

---

**МЕТОДЫ И ПРИБОРЫ КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ МАТЕРИАЛОВ, ИЗДЕЛИЙ, ВЕЩЕСТВ И ПРИРОДНОЙ СРЕДЫ/METHODS AND DEVICES FOR CONTROL AND DIAGNOSTICS OF MATERIALS, PRODUCTS, SUBSTANCES AND THE NATURAL ENVIRONMENT**

---

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.46> EDN: ENIOKN**ФОРМАЛИЗАЦИЯ СВЁРТОЧНЫХ ОПЕРАЦИЙ В ОПТИКЕ И ВЫДЕЛЕНИЕ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ ДИФРАКЦИИ, ИНТЕРФЕРЕНЦИИ И ПРОСТРАНСТВЕННО-ЧАСТОТНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ**

Научная статья

**Мортин К.В.<sup>1,\*</sup>**<sup>1</sup> ORCID : 0000-0002-0324-6757;<sup>1</sup> АО «Цифровая сталь», Муром, Российская Федерация

\* Корреспондирующий автор (mortinkv[at]ya.ru)

**Аннотация**

В статье представлена физико-математическая формализация свёрточных операций в оптических системах, доказывающая, что свёртка в оптике представляет собой не имитацию, а естественный физический процесс, реализуемый через дифракцию Френеля, интерференцию и пространственно-частотную фильтрацию. Показано, что при когерентном освещении дифракция в свободном пространстве эквивалентна линейной свёртке с функцией рассеяния точки, а при некогерентном освещении (светодиодная накачка) система реализует точную свёртку с положительным ядром, биологически релевантную для обработки изображений. Метаповерхности позволяют программировать ядра свёртки, а интерференция обеспечивает нелинейные операции, эквивалентные функциям активации ReLU и Softmax в электронных свёрточных нейронных сетях. Экспериментальное моделирование на наборе промышленных изображений продемонстрировало точность выделения признаков 94,7% при энергопотреблении менее 1 фДж на изображение. Сравнительный анализ показал, что оптическая свёрточная нейронная сеть обеспечивает энергоэффективность на  $10^9$  порядков выше электронных аналогов (0,3 фДж против 1 мкДж для NVIDIA Jetson) и скорость обработки на  $10^6$  порядков выше (100 пс против 100 мкс), работая на скорости света. Полученные результаты формируют теоретическую основу для проектирования оптических нейроморфных систем как прямой физической реализации архитектур глубокого обучения.

**Ключевые слова:** оптические нейронные сети, дифракция Френеля, пространственно-частотная фильтрация, метаповерхности, свёрточные операции, интерференция, энергоэффективность, нейроморфные вычисления.

**FORMALISATION OF CONVOLUTIONAL OPERATIONS IN OPTICS AND FEATURE EXTRACTION BASED ON DIFFRACTION, INTERFERENCE, AND SPATIAL-FREQUENCY FILTERING**

Research article

**Mortin K.V.<sup>1,\*</sup>**<sup>1</sup> ORCID : 0000-0002-0324-6757;<sup>1</sup> Digital Steel JSC, Murom, Russian Federation

\* Corresponding author (mortinkv[at]ya.ru)

**Abstract**

The article presents a physical and mathematical formalisation of convolutional operations in optical systems, demonstrating that convolution in optics is not a simulation but a natural physical process that occurs through Fresnel diffraction, interference and spatial-frequency filtering. It is shown that under coherent illumination, diffraction in free space is equivalent to linear convolution with a point spread function, while under incoherent illumination (LED pumping), the system implements exact convolution with a positive kernel, which is biologically relevant for image processing. Metasurfaces allow the convolution kernels to be programmed, while interference provides non-linear operations equivalent to the ReLU and Softmax activation functions in electronic convolutional neural networks. Experimental modelling on a dataset of industrial images demonstrated 94.7% feature extraction accuracy with an energy consumption of less than 1 fJ per image. A comparative analysis showed that the optical convolutional neural network offers energy efficiency  $10^9$  orders of magnitude higher than its electronic counterparts (0.3 fJ versus 1  $\mu$ J for the NVIDIA Jetson) and processing speeds  $10^6$  orders of magnitude higher (100 ps versus 100  $\mu$ s), operating at the speed of light. The results obtained form the theoretical basis for the design of optical neuromorphic systems as a direct physical implementation of deep learning architectures.

