

Анализ вычислительной трудоемкости федеративных алгоритмов нейрокогнитивного управления имитационными фенотипическими моделями растений

М. А. Абазоков¹, М. И. Анчечков¹, К. Ч. Бжихатлов¹, Ж. Х. Курашев¹,
З. В. Нагоев¹, О. В. Нагоева^{✉2}, А. А. Унагасов¹, А. А. Хамов¹

¹Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук
360010, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

²Институт информатики и проблем регионального управления –
филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук
360000, Россия, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а

Аннотация. Целью исследования является разработка методологии создания гибридов хозяйственно полезных растений с заданным набором фенотипических свойств на основе применения методов универсального искусственного интеллекта для управления федеративными имитационными моделями вегетации. Основной задачей данной работы является анализ вычислительной трудоемкости основных алгоритмов функционирования и обучения нейрокогнитивных систем управления федеративными имитационными моделями вегетации растений при использовании вычислителей различных типов. В работе приведены результаты оценки времени выполнения цикла диспетчеризации в федеративной системе имитационного моделирования фенотипической динамики растений на последовательном и параллельном вычислителе.

Ключевые слова: универсальный искусственный интеллект, мультиагентные системы, нейрокогнитивное управление, селекция растений, экспрессия генов, анализ вычислительной трудоемкости, федеративные алгоритмы

Поступила 23.09.2024, одобрена после рецензирования 07.10.2024, принята к публикации 09.10.2024

Для цитирования. Абазоков М. А., Анчечков М. И., Бжихатлов К. Ч., Курашев Ж. Х., Нагоев З. В., Нагоева О. В., Унагасов А. А., Хамов А. А. Анализ вычислительной трудоемкости федеративных алгоритмов нейрокогнитивного управления имитационными фенотипическими моделями растений // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2024. Т. 26. № 5. С. 107–128. DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-5-107-128

MSC: 68T42

Original article

Analysis of computational complexity of federated algorithms for neurocognitive control of imitation phenogenetic models of plants

M.A. Abazokov¹, M.I. Anchekov¹, K.Ch. Bzhikhatlov¹, Zh.Kh. Kurashev¹,
Z.V. Nagoev¹, O.V. Nagoeva^{✉2}, A.A. Unagasov¹, A.A. Khamov¹

¹Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences
360010, Russia, Nalchik, 2 Balkarov street

²Institute of Computer Science and Problems of Regional Management –
branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences
360000, Russia, Nalchik, 37-a I. Armand street

Abstract. The aim of the study is to develop a methodology for creating hybrids of economically useful plants with a given set of phenotypic properties based on the use of universal artificial intelligence methods for managing federated simulation models of vegetation. The main objective of this work is to analyze the computational complexity of the main algorithms for the functioning and training of neurocognitive systems for managing federated simulation models of plant vegetation using computers of various types. The paper presents the results of estimating the execution time of the dispatching cycle in a federated system for imitation modeling of plant phenogenetic dynamics on a sequential and parallel computer.

Keywords: universal artificial intelligence, multi-agent systems, neurocognitive control, plant breeding, gene expression, computational complexity analysis, federated algorithms

Submitted 23.09.2024,

approved after reviewing 07.10.2024,

accepted for publication 09.10.2024

For citation. Abazokov M.A., Anchekov M.I., Bzhikhatlov K.Ch., Kurashev Zh.Kh., Nagoev Z.V., Nagoeva O.V., Unagasov A.A., Khamov A.A. Analysis of computational complexity of federated algorithms for neurocognitive control of imitation phenogenetic models of plants. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2024. Vol. 26. No. 5. Pp. 107–128. DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-5-107-128

ВВЕДЕНИЕ

Необходимость повышения производительности и эффективности селекционных процессов определила существенный рост *актуальности* имитационного моделирования растений, их сообществ, феногенетической динамики и изменчивости, а также значительное увеличение интереса исследователей к этому междисциплинарному направлению в последнее десятилетие [1–7].

В [8] введена концепция коллаборативной селекционной системы на базе федеративных интеллектуальных агентов, управляющих процессами в системах автоматизации селекции и семеноводства.

В [9] предложено для имитационного моделирования феногенетических процессов в таких системах использовать интеллектуальных агентов на основе управляющих нейрокогнитивных архитектур, выполняющих функции акторов генетических алгоритмов в контуре многопоколенной оптимизации.

В [10] предложена концепция разработки имитационных моделей растений с помощью нейрокогнитивного управления поведением федеративной мультиагентной системы условных мезомасштабных агентов-клеток. В этой работе определены также подходы к разработке комплекса для автоматического сбора данных в интересах обучения интеллектуальных экспертных систем селекции и семеноводства на базе применения роботов для цифрового фенотипирования и доступной информации об особенностях геномов растений. Для обучения федеративной нейрокогнитивной системы управления имитационными моделями предложено использовать феногенетические параметры, связанные с процессами идентификации экспрессии генов растений.

В [11] предложены нейрокогнитивные методы и алгоритмы обучения интеллектуальных информационно-управляющих систем в социальной коммуникативной среде, которые могут быть применены для интерактивного пополнения децентрализованной базы знаний федеративной системы имитационного моделирования растений и их феногенетических свойств.

Настоящая работа развивает идеи вышеуказанных исследований, направленных на создание и применение распределенных мультиагентных имитационных моделей процессов вегетации растений на основе систем универсального искусственного интеллекта в интересах управления процессами синтеза гибридов хозяйственно полезных растений с заданным набором фенотипических свойств, в части исследования возможностей организации вычислений, необходимых для обеспечения работы этих нетривиальных моделей.

В [10] отмечается, что федеративные мультиагентные имитационные модели растений могут включать в себя миллиарды синхронно функционирующих программных агентов, что определяет высокие требования к выбору алгоритмов, вычислителям и способам организации взаимодействия между агентами. В данной работе исследуется трудоемкость федеративных алгоритмов нейрокогнитивного синтеза законов управления поведением агентов-клеток с учетом вариантов реализации системы на базе вычислителей различной конфигурации.

1. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ АРХИТЕКТУРА И ЛОГИЧЕСКАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ ФЕДЕРАТИВНОЙ СИСТЕМЫ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ФЕНОГЕНЕТИЧЕСКОЙ ДИНАМИКИ РАСТЕНИЙ

Федеративная система имитационного моделирования вегетации растений строится на базе комплекса распределенного программного обеспечения для организации децентрализованных вычислений и удаленного доступа селекционеров к утилитам создания и обучения интеллектуальных агентов-клеток под управлением нейрокогнитивных архитектур. Программная архитектура комплекса показана на рис. 1.

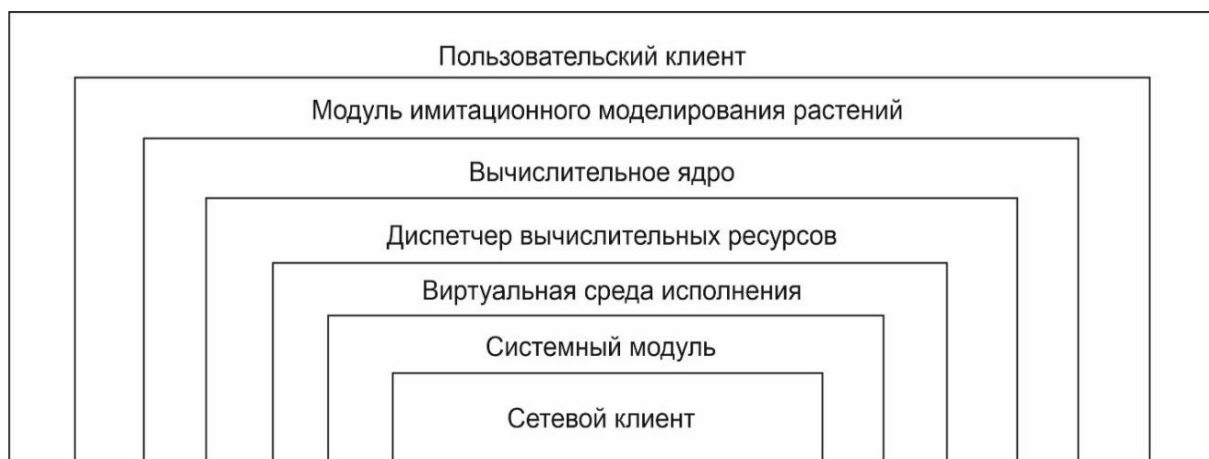


Рис. 1. Архитектура программного комплекса имитационного моделирования феногенетической динамики растений

Fig. 1. Architecture of the software package for simulation modeling of plant phenogenetic dynamics

Целесообразность применения федеративной системы, состоящей из интеллектуальных нейрокогнитивных агентов, определяется возможностями интенсификации процесса приобретения этими агентами знаний за счет параллельного обучения имитационных моделей различных растений с учетом локально генерируемых экспериментальных данных и интерактивного обучения.

Главная цель модульной организации системы состоит в реализации возможности автономной балансировки вычислительной нагрузки между децентрализованными последовательно-параллельными вычислителями. На рис. 2 дана структурно-функциональная схема распределенной организации хранения и применения федеративных интеллектуальных программных агентов на базе нейрокогнитивной архитектуры.

