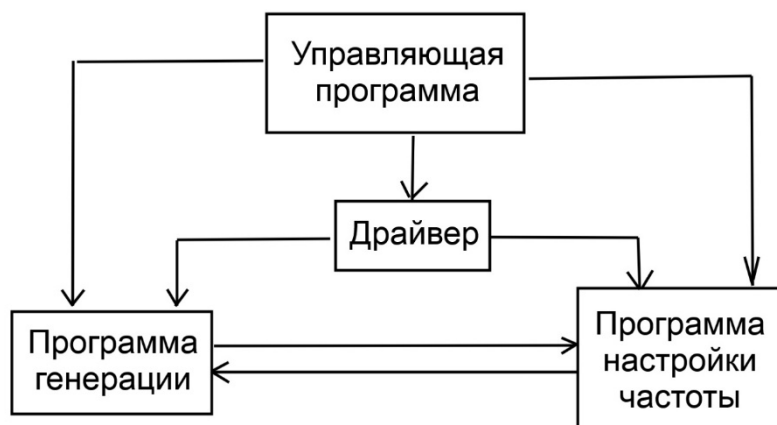


Рисунок 5 – Блок схема логики работы программы

Управляющая программа запускает остальные - это её главная функция. Драйвер запускает приём и обработку аналоговых данных, получаемых микроконтроллером. Эти данные он предоставляет остальным двум программам. Программа генерации отвечает за включение пинов и генерацию

спайка на нужном выходном пине. Программа настройки частоты определяет, через какой период времени должен быть испущен следующий спайк.

Готовое устройство было присоединено к осциллографу для снятия с него выходного сигнала. Шаблон, с которым производились испытания продемонстрирован на рисунке 6. Замеры проводились с самой верхней позиции вниз. Между каждым кодом присутствует пустая полоса.

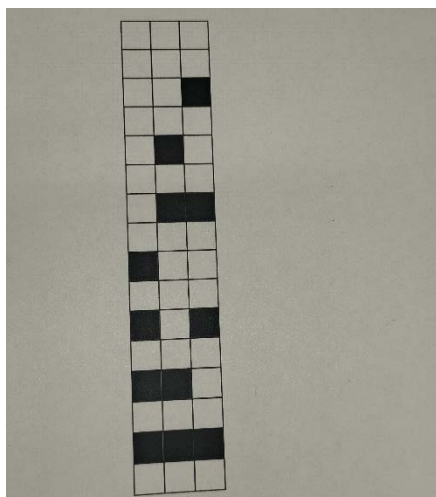


Рисунок 6 – Шаблон, кодирующий трёхбитные двоичные числа

Коды (111, 110, 101 и 100) и соответствующие им последовательности спайков на рисунках, соответственно, 7, 8, 9 и 10.

