

**Онтоэписоциофилогенетическое развитие систем
общего искусственного интеллекта
на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур**

М. И. Анчёков¹, К. Ч. Бжихатлов¹, З. В. Нагоев¹, О. В. Нагоева², И. А. Пшенокова¹

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

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

Аннотация. Цель исследования состоит в изучении возможностей *многопоколенной оптимизации* систем управления на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур для создания агентов *общего искусственного интеллекта*, способных к самостоятельному решению универсального спектра задач в условиях реальной среды. Разработаны основные принципы достижения адаптационной устойчивости агентов общего искусственного интеллекта на основе *мультиагентных нейрокогнитивных архитектур* к условиям функционирования на основе *онтофилогенетического обучения* в процессе синтеза решений проблем над динамическими деревьями принятия решений. Разработаны основные принципы построения алгоритмов многопоколенной оптимизации структурно-функциональной организации агентов общего искусственного интеллекта на базе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, учитывающие генетические, онтологические и социальные факторы.

Ключевые слова: общий искусственный интеллект, мультиагентные системы, генетические алгоритмы, когнитивные архитектуры, онтофилогенетическое обучение, искусственные нейроны

Поступила 01.12.2022, одобрена после рецензирования 07.12.2022, принята к публикации 14.12.2022

Для цитирования. Анчёков М. И., Бжихатлов К. Ч., Нагоев З. В., 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. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-6-110-61-75

MSC 68T42

Original article

**Ontoepisociophylogenetic development
of artificial general intelligence systems
based on multi-agent neurocognitive architectures**

M.I. Anchekov¹, K.Ch. Bzhikhatlov¹, Z.V. Nagoev¹, O.V. Nagoeva², I.A. Pshenokova¹

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

² 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

Abstract. The purpose of the study is to study the possibilities of multi-generational optimization of control systems based on multi-agent neurocognitive architectures to create general artificial intelligence agents capable of independently solving a universal range of tasks in a real environment. The main principles for achieving the adaptive stability of general artificial intelligence agents based on multi-agent neurocognitive architectures to the operating conditions based on ontophylogenetic learning in the process of

synthesis of problem solving over dynamic decision trees are developed. The basic principles for constructing algorithms for multi-generational optimization of the structural and functional organization of general artificial intelligence agents based on multi-agent neurocognitive architectures, taking into account genetic, ontological and social factors, have been developed.

Keywords: general artificial intelligence, multi-agent systems, genetic algorithms, cognitive architectures, ontophylogenetic learning, artificial neurons

Submitted 01.12.2022,

approved after reviewing 07.12.2022,

accepted for publication 14.12.2022

For citation. Anchekov M.I., Bzhikhatlov K.Ch., Nagoev Z.V., Nagoeva O.V., Pshenokova I.A. Ontoepisociophylogenetic development of artificial general 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: 10.35330/1991-6639-2022-6-110-61-75

ВВЕДЕНИЕ

Сегодня проблема создания систем т.н. *общего искусственного интеллекта* (Artificial General Intelligence) является одной из самых актуальных проблем прикладной информатики и в то же время одной из ключевых не разрешенных пока проблем информатики теоретической. В [8, 9] даются теоретические основания создания систем общего искусственного интеллекта на основе формального аппарата *мультиагентных нейрокогнитивных архитектур*. В этом подходе используется метафора проектирования *интеллектуального программного агента*, погруженного в свою экологическую нишу (в реальную среду). Его основной задачей является *синтез своего поведения* в этой экологической нише. Такое поведение направлено на максимизацию *целевой функции энергии*, рассматриваемой в качестве меры способности интеллектуального агента осуществлять изменения в реальной среде.

В случае, когда система искусственного интеллекта способна идентифицировать состояния системы «агент – среда», сходные с состояниями, идентифицируемыми системой естественного интеллекта, можно с некоторыми допущениями считать, что обе системы работают в одной экологической нише и выполняют сходный функционал – синтез поведения, направленного на решение проблем универсального для данной экологической ниши спектра путем перехода в более выгодные состояния этой системы. Под *проблемой* в данном случае понимается осознаваемая необходимость изменения текущего состояния системы «интеллектуальный агент – среда» на одно из таких будущих целевых состояний.