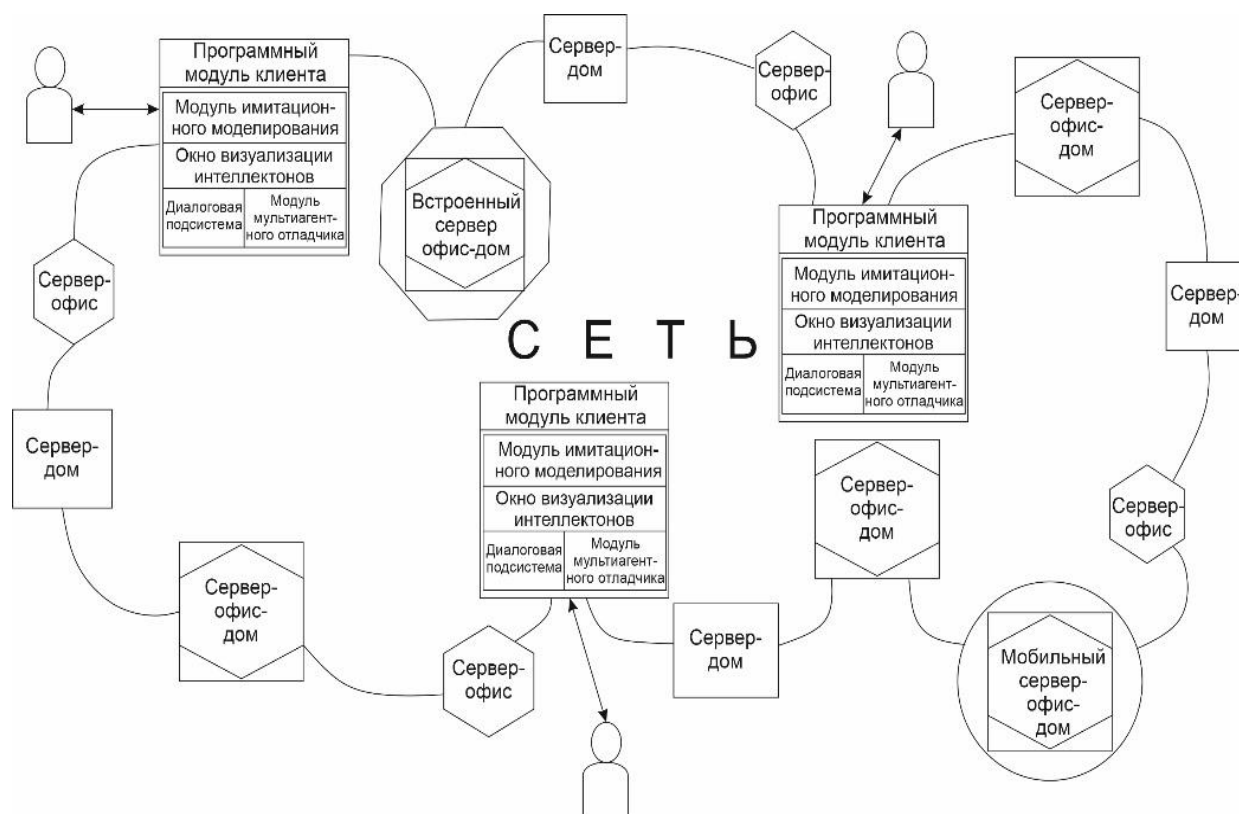


Рис. 2. Структурно-функциональная схема федеративной системы имитационного моделирования феногенетической динамики растений

Fig. 2. Structural and functional diagram of the federated system of simulation modeling of phenogenetic dynamics of plants

Из рисунка следует, что нейрокогнитивные агенты базируются на логических серверах, представляющих собой специализированные функциональные узлы глобальной сети. Интеллектуальные агенты используют специфическую метафору хранения и применения. Логические сервера, применяемые для реализации задач назначения, называются *серверами-офисами*. Логические сервера, на которых хранятся, называются *серверами-домами*.

2. УПРАВЛЯЮЩИЕ НЕЙРОКОГНИТИВНЫЕ АРХИТЕКТУРЫ АГЕНТОВ-КЛЕТОК

В СОСТАВЕ ФЕДЕРАТИВНОЙ ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ И ОСНОВНЫЕ АЛГОРИТМЫ ИХ РАБОТЫ

Схема логической организации базового интеллектуального нейрокогнитивного агента (*интеллектона*), управляющего поведением имитационной модели условной мезомасштабной клетки растения [10], дана на рис. 3.

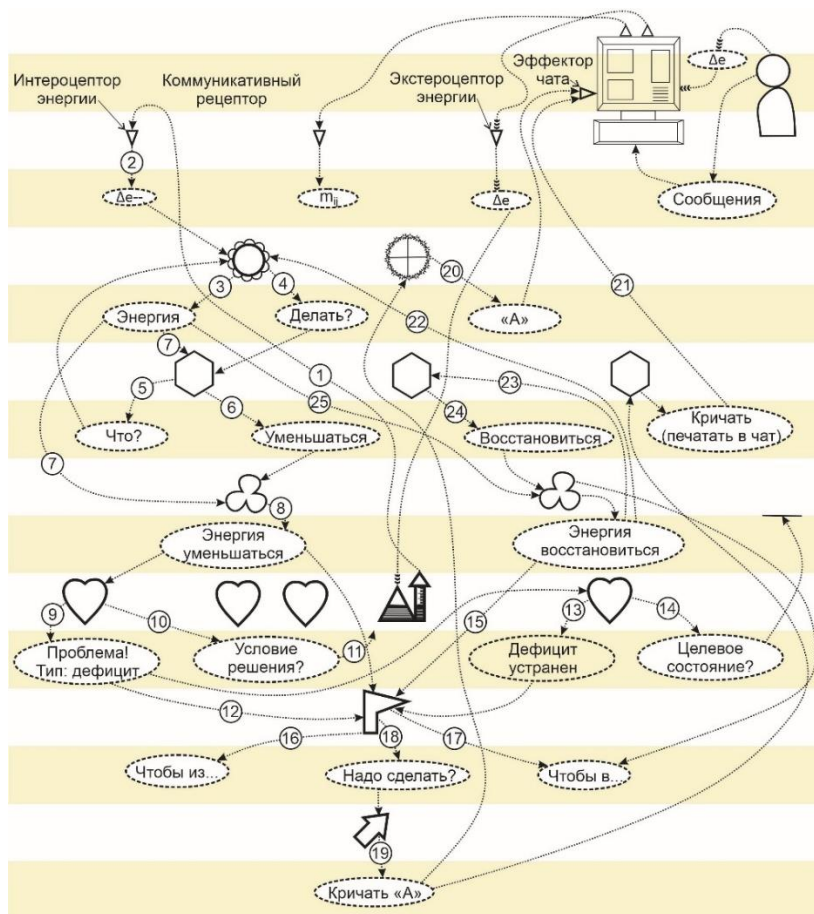


Рис. 3. Базовая архитектура нейрокогнитивного интеллектуального агента

Fig. 3. Basic architecture of a neurocognitive intelligent agent

Прототип такого агента в системе трехмерной визуализации представлен на рисунке 4.

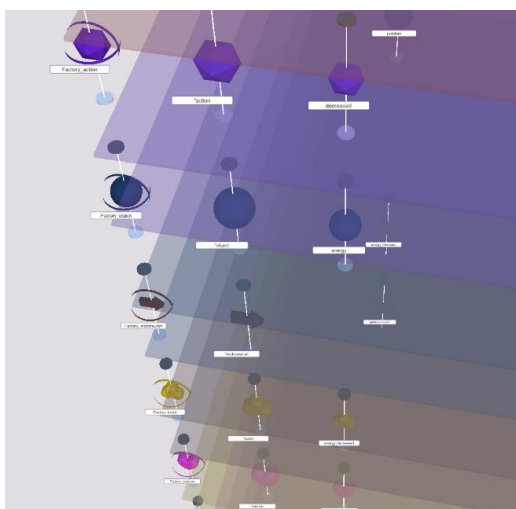


Рис. 4. Визуализация нейрокогнитивного интеллектуального агента

Fig. 4. Visualization of a neurocognitive intelligent agent

Нейрокогнитивная архитектура – это метафора проектирования интеллектуальных агентов, обладающих возможностями самостоятельного поиска (идентификации) проблем универсального спектра и построения их решений (онтологизации) с помощью т.н. n-функций,

задающих отображения между множествами состояний агентов-нейронов (*агнейронов*), действующих в функциональных узлах когнитивной архитектуры [12]. Такие агнейроны, выполняющие распознавание входных сигналов, формирование состояний на их основе, построение оценок этих состояний, выбор субоптимальных целей и синтез планов действий, изображены на рис. 4 в виде объемных фигур различной формы в отдельных слоях трехмерной визуализации интеллектуального агента.

Сами агнейроны в свою очередь управляются внутренними когнитивными архитектурами, состоящими из т.н. акторов – процедурных агентов, не имеющих собственных целевых функций. Алгоритм работы акторов задается базами знаний, содержащими продукционные правила, структура которых приведена на рис. 5.

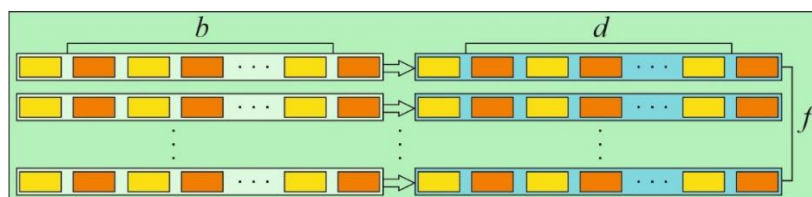


Рис. 5. Схема организации базы знаний актора

Fig. 5. Scheme of organization of the actor's knowledge base

Акторы в составе когнитивной архитектуры агнейрона также организованы в функциональные узлы различной специализации – акторкогнитоны (рис. 6).