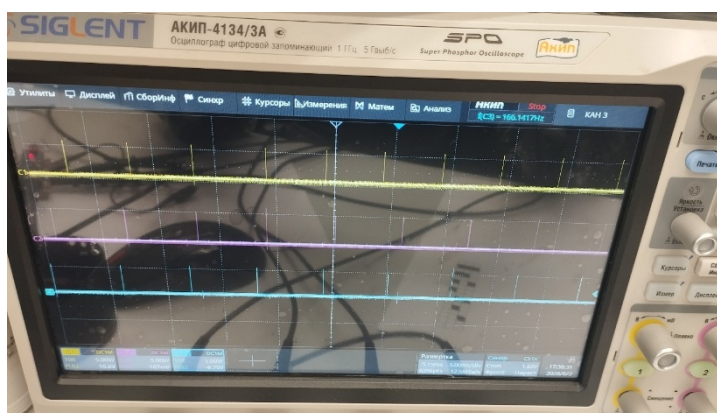


Рисунок 7 – Код 111. Частоты на всех графиках равны

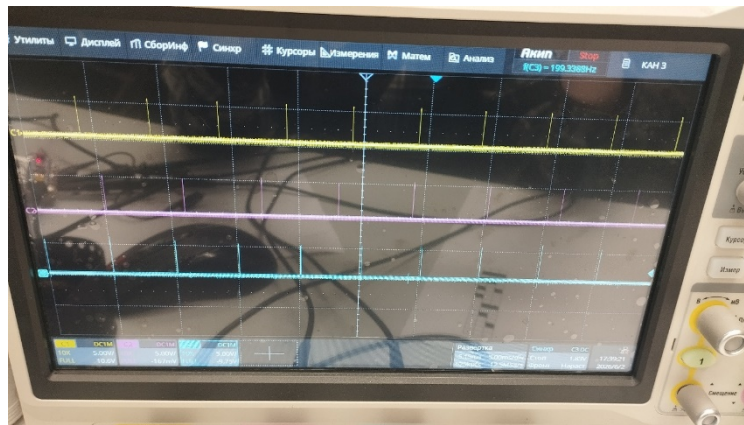


Рисунок 8 –Код 110. Частота на голубом графике выше

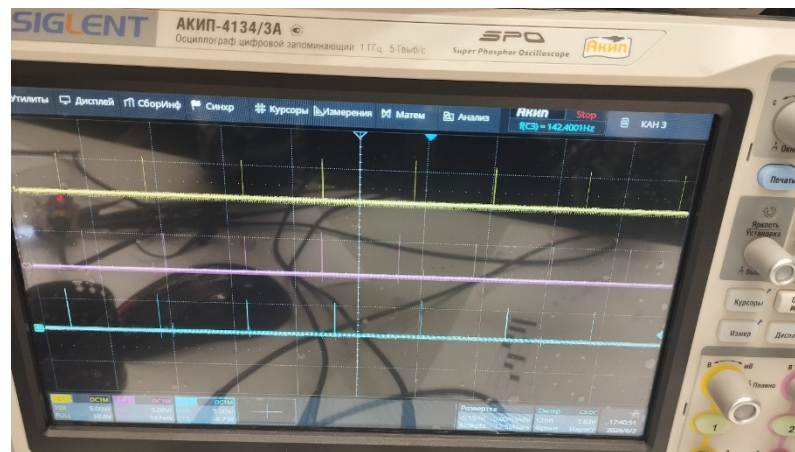


Рисунок 9 – код 101. Частота на красном графике выше

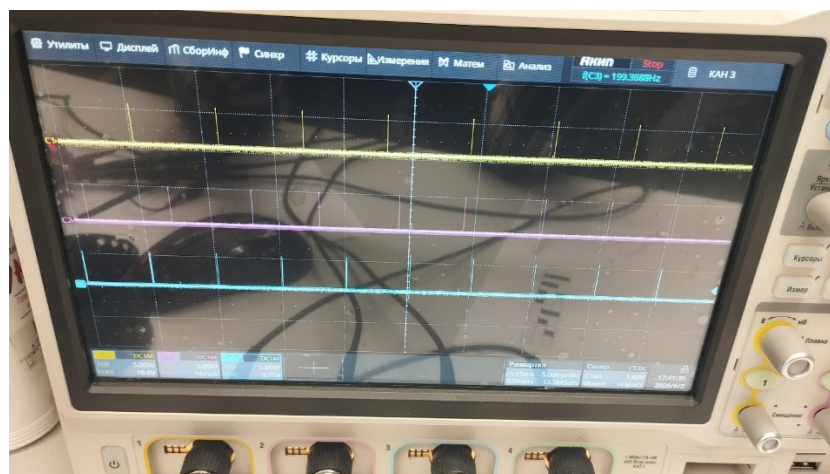


Рисунок 10 – Код 100. Частота на красном и голубом графиках выше

В ходе испытаний были выявлены возможности улучшения устройства: было бы удобнее, чтобы фоторезисторы располагались перпендикулярно плате, перед ними находился светодиод, а между ними была установка для размещения шаблонов, блокирующих свет от светодиода напрямую, без отражения, для повышения эффективности работы установки.

**Заключение.** В ходе работы был исследован теоретический материал по спайковым нейросетям, проведён разбор их особенностей, сравнение их с другими нейросетями, а также разобраны их методы кодирования с их плюсами и минусами. С учётом этой информации был разработан и изготовлен рабочий прототип устройства и программное обеспечение к нему.

В ходе испытаний устройство показало значительный уровень чувствительности к свету, попадающему на датчик – чем больше количество поступающего света, тем ниже частота спайков полученного сигнала. Кроме того, исследование открывает перспективы по модификации данного устройства для повышения его эффективности и точности измерений для применения в более сложных задачах.