Сложность заключается в том, что среда функционирования системы общего искусственного интеллекта – это, по определению, т.н. *реальная среда*, которая характеризуется такими условиями решения проблем, как *неструктурированность, неопределенность, стохастичность, динамичность, эпизодичность, частичная наблюдаемость, активность* и др. В такой среде проблема синтеза субоптимального поведения интеллектуального агента характеризуется значительными размерностями конфигурационного пространства, что вызывает сложности построения пространства альтернатив в *задаче поиска над динамическим деревом решений*, являющейся вычислительной абстракцией этой проблемы. Проявляются существенные ограничения на способность интеллектуальной системы находить решения проблем за приемлемое время, формируются высочайшие требования к объемам вычислений.

В этой связи вызывает исследовательский интерес основанная на «природной» аналогии возможность *онтофилогенетических* методов и алгоритмов достигать баланса оптимального соотношения вычислительной нагрузки, необходимой для поиска решения задачи, между отдельными особями в поколениях популяции. Возникает вопрос: если вычислительные абстракции и метафоры проектирования естественных и искусственных интеллектуальных агентов единообразны, что позволяет реализовать в системе общего искусственного интеллекта парадигму *онтологического обучения*, то не является ли целесообразным достроить аналогию

путем обеспечения искусственному интеллектуальному агенту возможностей для *генетического (филогенетического) обучения*? Под филогенетическим (*многопоколенным, эволюционным*) обучением в данном случае понимается изменение состава и структуры всех уровней вложенности мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры на основе *генетического алгоритма* в интерфазе смены поколений интеллектуальных агентов.

Актуальность исследования определяется необходимостью разработки онтофилогенетического подхода для развития теории и практики создания интеллектуальных систем принятия решений и управления (интеллектуальных агентов) общего искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, отличающихся высокой степенью структурно-функционального подобия естественным интеллектуальным агентам.

1. ОНТОФИЛОГЕНЕТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ОБУЧЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ АГЕНТОВ

В случае интеллектуального агента на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры задача формирования онтофилогенетического базиса для развития и обучения значительно усложняется концептуально. Одна из причин – уже упомянутая близкая аналогия таких интеллектуальных агентов с «естественными» интеллектуальными агентами, создающая предпосылки для преимущественного применения мультиагентных нейрокогнитивных архитектур для решения задачи создания систем общего искусственного интеллекта.

Значительный исследовательский и прикладной интерес представляют разработки эволюционно модифицируемых *мультиагентных нейронных сетей* [1, 2, 3], искусственные нейроны в которых представлены программными агентами, выполняющими вычисления на основе продукционных правил. Например, в [5] рассматривается нейроэволюционное обучение когнитивной архитектуры, состоящей из конкурирующих искусственных нейронных сетей. В этой онтофилогенетической архитектуре на каждом шаге обучения в зависимости от изменения скорости сходимости решения делается выбор между онтологическим и филогенетическим методом модификации параметров.

На основе концепции агентности вычислителя, когда в качестве метафоры проектирования системы принятия решений выбирается интеллектуальный агент, погруженный в некоторую среду, сформировалось целое направление, получившее название Artificial Development, в котором исследуются способы получения фенотипов особей при т.н. *непрямом кодировании*, т.е. в ситуации, когда популяция, сформированная в результате итерации генетического алгоритма, состоит из особей, которые для достижения расчетного состояния, в котором они будут применяться для решения задач, должны еще дополнительно пройти путь онтологического развития фенотипа [4].

Это направление тесно связано с такой, уже обширной областью теоретической информатики, как Artificial Life, так как период онтологического развития фенотипа – это как раз и есть период искусственной жизни особи (агента). Вариантов таких фенотипов для условий применения при решении различных задач к настоящему моменту разработано великое множество. Всех их объединяет наличие некоторой экологической ниши (среды обитания, состояния агента в которой размечены приращениями целевой функции этого агента), гомеостатической системы управления и децентрализованная, мультиагентная природа [4, 11].

В целом онтофилогенетические подходы к синтезу и обучению интеллектуальных агентов на основе когнитивных архитектур пока еще развиты и исследованы крайне мало, несмотря на очевидную перспективность этого направления.

Данная работа носит теоретический характер.

Объект исследования работы – соотношение филогенетических и онтологических методов обучения агентов общего искусственного интеллекта.

