

## СИСТЕМА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОТРАЖАЮЩИХ ОБЪЕКТОВ И УПРАВЛЕНИЯ ИЗЛУЧАЮЩИМИ ОБЪЕКТАМИ

М. Т. Гавриленко<sup>1,2,a</sup>, В. А. Галкин<sup>1,2,b</sup>, Т. В. Гавриленко<sup>1,2,c</sup>

<sup>1</sup> Сургутский филиал федерального государственного автономного учреждения «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Национального исследовательского центра «Курчатовский институт», г. Сургут, Российская Федерация

<sup>2</sup> Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация

<sup>a</sup> ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-4789-7376>, ✉ [gavrilenko.michail.t@gmail.com](mailto:gavrilenko.michail.t@gmail.com)

<sup>b</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9721-4026>, [val-gal@yandex.ru](mailto:val-gal@yandex.ru)

<sup>c</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3243-2751>, [taras.gavrilenko@gmail.com](mailto:taras.gavrilenko@gmail.com)

*Аннотация:* изучение и моделирование новых подходов к идентификации, механизмов поиска на клеточном уровне имеет большое практическое значение для исследователей и специалистов в области биоинформатики. Особенностью работы является поиск механизмов взаимодействия клеточных объектов, основанных на простых и эффективных алгоритмах. В качестве моделируемых объектов выбраны вирусы (отражающие объекты) и иммунные клетки (излучающие объекты). Рассмотрена гипотеза о способности клеток организма взаимодействовать посредством электромагнитного излучения. Выработанные методы и подходы продемонстрировали высокую эффективность при моделировании процесса охоты. Точность нейросетевой модели классификатора составила 98%, погрешность нейросетевой модели для вектора направления составляет 8°, погрешность вычисляемого расстояния до вируса составляет 16%.

*Ключевые слова:* симуляционное моделирование, искусственная нейронная сеть, отражающие объекты, иммунные клетки, вирусы.

*Благодарности:* работа выполнена в рамках государственного задания НИЦ «Курчатовский институт» — НИИСИ по теме № FNEF-2024-0001 «Создание и реализация доверенных систем искусственного интеллекта, основанных на новых математических и алгоритмических методах, моделях быстрых вычислений, реализуемых на отечественных вычислительных системах» (1023032100070-3-1.2.1).

*Для цитирования:* Гавриленко М. Т., Галкин В. А., Гавриленко Т. В. Система моделирования процессов идентификации отражающих объектов и управления излучающими объектами. *Успехи кибернетики*. 2025;6(3):6–16.

*Поступила в редакцию:* 08.08.2025.

*В окончательном варианте:* 17.09.2025.

## SIMULATION OF VIRUS DETECTION AND IMMUNE CELL BEHAVIOR CONTROL

М. Т. Gavrilenko<sup>1,2,a</sup>, V. A. Galkin<sup>1,2,b</sup>, T. V. Gavrilenko<sup>1,2,c</sup>

<sup>1</sup> Surgut Branch of Scientific Research Institute for System Analysis of the National Research Centre “Kurchatov Institute”, Surgut, Russian Federation

<sup>2</sup> Surgut State University, Surgut, Russian Federation

<sup>a</sup> ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-4789-7376>, ✉ [gavrilenko.michail.t@gmail.com](mailto:gavrilenko.michail.t@gmail.com)

<sup>b</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9721-4026>, [val-gal@yandex.ru](mailto:val-gal@yandex.ru)

<sup>c</sup> ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3243-2751>, [taras.gavrilenko@gmail.com](mailto:taras.gavrilenko@gmail.com)

*Abstract:* research into new approaches and their simulation for identification and search mechanisms at the cellular level is of great practical importance for bioinformatics. We developed simple, efficient algorithms to simulate interactions among cells. We simulated viruses as targets (reflectors) and immune effector cells (searching cells) as emitters. We tested the hypothesis that body cells can interact via electromagnetic radiation. Our methods demonstrated high efficiency in simulating the searching (hunting) process. The neural network classifier achieved 98% accuracy. The mean angular error for predicted direction vectors was 8°, and the error in estimated distance to the virus was 16%. These results suggest that the proposed simulation approach is effective for modeling search-and-detect processes at the cellular level and support further investigation of non-chemical signaling hypotheses.

*Keywords:* simulation, artificial neural network, reflector, immune cells, viruses.

*Acknowledgements:* this study is a part of the FNEF-2024-0001 government order contracted to the Scientific Research Institute for System Analysis of the National Research Centre “Kurchatov Institute”, project No. 1023032100070-3-1.2.1 Development and Implementation of Trusted Artificial Intelligence Systems Based on new Mathematical Methods and Algorithms, Fast Computing Models for Domestic Computing Systems.

*Cite this article:* Gavrilenko M. T., Galkin V. A., Gavrilenko T. V. Simulation of Virus Detection and Immune Cell Behavior Control. *Russian Journal of Cybernetics*. 2025;6(3):6–16.

*Original article submitted:* 08.08.2025.

*Revision submitted:* 17.09.2025.

## **Введение**

В окружающем мире проблема идентификации отражающих объектов связана с одним ключевым фактором — их способностью к маскировке. Это прослеживается в природе всюду — окрас насекомых или животных (пчелы, зебры), сложная геометрическая структура (еж). Идея проста и универсальна — скрыться от потенциально опасных объектов, от которых исходит угроза. Точно также опасные патогены при проникновении в организм человека пытаются остаться незамеченными иммунной системой. Наиболее ярким представителем патогенов является вирус, который скрывается от иммунных клеток организма.