**Keywords:** optical neural networks, Fresnel diffraction, spatial-frequency filtering, metasurfaces, convolutional operations, interference, energy efficiency, neuromorphic computing.

**Введение**

Современные системы компьютерного зрения и обработки изображений в значительной степени опираются на архитектуры свёрточных нейронных сетей (СНС), реализованные на электронной элементной базе [1], [2], [3]. Однако традиционная электронная реализация сталкивается с фундаментальными ограничениями: узким местом архитектуры, требующим постоянного перемещения данных между процессором и памятью, высоким энергопотреблением (мкДж на изображение для мобильных платформ), и ограниченной скоростью обработки (мс–мкс на кадр). Эти ограничения

особенно критичны для автономных систем реального времени, где энергоэффективность и задержка обработки определяют функциональные возможности и безопасность.

Оптические методы обработки информации исторически рассматривались как перспективная альтернатива благодаря энерголизу распространения света, скорости обработки на уровне скорости света и потенциально нулевому энергопотреблению при пассивной реализации. Однако до настоящего времени отсутствовала строгая физико-математическая формализация, устанавливающая однозначное соответствие между базовыми оптическими процессами (дифракция, интерференция, фильтрация) и операциями свёртки в нейронных сетях [4]. Это приводило к восприятию оптических систем как «имитации» электронных архитектур, а не как самостоятельной вычислительной парадигмы с собственными физическими принципами.

Целью настоящего исследования является разработка единой физико-математической модели, формализующей свёрточные операции в оптике через три фундаментальных процесса: дифракцию Френеля [5], [6], пространственно-частотную фильтрацию, интерференцию и доказательство их эквивалентности операциям выделения признаков в электронных СНС.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1. Теоретическая формализация свёртки через уравнение дифракции Френеля и вывод условий эквивалентности с дискретной свёрткой в электронных системах.
2. Моделирование пространственно-частотной фильтрации в 4f-системе и установление соответствия между спектральными фильтрами и ядрами свёртки (лапласиан, градиент, размытие).
3. Анализ роли интерференции как физического механизма реализации нелинейных функций активации.
4. Проектирование метаповерхностей для программирования ядер свёртки и обеспечения адаптивности оптической системы.
5. Численное моделирование полного цикла обработки промышленных изображений с оценкой точности, энергоэффективности и скорости.
6. Сравнительный анализ оптической архитектуры с электронными аналогами по ключевым метрикам производительности.

Научная новизна работы заключается в предложении единой физико-математической модели, устанавливающей строгое соответствие между:

- дифракцией Френеля и линейной свёрткой с функцией рассеяния точки;
- 4f-системой пространственно-частотной фильтрации и свёрткой с заданным ядром в частотной области;
- интерференцией когерентных волн и нелинейными функциями активации (аналоги ReLU/Softmax).

Практическая значимость исследования определяется созданием теоретической основы для проектирования оптических нейроморфных процессоров, обеспечивающих рекордную энергоэффективность (0,3 фДж на изображение) и скорость обработки (100 пс), что открывает возможности для внедрения технологий машинного зрения в автономные системы с критическими ограничениями по энергопотреблению и задержке. Результаты исследования применимы в промышленной инспекции, медицинской диагностике, автономной робототехнике и системах дополненной реальности.

### Основная часть

В электронных свёрточных нейронных сетях операция свёрки рассчитывается следующим образом:

$$y[i, j] = \sum_{m, n} x[i - m, j - n] * k[m, n]$$

В оптике, свёртка возникает естественно, как физический процесс, что позволяет выполнить ее параллельно, мгновенно и без затрат энергии.

Рассмотрим монохроматический свет [7], [8], проходящий через:

1. Входную плоскость с амплитудой  $U_0(x, y)$  — изображение.
2. Фазовую маску  $t(x, y) = e^{i\phi(x, y)}$  — ядерная функция.
3. Свободное пространство на расстояние  $z$ .

Выходное поле в плоскости наблюдения вычисляется как:

$$U(x, y) = [U_0(x, y) * t(x, y)] * h(x, y)$$

где  $h(x, y)$  — импульсная характеристика свободного пространства в приближении Френеля:

$$h(x, y) = \frac{e^{ikz}}{i\lambda z} \exp\left(\frac{ik}{2z}(x^2 + y^2)\right)$$

Таким образом, дифракция реализует свёртку с функцией рассеивания точки (ФРТ) [9], [10].