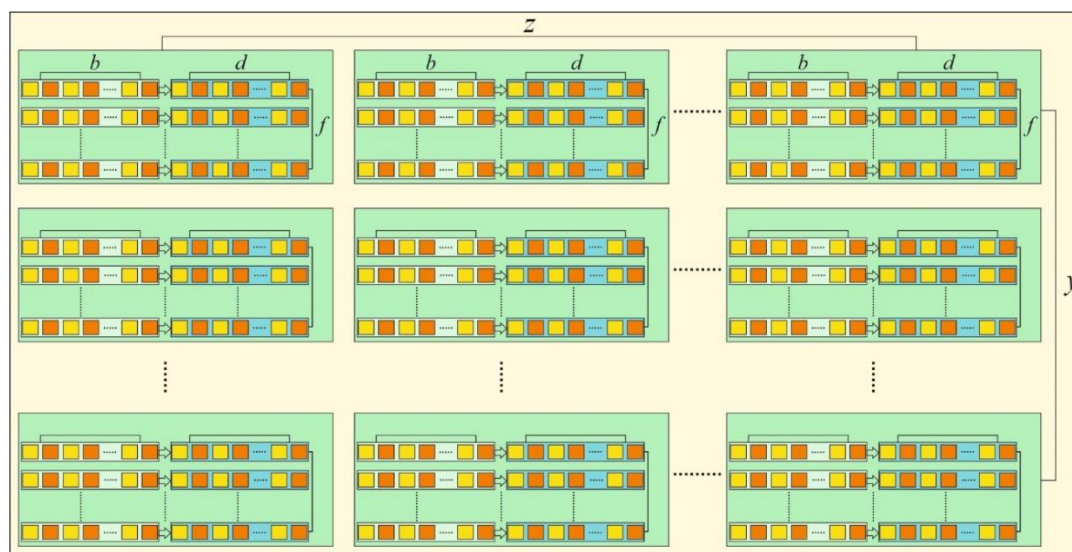


Рис. 6. Акторы в составе когнитивной архитектуры агнейрона

Fig. 6. Actors in the cognitive architecture of the agneuron

Прохождение сигналов через последовательность n -отображений, имитирующих рост и деградацию аксо-дендрональных связей (т.н. алгоритм *онтонейроморфогенеза*) между агнейронами, задает пространство альтернатив и представление критериев выбора субоптимального плана действий, направленного на имитацию поведения условной мезомасштабной модели клетки растения [10].

На рис. 3 агнейроны в функциональных узлах разных уровней когнитивной архитектуры показаны двумерными пиктограммами различных форм.

На рис. 7 приведено схематическое изображение нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента с разметкой количества структурных элементов, которую в дальнейшем используем для анализа вычислительной трудоемкости нейрокогнитивных алгоритмов.

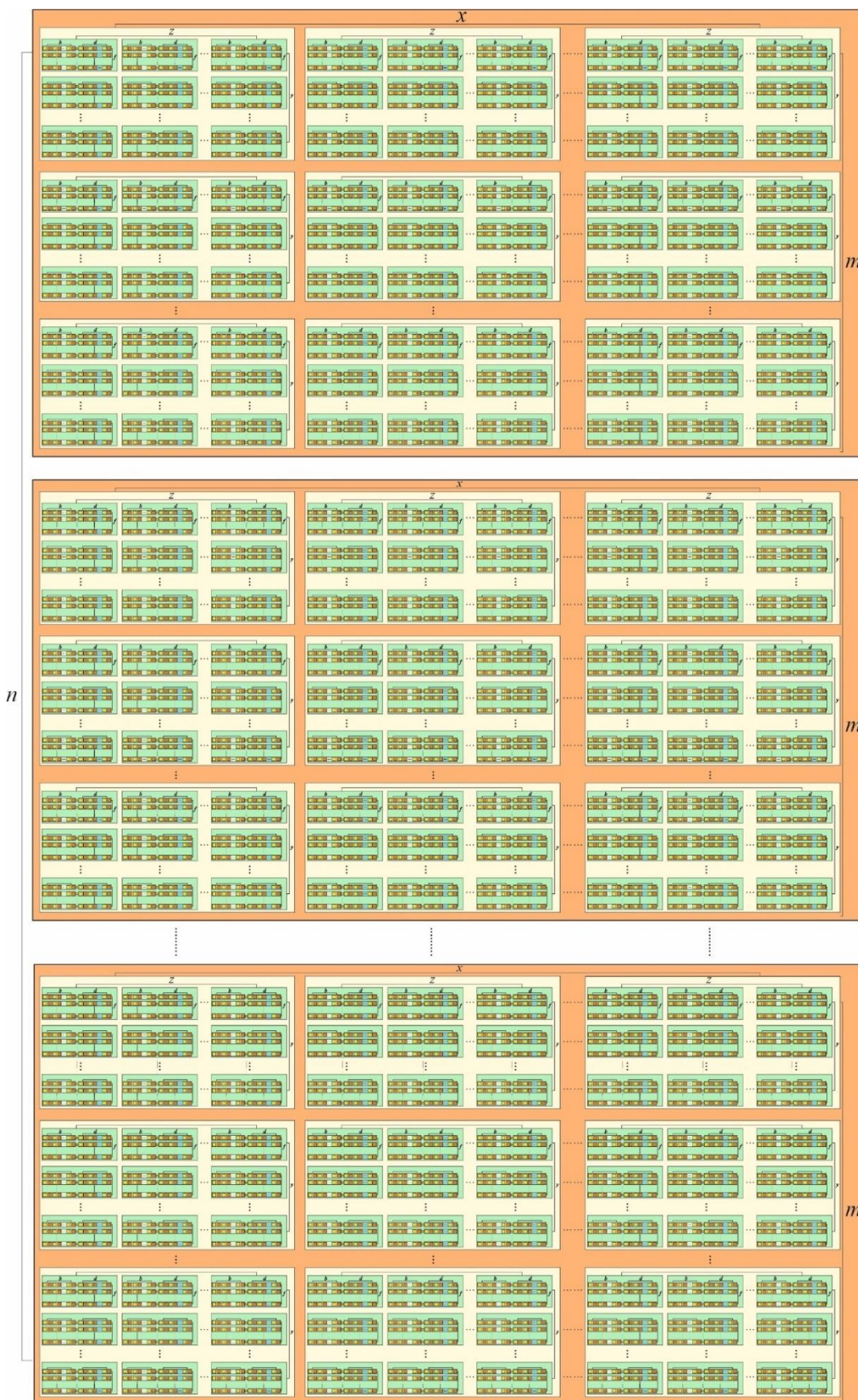


Рис. 7. Нейрокогнитивная архитектура интеллектуального агента

Fig. 7. Neurocognitive architecture of an intelligent agent

Приведем фрагмент нейрокогнитивного алгоритма идентификации. В этом алгоритме используется обозначение n -отображения, где аргументы в скобках представляют сообщения агнейронов из предыдущего функционального узла (когнитона) когнитивной архитектуры, результат выполнения функции, расположенный слева от знака равенства, – сообщения агнейронов текущего когнитона, нижние индексы указывают на агнейронов – отправителей входных сообщений, а верхние соответственно – выходных сообщений:

$$\begin{aligned}
 Y_{RA}^{ijk1} &= H_{K_{1R^O}^{ijk}}^{K_{1R^A}^{ijk}}(Y_{R^O}^{ijk1}), Y_{R^O}^{ijk1} = H_{K_{1R^A}^{ijk}}^{K_{1R^O}^{ijk}}(Y_{R^A}^{ijk1}), Y_{R^V}^{ijk1} = H_{K_{1R^O}^{ijk}, K_{1R^A}^{ijk}}^{K_{1R^V}^{ijk}}(Y_{R^O}^{ijk1}, Y_{R^A}^{ijk1}), \\
 Y_E^{ijk2} &= H_{K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{2E}^{ijk}}(Y_{R^V}^{ijk1}), Y_{R^V}^{ijk1} = H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{1R^V}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), Y_C^{ijk8} = H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{8C}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), Y_E^{ijk2} = H_{K_{8C}^{ijk}}^{K_{2E}^{ijk}}(Y_C^{ijk8}), \\
 Y_N^{ijk9} &= H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{9N}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), Y_E^{ijk2} = H_{K_{9N}^{ijk}}^{K_{2E}^{ijk}}(Y_N^{ijk9}), Y_C^{ijk8} = H_{K_{9N}^{ijk}}^{K_{8C}^{ijk}}(Y_N^{ijk9}), Y_N^{ijk9} = H_{K_{8C}^{ijk}}^{K_{9N}^{ijk}}(Y_C^{ijk8}), \\
 Y_B^{ijk7} &= H_{K_{8C}^{ijk}}^{K_{7B}^{ijk}}(Y_C^{ijk8}), Y_C^{ijk8} = H_{K_{7B}^{ijk}}^{K_{8C}^{ijk}}(Y_B^{ijk7}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{7B}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_B^{ijk7}), Y_B^{ijk7} = H_{K_{6G}^{ijk}}^{K_{7B}^{ijk}}(Y_G^{ijk6}), \\
 Y_G^{ijk6} &= H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), Y_E^{ijk2} = H_{K_{6G}^{ijk}}^{K_{2E}^{ijk}}(Y_G^{ijk6}), Y_E^{ijk2} = H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{2E}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), \\
 Y_{R^V}^{ijk1} &= H_{K_{2E}^{ijk}}^{K_{1R^V}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}), Y_S^{ijk3} = H_{K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{3S}^{ijk}}(Y_{R^V}^{ijk1}), Y_{R^V}^{ijk1} = H_{K_{3S}^{ijk}}^{K_{1R^V}^{ijk}}(Y_S^{ijk3}), \\
 Y_E^{ijk1} &= H_{K_{3S}^{ijk}, K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{1E}^{ijk}}(Y_S^{ijk3} \cup Y_{R^V}^{ijk1}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{2E}^{ijk}, K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_E^{ijk2}, Y_{R^V}^{ijk1}), \\
 Y_M^{ijk4} \cup Y_{R^V}^{ijk1} &= H_{K_{6G}^{ijk}}^{K_{4M}^{ijk} \cup K_{1R^V}^{ijk}}(Y_G^{ijk6}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{3S}^{ijk} \cup K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_S^{ijk3} \cup Y_{R^V}^{ijk1}), \\
 Y_S^{ijk3} &= H_{K_{6G}^{ijk}}^{K_S^{ijk3}}(Y_G^{ijk6}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{3S}^{ijk}}^{K_G^{ijk6}}(Y_S^{ijk3}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{3S}^{ijk}, K_{4M}^{ijk}, K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_S^{ijk3}, Y_M^{ijk4}, Y_{R^V}^{ijk1}), \\
 Y_P^{ijk5} &= H_{K_{6G}^{ijk}}^{K_{5P}^{ijk}}(Y_G^{ijk6}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{5P}^{ijk}}^{K_G^{ijk6}}(Y_P^{ijk5}), Y_G^{ijk6} = H_{K_{5P}^{ijk}, K_{4M}^{ijk}, K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{6G}^{ijk}}(Y_P^{ijk5}, Y_M^{ijk4}, Y_{R^V}^{ijk1}), \\
 Y_B^{ijk7} &= H_{K_{6G}^{ijk}, K_{4M}^{ijk}, K_{1R^V}^{ijk}}^{K_{7B}^{ijk}}(Y_G^{ijk6}, Y_M^{ijk4}, Y_{R^V}^{ijk1}), Y_C^{ijk8} = H_{K_{7B}^{ijk}}^{K_{8C}^{ijk}}(Y_B^{ijk7}), Y_N^{ijk9} = H_{K_{8C}^{ijk}}^{K_{9N}^{ijk}}(Y_C^{ijk8}).
 \end{aligned}$$

Для организации процесса работы нейрокогнитивных алгоритмов интеллектуального агента принципиальное значение имеет выбор архитектуры аппаратного вычислителя. В данной работе трудоемкость этих алгоритмов исследовалась с помощью последовательного вычислителя на базе классической фоннеймановской архитектуры и параллельных SIMD-вычислителей на основе GPGPU, интегрированных в видеокарты RTX 4090 компании NVIDIA с использованием интерфейса CUDA.