Борьба организма с вредоносными патогенами на данный момент является наиболее актуальной проблемой, так как, в частности, вирусы окружают человека повсюду и преследуют его на протяжении всей истории человечества. Некоторые вирусы вплоть до настоящего момента остаются непобежденными, а механизмы обнаружения их в организме не до конца изучены. Актуальность темы усиливается современными вызовами, такими как пандемия COVID-19, где коронавирус продемонстрировал высокую способность к уклонению от иммунного ответа.

В рамках данной работы в качестве моделируемых объектов выбраны вирусы (отражающие объекты) и иммунные клетки (излучающие объекты). Рассмотрена гипотеза о способности клеток организма взаимодействовать посредством электромагнитного излучения. Необходимо также добавить, что на основании выдвинутой гипотезы предполагается, что высокая способность к маскировке некоторых вирусных патогенов вызывается их сложной геометрической структурой.

При рассмотрении классического биологического процесса нейтрализации очага заражения в организме исследования говорят о хемотаксисе [1]. Хемотаксис в иммунологии — это направленное движение иммунных клеток, в частности лейкоцитов, к источнику химического сигнала, например, к вирусам или бактериям. Это важный процесс для локализации иммунной реакции в очаге инфекции и нейтрализации патогенов. Ключевой фигурой хемотаксиса являются сигнальные белки хемокины, они выделяются клетками-источниками в очаге воспаления. Соответственно Т-киллеры следуют по сигнальным хемокинам до очага заражения, однако все же не изучен вопрос: по какому принципу Т-киллеры выбирают клетки, которые необходимо «просканировать». Иными словами, не ясен план дальнейших действий Т-киллеров по прибытии в очаг заражения.

В подкрепление выдвинутой гипотезы необходимо привести ряд исследований, связанных с взаимодействием клеток организма посредством различного вида излучения.

Советским ученым Александром Гурвичем проводилось изучение возможности общения клеток и стимуляции жизненных процессов посредством слабого ультрафиолетового излучения [2]. Исследование выполнялось с корнями лука. Гурвич сделал вывод, что слабый ультрафиолетовый свет, испускаемый одним корнем, стимулирует клеточное деление в другом.

Следующее исследование было посвящено измерению резонансных частот живых человеческих клеток [3]. Ученые впервые смогли зафиксировать вибрации отдельных клеток молочной железы человека. Было установлено, что клетки, действительно, имеют собственные резонансные частоты — то есть они способны вибрировать подобно камертону. Некоторые из этих частот находились на границе слышимого диапазона (10–30 кГц), а другие — в ультразвуковом диапазоне (150–180 кГц).

Проведенные исследования показывают, что клетки человеческого организма чувствительны к различным видам излучения.

## **Вирус**

Вирус моделируется в данной работе как сфера, покрытая шипами по всей поверхности, то есть, по сути, покрытая угловатыми отражающими объектами. Учитывая также выдвинутую гипотезу,

можно провести параллель с работами Уфимцева Петра Яковлевича.

Петр Яковлевич активно занимался изучением дифракции на телах сложной формы. В 1962 была выпущена его монография — «Метод краевых волн в физической теории дифракции» [4]. В этом научном труде Уфимцев описывал созданный им физико-математический алгоритм, способный подсчитать площадь рассеяния для объектов любой формы. Позже этот метод лег в основу технологий снижения заметности объектов. Существует две принципиально разных конфигурации объектов, предпочтительных для снижения заметности объекта:

1. Гладкие обтекаемые формы объектов, без резких изломов, краев и вершин, что исключает возникновение вторичной дифракции излучения, однако это означает, что, как бы ни был ориентирован объект в пространстве, часть излучения будет возвращена на детектор. Для того чтобы избежать этого, используют также различные специализированные поверхности для снижения возвращенного излучения.

2. Структуры объекта, имеющие множество краев и изломов, сконструированных таким образом, чтобы минимизировать возвращаемое излучение.

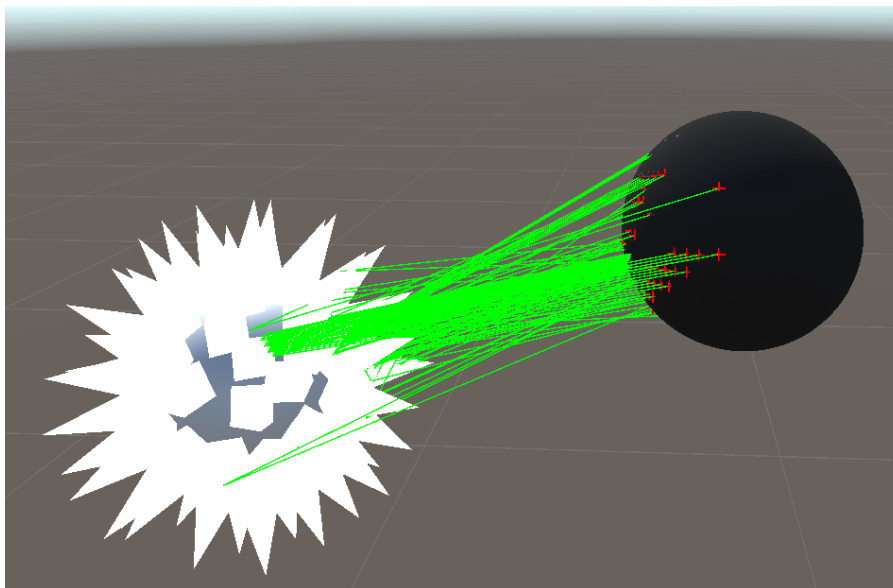
Если рассматривать данные конфигурации в приложении к вирусам, то становится ясно, что абсолютно гладких поверхностей и конфигураций вирусов не существует, а значит имеет смысл изучать только второй вариант.

