



Перевод на английский язык <https://vavilov.elpub.ru/jour>

## Программная система на основе 3D симулятора для моделирования эволюции в популяции организмов, обладающих зрительной системой

А.П. Девятериков<sup>1, 2</sup>, А.Ю. Пальянов<sup>1</sup> 

<sup>1</sup> Институт систем информатики им. А.П. Ершова Сибирского отделения Российской академии наук, Новосибирск, Россия

<sup>2</sup> Новосибирский национальный исследовательский государственный университет, Новосибирск, Россия


 [palyanov@iis.nsk.su](mailto:palyanov@iis.nsk.su)

**Аннотация.** Создание компьютерных моделей, имитирующих работу нервных систем живых организмов с учетом их морфологии и электрофизиологии, – один из важных и перспективных разделов вычислительной нейробиологии. При наличии возможности стремятся моделировать не только нервную систему, но и тело, мышцы, сенсорные системы и виртуальную трехмерную физическую среду, в которой можно наблюдать поведение организма и которая обеспечивает его сенсорные системы адекватными потоками данных, изменяющимися в ответ на движение организма. Для системы из сотен или тысяч нейронов еще можно надеяться задать необходимые параметры и получить функционирование нервной системы, более-менее сходное с таковым для живого организма, как, например, в недавней работе по моделированию головастика *Xenopus*. Однако наибольший интерес, как практический, так и фундаментальный, представляют организмы, обладающие зрением, более сложной нервной системой и, соответственно, значительно более развитыми когнитивными способностями. Определить структуру и параметры нервных систем таких организмов представляется исключительно сложной задачей. Более того, они изменяются с течением времени, в том числе под воздействием воспринимаемых ими потоков сенсорных сигналов и полученного жизненного опыта, включая последствия собственных действий при тех или иных обстоятельствах. Зная структуру нервной системы и число образующих ее нервных клеток хотя бы приблизительно, можно попытаться оптимизировать начальные параметры модели посредством искусственной эволюции, в процессе которой виртуальные организмы будут взаимодействовать и выживать – каждый под управлением собственной версии нервной системы. Помимо этого, эволюционировать могут и правила, по которым мозг изменяется на протяжении жизни организма. Данная работа посвящена созданию нейроэволюционного симулятора, способного осуществлять одновременное функционирование виртуальных организмов, обладающих зрительной системой, которые взаимодействуют между собой. Приведены расчеты, показывающие, сколько вычислительных ресурсов требуется для работы моделей физического тела организма, нервной системы и виртуальной среды обитания, а также определена производительность симулятора на современной настольной вычислительной системе в зависимости от числа одновременно моделируемых организмов.

Ключевые слова: нервная система; зрительная система; виртуальный организм; популяция; компьютерное моделирование; нейроэволюционный симулятор.


**Для цитирования:** Девятериков А.П., Пальянов А.Ю. Программная система на основе 3D симулятора для моделирования эволюции в популяции организмов, обладающих зрительной системой. *Вавиловский журнал генетики и селекции*. 2022;26(8):780-786. DOI 10.18699/VJGB-22-94

## A software system for modeling evolution in a population of organisms with vision, interacting with each other in 3D simulator

A.P. Devyaterikov<sup>1, 2</sup>, A.Yu. Palyanov<sup>1</sup> 

<sup>1</sup> A.P. Ershov Institute of Informatics Systems of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, Russia

<sup>2</sup> Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia

 [palyanov@iis.nsk.su](mailto:palyanov@iis.nsk.su)

**Abstract.** Development of computer models imitating the work of the nervous systems of living organisms, taking into account their morphology and electrophysiology, is one of the important and promising branches of computational neurobiology. It is often sought to model not only the nervous system, but also the body, muscles, sensory systems, and a virtual three-dimensional physical environment in which the behavior of an organism can be observed and which provides its sensory systems with adequate data streams that change in response to the movement of the organism. For a system of hundreds or thousands of neurons, one can still hope to determine the necessary parameters and get the functioning of the nervous system more or less similar to that of a living organism – as, for example, in a recent work on the modeling of the *Xenopus* tadpole. However, of greatest interest, both practical and fundamental, are organisms

that have vision, a more complex nervous system, and, accordingly, significantly more advanced cognitive abilities. Determining the structure and parameters of the nervous systems of such organisms is an extremely difficult task. Moreover, at the cellular level they change over time, these including changes under the influence of the streams of sensory signals they perceive and the life experience gained, including the consequences of their own actions under certain circumstances. Knowing the structure of the nervous system and the number of nerve cells forming it, at least approximately, one can try to optimize the initial parameters of the model through artificial evolution, during which virtual organisms will interact and survive, each under the control of its own version of the nervous system. In addition, in principle, the rules by which the brain changes during the life of the organism can also evolve. This work is devoted to the development of a neuroevolutionary simulator capable of performing simultaneous functioning of virtual organisms that have a visual system and are able to interact with each other. The amount of computational resources required for the operation of models of the physical body of an organism, the nervous system and the virtual environment was estimated, and the performance of the simulator on a modern desktop computing system was determined depending on the number of simultaneously simulated organisms.