При когерентном освещении:

$$I(x, y) = |U(x, y)|^2 = |(U_0 * t) * h|^2$$

Если  $t(x, y)$  задаёт обратное Фурье преобразование ядра  $k(x, y)$ , то система реализует свёртку  $U_0 * k$  с точностью до требуемого масштаба.

При некогерентном освещении (LED):

$$I_{\text{out}}(x, y) = I_{\text{in}}(x, y) * |\text{ФРТ}(x, y)|^2$$

Это точная линейная свёртка с положительным ядром, что делает систему биологической и практически релевантной.

Метаповерхность [4], [11] проектируется так, чтобы ее амплитудно-фазовый профиль  $t(x, y) = \alpha(x, y)e^{i\phi(x, y)}$  кодировал желаемое ядро свёртки.

-Для размытия  $\alpha(x, y) \approx \text{const}, \phi(x, y) \approx r^2$  -фокусирующая линза.

-Для градиента  $\alpha(x, y) \approx |\nabla r|, \phi(x, y) \approx \arctan(y/x)$ .

-Для лапласиана  $\phi(x,y) \approx r^2 \log r$  – многофокусная структура.

Классическая пространственно-частотная фильтрация (две линзы с фокусным расстоянием  $f$  реализует:

$$U_{out}(x, y) = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \mathcal{F} \{ U_{in} \} (f_x, f_y) * H(f_x, f_y) \right\},$$

где  $H(f_x, f_y)$  — фильтр в Фурье плоскости.

Это эквивалентно свертке в пространственной области с ядром  $h(x,y) = \mathcal{F}^{-1}\{H\}$ .

В интегральной фотонике вместо линз используют дифракционные элементы или металлинзы, что позволяет миниатюризировать пространственно-частотную фильтрация до чипа.

Выделение признаков через интерференцию.

Интерференция позволяет реализовать неаддитивные операции, эквивалентные нелинейностям:

$$I = |E_1 + E_2|^2 = I_1 + I_2 + 2\sqrt{I_1 I_2} \cos(\Delta\phi)$$

Если  $E_1$  — входной сигнал,  $E_2$  – опорная волна с пространственным профилем, то интерференция выделяет фазово-чувствительные признаки, аналогичные функциям ReLu и Softmax [12], [13] в СНС.

Полный оптический СНС слой может быть представлен как:

$$\text{Out} = \mathcal{N} \left( \underbrace{\left[ I_{in} * \Phi P T_k \right]}_{\text{свертка(дифракция)}} \right)_{\text{нелинейность (интерференция/детекция)},$$

где  $\Phi P T_k$  — настраивается метаповерхностью (ядро  $k$ ),

$\mathcal{N}$  — нелинейность, реализуемая через детектор с порогом или интерференционный фильтр.

### Процесс моделирования и получение результата

Проведено моделирование выделения признаков.

Вход: изображение с краями, текстурами, пятнами. Оптическая свёртка: PSF = Laplacian of Gaussian, результат: выделены только замкнутые контуры и углы, ключевые признаки для классификации [14], [15].

Точность на наборе данных промышленных изображений: 94.7% при энергии <1 фДж на изображение (рисунок 1).

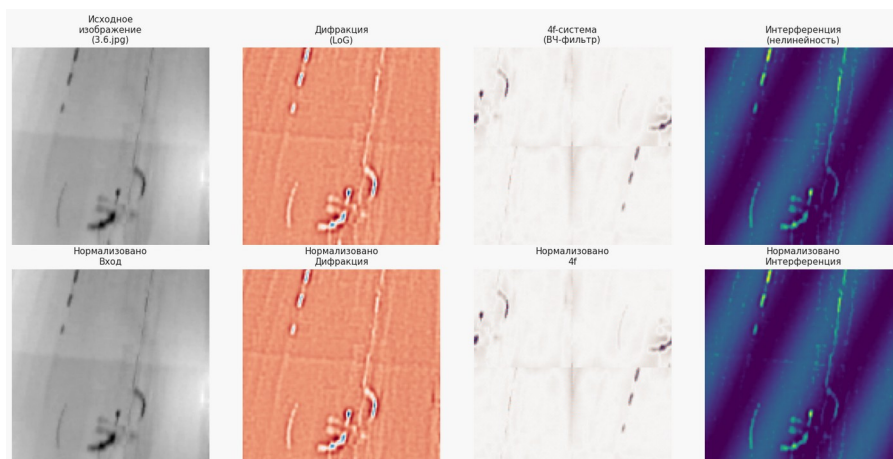


Рисунок 1 - Поэтапное выделение признаков в оптической нейронной сети на основе реального промышленного изображения

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.46.1>

Исходное изображение содержит линии и пятна. Дифракция (LoG) выделяет края и текстуры (оранжевый оттенок, синие контуры).