Так, вирус COVID-19 представляет собой сферу с шипами на ее поверхности (шипами называют отростки на поверхности вируса). Изучив внешний вид многих других вирусов, можно прийти к выводу, что геометрическая структура сферы, покрытой шипами, является собирательным образом. Такая структура характерна для множества различных вирусов.

Именно поэтому в данной работе вирус моделируется в виде сферы, покрытой шипами, что соответствует сложной геометрической форме с высокой способностью к рассеиванию излучения.

### Иммунная клетка

В качестве модели иммунной клетки выбрана сфера, которая излучает лучи во всех направлениях (графическое представление — на рисунке 1).



**Рис. 1.** Пример модели вируса (белый), иммунной клетки (черная сфера) и отражения лучей от поверхности модели вируса на поверхность иммунной клетки

Для визуального моделирования была выбрана среда разработки Unity. Размер вириона вирусной частицы COVID-19 может составлять от 60 до 140 нм, средний размер 100 нм. За единицу размера в Unity принимается 100 нм, соответственно, параметр, задающий размер сферы, может варьироваться от 0.6 до 1.4 единиц размера.

Направление каждого излучаемого луча определяется через сферические координаты:

$$\begin{cases} x = \sin(\theta) * \cos(\varphi) \\ y = \sin(\theta) * \sin(\varphi) \\ z = \cos(\theta) \end{cases} \quad (1)$$

где  $x$ ,  $y$  и  $z$  — это трехмерные координаты,  $\theta$  и  $\varphi$  — сферические координаты.

Отражение от поверхности вируса рассчитывается в соответствии со стандартным законом отражения:

$$R = 2(N * I)N - I, \quad (2)$$

где  $R$  — направление отраженного луча,  $N$  — нормаль поверхности,  $I$  — направление падающего луча.

Была создана симуляционная модель и проведена серия симуляций, которая позволила собрать базу данных изображений, формируемых отраженными лучами от поверхности модели вируса на поверхность иммунной клетки.

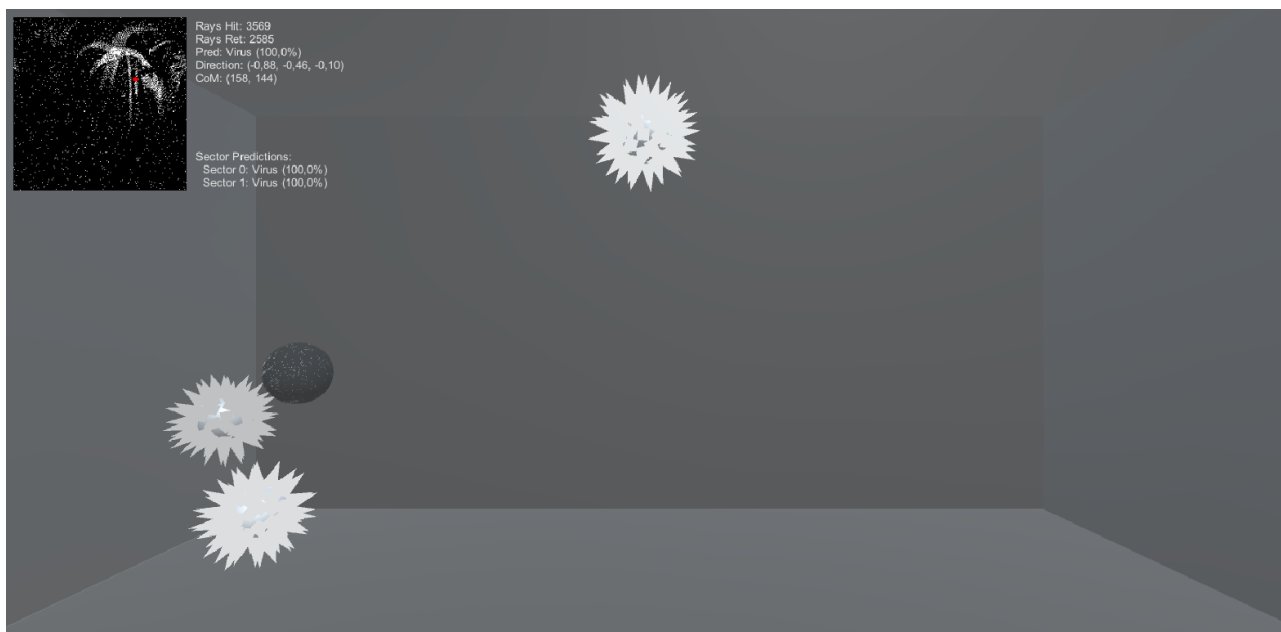


Рис. 2. Снимок экрана симуляции

В результате симуляций было собрано 1894 изображения в приведенном выше формате на рисунке 4 (дополнительно был рассчитан центр масс интенсивности отраженных лучей, попадающих на сферу иммунной клетки, данная информация была добавлена в изображения для обучения нейронной сети не только идентифицировать условный вирус, но и определять вектор направления), в разрешении  $224 \times 224$  пикселя, для каждого изображения соответственно рассчитаны эталонные векторы.