Key words: nervous system; vision system; virtual organism; population; computational modeling; neuroevolution simulator.

**For citation:** Devyaterikov A.P., Palyanov A.Yu. A software system for modeling evolution in a population of organisms with vision, interacting with each other in 3D simulator. *Vavilovskii Zhurnal Genetiki i Seleksii = Vavilov Journal of Genetics and Breeding*. 2022;26(8):780-786. DOI 10.18699/VJGB-22-94

## Введение

Компьютерные модели, основанные на данных об электрофизиологии и морфологии нервных систем живых организмов и имитирующие их работу, являются мощным инструментом в нейробиологии. С их помощью можно на основе знаний и представлений о функционировании отдельных нервных клеток и о механизмах взаимодействия между ними рассчитывать динамику активности сетей нервных клеток. Модель мышечной системы может функционировать в комплексе с моделью тела организма, оснащенного нервной и сенсорной системами, которое помещено в виртуальную трехмерную физическую среду, что предоставляет исследователю значительные преимущества. Во-первых, это позволяет наблюдать и регистрировать как поведение модели тела организма, так и активность нервной системы, вплоть до активности отдельных клеток, их отростков и синапсов. Во-вторых, модель нервной системы получает от виртуальной окружающей среды поток сигналов, изменяющихся в ответ на действия организма, осуществляемые посредством мышечной системы, управляемой его «мозгом», т. е. имеется постоянная обратная связь между действиями и их последствиями, как и в реальности. Одной из целей такого моделирования является проверка адекватности моделей нервных клеток посредством сравнения активности нервной системы и поведения реального организма и его виртуального двойника.

Широкую известность в этой связи получил один из наиболее простых многоклеточных организмов, беспозвоночное *Caenorhabditis elegans*, нервная система которого состоит всего из 302 нейронов (Sarma et al., 2018). Достаточно убедительного сходства оригинала и модели удалось добиться для головастика лягушки *Xenopus*, нервная система которого была представлена сетью, состоящей примерно из 2300 нейронов (Ferrario et al., 2021). Однако ни *C. elegans*, ни головастик *Xenopus* на двухдневной стадии развития не обладают зрительной системой.

Попытки моделирования значительно более сложных организмов, таких как мышь (~70 млн нейронов (Herculano-Houzel et al., 2006)) или крыса (~200 млн нейронов (Herculano-Houzel, Lent, 2005)), и их нервных систем

тоже предпринимались, но создать виртуальные организмы-двойники на их основе пока не удалось. Ведется также работа по «оцифровке» и моделированию нервной системы плодовой мушки дрозофилы (~100 тыс. нейронов (Scheffer et al., 2020)). Еще один исключительно перспективный объект моделирования – муравьи (~250 тыс. нейронов (Moffet et al., 2021)). Эти насекомые обладают неподвижными фасеточными глазами, состоящими из 100–3000 омматидиев (структурные и функциональные единицы таких глаз, количество которых зависит от вида муравья и его специализации), обеспечивающими цветное зрение с довольно скромным разрешением – от 10×10 до 55×55 «пикселей». Так, например, у муравьев вида *Myrmica ruginodis* глаза обычно включают от 109 до 169 омматидиев, у *Camponotus crassus* и *Pseudomyrmex adustus*, ведущих дневной образ жизни, – до 700 и 930 соответственно (Aksoy, Camlitepe, 2018), а максимально известное их число для муравьев, около 3000, зарегистрировано у тропического вида *Gigantiops destructor* (Macquart et al., 2006).

Примечательно, что муравьи являются самыми простыми организмами, успешно проходящими зеркальный тест, т. е. они способны отличить собственное отражение в зеркале от другого муравья, которого они могут видеть сквозь обычное прозрачное, не зеркальное стекло такого же размера (Cammaerts M.-C., Cammaerts R., 2015). Принцип проведения зеркального теста состоит в том, чтобы о нем упомянуть. Перед зеркалом муравьи приводят себя в порядок или совершают необычные движения головой и антеннами, чего не наблюдается, когда они видят за стеклом сородичей. Если муравью на переднюю часть головы нанести небольшую метку, к примеру голубого цвета, то он, увидев себя в зеркале, будет стараться избавиться от нее, пытаться счистить с помощью лапок. Если же метка такого же цвета, как и тело муравья, или если она нанесена на затылочную часть, не видимую в зеркале, то муравей не проявляет беспокойства и попыток счистить ее. Таким образом, муравьи замечают на себе метку и ведут себя так, как будто понимают, что она именно на себе, а не на другом муравье, ориентируясь лишь на зрительные сигналы.