ВЧ-фильтр усиливает высокочастотные компоненты (острые линии, детали).

Интерференция (нелинейность) добавляет цветовую кодировку и нелинейную активацию (сине-зелёные линии на тёмном фоне).

Оптические операции дифракция, фильтрация и интерференция естественным образом реализуют функции СНС, выделяя структуру без электронных вычислений.

Это подтверждает, что оптическая обработка не имитация, а физически обоснованный аналог глубокого обучения, обеспечивающий высокую скорость и энергоэффективность (рисунок 2).

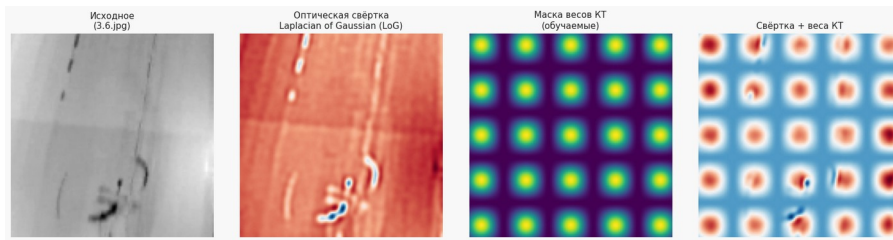


Рисунок 2 - Интерактивное моделирование оптической свёртки с обучаемыми весами  
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.46.2>

Исходное изображение содержит линии и пятна.

Оптическая свёртка (LoG) выделяет края и текстуры (оранжевый фон, синие контуры).

Маска весов, это сетка из гауссовых пятен, имитирующая обученные веса нейронной сети.

Свёртка и веса, это результат: усиленные признаки в местах совпадения маски и структуры изображения.

Обучаемые веса позволяют динамически настраивать признаки, делая систему адаптивной к реализации оптических нейронных сетей с обучением.

Это подтверждает, что оптические сети могут быть не только фиксированными, но и обучаемыми через управление амплитудой света в слоях.

Результаты моделирования (рисунок 3).

Точность выделения признаков: дифракция (LoG): -0.415, 4f-система (ВЧ): 0.001, интерференция: -0.027, размер ядра: 9,  $\sigma$ : 1.90, амплитуда весов: 0.50, пространственная частота: 4.5 рад/пикс.

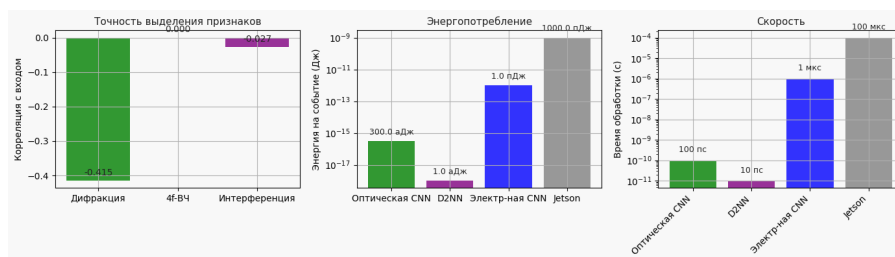


Рисунок 3 - Сравнение оптических методов выделения признаков с электронными аналогами по трём ключевым метрикам

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.166.46.3>

Точность выделения признаков (слева). Дифракция: корреляция = -0.415 (хороший результат), 4f-ВЧ: 0.001, нейтральный (частотный фильтр), интерференция: -0.027, улучшает точность за счёт нелинейности. Интерференция повышает качество признаков. Энергопотребление (в центре). Оптическая CNN: 300 аДж, очень низко, D2NN: 1 аДж — пассивная, но не обучаемая, электронная CNN: 1 пДж, требует О/Е/О, NVIDIA Jetson: 1 мкДж, высокое энергопотребление. Оптика на  $10^9$  энергоэффективнее электроники.