Предмет исследования – поиск вычислительной абстракции смешанного онтофилогенетического обучения, обеспечивающий необходимый уровень баланса вычислений.

Цель работы – разработка основных принципов онтофилогенетического синтеза агентов общего искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.

Основная задача работы – исследование влияния различных групп онтологических и филогенетических факторов на алгоритмы машинного обучения управляющих мультиагентных нейрокогнитивных архитектур агентов общего искусственного интеллекта.

2. ОНТОЛОГИЧЕСКИЕ ОБРАТНЫЕ СВЯЗИ

Значимый вопрос состоит в том, стоит ли и до какой степени вовлекать знания, полученные в результате онтологического обучения интеллектуального агента, в процесс филогенетического обучения? Допустим, интеллектуальный агент, построенный на основе непрямого кодирования по данным своего генотипа, пройдя минимальный базовый период индивидуального развития, в ходе которого были задействованы алгоритмы и онтологического, и филогенетического обучения, выйдя на проектный функционал, не способен решить некоторую задачу. В результате реализации нескольких попыток на основе дальнейшего онтогенетического обучения этот интеллектуальный агент в какой-то момент времени синтезирует решение этой задачи и в дальнейшем всегда эффективно ее решает. Вопрос состоит в том, следует ли сформировать новый генотип интеллектуального агента по данным мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, сформированной в предыдущий период обучения? Предположительно такой способ обучения, назовем его *двунаправленным онтофилогенетическим обучением*, интеллектуального агента может оказаться чрезвычайно эффективным.

Второй, связанный с первым вопрос состоит в том, следует ли ликвидировать текущего интеллектуального агента или допустить в дальнейшем существование популяции со смешанными (пусть даже и родственными) генотипами?

Разработанные нами интеллектуальные агенты под управлением мультиагентных нейрокогнитивных архитектур адаптируются к условиям среды путем обучения, состоящего в изменении состава *агентов-нейронов (агнейронов)*, находящихся в узлах когнитивной архитектуры (рис. 1), а также связей между этими агнейронами. Агнейроны представляют собой *рациональных программных агентов*, которые также максимизируют *целевую функцию энергии*, могут обмениваться друг с другом сообщениями и заключать друг с другом т.н. *контракты на обмен информацией и энергией*. Содержательный смысл такого контракта состоит в формировании между двумя агнейронами ассоциативной связи, которая описывает некоторое соотношение между состояниями системы «интеллектуальный агент – среда», функциональную репрезентацию которых в мультиагентной нейрокогнитивной архитектуре и выполняют эти два агнейрона. Сами агнейроны также содержат внутри себя мультиагентную когнитивную архитектуру, в функциональных узлах которой расположены т.н. *акторы* – программные агенты, не являющиеся рациональными, так как у них нет собственной целевой функции (рис. 2). На рисунках 1 и 2 приведены изображения элементов мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, полученные с помощью разработанной нами программы имитационного моделирования систем общего искусственного интеллекта.