Значительный научный интерес представляет моделирование как одного муравья с меткой или без нее возле зеркала, так и одновременно нескольких муравьев, способных видеть друг друга, взаимодействовать между собой и с окружающими предметами. Ориентация на местности у муравьев также осуществляется в основном посредством зрения (Buehlmann et al., 2020).

Каковы требования для программной системы и вычислительного оборудования, с помощью которых можно осуществлять компьютерное моделирование среды обитания и жизнедеятельности группы муравьев – виртуальных организмов, включающих тело, мышечную, сенсорную и нервную системы? Предполагается, что организмы могут взаимодействовать друг с другом в физическом мире и «видеть» друг друга, т. е. их нервная система получает на вход поток видеоданных, соответствующих зрительно-му восприятию «от первого лица». Задача «оцифровки» структуры нервной системы, включая трехмерную морфологию каждого нейрона, его отростков и синапсов, является исключительно трудоемкой, однако, возможно, этого и не требуется, поскольку мозг все равно достаточно пластичен и в течение жизни организма претерпевает заметные структурные изменения, в том числе и у муравьев (Penick et al., 2021). При этом о закономерностях, лежащих в основе изменений мозга, известно мало. Поэтому имеет смысл ставить задачу о моделировании организма, обладающего телом и сенсорными системами муравья (по меньшей мере зрительной и механосенсорной, а также простейшими обонятельными и вкусовыми рецепторами) и нервной системой с близким числом нейронов и синапсов. Насколько быстро может осуществляться такое моделирование и можно ли рассчитывать на то, что виртуальная эволюция в такой системе поможет искусственным нейронным сетям достичь когнитивных возможностей, при которых виртуальные организмы смогут эффективно выживать, решая для этого более или менее сложные задачи, связанные с поиском пищи, избеганием опасностей и другой деятельностью?

## Материалы и методы

**Программная система.** В соответствии с обозначенной проблематикой, для решения поставленных задач используется компьютерное моделирование, производимое с помощью разработанного нами программного обеспечения для проведения численных экспериментов в области нейроэволюционного моделирования. При разработке моделей был выбран современный 3D движок Unigine (unigine.com), используемый для создания игр, систем виртуальной реальности, программ интерактивной визуализации, обучающих систем в различных сферах деятельности и др., с поддержкой платформ Windows и Linux.

Модуль физической симуляции поддерживает определение столкновений, физику твердого тела, различные типы сочленений (шарнирные, шаровые, призматические, цилиндрические и др.), динамическое разрушение объектов, ткани, плавание объектов, поля сил, обратный ход времени и др. (<https://developer.unigine.com/ru/docs/latest/principles/physics/>). Имеется возможность использовать в симуляции зеркала, что в будущем может пригодиться

для проведения «зеркального теста». В Unigine встроены язык C++, что позволяет использовать при разработке собственный программный код – например, для моделирования сетей нейронов, управляющих виртуальными организмами и получающих сигналы от их сенсорных систем.

**Модель тела «муравья».** Простейшая модель тела «муравья», которую мы спроектировали и использовали в качестве первого приближения для оценки производительности симулятора, представлена на рис. 1. В дальнейшем планируется разработать и использовать значительно более детализированную и реалистичную версию.

В простейшей тестовой сцене на плоскости случайным образом расположены частицы пищи (показаны зеленым цветом) и несколько десятков виртуальных организмов (рис. 2).

**Зрительная система.** На рис. 3 приведены примеры изображений, воспринимаемых «видеокамерой», расположенной на голове организма и направленной вперед (на данный момент реализовано только цветное монозрение, хотя на будущее запланировано и стерео). Был выбран размер изображений  $30 \times 30$  пикселей, приблизительно равный среднему пространственному разрешению среди рассмотренных выше примеров зрительных систем муравьев. Так как сами изображения достаточно малы, для удобства восприятия на рисунке они пропорционально увеличены в 5 раз (одноцветный квадрат размером  $5 \times 5$  пикселей соответствует одному реальному пикселю-«рецептору»).

Изображение задается тремя матрицами, каждая из которых представляет отдельный цветовой канал (красный – R, зеленый – G, синий – B). Каждая матрица имеет размер  $30 \times 30$ . Из них формируется массив данных, *Input*, состоящий из 2700 элементов и организованный следующим образом:

$$\begin{aligned} \text{Input}(r) &= R(i, j), \quad r = i \cdot 30 + j, \\ \text{Input}(g) &= G(i, j), \quad g = i \cdot 30 + j + 900, \\ \text{Input}(b) &= B(i, j), \quad b = i \cdot 30 + j + 1800, \end{aligned}$$

где  $0 \leq i < 30, \quad 0 \leq j < 30$ .