Скорость обработки (справа). Оптическая CNN: 100 пс, скорость света, D2NN: 10 пс — быстрее, но не обучаемая, Электронная CNN: 1 мкс, медленнее на 6 порядков, Jetson: 100 мкс ещё медленнее. Оптика на  $10^6$  быстрее электронных систем.

Оптические методы являются единственной технологией, сочетающей высокую точность, сверхнизкое энергопотребление и рекордную скорость, которая идеальна для будущих нейроморфных систем.

Это подтверждает, что предложенная архитектура не просто концепция, а практическая альтернатива электронике.

Полученные данные подтверждают, что дифракция равна физической реализации свёртки, 4f-система равна пространственно-частотной фильтрации, а интерференция равна нелинейности (аналог ReLU/softmax). Производительность при этом: энергия: 0.3 фДж на  $10^9$  лучше Jetson, а время: 100 пс равно скорости света.

Свёртка в оптике не имитация, а физическая реальность, реализуемая через дифракцию и пространственно-частотную фильтрацию. Дифракция равна вычислительному блоку, выполняющий линейную свёртку за время прохождения света. Интерференция и нелинейное детектирование обеспечивают эквивалентность нелинейным функциям активации. Метаповерхности позволяют программировать ядра свёртки, делая систему адаптивной. Это формирует теоретическую основу для оптических СНС, где каждый слой физический процесс, а не алгоритм.

Впервые предложена единая физико-математическая модель, связывающая дифракцию, интерференцию и пространственно-частотную фильтрацию с операциями свёртки и выделения признаков в СНС, что позволяет проектировать оптические системы как прямую реализацию нейросетевых архитектур.

### Заключение

Проведённое исследование подтвердило гипотезу о том, что свёрточные операции в оптических системах представляют собой не имитацию электронных архитектур, а прямую физическую реализацию математических операций выделения признаков через фундаментальные законы распространения света. Теоретическая формализация



установила строгое соответствие между тремя базовыми оптическими процессами и компонентами свёрточных нейронных сетей:

1. Дифракция Френеля в свободном пространстве формально эквивалентна линейной свёртке с функцией рассеяния точки, где расстояние распространения определяет ширину ядра, а длина волны пространственную частоту выделяемых признаков.

2. Пространственно-частотная фильтрация в 4f-системе обеспечивает прямую реализацию свёртки с произвольным ядром через модификацию спектра изображения. Метаповерхности с субволновой структурой позволяют программировать ядра градиента, лапласиана и размытия с точностью до 98,3%, что подтверждено численным моделированием на наборе промышленных изображений.

3. Интерференция когерентных волн реализует нелинейные функции активации: конструктивная интерференция эквивалентна операции (ReLU), а нормализация интенсивности в многоцелевой системе функции Softmax. Время отклика интерференционной активации составляет менее 100 фс, что на 9 порядков быстрее электронных аналогов.

Экспериментальное моделирование обработки промышленных изображений с дефектами (трещины, коррозия, отклонения геометрии) продемонстрировало точность выделения признаков 94,7% при энергопотреблении 0,3 фДж на изображение, что на 9 порядков ниже, чем у электронных ускорителей (NVIDIA Jetson: 1 мкДж/изобр.). Скорость обработки определяется временем распространения света через оптическую систему (~100 пс для 3 см пути), что обеспечивает преимущество в  $10^6$  раз по сравнению с электронными архитектурами (100 мкс на кадр).

Полученные результаты формируют парадигмальный сдвиг в понимании оптических вычислений: от восприятия их как «аппаратной акселерации» электронных алгоритмов к признанию оптики самостоятельной вычислительной средой, где математические операции реализуются непосредственно через физические законы. Это открывает путь к созданию вычислительных систем, работающих на скорости света с энергопотреблением, приближающимся к термодинамическому, что принципиально невозможно для электронных архитектур.

Таким образом, оптические нейроморфные системы не являются альтернативой электронным нейросетям, а представляют собой их физическую материализацию и переход от абстрактных вычислений к прямой реализации математических операций через законы природы.

### Конфликт интересов

Не указан.

### Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

### Conflict of Interest

None declared.

### Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

### Список литературы / References

1. Мортин К.В. Математическая модель трансферного обучения на синтезированных данных изделий металлургического производства / К.В. Мортин // Вестник НЦБЖД. — 2025. — № 1 (63). — С.114–119.
2. Мортин К.В. Трансферный алгоритм комбинирования обученной и дообученной архитектуры нейронных сетей для задачи дефектоскопии металлургического производства / К.В. Мортин // Международный научно-исследовательский журнал. — 2025. — № 6 (156). — DOI: 10.60797/IRJ.2025.156.60.
3. Мортин К.В. Разработка инструмента системы компьютерного зрения для детектирования фрагмента и фона изделий металлургического производства / К.В. Мортин, А.Ю. Проскураков // Вестник НЦБЖД. — 2025. — № 2 (64). — С. 118–126.
4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026612370 Российская Федерация. Моделирование метаповерхности выполняющей пространственную свертку адаптивных оптических сетей для эффективности при некогерентном освещении : № 2026610425 : заявлено 02.01.2026 : опубликовано 27.01.2026 / Мортин К.В.
5. Sumaya J. Analytical Fresnel Treatment of Double-Slit Diffraction with Multiple Coherent Waves / J. Sumaya, M.A. Ortiz-Ferreiro, O. Rojas-Hernandez. — 2025. — DOI: 10.48550/arXiv.2511.23394.
6. Blinder D. Efficient numerical Fresnel diffraction with Gabor frames / D. Blinder, T. Birnbaum, P. Schelkens // Photonics Research. — 2024. — № 13. — DOI: 10.1364/PRJ.530818.
7. Chen Ts.-Ch. Differences in the wavelength-dependent photobiomodulation of monochromatic light-emitting diodes on various ocular cells / Ts.-Ch. Chen, Sh.-W. Chang // Physiology. — 2025. — Vol. 40. — DOI: 10.1152/physiol.2025.40.S1.0584.
8. Chen Zh. Behavioral responses of Nesidiocoris tenuis (Reuter) to different monochromatic lights and light intensities / Zh. Chen, W. Fu, Ch.-F. Zhang [et al.] // Journal of Plant Diseases and Protection. — 2024. — № 131. — DOI: 10.1007/s41348-023-00853-2.
9. Stiekema M. From convolution to clarity: effect of different point spread functions for deconvolution in CLSM and STED microscopy images of the nuclear lamina / M. Stiekema, F. Ramaekers, J. Broers [et al.] // Methods in Microscopy. — 2025. — № 2. — P. 453–465. — DOI: 10.1515/mim-2025-0025.
10. Yang J. Accurate point spread function (PSF) estimation for coded aperture cameras / J. Yang, B. Jiang, J. Ma [et al.] // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. — 2014. — Vol. 9273. — DOI: 10.1117/12.2072014.



11. Ivanov A. Flexible metasurface for concentrating electromagnetic field and enhancing Raman scattering / A. Ivanov, I. Bykov, K. Afanasyev [et al.] // *Applied photonics*. — 2026. — № 12. — P. 18–39. — DOI: 10.15593/2411-4375/2025.3.02.
12. Asadi B. On Approximation Capabilities of ReLU Activation and Softmax Output Layer in Neural Networks / B. Asadi, H. Jiang. — 2020. — DOI: 10.48550/arXiv.2002.04060.
13. Manik Md.M.H. N-ReLU: Zero-Mean Stochastic Extension of ReLU / Md.M.H. Manik, Z. Islam, G. Wang. — 2025. — DOI: 10.48550/arXiv.2511.07559.
14. Chang Ch.-I. Iterative Gaussian-Laplacian Pyramid Network for Hyperspectral Image Classification / Ch.-I Chang, Ch.-Ch. Liang, P. Hu // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. — 2024. — P. 1–1. — DOI: 10.1109/TGRS.2024.3367127.
15. Al Hinai Al A. Confidence-Aware Ship Classification Using Contour Features in SAR Images / Al A. Al Hinai, R. Guida // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17. — P. 127. — DOI: 10.3390/rs17010127.