Для построения картины отражений трехмерные координаты точек преобразуются в координаты развертки:

$$\begin{cases} u = 0,5 + \arctg(z/x)/(2\pi) \\ v = 0,5 - \arcsin(y) / \pi \end{cases}, \quad (3)$$

где  $x$ ,  $y$  и  $z$  — трехмерные координаты точки,  $u$  и  $v$  — координаты развертки.

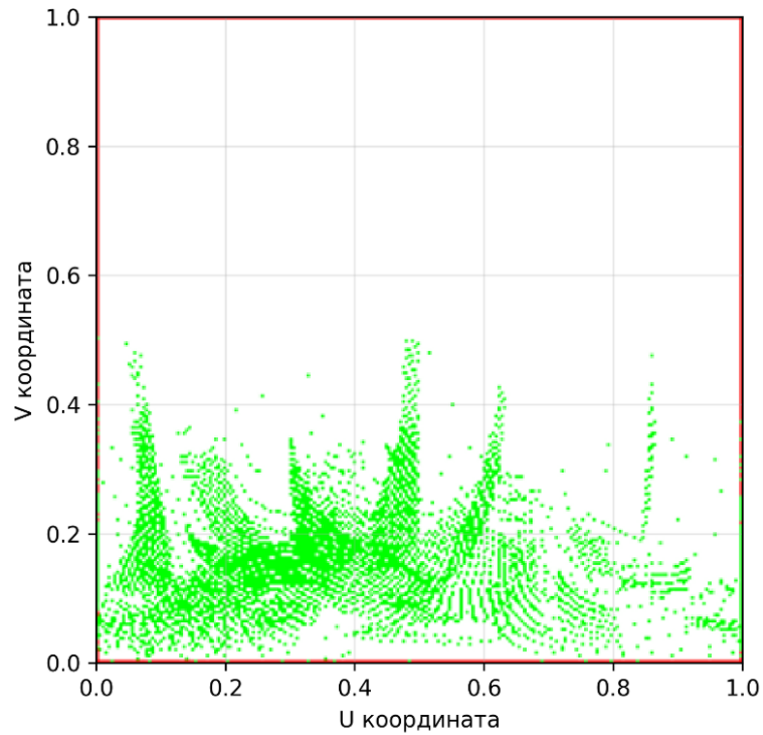
Затем происходит преобразование в пиксельные координаты изображения:

$$\begin{cases} x = u * (\text{ширина текстуры} - 1) \\ y = v * (\text{высота текстуры} - 1) \end{cases}, \quad (4)$$

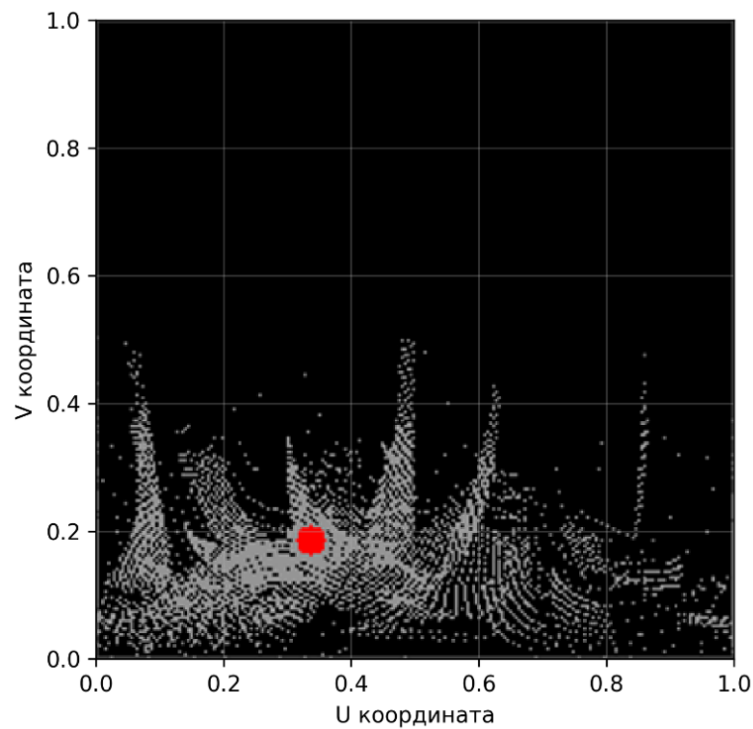
где  $x$ ,  $y$  — координаты пикселя,  $u$  и  $v$  — координаты развертки.

Коэффициент отражений, характеризующий интенсивность, вычисляется по формуле:

$$ratio = \frac{n}{m}, \quad (5)$$



**Рис. 3.** Пример развертки изображения отраженного сигнала на иммунной клетке



**Рис. 4.** Обработанное изображение для обучения искусственной нейронной сети

где  $\text{ratio}$  — коэффициент отражений,  $n$  — это количество возвращенных лучей на иммунную клетку, а  $m$  — это количество лучей, попавших на внешний объект.

Для нахождения центра масс выполняется преобразование координат изображения в трехмерные (формулы 6–7):

$$\begin{cases} v = y / (\text{height} - 1) * \pi \\ u = x / (\text{width} - 1) * 2\pi \end{cases} \quad (6)$$

где  $y$  — это соответствующая координата точки на изображении,  $height$  — это высота изображения,  $x$  — это соответствующая координата точки на изображении,  $width$  — это ширина изображения.

$$\begin{cases} x = \sin(v) * \cos(u) \\ y = \sin(v) * \sin(u) \\ z = \cos(v) \end{cases}, \quad (7)$$

где  $u, v$  — координаты развертки,  $x, y, z$  — трехмерные координаты.