У симуляции есть некоторая частота обновления кадров, зависящая от вычислительных мощностей компьютера, сложности моделируемой сцены и количества «муравьев». С заданной периодичностью у каждой особи формируется такой массив, содержимое которого поступает на вход «нервной системе» организма.

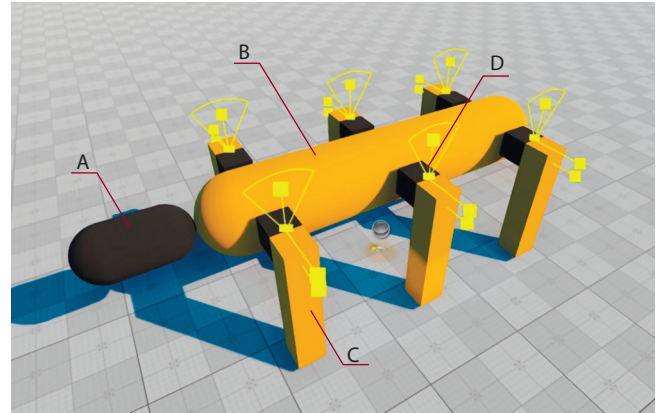
**Нервная система.** Зрительные сигналы поступают в «нервные системы» виртуальных организмов, которые в самом начале симуляции, для первого поколения «муравьев», представляют собой случайно сгенерированные сети из искусственных нейронов, подобных тем, что использовались в перцептронах (Розенблатт, 1965) для распознавания букв, цифр и геометрических фигур. В нашем случае число нейронов в каждой из сетей составляло около 3000. В пределах жизни одной особи сети имеют статическую топологию. Перцептрон состоит из S-элементов (сенсорных), одного или нескольких слоев A-элементов (ассоциативных) и R-элементов (реагирующих). A-элементы задаются набором матриц весов  $A_1, A_2, \dots, A_n$  и векторов сдвига  $b_1, b_2, \dots, b_n$ . На массив

*Input*, описанный выше, матрицы и вектора действуют следующим образом:

$$result_i = A_i \cdot result_{i-1} + b_i,$$

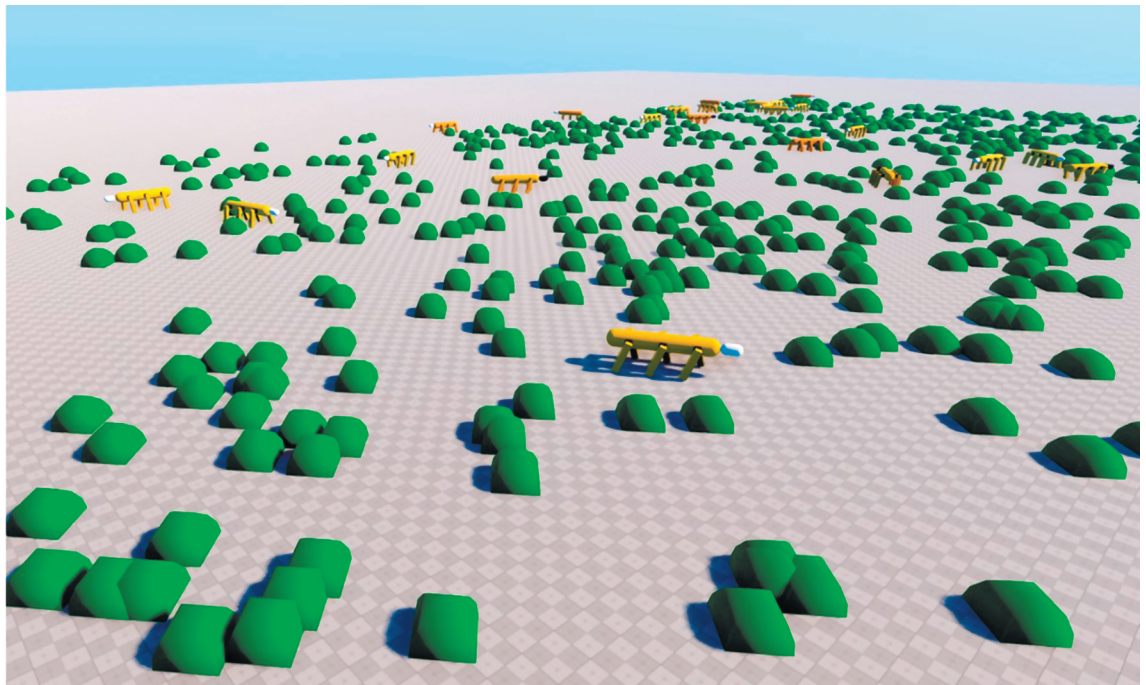
где  $result_0$  – слой из сенсорных элементов, содержащий массив воспринимаемой «муравьем» зрительной информации,  $i = 1, \dots, n$ . Если в результате активируются те или иные R-элементы, это приводит к соответствующим действиям, выполняемым муравьем (изменение скорости, поворот влево или вправо).