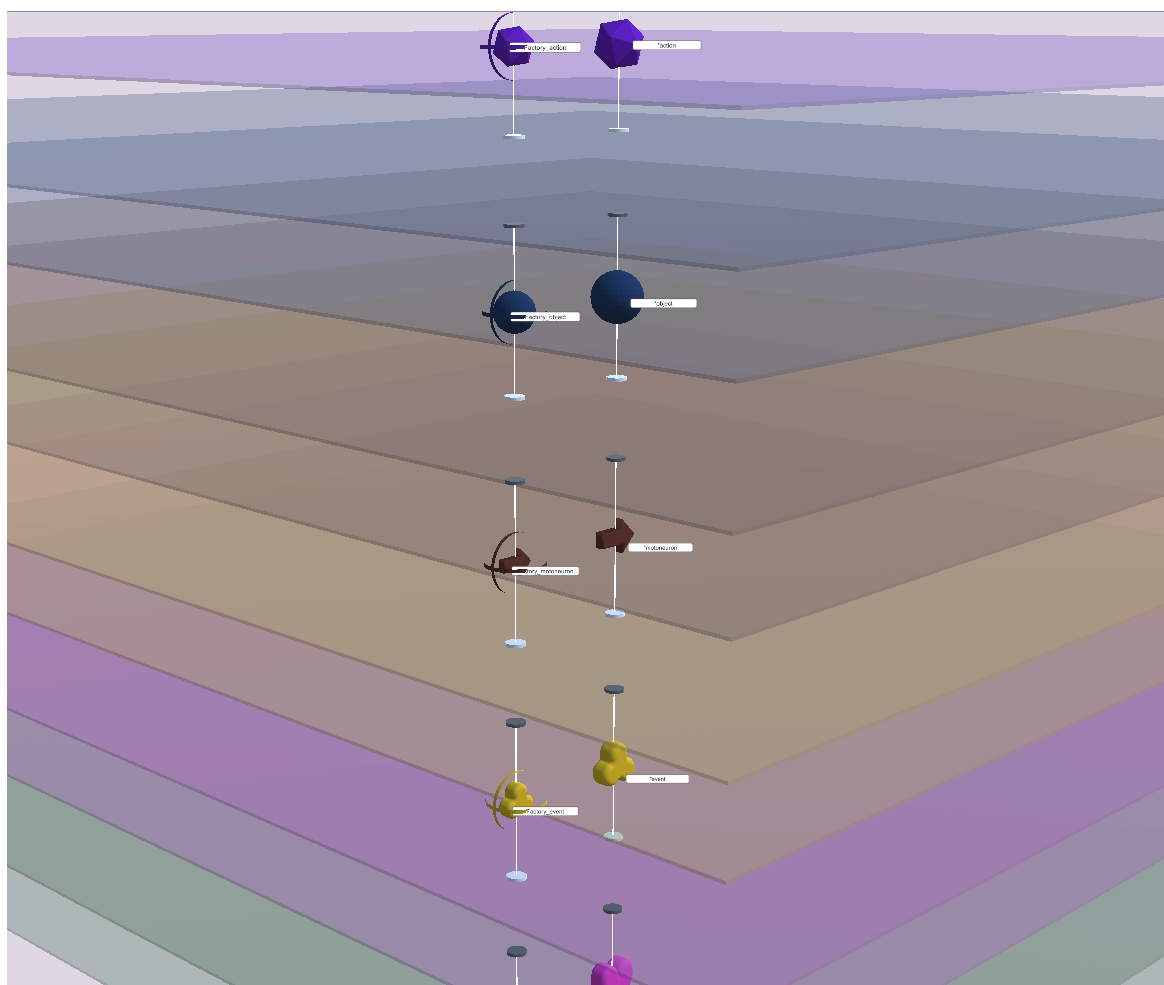


Рис. 1. Мультинейронная нейрокогнитивная архитектура интеллектуального агента

Fig. 1. Multineuron neurocognitive architecture of intelligent agent

Актеры действуют под управлением собственных *баз знаний*, содержащих знания, представленные в форме *продукционных правил*, antecedentes части которых состоят из логических клауз, идентифицирующих другого актора – отправителя сообщения и само это сообщение, а консеквентные части содержат инструкции по отправке конкретных сообщений другим акторам уже данным актором [8–10].

В общем (для акторов и агнейронов) случае база знаний агента $\mathcal{K}_i^{\gamma}$:

$$K(\aleph_i^{\gamma}) = C_i^{\gamma} \cup G_i^{\gamma}, C_i^{\gamma} = \{i^{Cj}\}, G_i^{\gamma} = \{i^{Gj}\},$$

где $\cdot_i^{Cj}$ и $\cdot_i^{Gj}$ – продукты, представляющие собой соответственно приобретенные (онтологические) и «врожденные» (филогенетические) знания агента $\mathfrak{X}_i$. Такая продукция в общем случае имеет вид:

$$\begin{aligned} \gamma_i^j &= \langle L, H \rangle, L = l_1 \vee l_2 \vee \dots \vee l_x, l_k = l(\kappa_a^1) \wedge l(m_{ab}^1), \\ l(\kappa_a^1) &= \begin{cases} 0, \kappa_a^1 \not\rightarrow \kappa_i^1 : * \\ 1, \kappa_a^1 \rightarrow \kappa_i^1 : * \end{cases}, \quad l(m_{ab}^1) = \begin{cases} 0, \kappa_a^1 \rightarrow \kappa_i^1 : * \neq m_{ab}^1 \\ 1, \kappa_a^1 \rightarrow \kappa_i^1 : m_{ab}^1 \end{cases}, \end{aligned}$$

$$H = h_1 \wedge h_2 \wedge \dots \wedge h_y, h_k = \left(\mathfrak{x}_c^\lambda, m_{ik}^\lambda \right), \mathfrak{x}_i^\lambda \rightarrow \mathfrak{x}_c^\lambda : m_{ik}^\lambda.$$