Далее происходит расчет взвешенных сумм (формулы 8–9):

$$\begin{cases} weightedSumX = weight * \sum_{i=0}^{n-1} x_i \\ weightedSumY = weight * \sum_{i=0}^{n-1} y_i \\ weightedSumZ = weight * \sum_{i=0}^{n-1} z_i \end{cases}, \quad (8)$$

где  $x, y, z$  — трехмерные координаты,  $weight$  — вес.

$$totalWeight = \sum_{i=0}^{n-1} weight_i, \quad (9)$$

где  $weight$  — вес.

Расчет координат центра масс (формулы 10–12):

$$\begin{cases} centerX = weightedSumX / totalWeight \\ centerY = weightedSumY / totalWeight \\ centerZ = weightedSumZ / totalWeight \end{cases}, \quad (10)$$

где  $centerX, centerY, centerZ$  — координаты центра масс,  $totalWeight$  — суммарный вес,  $weightedSumX, weightedSumY, weightedSumZ$  — взвешенные суммы по соответствующим координатам.

$$\begin{cases} centerU = arctg(centerY / centerX) \\ centerV = arccos(centerZ) \end{cases}, \quad (11)$$

где  $centerU, centerV$  — координаты центра масс на развертке,  $centerX, centerY, centerZ$  — координаты центра масс в трехмерном пространстве.

$$\begin{cases} centerCol = (centerU / (2 * \pi)) * (width - 1) \\ centerRow = (centerV / \pi) * (height - 1) \end{cases}, \quad (12)$$

где  $centerCol, centerRow$  — координаты центра масс на изображении,  $centerU, centerV$  — координаты центра масс на развертке,  $width, height$  — ширина и высота изображения.

Для идентификации условного вируса использовалась модель ResNet18 — это сверточная нейронная сеть, имеющая 18 слоев в глубину.

Набор данных разбивался на тренировочную, валидационную и тестовую выборки в соотношении 70:20:10 (в процентах) соответственно.

Обучение длилось 10 эпох, на каждой эпохе модель обрабатывает все тренировочные данные партиями по 16 изображений (размер батча равен 16). Скорость обучения равна  $10^{-4}$ . Используется функция потерь Cross-Entropy Loss, стандартная для задач классификации. После каждой эпохи проводится оценка точности на валидационных данных.

В качестве функции потерь использовалась комбинированная метрика, учитывающая косинусное сходство и среднеквадратичную ошибку:

$$loss = cos\_loss * \alpha + mse\_loss * \beta, \quad (13)$$

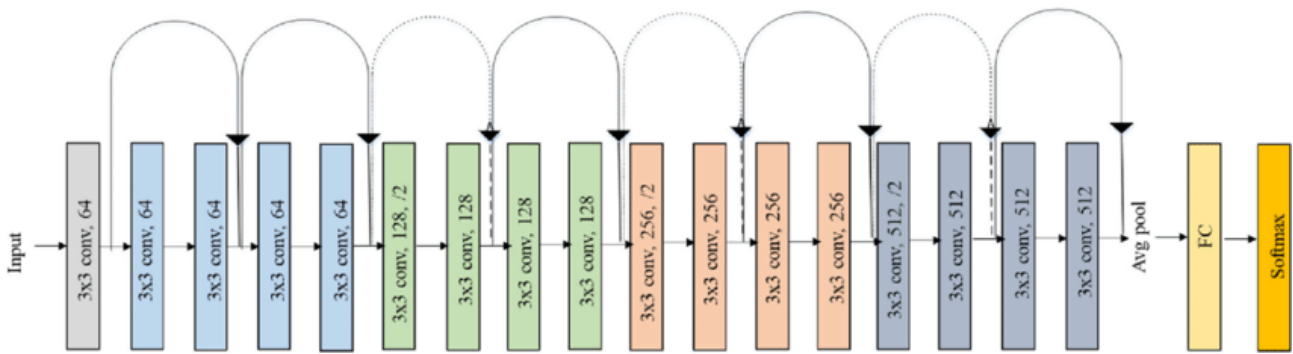


Рис. 5. Архитектура ResNet18

где  $\cos\_loss$  — это потеря по косинусному сходству,  $\alpha$  — это коэффициент вклада ошибки по косинусному сходству в итоговую ошибку,  $mse\_loss$  — это среднеквадратичная ошибка,  $\beta$  — это коэффициент вклада среднеквадратичной ошибки в итоговую ошибку.

Результаты обучения искусственной нейронной сети были получены следующие. Средние ошибки по компонентам не превышают 0.1. Медианная ошибка угла —  $5^\circ$  вектора направления. Средняя ошибка угла —  $7^\circ$  вектора направления. По итогам обучения и тестирования на тестовой выборке модель показала точность 99%.

Реализация, указанная ранее, является упрощенным вариантом. При введении в сцену, помимо одной иммунной клетки и одного вируса, дополнительных объектов этих классов возникла проблема идентификации объектов. В таком случае на картине отражений иммунной клетки могут одновременно находиться сразу несколько объектов. В этом случае классификатор работал некорректно. Проблема была решена следующим образом: так как иммунная клетка представляет собой сферу, ее можно разбить на 8 секторов, соответственно, и развертка, то есть картина отражений, также разбивается на 8 секторов.

На рисунке 6 представлена развертка, разбитая на 8 секторов.