3. АНАЛИЗ ТРУДОЕМКОСТИ НЕЙРОКОГНИТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЕЙ

Листинг алгоритма диспетчеризации сообщений нейрокогнитивной архитектуры на псевдокоде приведен на рис. 8.

for $i=1$ to n	// По всем n интеллектуальным агентам	n
for $j=1$ to m	// По всем m нейрокогнитонам в каждом агенте	nm
for $k=1$ to x	// По всем x агнейронам в каждом нейрокогнитоне	$nm x$
for $l=1$ to y	// По всем y акторкогнитонам в каждом агнейроне	$nm x y$
for $q=1$ to z	// По всем z актерам в каждом акторкогнитоне	$nm x y z$
for $g=1$ to f	// По всем f правилам базы знаний актора	$nm x y z f$
$fl=true;$ for $h=1$ to b	// По всем b клаузам в антецедентной части знания	$nm x y z f$ $nm x y z f$
if $m_in \neq m_$ $fl=false;$ break	// Идентифицировать входы	$nm x y z f b$
If $fl=true$	// По всем клаузам d в консеквентной части знания	$nm x y z f d$
for $o=1$ to d $send(mes_)$	// Разослать сообщения контрагентам-актерам	$2nm x y z f d$
for $t=1$ to x $send(agn_mes_)$	// Разослать сообщения контрагентам-агнейронам	$nm x^2$
for $t=1$ to n $send(IA_mes_)$	// Разослать сообщения интеллектуальным агентам	n^2

Рис. 8. Алгоритм диспетчеризации сообщений между интеллектуальными нейрокогнитивными агентами, агнейронами и актерами в их составе

Fig. 8. Algorithm for dispatching messages among intelligent neurocognitive agents, agneurons and actors in their composition

Время выполнения алгоритма на последовательном вычислителе:

$$T(n, m, x, y, z, f, b, d) = n + nm + nm x + nm x y + nm x y z + 3nm x y z f + nm x y z f b + 3nm x y z f d + nm x^2 + n^2$$

в худшем случае. В силу того, что число нейрокогнитонов m , число акторкогнитонов y , число знаний в базах акторов f – константы, время выполнения оценивается как

$$T(n, x, z, b, d) = O(n^2 + nx^2 + nxzb + nxzd + nxz + nx + n).$$

Так как акторы обмениваются сообщениями только с актерами из того же агнейрона, где находятся они сами, число клауз b в антецедентной части и d – в консеквентной части продукции в базе знаний актора в худшем случае оцениваются как $b = d = O(yz)$. Опуская константу y , уточняем оценку:

$$T(n, x, z) = O(n^2 + nx^2 + nxz^2 + nxz + nx + n).$$

На рис. 9 приведено представление данных, полученных в результате эксперимента с последовательным увеличением количества агентов и акторов.

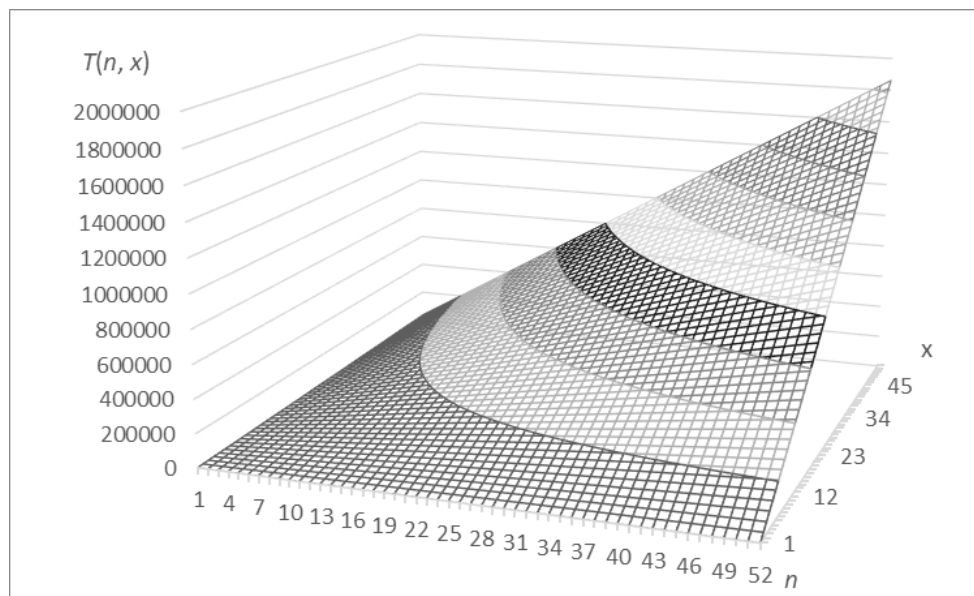


Рис. 9. График значений времени выполнения прохода по циклам диспетчеризации сообщений федеративной системы

Fig. 9. Graph of execution time values for passing through message dispatch cycles of a federated system

Оценка времени выполнения одного прохода по инварианту нейрокогнитивной архитектуры одного интеллектуального агента (рис. 10):

$$T(x, z) = O(x^2 + xz^2 + xz + x).$$

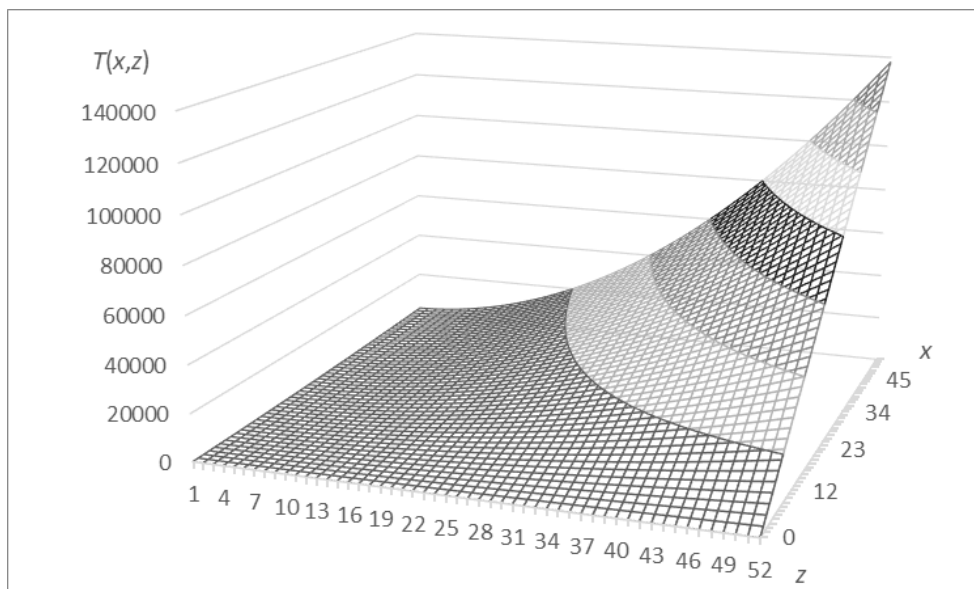


Рис. 10. График значений времени выполнения прохода по циклам диспетчеризации сообщений интеллектуального агента

Fig. 10. Graph of execution time values for passing through the message dispatching cycles of an intelligent agent

Выше рассчитано время выполнения одного прохода по когнитивной архитектуре агнейрона, нейрокогнитивной архитектуре интеллектуального агента и всей федеративной системе. Для того чтобы оценить время выполнения алгоритмов онтологизации, идентификации и решения, необходимо время выполнения одного прохода умножить на количество проходов k , необходимых для выполнения этих алгоритмов. Количество проходов складывается из количества когнитонов (в агнейроне) y или нейрокогнитонов (в интеллектуальном агенте) m , умноженного на количество дуг a в самом длинном из путей, описывающих ситуации и планы в графе решения проблемы: $k = ma$. Такое предположение вытекает из условия, что для синтеза одной дуги требуется полный проход по всем когнитонам (последовательным функциональным узлам в конвейере вычислителя – инварианте когнитивной архитектуры).

Максимальное количество дуг ограничено памятью. Так как дуги запоминаются (такая память организована) с помощью агентов в когнитонах мотонейронов, то при условии, что одна дуга, представляемая одним конкретным агентом из этого когнитона, входит в данный путь не более одного раза, максимальное количество дуг в этом пути в худшем случае ограничено количеством таких агентов в этом когнитоне. Это количество для расчетов в худшем случае принимаем равным количеству акторов в наибольшем из когнитонов: $a = O(z)$.