Здесь условная часть продукции L содержит логические условия l_k , определяющие, какие именно входные сообщения m_{ab}^λ и кем именно из агнейронов $\mathfrak{x}_a^\lambda$ посылаются к агнейрону $\mathfrak{x}_i^\lambda$, а ядерная часть продукции H содержит схему рассылки выходных сообщений, состоящую из пар h_k , определяющих, какие именно сообщения m_{ik}^λ каким именно агнейроном $\mathfrak{x}_c^\lambda$ отправит агнейрон $\mathfrak{x}_i^\lambda$. Запись $\mathfrak{x}_a^\lambda \rightarrow \mathfrak{x}_i^\lambda : m_{ab}^\lambda$ означает, что агент $\mathfrak{x}_a^\lambda$ посылает агенту $\mathfrak{x}_i^\lambda$ сообщение m_{ab}^λ .

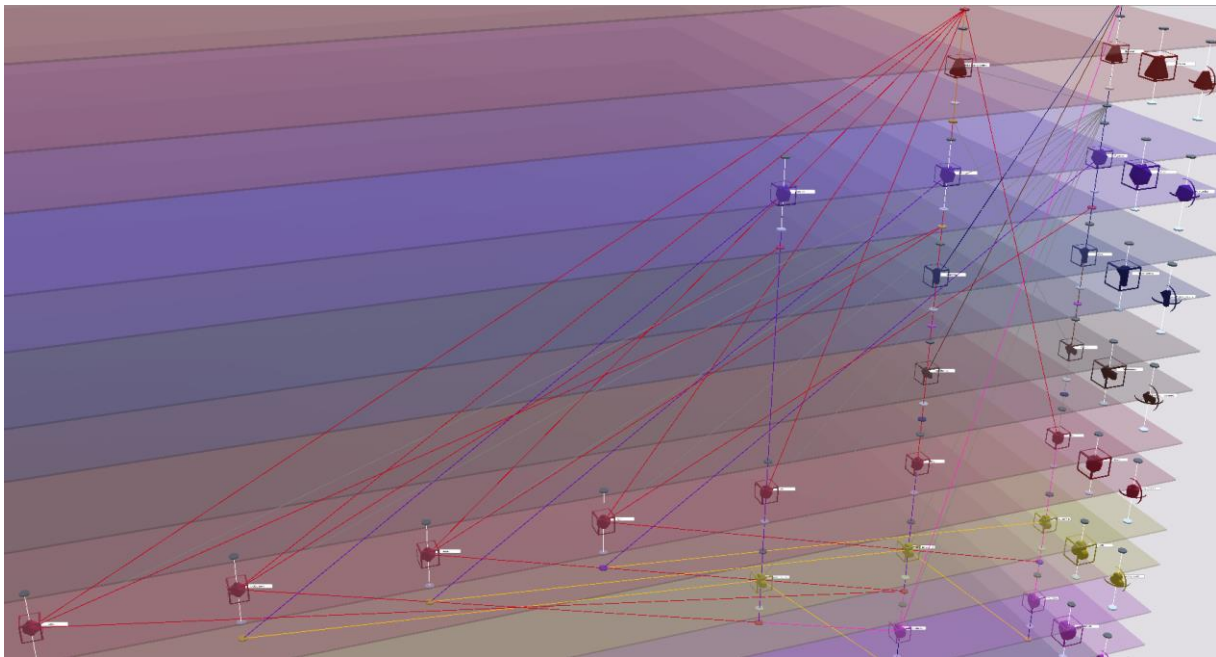


Рис. 2. Мультиакторная когнитивная архитектура агента-нейрона

Fig. 2. Multi-actor cognitive architecture of the agent-neuron

Таким образом, можно сделать вывод, что мультиагентная нейрокогнитивная архитектура является *рекурсивной*, допуская вложенность мультиакторных когнитивных архитектур в состав агнейронов. Более того, когнитивные архитектуры верхнего и нижнего уровней в целом повторяют друг друга по составу *когнитивных узлов*. Этот состав получил название *инвариант мультиагентной когнитивной архитектуры* [6] и включает в себя когнитивные узлы *распознавания событий (идентификации состояний), оценки состояний, целеполагания, синтеза действий*, которые, работая последовательно, обеспечивают синтез состояний и действий, необходимых для проактивного построения путей в динамическом дереве принятия решений. На рисунках 1 и 2 эти когнитивные узлы показаны как для интеллектуального агента (состоят из агнейронов), так и для агнейронов (состоят из акторов). Для их обозначений в визуализации используются трехмерные пиктограммы (графические модели) разной формы.

Обучение мультиагентных когнитивных архитектур агнейронов и интеллектуальных агентов осуществляется на основе изменения состава акторов и агнейронов в когнитивных узлах соответствующей когнитивной архитектуры, а также на основе функциональной топологии ассоциативных связей между акторами и агнейронами в процессе

ситуативно обусловленного роста и развития когнитивной архитектуры интеллектуального агента. Такой рост выполняется на основе ранее разработанного [7] метода т.н. *онтонейроморфогенеза*, имитирующего вычислительную модель процессов формирования функциональной топологии связей между нейронами головного мозга на основе принципов нейропластичности. Сущность этого подхода состоит в том, что т.н. *контрактные* связи между агентами, имитирующие аксо-дендрональные связи между нейронами, образуются именно между теми из них, кто участвует во взаимном обмене энергии на информацию, выполняемом с помощью механизма отправки сообщений (содержащих символы, или порции энергии). Контрактная связь оформляет *контракт* между агентами, которые они заключают между собой, в том случае, если они в составе мультиагентной когнитивной архитектуры выполняют функциональную репрезентацию таких событий в системе «агент – среда», которые в этой системе связаны между собой причинно-следственными зависимостями.