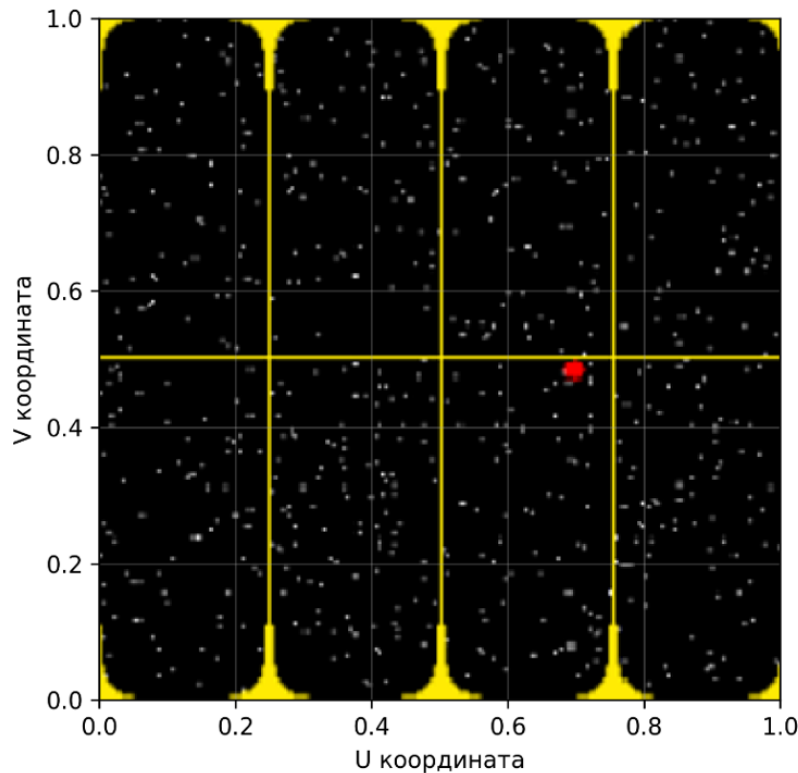


Рис. 6. Развертка, разбитая на сектора

Границы представлены для демонстрации, формирование набора данных и дальнейшее обучение нейросети происходило на изображениях без выделенных границ. Вводится также минимальный порог интенсивности для каждого отдельного сектора для того, чтобы не включать в набор данных «пустые» изображения, то есть не несущие в себе полезной для нейросети информации. Также в систему был привнесён шум, на рисунке 6 он наблюдается во всех секторах. Шум был введен для приближения задачи к реальным условиям.

Интенсивность каждого сектора рассчитывается по формуле 14:

$$intensity = \frac{activePix}{allPix}, \quad (14)$$

где *intensity* — интенсивность, *activePix* — число активных пикселей, *allPix* — число всех пикселей.

На рисунках 7–10 приведены примеры изображений в виде, в котором происходило их сохранение в базу данных.

Было собрано 385 изображений секторов для класса вирус, а также 385 изображений секторов для класса иммунная. Все изображения в черно-белом формате.

Применяемая для обучения нейросети архитектура не изменялась. По итогам обучения точность классификации 98%.

Для выявления влияния шума на точность классификации было проведено дополнительно 16 экспериментов — 16 моделей искусственных нейронных сетей, обученных на изображениях с различной степенью зашумленности. Из них 15 проводились с фиксированным уровнем шума для всех изображений. Последний эксперимент проводился с вариативным уровнем шума, то есть уровень шума определялся для каждого изображения случайно в заданных пределах. Результаты представлены в таблице.

Таблица

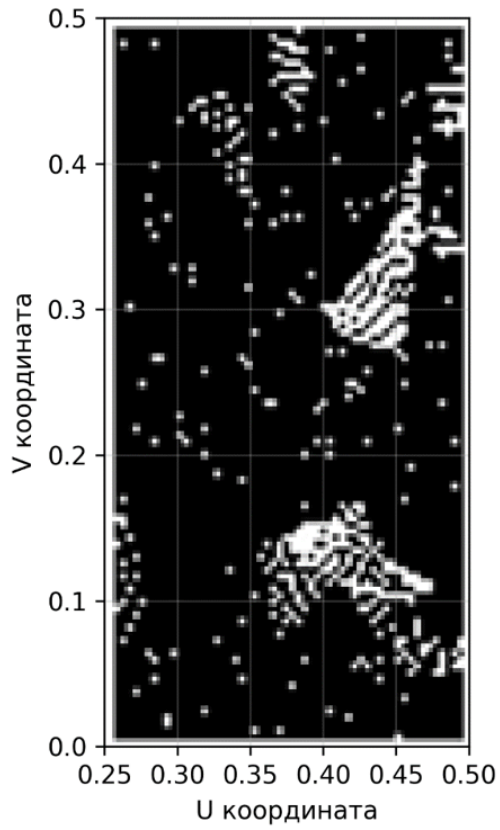
Результаты экспериментального исследования влияния шума на точность классификации

№ эксперимента	Шум, в %	Точность классификации, в %
1	2	98.7
2	5	97.8
3	10	97.4
4	15	96.1
5	20	96.1
6	25	98.7
7	30	97.4
8	35	97.4
9	40	95.45
10	45	98.7
11	50	93.51
12	60	93.51
13	70	85.71
14	80	85.71
15	90	72.73
16	2-90	93.51