В силу того, что, как уже было указано выше, количество когнитонов в агнейроне y , равно как и количество нейрокогнитонов в интеллектоне m , – величины фиксированные, в произведениях, описывающих время выполнения, можем ими пренебречь. Поэтому время выполнения оценивается как произведение времени выполнения одного прохода на длину пути (на максимальный размер когнитона) в худшем случае. Если параметризовать выражение для оценки времени выполнения одного прохода цикла диспетчеризации сообщений, в явном виде выделив в его составе время выполнения циклов вычислений в интеллектуальных агентах и в агнейронах, получим:

$$\begin{aligned} T(n, m, x, y, z, f, b, d) &= n + nT(m, x, y, z, f, b, d), \\ T(m, x, y, z, f, b, d) &= m + mxT(x, y, z, f, b, d) + n, \\ T(x, y, z, f, b, d) &= y + yzT(z, f, b, d) + x, \\ T(z, f, b, d) &= 3f + fb + 3fd. \end{aligned}$$

Учитывая вышеприведенные соображения относительно значений b и d в худшем случае, а также констант и величин низших порядков, которыми можно пренебречь, получаем:

$$\begin{aligned} T(n, m, x, y, z, f, b, d) &= n + nT(m, x, y, z, f, b, d) = O(n^2 + nx^2 + nxz^2 + n), \\ T(m, x, y, z, f, b, d) &= T(n, x, z) = m + mxT(x, y, z, f, b, d) + n = O(xz^2 + x^2 + n), \\ T(x, y, z, f, b, d) &= T(x, z) = y + yzT(z) + x = O(z^2 + x), \\ T(z, f, b, d) &= T(z) = O(z), b = d = O(z). \end{aligned}$$

Тогда время выполнения алгоритмов онтологизации, идентификации и решения проблем агнейроном на локальном последовательном вычислителе оцениваем как (рис. 11):

$$T(x, z) = O(z^3 + xz).$$

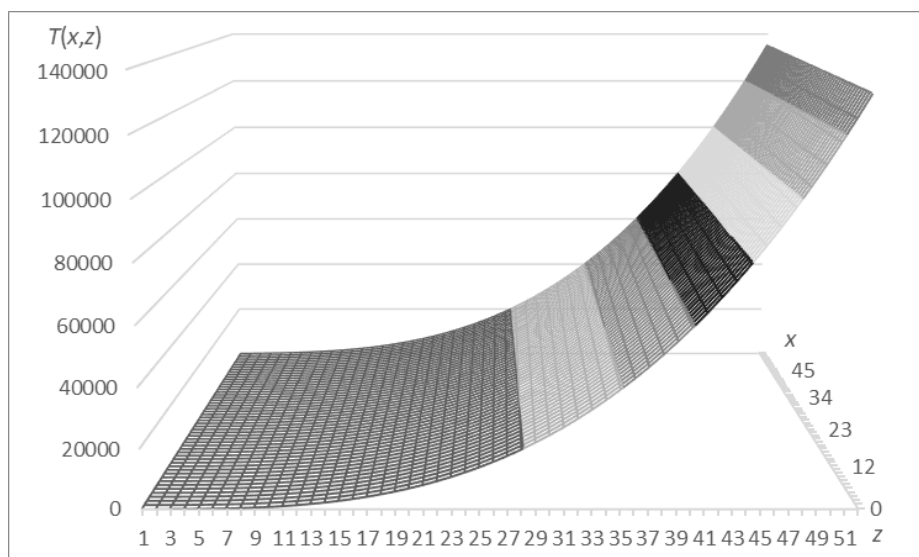


Рис. 11. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов агнейроном на последовательном вычислителе

Fig. 11. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms by agneuron on a sequential computer

Время выполнения этих алгоритмов (на своем уровне) интеллектуальным агентом оцениваем как (рис. 12):

$$T(n, x, z) = O(x^3z + x^2z^3 + xn).$$

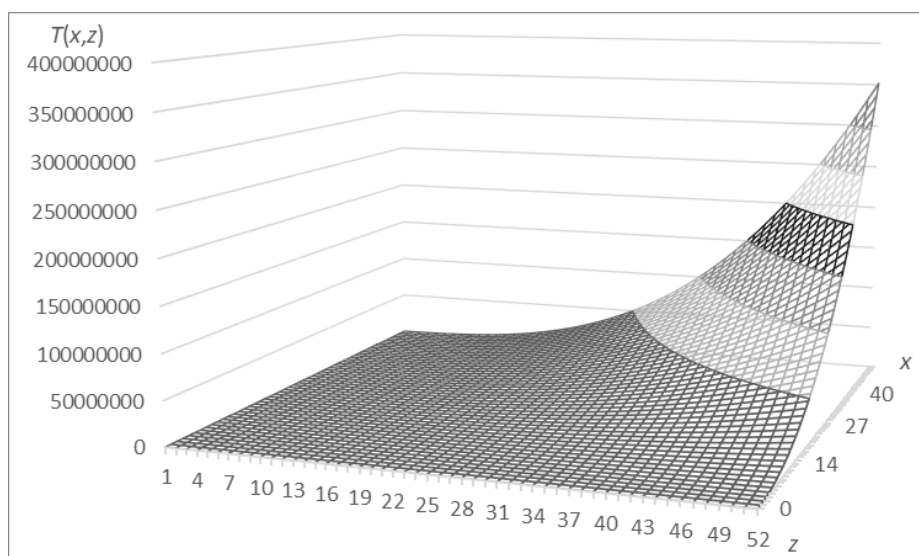


Рис. 12. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов интеллектуальным агентом на последовательном вычислителе

Fig. 12. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms by an intelligent agent on a sequential computer

Время выполнения соответствующих алгоритмов федеративной системой интеллектуальных агентов оцениваем как (рис. 13):

$$T(n, m, x, y, z, f, b, d) = O(xn^2 + nx^3z + nx^2z^3 + n),$$

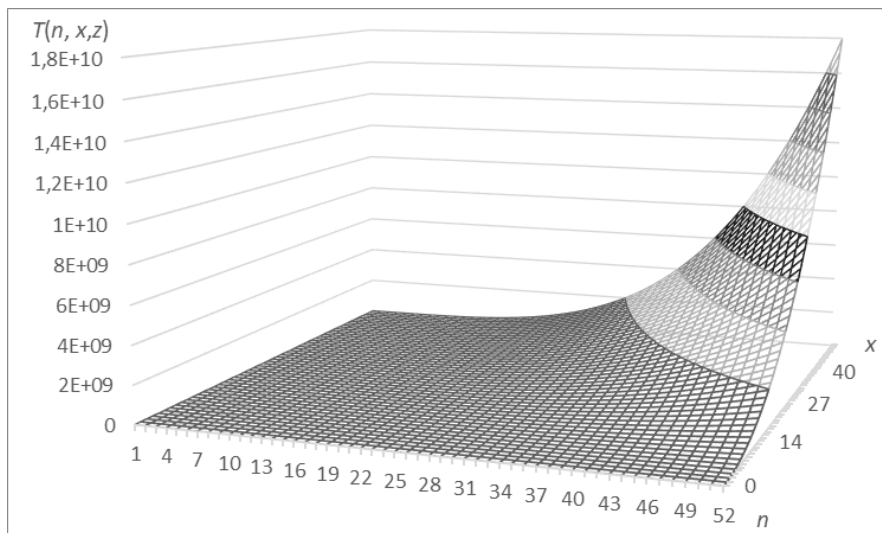


Рис. 13. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов федеративной системой на последовательном вычислителе

Fig. 13. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms of the federated system on a sequential computer

Полученные оценки выполнены исходя из предположения, что в худшем случае на вход актора за один цикл диспетчеризации сообщений приходит не более одного сообщения от одного из контракторов в составе агнейрона. Мы считаем, что если таких сообщений больше, они теряются, так как емкость входного буфера ограничена.

Дальнейший анализ времени выполнения учитывает свойства n -отображения, связанные с избирательным формированием списка контрагентов (контракторов) на прием и отправку сообщений. Благодаря такой избирательности время выполнения алгоритмов обработки и формирования рассылок и у акторов, и у агнейронов меняет характер существенным образом (рис. 14).

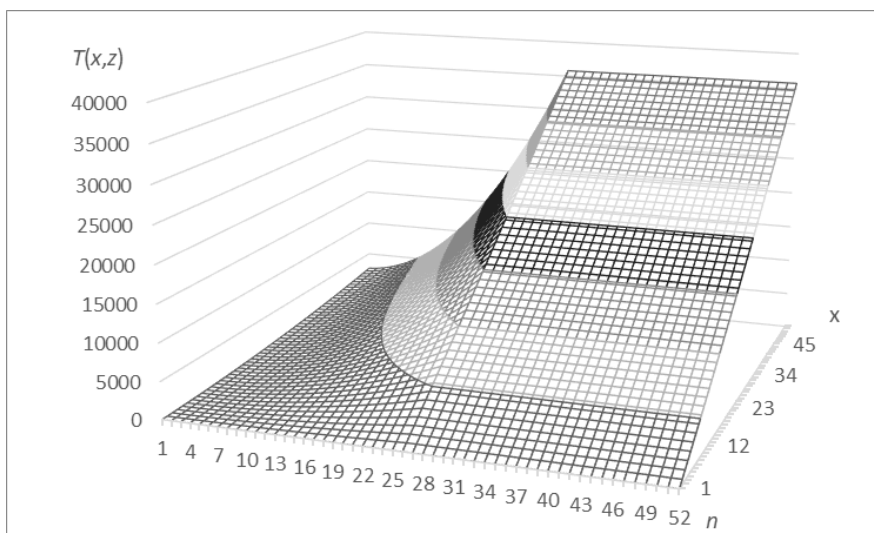


Рис. 14. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов федеративной системой на последовательном вычислителе при ограниченном количестве акторов в акторкогнитонах в худшем случае

Fig. 14. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms of a federated system on a sequential computer with a limited number of actors in actorcognitons in the worst case

Такое изменение наступает, так как при применении n -отображений сомножители, обозначающие количество сообщений от контрагентов и контрагентам, – на входе и на выходе – становятся фиксированными величинами, которыми можно пренебречь.