Таким образом, были решены поставленные в данной работе задачи и достигнута цель – создано рабочее устройство, преобразующее оптические паттерны в последовательности спайков, пригодные для обучения радиофизической модели спайковой нейронной сети.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Schuman C.D., et al. "A Survey of Neuromorphic Computing and Neural Networks in Hardware." arXiv:1705.06963, 2017.
2. Mead C. "Neuromorphic electronic systems." Proceedings of the IEEE, 78(10): 1629-1636, 1990.
3. Maass W. "Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models." Neural Networks, 10(9): 1659-1671, 1997.
4. Tavanaei A., et al. "Deep learning in spiking neural networks." Neural Networks, 111: 47-63, 2019.
5. Мусорин А.И., Шорохов А.С., Чежегов А.А. и др. «Подходы фотоники для реализации нейроморфных вычислений». Успехи физических наук, 193(12): 1284-1297, 2023. DOI: 10.3367/UFNr.2023.07.039505.
6. Indiveri G., et al. "Neuromorphic silicon neuron circuits." Frontiers in Neuroscience, 5: 73, 2011.
7. Benjamin B.V., et al. "Neurogrid: A mixed-analog-digital multichip system for large-scale neural simulations." Proceedings of the IEEE, 102(5): 699-716, 2014.
8. Davies M., et al. "Loihi: A Neuromorphic Manycore Processor with On-Chip Learning." IEEE Micro, 38(1): 82-99, 2018.
9. Merolla P.A., et al. "A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface." Science, 345(6197): 668-673, 2014.
10. Liu S.C., Delbruck T. "Neuromorphic sensory systems." Current Opinion in Neurobiology, 20(3): 288-295, 2010.
11. Posch C., et al. "Retinomorphic event-based vision sensors: bioinspired cameras with spiking output." Proceedings of the IEEE, 102(10): 1470-1484, 2014.
12. Orchard G., et al. "Efficient Neuromorphic Signal Processing with Loihi 2." arXiv:2111.03746, 2021.

13. Abgaryan K.K., Gavrilov E.S. «Интеграционная платформа для многомасштабного моделирования нейроморфных систем». Информатика и её применения, 14(2): 104-110, 2020.

14. Евграфов Владимир Андреевич, Ильюшин Евгений Альбинович СПАЙКОВЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ // International Journal of Open Information Technologies. 2021. №7. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/spaykovye-neyronnye-seti> (дата обращения: 15.06.2026).

15. Агарков Ю. Ю. ПРИКЛАДНЫЕ ПРИМЕНЕНИЯ СПАЙКОВЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ В ОТРАСЛЯХ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА // Вестник науки. 2023. №10 (67). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prikladnye-primeneniya-spaykovykh-neyrosetey-v-otraslyah-narodnogo-hozyaystva> (дата обращения: 15.06.2026).

16. Maass, W. Bishop, BOOK Pulsed Neural Networks // С.М. 9780262632218 Bradford book 2001 MIT Press URL: <https://books.google.ru/books?id=jEug7sJXP2MC>

17. Базенков Н.И. Нейроморфные вычисления: исследования и приложения // доклад на учёном совете ИПУ РАН 17 октября 2022 г URL: <https://www.ipu.ru/sites/default/files/news/%D0%94%D0%BE%D0%BA%D0%B%D0%B0%D0%B4%20%D0%91%D0%B0%D0%B7%D0%BD%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%B2%D0%B0%20%D0%9D.%D0%98.%2017.10.22.pdf>

18. М.В. Киселева, А.М.Урусов, А.Ю. Иваницкий Метод адаптивных гауссовых рецептивных полей для спайкового кодирования числовых переменных // Чувашский государственный университет им. И.Н.Ульянова 04.06.2025 URL: [https://crm.ics.org.ru/uploads/crmissues/crm\\_2025\\_3/11\\_kiselev.pdf](https://crm.ics.org.ru/uploads/crmissues/crm_2025_3/11_kiselev.pdf)

19. Брусницына, Л. А.Б 892 Технология изготовления печатных плат: [учеб. пособие] /Л. А. Брусницына, Е. И. Степановских; [науч. ред. В. Ф. Марков]; М-во образования и науки Рос. Федерации, Урал. федер. ун-т. — Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2015. — 200 с

*В. Сидорова* *Сидорова В.В.* 18.06.2026