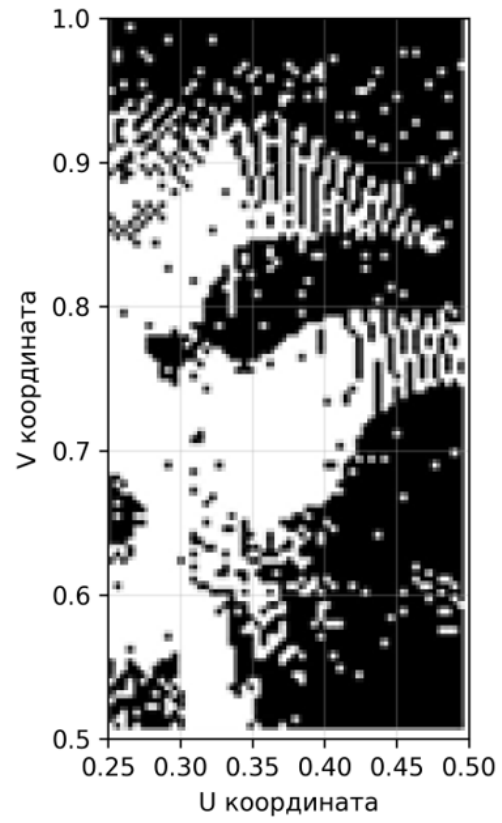
Данные таблицы представлены в виде графика на рисунке 11.

На рисунке 12 цифрой 1 отмечено главное окно, в котором происходит симуляция. Белые объекты на рисунке — вирусы, черный объект — иммунная клетка.

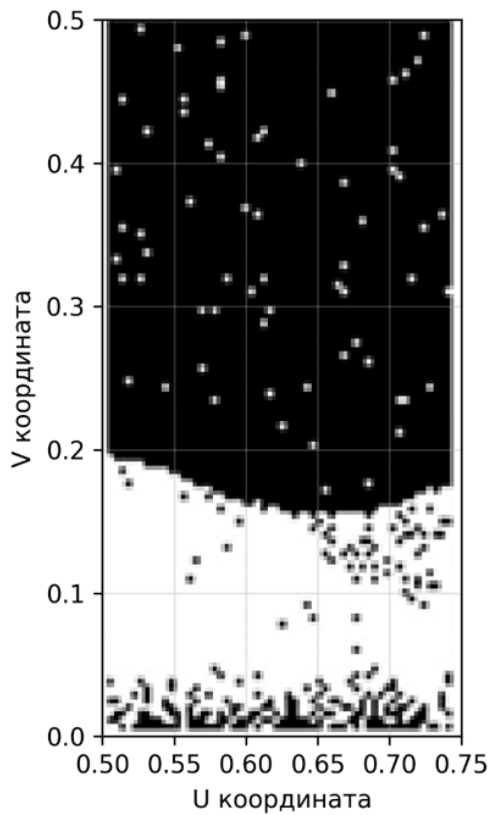
Цифрой 2 на рисунке обозначен блок вывода информации, он включает в себя: количество лучей, попавших на объекты, количество лучей, вернувшихся на иммунную клетку, предсказание нейросети классификатора, определяющего класс объекта (в данном блоке выводится информация только для самого интенсивного сектора), предсказанный вектор направления иммунной клетки, координаты центра масс.



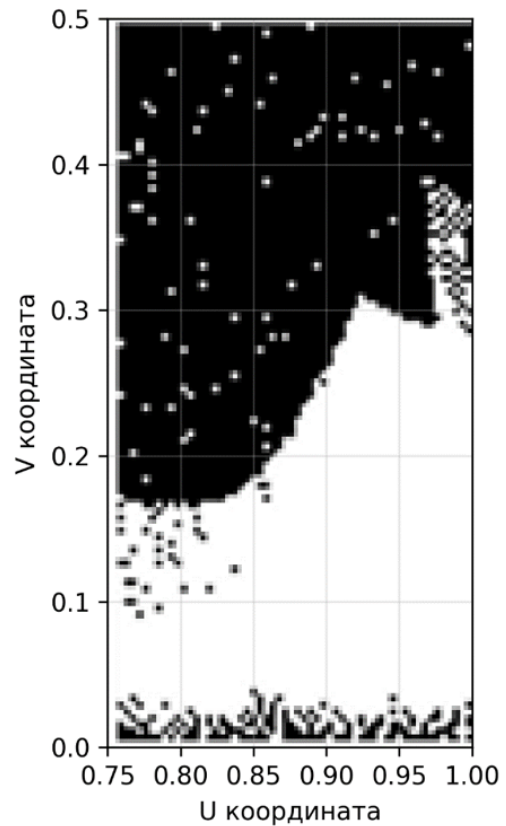
**Рис. 7.** Картина отражений шестого сектора, вирус