Так как вероятность существования пути в графе решения проблемы, состоящего из всех известных агенту действий и имеющего содержательный смысл, равна нулю, на практике такой случай не встречается. Худшим является случай, когда в когнитоне отсутствуют агенты, представляющие искомое действие. Так как эта ситуация является, напротив, весьма вероятной, агент в случае превышения некоторого фиксированного времени ожидания в такой ситуации принимает решение выполнить некоторое действие по умолчанию либо открыть новую задачу, решение которой направлено на приобретение недостающего знания. Второй случай в данной работе мы не рассматриваем, а в первом время выполнения алгоритма поиска пути фиксированное. Отсюда следует, что можно считать фиксированными все сомножители, обозначающие длины путей в графах решений агентов и интеллектуальных агентов, что позволяет улучшить оценки (рис. 15):

$$T(n, m, x, y, z, f, b, d) = n + nO(xz + n) = O(n^2 + nxz),$$

$$T(m, x, y, z, f, b, d) = T(n, x, z) = m + mxO(z) + n = O(xz + n),$$

$$T(x, y, z, f, b, d) = T(x, z) = y + yz\Theta(1) + \Theta(1) = O(z),$$

$$T(z, f, b, d) = T(z) = \Theta(1).$$

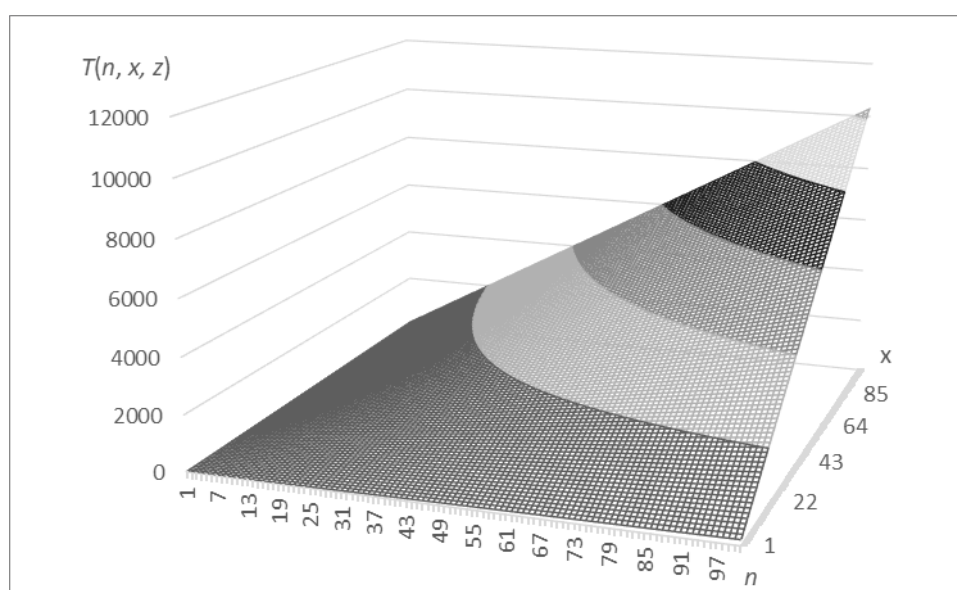


Рис. 15. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов интеллектуальным агентом на последовательном вычислителе при ограничениях на пространство альтернатив

Fig. 15. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms by an intelligent agent on a sequential computer under constraints on the space of alternatives

Для всей федеративной системы интеллектуальных агентов оценка, соответственно, также улучшается (рис. 16).

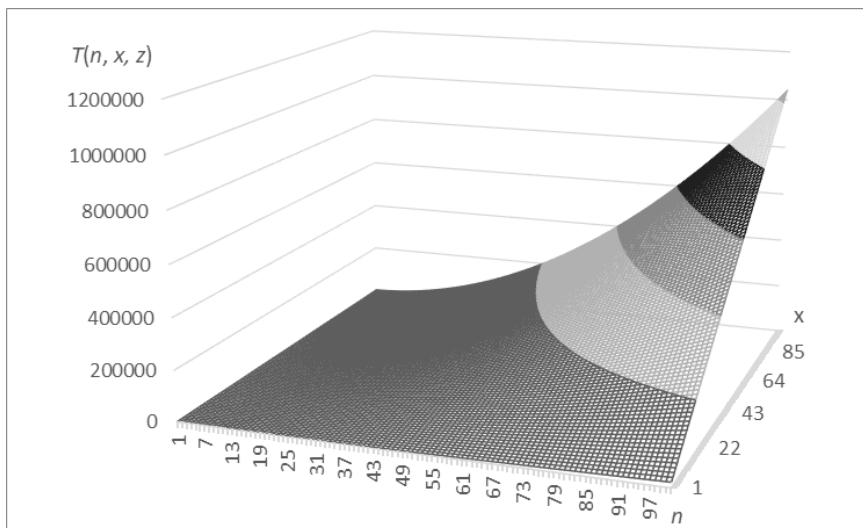


Рис. 16. График значений времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов федеративной системой на последовательном вычислителе при ограничениях на пространство альтернатив

Fig. 16. Graph of execution time values of the main neurocognitive algorithms of a federated system on a sequential computer with constraints on the space of alternatives

С учетом характера полученных оценок и порядков числа агнейронов, акторов и интеллектуальных агентов, необходимых для решения прикладных задач, реализация основных нейрокогнитивных алгоритмов на локальном последовательном вычислителе представляется бесперспективной, что подтверждается проведенными экспериментами.

4. АНАЛИЗ ТРУДОЕМКОСТИ ПАРАЛЛЕЛЬНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ НЕЙРОКОГНИТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ НА БАЗЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЕЙ GPGPU ПОД УПРАВЛЕНИЕМ ИНТЕРФЕЙСА CUDA

Исходя из атомарного характера операций сравнения и отправки сообщений, выполняемых в антецедентной и консеквентной частях продукционного правила базы знаний, в качестве минимального элемента реализации интеллектуального нейрокогнитивного агента, управляющего имитационной моделью феногенетической динамики растения, рассчитываемого на отдельном потоке CUDA, целесообразно выбрать отдельный актор (рис. 17).

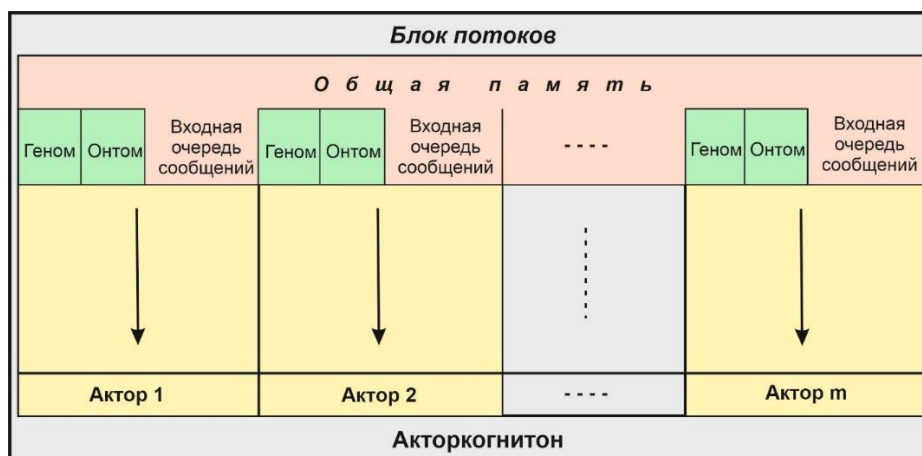


Рис. 17. Схема распределения акторов и акторкогнитонов в составе агнейрона нейрокогнитивной архитектуры по потокам и блокам потоков CUDA

Fig. 17. Scheme of distribution of actors and actorcognitons in the composition of the agneuron of the neurocognitive architecture by threads and blocks of CUDA threads

Блок потоков CUDA поставим в соответствие акторкогнитону, а кластер блоков потоков – агнейрону (рис. 18).

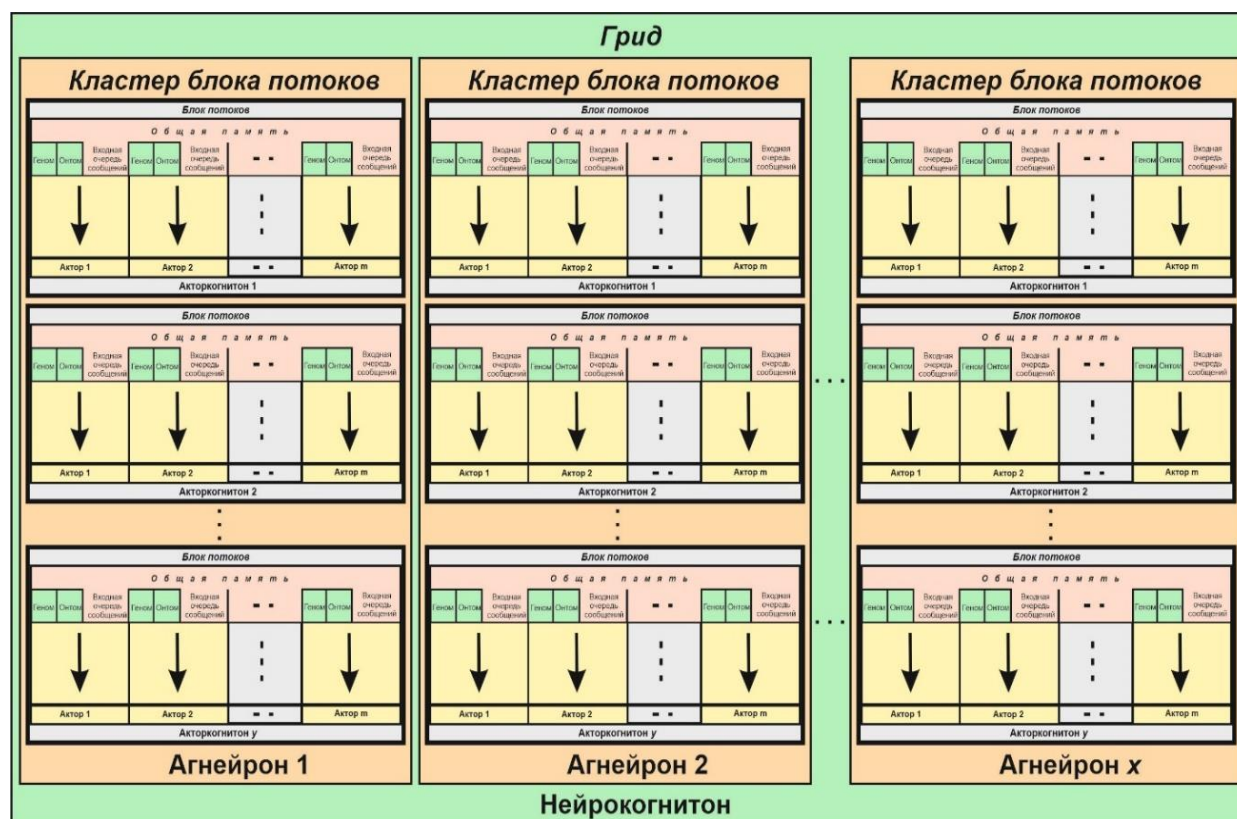


Рис. 18. Схема распределения агнейронов и нейрокогнитонов по уровням вычислительной модели CUDA