**Моделирование эволюции.** Некоторые наборы весов описанных выше перцептронов обеспечивают более эффективное выживание, т.е. способность воспринимать поток зрительных сигналов «от первого лица», анализировать их и управлять движением организма таким образом, чтобы регулярно достигать частиц пищи и поддерживать необходимый «уровень энергии» в организме (сытое состояние). Те организмы, которые слишком долго остаются



**Рис. 1.** Простейшая 3D модель тела «муравья», общий вид.

A – голова, B – туловище, C – ноги, D – подвижные соединения, связывающие ноги и туловище. Голова имеет подвижное соединение с туловищем.



**Рис. 2.** Общий вид симуляции – тестовая сцена с несколькими десятками виртуальных организмов.



**Рис. 3.** Вид «от первого лица», несколько примеров.

На первом примере (слева) можно различить другую особь (вверху, в коричневых тонах) и тень воспринимающего это изображение виртуального организма (темно-серого цвета).

голодными, вымирают, а «долгожители» имеют возможность порождать потомков, наследующих структуру их нейронных сетей. В настоящее время в симуляторе половое размножение не реализовано, потомок порождается лишь одним родителем. В природе такой механизм размножения, называемый партеногенезом, тоже встречается, в том числе у множества типов членистоногих, включая, кстати, 8 видов муравьев, а также примерно у 70 видов позвоночных.

В симуляторе текущий «уровень энергии» организма обозначен как «сытость» –  $Satiety(t)$ , с которой связаны следующие величины:

$MaxSatiety$  – максимальная сытость организма (по умолчанию равна 15);

$BirthSatiety = MaxSatiety \cdot 0.7$  – сытость организма, при достижении которой он порождает потомка. При этом половина имеющихся ресурсов остается у организма, а половина переходит потомку.

Каждый организм инициализируется с сытостью  $Satiety(0) = 8$ . Каждый раз по прошествии заданного интервала времени он теряет единицу сытости (в процессе жизнедеятельности организма «расходуется энергия»). При  $Satiety(t) = 0$  организм умирает. При поглощении пищи организм получает единицу сытости, пока не достигнет  $MaxSatiety$ .

При генерации потомка он наследует нейросеть родителя с изменениями, которые осуществляются по следующим правилам:

$\epsilon, \delta$  – случайные величины с равномерным распределением;

$\epsilon \in [a, b]$  – вероятность мутации нейрона,  $0 \leq a \leq b \leq 1$ ;  
 $\delta \in [c, d]$  – величина изменения веса в элементе матрицы при мутации,  $c \leq d$ . Значения  $a, b, c$  и  $d$  при необходимости могут быть изменены пользователем.

Каждый элемент  $A_k(i, j)$  и  $b_k(l)$  ( $k = 1, \dots, n$ ) матриц весов и векторов сдвига меняется на  $+\delta$  или  $-\delta$  с вероятностью  $\epsilon$ .

## Результаты

Основным результатом на данном этапе работы являются созданный нами прототип симулятора (включающий трехмерный физический мир, модель физического тела муравья, модель зрительной системы и модель нервной системы), исходные программные коды которого доступны в репозитории по ссылке (<https://github.com/NotNa19/AntPrototype>), а также оценка его скорости работы на различных вычислительных системах в зависимости от их характеристик и от числа нейронов в нервной системе виртуальных организмов. Дальнейшее развитие проекта зависит от возможности производить нейроэволюционное моделирование как минимум одного, а желательно нескольких виртуальных организмов, «нервная система» которых сравнима с таковой для настоящего муравья по числу нервных клеток.

Ниже приведены характеристики вычислительных систем, на которых производилось тестирование, и максимальное количество виртуальных организмов, моделируемых одновременно, в пределах которого работа симулятора оставалась стабильной. В данном случае под «стабильной работой» подразумевается корректное функ-

ционирование организмов и их физических тел. Дело в том, что в текущей версии Unigine при низкой частоте кадров могут происходить задержки между движением различных составляющих организма, может не срабатывать обработка коллизий между объектами «организм» и «пища», а также возникать другие проблемы подобного рода. Их решение является возможным и запланировано на будущее, но требует более глубокого изучения механизмов 3D движка. При разрешении экрана  $1920 \times 1080$  пикселей и частоте обновления кадров (frames per second, FPS) не менее 30 за секунду работа симулятора была стабильной, однако число одновременно моделируемых особей оказывало влияние на эти показатели. На имеющемся в нашем распоряжении вычислительном оборудовании были получены следующие значения:

Характеристики вычислительной системы	Максимальное число виртуальных организмов, при котором работа симулятора стабильна
CPU Intel Core i5-7300HQ 2.50 GHz GPU GeForce GTX1050 Ti, 4 Gb	50
CPU AMD Ryzen 7 2700X 3.70 GHz GPU NVIDIA GeForce 1060, 6 Gb	80
CPU AMD Ryzen 5 5600X 3.7/4.6 GHz GPU MSI GeForce RTX 3060 Ti, 8 Gb	150

Детализация времени, затрачиваемого на различные этапы работы симулятора, показала, что при небольшом размере нервной системы (тысячи–десятки тысяч нейронов) наиболее существенным фактором, ограничивающим скорость его работы, является процесс получения зрительной информации «от первого лица» для популяции муравьев, даже с учетом того, что многопоточность расчетов обеспечивается самим движком. Зависимость максимального числа особей в симуляции от количества нейронов в «нервной системе» виртуального организма (у всех особей одинаковое число) тоже была исследована. Для GeForce RTX 3060 Ti + AMD Ryzen 5 5600X получены следующие показатели:

Число нейронов	Максимальное число виртуальных организмов, при котором работа симулятора стабильна
3000	150
10000	50
100000	10

Достаточно ощутимое влияние на производительность системы оказывают также затраты на визуализацию для внешнего наблюдателя. Мы произвели соответствующие измерения и получили следующие данные для конфигурации, включающей CPU AMD Ryzen 7 2700X 3.70 GHz и GPU NVIDIA GeForce 1060 6 Gb:

- при выполнении симуляции с пустой сценой (с визуализацией для внешнего наблюдателя или без нее) получается стабильно 9000 тактов за 60 с (в среднем 150 тактов/с);
- при выполнении симуляции с 80 организмами с визуализацией для внешнего наблюдателя получаем 5400 тактов за 60 с (в среднем 90 тактов/с), а без визуализации – 7800 тактов за 60 с (в среднем 130 тактов/с);
- при большей нагрузке (100 особей и большее количество еды) получилось 1800 тактов за 60 с с визуализа-

цией (в среднем 30 тактов/с) и 4500 тактов за 60 с без визуализации (в среднем 75 тактов/с).

Таким образом, визуализация для внешнего наблюдателя (пользователя) действительно играет достаточно существенную роль в общей производительности системы и ее стоит производить лишь в случаях, когда она действительно необходима: например, при отладке или при записи демонстрационных видеороликов, иллюстрирующих работу симулятора.

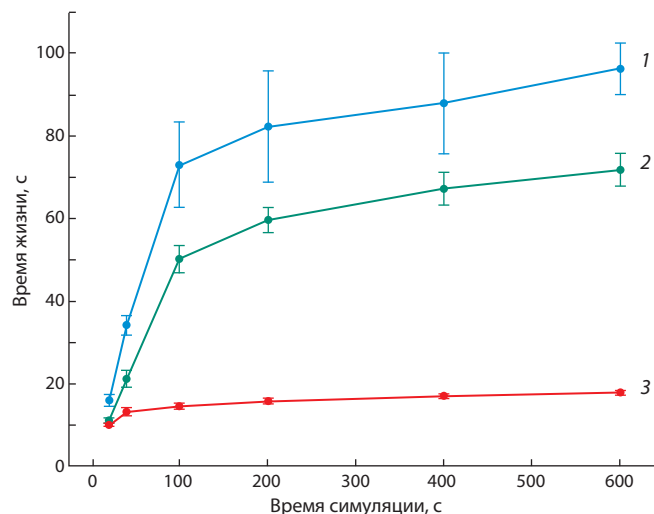
Работа генетического алгоритма может быть проиллюстрирована зависимостью времени жизни особей, возрастающей по мере роста числа поколений. Графики, представленные на рис. 4, были получены на основе 10 запусков симулятора с одинаковыми параметрами.

Видно, что с течением времени в популяции появляются особи, живущие во много раз дольше, чем те, которые еще не прошли естественный отбор (с параметрами нейросети, сгенерированными случайным образом). На уровне поведения и при визуальном наблюдении это выражается в том, что наиболее приспособленные виртуальные организмы целенаправленно двигаются к частицам «пищи» и избегают удаления от центральной области пространства, в которой «пища» сосредоточена, т. е. действительно являются успешно адаптировавшимися к своим условиям обитания.