Метод онтонейроморфогенеза демонстрирует черты *онтогенетического метода* в том смысле, что он проявляется во время активного функционирования (время «жизни»), бытия (гр. *онтос*) интеллектуального агента. В то же время он является и *филогенетическим* методом, так как направленный рост и деградация связей между агнейронами происходят на основе активизации работы геномов этих агнейронов в определенных средовых условиях. Поэтому структура и состав функциональных узлов когнитивной архитектуры в общем случае формируются таким образом, чтобы в них присутствовали такие агнейроны и акторы, которые на основе своей согласованной работы синтезируют желательные целевые состояния и переводят в них интеллектуального агента.

Агнейроны в составе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента мотивированы к взаимодействию друг с другом на основе своих локальных целевых функций энергии. Необходимость синтеза своего поведения определяется для агнейрона низкими текущими значениями полезности и информацией (знаниями) о том, что при переходе в определенные состояния системы «агнейрон – среда» в будущем эти значения могут быть значительно увеличены. Так как средой для агнейрона является мультиагентная нейрокогнитивная архитектура интеллектуального агента со всеми своими нейрокогнитонами и данный агнейрон не может получить приращение функции полезности (энергии) никаким другим образом, кроме как от других агнейронов, искомые целевые состояния для данного агнейрона всегда связаны с получением вознаграждения в виде «порций» приращений энергии от других агнейронов.

Агнейроны могут отправить часть своей энергии другим агнейронам с целью приобретения («покупки») некоторой необходимой им информации. В свою очередь, получив необходимую информацию, агнейроны могут с помощью своей внутренней мультиакторной когнитивной архитектуры сформировать некоторую «свою» информацию, которая также может иметь ценность для других агнейронов, и, выполнив мультиагентный алгоритм переговоров, передать («продать») этим агнейронам данную информацию, соответственно, также получив за это некоторое вознаграждение в виде какого-то количества порций энергии.

Таким образом, *динамическое дерево принятия решений интеллектуального агента*, движение по которому определяет фактическое поведение этого агента, синтезируется агнейронами на основе мультиагентной кооперации. В его вершинах находятся состояния системы «интеллектуальный агент – среда», а дуги размечены действиями интеллектуального агента и среды (рис. 3).