Fig. 18. Scheme of distribution of agneurons and neurocognitons by levels of the CUDA computational model

Кроме очевидной структурной корреляции функциональных иерархий нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента и вычислительной модели CUDA принятое назначение задач еще и использует преимущество распределения памяти устройства GPGPU с различными уровнями видимости (рис. 19). Например, потоки в составе блока используют общую память блока, что открывает им возможность очень быстрого обмена сообщениями без необходимости обращения к более медленным видам памяти.

Возможность использования общего доступа к т. н. распределенной разделяемой памяти кластера блоков потоков обеспечивает обмен сообщениями между акторами, расположенных во всех акторкогнитонах агнейрона.

Как следует из рисунка 19, уровню интеллектуального агента соответствует уровень *грида* в вычислительной модели CUDA.

Применение модели CUDA для вычислений в нейрокогнитивных архитектурах позволяет значительно улучшить оценки вычислительной трудоемкости цикла диспетчеризации и основных нейрокогнитивных алгоритмов – онтологизации, идентификации и решения проблем, использующихся для обучения интеллектуальной системы управления федеративными имитационными моделями феногенетической динамики растений.

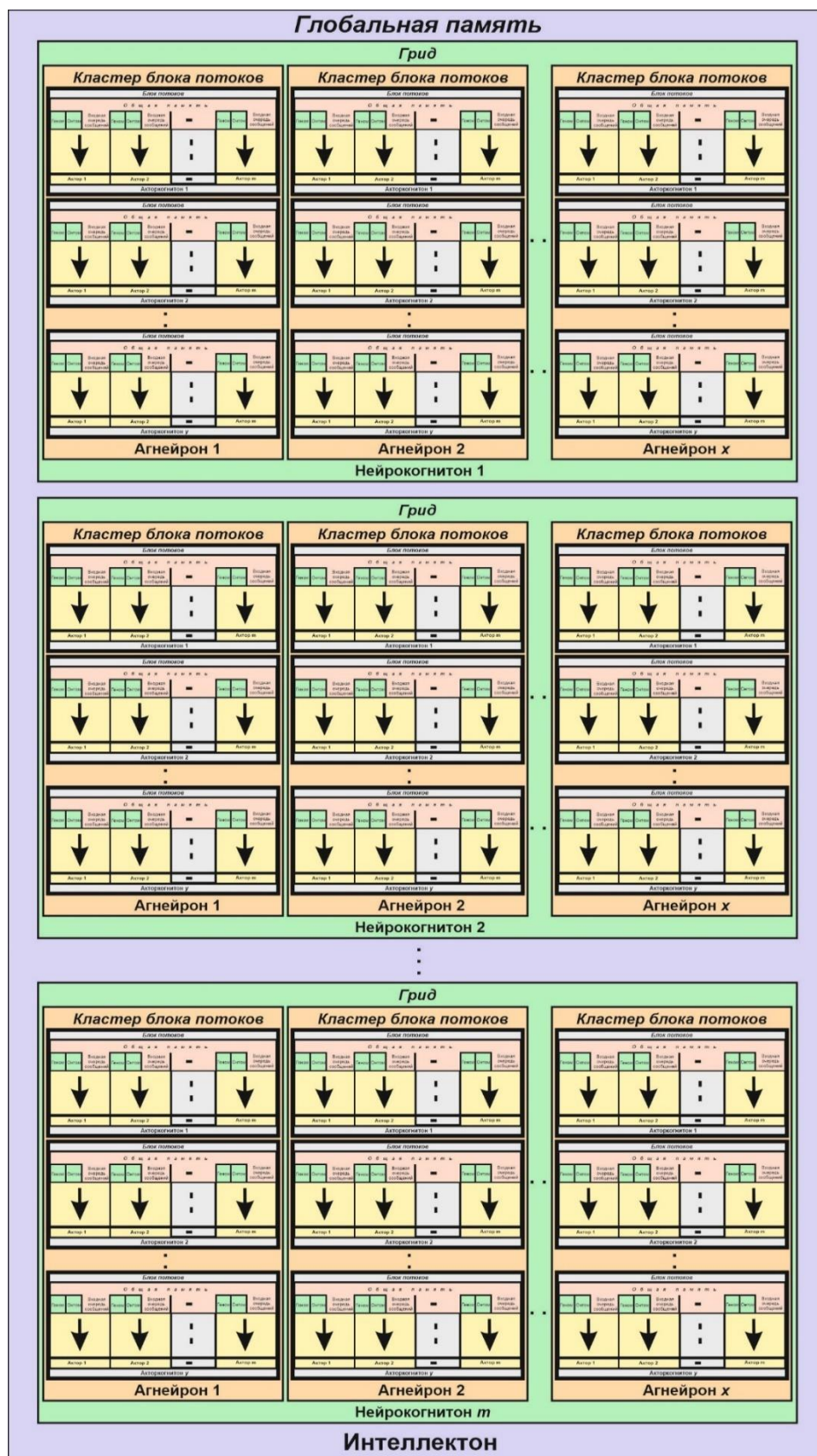


Рис. 19. Схема распределения всех уровней вычислительной иерархии нейрокогнитивной архитектуры (интеллектона) интеллектуального агента по уровням вычислительной модели CUDA

Fig. 19. Scheme of distribution of all levels of the computational hierarchy of the neurocognitive architecture (intellecton) of an intelligent agent by levels of the CUDA computational model

В силу того, что в реализации на CUDA алгоритмы расчета и рассылки сообщений агентов и акторов выполняются параллельно, вышеприведенные выражения для оценки времени выполнения можно упростить, отобразив в них отсутствие необходимости выполнения дополнительных циклов по x агентам внутри интеллектуального агента и по z акторам внутри агента (рис. 20):

$$T(n, m, x, y, z, f, b, d) = n + n\theta(1) = O(n),$$

$$T(m, x, y, z, f, b, d) = T(n, x, z) = m + mx\theta(1) + n = \theta(1)$$

$$T(x, y, z, f, b, d) = T(x, z) = y + yz\theta(1) + \theta(1) = \theta(1),$$

$$T(z, f, b, d) = T(z) = \theta(1).$$

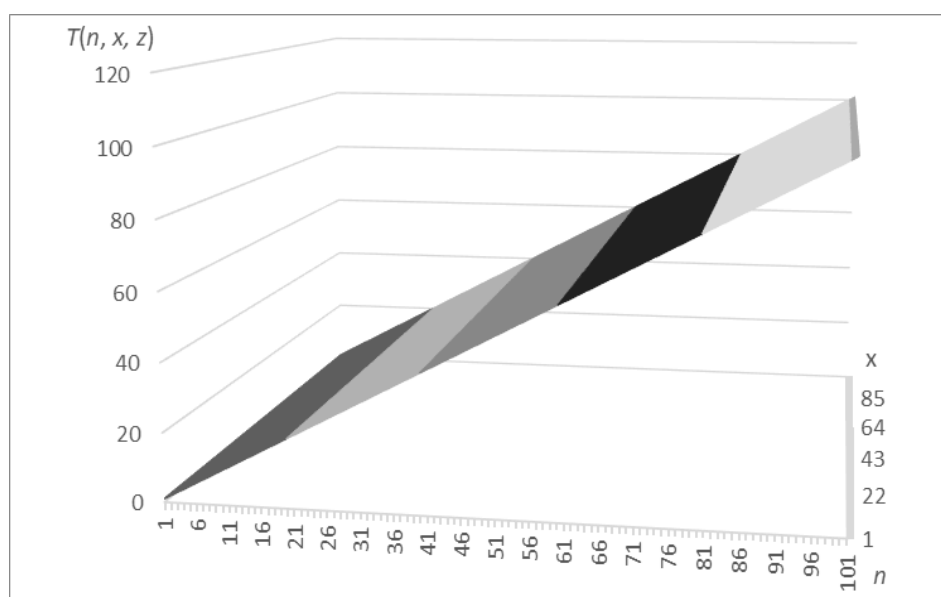


Рис. 20. График времени выполнения основных нейрокогнитивных алгоритмов федеративной системой на параллельном вычислителе

Fig. 20. Graph of execution time of the main neurocognitive algorithms of the federated system on a parallel computer

Построение оценок коммуникационной трудоемкости не входило в задачи данной работы. Как показывают эксперименты, задержки при пересылке сообщений между федеративными агентами и между частями вычислительной модели SIMD-архитектуры не оказывают значительного влияния на производительность распределенной системы имитационного моделирования феногенетической динамики растений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведена оценка времени выполнения цикла диспетчеризации в федеративной системе имитационного моделирования феногенетической динамики растений, состоящей из интеллектуальных агентов под управлением нейрокогнитивных архитектур. Показано, что этот алгоритм на последовательном вычислителе выполняется за время, полиномиальное по сомножителям, состоящим из квадратичных степеней количества агентов и акторов в их составе.