## Обсуждение

Использованная нами архитектура нейронной сети достаточно проста и на данном этапе применялась в основном для тестирования системы в целом и для оценок ее производительности на ранней стадии разработки. В настоящее время осуществляется реализация следующей, значительно более продвинутой и современной архитектуры нейронной сети, представляющей собой комбинацию свёрточной нейронной сети (LeCun, Bengio, 1995) (для работы с входящими изображениями) и алгоритма NEAT (NEuroevolution of Augmenting Topologies) (Stanley, Miikkulainen, 2002). NEAT может изменять не только весовые параметры, но и структуру нейронной сети в процессе жизни организма. Свёрточная нейронная сеть будет преобразовывать детали изображения к некоторым абстракциям, а алгоритм NEAT – отвечать за поведенческую часть виртуального организма, работая с результатами функционирования свёрточной нейронной сети.

Помимо этого варианта, достаточно перспективными архитектурами являются самоорганизующиеся сети, например такие, как неокогнитрон (Kuniyiko, 1980). Также существуют значительно более реалистичные с точки зрения электрофизиологии нейронные сети, основанные на модели Ходжкина–Хаксли (Hodgkin, Huxley, 1952), в которой нервная клетка представлена в виде компартиментов, характеризующихся электрическими емкостями и сопротивлениями, с расчетами мембранных потенциалов и ионных токов. Современная реализация этой модели с поддержкой параллельных вычислений на GPU имеет следующие показатели производительности. В работе (Stimberg et al., 2020) нейросеть из 64 тыс. нейронов требует около 0.6 с вычислений на GPU Tesla V100 (обладает производительностью 14.1 TFLOPS в режиме FP32) для расчета 1 с времени симуляции (т. е. в режиме реального



**Рис. 4.** Зависимость лучшего времени жизни особи в популяции за весь период от начала до данного момента (1), на данный момент (2), а также среднее время жизни в популяции (3), с указанием среднеквадратичного отклонения.

Данные получены по 10 запускам симуляции.

времени), а нейросеть из 256 тыс. нейронов – около 3 с вычислений на 1 с времени симуляции. При этом численное интегрирование уравнений, описывающих систему, происходит с интервалом, не превышающим 0.1 мс для обеспечения точности вычислений и стабильности работы системы, а каждый нейрон в среднем имеет около 1000 связей, 80 % из которых активирующие, а 20 % – ингибирующие.

В последнее время достаточно активно ведутся исследования новых архитектур нейросетей, многие из которых находят практическое применение. В частности, в области нейроэволюционных методов накоплен широкий спектр перспективных вариантов, детально рассмотренный в работе (Хлопкова, 2016, гл. 1), включая их сравнение и классификацию, и в обзорной статье (Ma, Xie, 2022). В дальнейшем мы планируем реализовать наиболее подходящие и перспективные из них в представленном симуляторе и исследовать пределы их «когнитивных возможностей» при управлении моделью муравья.

## Заключение

Современные GPU, такие как, например, NVidia 3080 Ti, с 10240 параллельными вычислительными ядрами CUDA, обладают производительностью 34.1 TFLOPS, а ожидаемые в ближайшем будущем 4080 Ti – 67.6 TFLOPS. Таким образом, уже сейчас достигнута технологическая возможность осуществлять симуляцию одного виртуального организма с биологически реалистичной нейронной сетью из 256 тыс. нейронов и 256 млн связей между ними, с шагом численного интегрирования по времени 0.1 мс, на одном GPU. Это сравнимо с нейронной сетью нервной системы муравья, включающей около 250 тыс. нейронов.

Наши расчеты для виртуальных организмов с нейросетями из нескольких тысяч элементов показали, что вычислительные затраты на работу нейронных сетей и

виртуальную физическую среду относительно небольшие, а основным ограничивающим фактором являются потоки видеоданных в режиме «от первого лица», несущие зрительную информацию. Однако в случае нейросетей, состоящих из сотен тысяч нейронов, основным потребителем вычислительных ресурсов становится «нервная система». Таким образом, учитывая вышесказанное, современная настольная (desktop) вычислительная система с мощной современной видеокартой (GPU) обладает достаточной производительностью, чтобы обеспечить симуляцию виртуального организма с «нервной системой» на основе модели Ходжкина–Хаксли, эквивалентной по числу нейронов нервной системе муравья, в режиме реального времени. При наличии нескольких GPU в составе одного компьютера число одновременно моделируемых муравьев, взаимодействующих друг с другом, может быть увеличено пропорционально числу GPU.