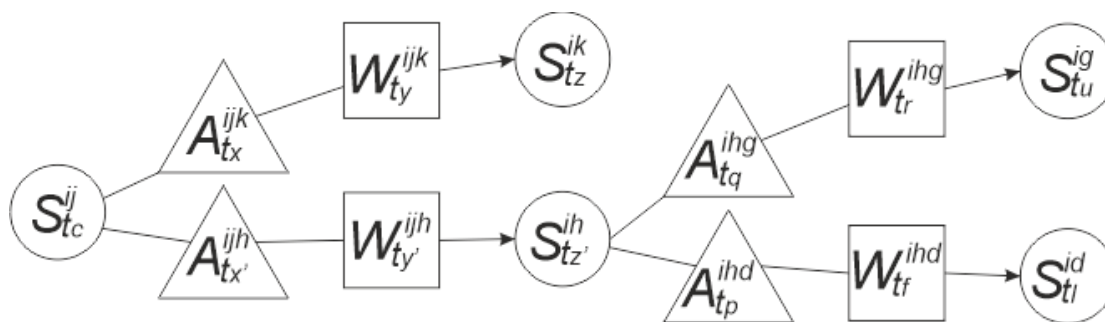


Рис. 3. Структура динамического дерева принятия решений интеллектуального агента

Fig. 3. Structure of a dynamic decision-taking tree of intelligent agent

Принципиальное значение для целей настоящего исследования в данном случае имеет то, что для построения глобального пути (поведение интеллектуального агента), субоптимального по критерию максимизации целевой функции энергии, необходимо сначала построить множество локальных путей (поведение агнейронов), субоптимальных по локальным критериям максимизации своих целевых функций энергии. Таким образом, каждый структурный элемент имитационной модели агента общего искусственного интеллекта, начиная с уровня акторов, вносит свой вклад в поиск решения исходной задачи. Это, в частности, означает, что комбинация онтологического и филогенетического обучения должна начинаться с минимального (самого низкого) уровня рекурсивной мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, структурные элементы которой уже вовлечены в решение поисковых задач. Следовательно, уже на этом минимальном уровне должно выполняться кодирование наследственной информации.

Аналогично поведение интеллектуального агента непосредственно не описывается какими-либо правилами, которые хранились бы в отдельной базе знаний интеллектуального агента, – его поведение зависит от того, агнейроны каких именно типов и какие именно агнейроны входят в его состав, а также от функциональной топологии контрактных связей между ними.

Следовательно, модифицируя правила акторов, структуру и состав акторкогнитонов внутри агнейронов, а также структуру и состав агнейронов внутри мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента, можно управлять функциональными свойствами локальных поисковых процессов и в конечном счете – глобальным процессом поиска решений.

Если перейти на уровень рассмотрения интеллектуальных агентов как самостоятельных особей в структуре популяций, представляющих общую конфигурацию аппарата для поиска решений, возникает множество теоретических вопросов. Должен ли быть у агента смешанный онтофилогенетический цикл, когда процессы онтологического и генетического обучения могут проходить синхронно и попеременно в течение всего времени поиска решения (времени «жизни»), времени функционирования интеллектуального агента? Должны ли быть у интеллектуальных агентов периоды базового физического роста (по аналогии с внутриутробным развитием ребенка), «детства» (социализации, в период которой от ребенка не требуется решение задач назначения), полового созревания (периода, по итогам которого особь получает возможность участвовать в многопоколенном цикле генетического алгоритма, «допускается» к обмену генами с другими особями)? Кто должен принять решение о том, что наступила пора создать новое поколение – постановщик исходной задачи или сам интеллектуальный агент? Или это должны сделать в результате некоторого консенсуса сами интеллектуальные агенты, которые должны обмениваться генами? Должны

ли поколения полностью сменять друг друга или возможно в процессе решения целевой задачи сосуществование агентов разных поколений и скрещивание их между собой? Каковы должны быть в этом случае целевые функции интеллектуальных агентов? Можно ли в этом случае ставить вопрос о размножении интеллектуальных агентов как средстве адаптации к конфигурации пространства решения задачи? Должно ли тогда размножение быть двуполым? Многоплоидным?

В целом обилие и глубина этих вопросов сулят генетическим алгоритмам долгое интенсивное будущее развитие, прологом к которому должно стать создание первых действующих мультиагентных систем общего искусственного интеллекта.