Проведена оценка времени выполнения основных алгоритмов обучения и функционирования управляющих нейрокогнитивных архитектур на основе экспериментальных данных и интерактивного взаимодействия с пользователем, таких как онтологизация, идентификация и синтез решения проблем. Показано, что эти алгоритмы выполняются на локальном последовательном вычислителе за время, полиномиальное по сомножителям, состоящим из степеней параметров, задающих количество интеллектуальных агентов, агнейронов и акторов в их составе.

Показано, что применение нейрокогнитивных отображений позволяет улучшить полиномиальные оценки времени выполнения всех рассматриваемых алгоритмов до квадратичных верхних порядков.

Разработана и применена модель распределения задач синтеза поведения элементов иерархии нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента по функциональным частям вычислительной модели SIMD-машины GPGPU под управлением интерфейса CUDA. Показано, что такая реализация снижает оценки времени выполнения рассматриваемых алгоритмов до линейных от количества интеллектуальных агентов в федеративной системе в худшем случае, обеспечивая возможность построения имитационных моделей растений, состоящих из условных мезомасштабных программных нейрокогнитивных агентов-клеток, количество которых не ограничено производительностью системы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Davín A. A., Tricou T., Tannier E.* Zombi: a phylogenetic simulator of trees, genomes and sequences that accounts for dead lineages // *Bioinformatics*. 2020. Vol. 36. No. 4. Pp. 1286–1288. DOI: 10.1093/bioinformatics/btz710
2. <https://class-cloud.ru/technology/simulation>
3. *Михайлова Н. В.* Решетчатые имитационные модели динамики популяций травянистых растений разных жизненных форм: дисс. ... канд. биол. наук. 03.00.16. 2008.
4. *Баденко В. Л., Топаж А. Г., Медведев С. А., Захарова Е. Т.* Модели продукционного процесса сельскохозяйственных растений для анализа элементов систем земледелия // *Таврический вестник аграрной науки*. 2021. № 1(25). С. 8–27. DOI: 10.33952/2542-0720-2021-1-25-8-27
5. *Комаров А. С.* Имитационные модели нелинейной динамики сообществ растений: автореф. дис. ... д-ра биол. наук. 03.00.16. 2004.
6. <https://cran.r-project.org/web/packages/AlphaSimR/AlphaSimR.pdf>
7. <https://surveillance.cancer.gov/genetic-simulation-resources/packages/simphy/edit/>
8. *Нагоев З. В., Анчёков М. И., Боготова З. И. и др.* Коллаборативная селекционная система на основе консорциума гетерогенных интеллектуальных агентов // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2022. № 5(109). С. 25–37. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-25-37
9. *Нагоев З. В., Анчёков М. И., Бжихатлов К. Ч., Нагоева О. В., Пшенокова И. А.* Онтоэписоциофилогенетическое развитие систем общего искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2022. № 6(110). С. 61–75.
10. *Нагоев З. В., Анчёков М. И., Курашев Ж. Х., Хамов А. А.* Алгоритм нейрокогнитивного обучения мультиагентной системы эволюционного моделирования экспрессии генов по данным ПЦР-анализа растений // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2023. № 6(116). С. 179–192. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-6-116-179-192

11. *Нагоев З. В., Бжихатлов К. Ч., Загазежева О. З.* Нейрокогнитивные методы и алгоритмы федеративного обучения интеллектуальных интегрированных информационно-управляющих систем в реальной коммуникативной среде // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2024. № 1(237). С. 111–121. DOI: 10.18522/2311-3103-2024-1-111-121
12. *Нагоев З. В.* Интеллектика, или Мышление в живых и искусственных системах. Нальчик: Издательство КБНЦ РАН. 2013. С. 235.

REFERENCES

1. Davín A. A., Tricou T., Tannier E. Zombi: a phylogenetic simulator of trees, genomes and sequences that accounts for dead lineages. *Bioinformatics*. 2020. Vol. 36. No. 4. Pp. 1286–1288. DOI: 10.1093/bioinformatics/btz710
2. <https://class-cloud.ru/technology/simulation>
3. Mikhailova N.V. *Reshetchatye imitacionnye modeli dinamiki populyaciy travyanistykh rasteniy raznykh zhiznennykh form* [Lattice simulation models of population dynamics of herbaceous plants of different life forms]: Ph.D. dissertation. biol. sciences. 03.00.16. 2008. (In Russian)
4. Badenko V.L., Topag A.G., Medvedev S.A., Zakharova E.T. Models of the production process of agricultural plants for the analysis of the elements of some farming systems. *Taurida Herald of the Agrarian Sciences*. 2021. No. 1(25). Pp. 8–27. DOI: 10.33952/2542-0720-2021-1-25-8-27. (In Russian)
5. Komarov A.S. *Imitacionnye modeli nelineynoy dinamiki soobshchestv rasteniy* [Simulation models of nonlinear dynamics of plant communities]: abstract dis. doctor of biology sciences. 03.00.16. 2004. (In Russian)
6. <https://cran.r-project.org/web/packages/AlphaSimR/AlphaSimR.pdf>
7. <https://surveillance.cancer.gov/genetic-simulation-resources/packages/simphy/edit/>
8. Nagoev Z.V., Anchekov M.I., Bogotova Z.I. et al. Collaborative selection system based on a consortium of heterogeneous intelligent agents. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 5(109). Pp. 25–37. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-25-37. (In Russian)
9. Nagoev Z.V., Anchekov M.I., Bzhikhatlov K.Ch. et al. Onto-episociophylogenetic development of general artificial intelligence systems based on multi-agent neurocognitive architectures. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 6(110). Pp. 61–75. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-6-116-179-192. (In Russian)
10. Nagoev Z.V., Anchekov M.I., Kurashev Zh.Kh., Khamov A.A. Neurocognitive learning algorithm for a multi-agent system for evolutionary modeling of gene expression based on plant PCR analysis data. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2023. No. 6(116). Pp. 179–192. (In Russian)
11. Nagoev Z.V., Bzhikhatlov K.Ch., Zagazezheva O.Z. Neurocognitive methods and algorithms for federated learning of intelligent integrated information and control systems in a real communication environment. *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskiye nauki* [Bulletin of the Southern Federal University. Technical sciences]. 2024. No. 1(237). Pp. 111–121. DOI: 10.18522/2311-3103-2024-1-111-121. (In Russian)
12. Nagoev Z.V. *Intellektika, ili Myshleniye v zhivykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intellectics, or Thinking in Living and Artificial Systems]. Nalchik: Izdatel'stvo KBNTS RAN, 2013. 235 p. (In Russian)

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Финансирование. Работа выполнена в рамках государственного задания № 075-00565-24-00.

Funding. The work was carried out within the framework of state assignment No. 075-00565-24-00.

Информация об авторах

Абазоков Мухамед Адмирович, мл. науч. сотр. лаборатории «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

abazokov1997@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8710-1562>, SPIN-код: 5167-5962

Анчёков Мурат Инусович, науч. сотр. лаборатории «Молекулярная селекция и биотехнология», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360000, Россия, г. Нальчик, ул. Кирова, 224;

murat.antchok@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8977-797X>, SPIN-код: 3299-0927

Бжихатлов Кантемир Чамалович, канд. физ.-мат. наук, зав. лабораторией «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

haosit13@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0924-0193>, SPIN-код: 9551-5494

Курашев Жираслан Хаутиевич, зав. лабораторией «Молекулярная селекция и биотехнология», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360000, Россия, г. Нальчик, ул. Кирова, 224;

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9442-6122>, SPIN-код: 8549-2620

Нагоев Залимхан Вячеславович, канд. техн. наук, генеральный директор Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

360000, Россия, Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а;

zaliman@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9549-1823>, SPIN-код: 6279-5857

Нагоева Ольга Владимировна, науч. сотр. отдела «Мультиагентные системы», Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

360000, Россия, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а;

pagoeva_o@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2341-7960>, SPIN-код: 9478-3325

Унагасов Алим Ахмедханович, мл. науч. сотр. Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

360000, Россия, Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а;

alim.unagasov@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3828-7468>

Хамов Анзор Азаматгериевич, мл. науч. сотр. лаборатории «Молекулярная селекция и биотехнология», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360000, Россия, г. Нальчик, ул. Кирова, 224;

oritnoe2014@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3269-4572>

Information about the authors

Mukhamed A. Abazokov, Junior Researcher, Laboratory of “Neurocognitive Autonomous Intelligent Systems”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360002, Russia, Nalchik, 2 Balkarov street;

abazokov1997@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8710-1562>, SPIN-code: 5167-5962

Murat I. Anchekov, Researcher, Laboratory of “Molecular selection and biotechnology”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 224 Kirov street;

murat.antchok@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8977-797X>, SPIN-code: 3299-0927

Kantemir Ch. Bzhikhatlov, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Head of the Laboratory of “Neurocognitive Autonomous Intelligent Systems”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360002, Russia, Nalchik, 2 Balkarov street;

haosit13@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0924-0193>, SPIN-code: 9551-5494

Zhiraslan Kh. Kurashev, Head of the Laboratory of “Molecular Breeding and Biotechnology”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 224 Kirov street;

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9442-6122>, SPIN-code: 8549-2620

Zalimkhan V. Nagoev, Candidate of Technical Sciences, General Director of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 37-a I. Armand street;

zaliman@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9549-1823>, SPIN-code: 6279-5857

Olga V. Nagoeva, Researcher, Department of “Multiagent Systems”, Institute of Computer Science and Problems of Regional Management – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 37-a I. Armand street;

nagoeva_o@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2341-7960>, SPIN-code: 9478-3325

Alim A. Unagasov, Junior Researcher, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 37-a I. Armand street;

alim.unagasov@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3828-7468>

Anzor A. Khamov, Junior Researcher, Laboratory of “Molecular Breeding and Biotechnology”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 224 Kirov street;

opitnoe2014@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3269-4572>