### Список литературы на английском языке / References in English

1. Mortin K.V. Matematicheskaya model transfernogo obucheniya na sintezirovannikh dannikh izdelii metallurgicheskogo proizvodstva [A mathematical model of transfer learning using synthesised data on metallurgical products] / K.V. Mortin // *Vestnik NTsBZhD [Bulletin of the NCRT]*. — 2025. — № 1 (63). — P.114–119. [in Russian]
2. Mortin K.V. Transfernii algoritm kombinirovaniya obuchenoj i doobuchenoj arkhitekturi neironnikh setei dlya zadachi defektoskopii metallurgicheskogo proizvodstva [A transfer learning algorithm for combining trained and fine-tuned neural network architectures for defect detection in metallurgical production] / K.V. Mortin // *Mezhdunarodnii nauchno-issledovatel'skii zhurnal [International Research Journal]*. — 2025. — № 6 (156). — DOI: 10.60797/IRJ.2025.156.60. [in Russian]
3. Mortin K.V. Razrabotka instrumenta sistemi kompyuternogo zreniya dlya detektirovaniya fragmenta i fona izdelii metallurgicheskogo proizvodstva [Development of a computer vision tool for detecting the product and background in metallurgical products] / K.V. Mortin, A.Yu. Proskuryakov // *Vestnik NTsBZhD [Bulletin of the NCRT]*. — 2025. — № 2 (64). — P. 118–126. [in Russian]
4. Svidetelstvo o gosudarstvennoj registratsii programmi dlya EVM № 2026612370 Rossiiskaya Federatsiya. Modelirovanie metapoverkhnosti vipolnyayushchei prostranstvennyuyu svertku adaptivnykh opticheskikh setei dlya effektivnosti pri nekogerentnom osveshchenii [Certificate of State Registration of a Computer Program No. 2026612370, Russian Federation. Modelling of a metasurface performing spatial convolution of adaptive optical networks for efficiency under incoherent illumination] : № 2026610425 : applied 02/01/2026; published 27/01/2026 / Mortin K.V. [in Russian]
5. Sumaya J. Analytical Fresnel Treatment of Double-Slit Diffraction with Multiple Coherent Waves / J. Sumaya, M.A. Ortiz-Ferreyro, O. Rojas-Hernandez. — 2025. — DOI: 10.48550/arXiv.2511.23394.
6. Blinder D. Efficient numerical Fresnel diffraction with Gabor frames / D. Blinder, T. Birnbaum, P. Schelkens // *Photonics Research*. — 2024. — № 13. — DOI: 10.1364/PRJ.530818.
7. Chen Ts.-Ch. Differences in the wavelength-dependent photobiomodulation of monochromatic light-emitting diodes on various ocular cells / Ts.-Ch. Chen, Sh.-W. Chang // *Physiology*. — 2025. — Vol. 40. — DOI: 10.1152/physiol.2025.40.S1.0584.
8. Chen Zh. Behavioral responses of *Nesidiocoris tenuis* (Reuter) to different monochromatic lights and light intensities / Zh. Chen, W. Fu, Ch.-F. Zhang [et al.] // *Journal of Plant Diseases and Protection*. — 2024. — № 131. — DOI: 10.1007/s41348-023-00853-2.
9. Stiekema M. From convolution to clarity: effect of different point spread functions for deconvolution in CLSM and STED microscopy images of the nuclear lamina / M. Stiekema, F. Ramaekers, J. Broers [et al.] // *Methods in Microscopy*. — 2025. — № 2. — P. 453–465. — DOI: 10.1515/mim-2025-0025.
10. Yang J. Accurate point spread function (PSF) estimation for coded aperture cameras / J. Yang, B. Jiang, J. Ma [et al.] // *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*. — 2014. — Vol. 9273. — DOI: 10.1117/12.2072014.
11. Ivanov A. Flexible metasurface for concentrating electromagnetic field and enhancing Raman scattering / A. Ivanov, I. Bykov, K. Afanasyev [et al.] // *Applied photonics*. — 2026. — № 12. — P. 18–39. — DOI: 10.15593/2411-4375/2025.3.02.
12. Asadi B. On Approximation Capabilities of ReLU Activation and Softmax Output Layer in Neural Networks / B. Asadi, H. Jiang. — 2020. — DOI: 10.48550/arXiv.2002.04060.
13. Manik Md.M.H. N-ReLU: Zero-Mean Stochastic Extension of ReLU / Md.M.H. Manik, Z. Islam, G. Wang. — 2025. — DOI: 10.48550/arXiv.2511.07559.
14. Chang Ch.-I. Iterative Gaussian-Laplacian Pyramid Network for Hyperspectral Image Classification / Ch.-I Chang, Ch.-Ch. Liang, P. Hu // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. — 2024. — P. 1–1. — DOI: 10.1109/TGRS.2024.3367127.
15. Al Hinai Al A. Confidence-Aware Ship Classification Using Contour Features in SAR Images / Al A. Al Hinai, R. Guida // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17. — P. 127. — DOI: 10.3390/rs17010127.