**Рис. 8.** Картина отражений второго сектора, иммунная клетка



**Рис. 9.** Картина отражений шестого сектора, вирус



**Рис. 10.** Картина отражений третьего сектора, иммунная клетка

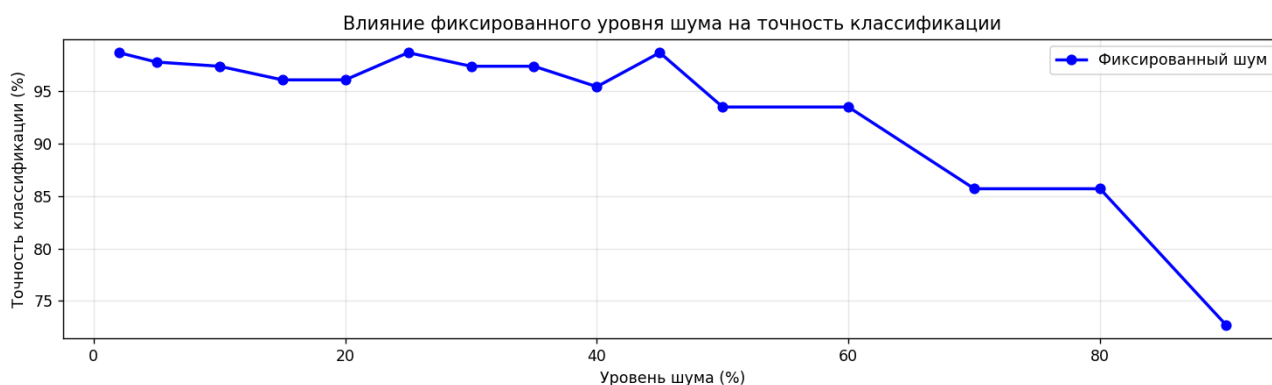


Рис. 11. Зависимость точности классификации от уровня шума

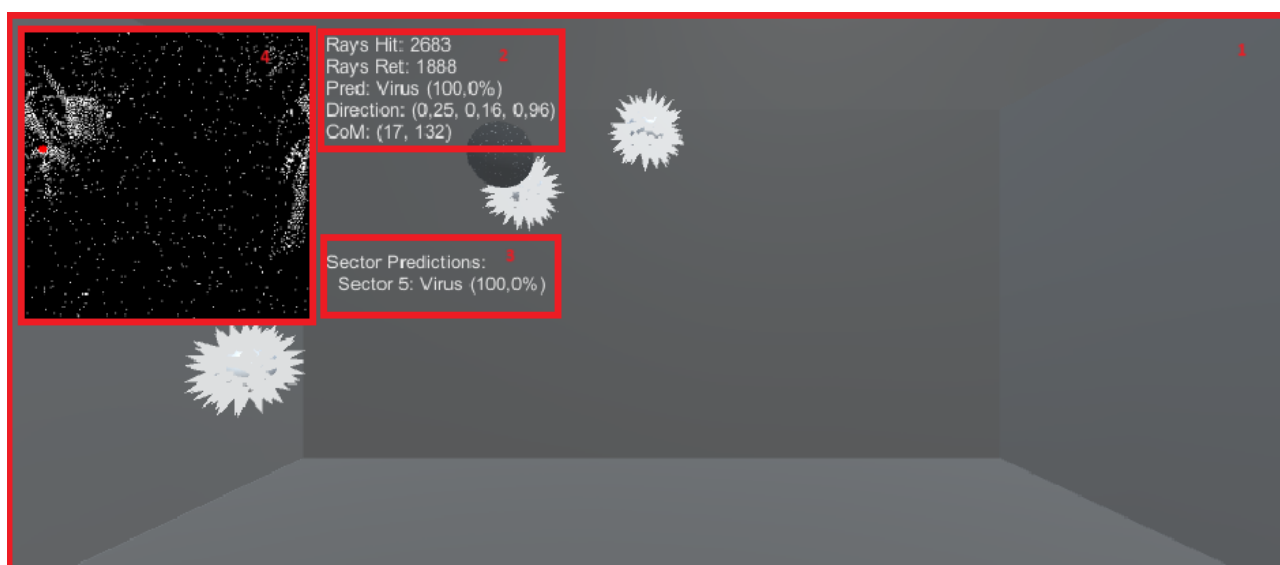


Рис. 12. Окно симуляции

Цифрой 3 отмечен блок, в котором выводится информация о предсказаниях классификатора для каждого сектора.

Цифрой 4 на рисунке отмечена картина отражений, она обновляется на каждом кадре.

### Заключение

Одной из сложнейших задач является описание процессов, связанных с работой иммунной системы. Последние исследования различных групп ученых показывают, что клетка организма излучает сигнал в различных диапазонах. Слепой поиск объекта по примеру задачи о случайном блуждании малоэффективен. Изучение и моделирование новых подходов к идентификации, механизмов поиска на клеточном уровне имеет большое практическое значение для исследователей и специалистов в области биоинформатики. Особенностью работы является поиск механизмов взаимодействия клеточных объектов, основанных на простых и эффективных алгоритмах.

Выработанные методы и подходы продемонстрировали высокую эффективность при моделировании процесса охоты. Также необходимо зафиксировать точность нейросетевой модели классификатора, которая составляет 98%, погрешность нейросетевой модели для определения вектора направления, которая составляет  $8^\circ$ , а также погрешность вычисляемого расстояния до вируса, которая составляет 16%. В случае определения расстояния важно брать во внимание некорректность поставленной задачи, так как она не имеет единственного решения. Для точного определения расстояния необходимы два источника и приемника излучения, расположенные в разных точках пространства, однако данная задача решалась в условиях одного источника и приемника излучения, которым является иммунная клетка. Погрешность в 16% обуславливается движением вируса в пространстве и является допустимой в рамках данной работы.

**ЛИТЕРАТУРА**

1. Гудков А. В., Борхсениус С. Н., Скарлато С. О., Ермилова Е. В., Залуцкая Ж. М., Лапина Т. В. *Подвижность и поведение микроорганизмов. II. Эукариоты*. СПб.: Издательство Санкт-Петербургского государственного университета; 2010. 188 с.
2. Гурвич А. А. *Проблема митогенетического излучения как аспект молекулярной биологии*. СПб.: Медицина; 1968. 242 с.
3. Puerto-Belda V., Ruz J., Millá C., Cano Á., Yubero M., García S., Kosaka M., Calleja M., Tamayo J. Measuring Vibrational Modes in Living Human Cells. *PRX Life*. 2024;2(1):013003. DOI: <https://doi.org/10.1103/PRXLife.2.013003>.
4. Уфимцев П. Я. *Метод краевых волн в физической теории дифракции*. М.: Советское радио; 1962. 124 с.