## Список литературы / References

- Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. М.: Мир, 1965.  
[Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Washington DC: Spartan Books, 1962.]
- Хлопкова О.А. Методы и алгоритмы интеллектуализации принятия решений в условиях неопределенности на базе аппарата нейронных сетей и эволюционного моделирования: Дис. ... канд. техн. наук. М., 2016.  
[Khlopko O.A. Methods and algorithms for the intellectualization of decision making under conditions of indeterminacy based on neural networks and evolutionary modeling. Ph.D. Thesis. Moscow, 2016. (in Russian)]
- Aksoy V., Camlitepe Y. Spectral sensitivities of ants – a review. *Anim. Biol.* 2018;68(1):55-73. DOI 10.1163/15707563-17000119.
- Buehlmann C., Wozniak B., Goulard R., Webb B., Graham P., Niven J.E. Mushroom bodies are required for learned visual navigation, but not for innate visual behavior, in ants. *Curr. Biol.* 2020; 30(17):3438-3443.e2. DOI 10.1016/j.cub.2020.07.013.
- Cammaerts M.-C., Cammaerts R. Are ants (Hymenoptera, Formicidae) capable of self recognition? *J. Sci.* 2015;5(7):521-532.
- Ferrario A., Palyanov A., Koutsikou S., Li W., Soffe S., Roberts A., Borisyuk R. From decision to action: detailed modelling of frog tadpoles reveals neuronal mechanisms of decision-making and reproduces unpredictable swimming movements in response to sensory signals. *PLoS Comput. Biol.* 2021;17(12):e1009654. DOI 10.1371/journal.pcbi.1009654.
- Herculano-Houzel S., Lent R. Isotropic fractionator: a simple, rapid method for the quantification of total cell and neuron numbers in the brain. *J. Neurosci.* 2005;25(10):2518-2521. DOI 10.1523/jneurosci.4526-04.2005.
- Herculano-Houzel S., Mota B., Lent R. Cellular scaling rules for rodent brains. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.* 2006;103(32):12138-12143. DOI 10.1073/pnas.0604911103.
- Hodgkin A.L., Huxley A.F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *J. Physiol.* 1952;117(4):500-544. DOI 10.1113/jphysiol.1952.sp004764.
- Kunihiko F. Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biol. Cybernetics.* 1980;36(4):193-202. DOI 10.1007/BF00344251.
- LeCun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech, and time series. In: Arbib M.A. (Ed.) *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Cambridge; London: Bradford Book, The MIT press, 1995;276-278.
- Ma Y., Xie Y. Evolutionary neural networks for deep learning: a review. *Int. J. Mach. Learn. Cyber.* 2022;13:3001-3018. DOI 10.1007/s13042-022-01578-8.
- Macquart D., Garnier L., Combe M., Beugnon G. Ant navigation en route to the goal: signature routes facilitate way-finding of *Gigantops destructor*. *J. Comp. Physiol. A. Neuroethol. Sens. Neural. Behav. Physiol.* 2006;192(3):221-234. DOI 10.1007/s00359-005-0064-7.
- Moffett M.W., Garnier S., Eisenhardt K.M., Furr N.R., Warglien M., Sartoris C., Ocasio W., Knudsen T., Bach L.A., Offenberg J. Ant colonies: building complex organizations with minuscule brains and no leaders. *J. Org. Design.* 2021;10:55-74. DOI 10.1007/s41469-021-00093-4.
- Penick C.A., Ghaninia M., Haight K.L., Opachaloemphan C., Yan H., Reinberg D., Liebig J. Reversible plasticity in brain size, behavior and physiology characterizes caste transitions in a socially flexible ant (*Harpegnathos saltator*). *Proc. R. Soc. B. Biol. Sci.* 2021; 288(1948):20210141. DOI 10.1098/rspb.2021.0141.
- Sarma G.P., Lee C.W., Portegys T., Ghayoomie V., Jacobs T., Alicea B., Cantarelli M., Currie M., Gerkin R.C., Gingell S., Gleeson P., Gordon R., Hasani R.M., Idili G., Khayrulin S., Lung D., Palyanov A., Watts M., Larson S.D. OpenWorm: overview and recent advances in integrative biological simulation of *Caenorhabditis elegans*. *Philos. Trans. R. Soc. B. Biol. Sci.* 2018;373(1758):20170382. DOI 10.1098/rstb.2017.0382.
- Scheffer L.K., Xu C.S., Januszewski M., Lu Z., Takemura S.Y., Hayworth K.J., Huang G.B., ... Meinertzhagen I.A., Rubin G.M., Hess H.F., Jain V., Plaza S.M. A connectome and analysis of the adult *Drosophila* central brain. *eLife.* 2020;9:e57443. DOI 10.7554/eLife.57443.
- Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evol. Comput.* 2002;10(2):99-127. DOI 10.1162/106365602320169811.
- Stimberg M., Goodman D.F.M., Nowotny T. Brian2GeNN: accelerating spiking neural network simulations with graphics hardware. *Sci. Rep.* 2020;10(1):410. DOI 10.1038/s41598-019-54957-7.

## ORCID ID

A. Palyanov orcid.org/0000-0003-1108-1486

**Благодарности.** Работа выполнена в рамках госзадания Института систем информатики им. А.П. Ершова СО РАН (тема FWNU-2022-0006).

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Поступила в редакцию 19.08.2022. После доработки 01.11.2022. Принята к публикации 08.11.2022.