3. ОНТОЭПИСОЦИОФИЛОГЕНЕЗ АГЕНТОВ ОБЩЕГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Неотъемлемой составляющей многопоколенной оптимизации являются процессы кодирования фенотипов особей популяции на основе генетических данных, представленных в генотипах этих особей. У программных интеллектуальных агентов должен быть свой собственный контейнер генетической информации. Очевидно, что свой собственный *геном* должен также быть и у каждого агнейрона. Он должен состоять из геномов входящих в этот агнейрон акторов и некоторой дополнительной информации. Соответственно, пользуясь аналогией из биологии, будем называть иерархический, сложно структурированный геном интеллектуального агента *генотипом* и считать, что он состоит из геномов всех входящих в этого интеллектуального агента агнейронов, включающих в себя геномы всех своих акторов, и некоторой дополнительной генетически значимой информации. Генотип интеллектуального агента должен содержать информацию о структурном составе функциональных узлов, входящих в мультиагентную нейрокогнитивную архитектуру интеллектуального агента, а также информацию о составе конкретных агнейронов в каждом из этих функциональных узлов.

При проектировании онтофилогенетической системы необходимо решить вопрос о *прямом или косвенном кодировании*, выполняемом при переходе от генотипа интеллектуального агента к его фенотипу. С одной стороны, ясно, что от момента формирования генома новой особи до момента, когда эта особь готова к самостоятельному выходу на арену естественного отбора, в реальной природе должно пройти некоторое время, что связано с действием физических ограничений на природу роста и развития биологических организмов. С другой стороны, также очевидно, что такая «задержка» приводит к вовлечению в процесс формирования фенотипа организма *эпигенетических факторов*, часть из которых выступает в роли переменных обратной связи в системе управления этим процессом, создавая предпосылки для того, чтобы проявившаяся в многоклеточном организме вариативность генно-детерминированных сценариев развития фенотипа в конечном счете привела к большей степени приспособленности сформировавшегося организма к конкретным средовым условиям.

У человека период достижения зрелости фенотипа для самостоятельного выживания в эволюции претерпел значительное удлинение, что, вероятно, обусловлено необходимостью вовлечения в индивидуальное развитие не просто средовых, но и *социальных факторов*. Ясно также, что именно наличие смешанного онтофилогенетического сценария формирования фенотипа позволяет сполна использовать эти факторы именно для создания функциональных подсистем организма, обеспечивающих синтез поведения, которое принято считать интеллектуальным. Здесь достаточно вспомнить, что найденныши-маугли, по разным причинам переросшие определенный период развития в детском возрасте, находясь вне нормальной для человека социальной среды, даже будучи впоследствии помещенными в

такую среду, в дальнейшем практически не способны освоить естественный язык и привычные нам социально детерминированные модели поведения.

Значимость *процесса социализации* для формирования мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, способной обеспечить такие модели поведения, трудно преувеличить. Основная ценность имитационного моделирования интеллектуальных агентов на основе таких когнитивных архитектур, с нашей точки зрения, как раз и заключается в том, чтобы, погрузив таких агентов в коммуникативную среду, получить возможность наблюдать за формами и содержанием процессов роста и развития этих когнитивных архитектур. Поэтому, конечно, в структуре генома и в имитационной модели искусственного развития и социализации интеллектуального агента необходимо предусмотреть возможность создавать, хранить и использовать информацию, необходимую для непрямого кодирования фенотипа этого агента, реализующегося в процессе его формирования в течение периода функционирования («жизни») этого интеллектуального агента.

С целью обеспечения такой возможности в состав акторов каждого акторкогнитона и в состав агнейронов каждого нейрокогнитона мы вводим т.н. *акторные и нейронные фабрики* – программных агентов, которые способны динамически «по требованию» порождать новых акторов и агнейронов в процессе работы интеллектуального агента. Этот механизм позволяет пополнить состав акторкогнитонов и нейрокогнитонов новыми акторами и агнейронами.

Другой механизм, встроенный в разрабатываемую нами имитационную модель, позволяет автоматически менять структуру функциональных узлов мультиагентной когнитивной архитектуры в зависимости от фактического представительства в ней акторов и агнейронов определенных типов. Таким образом, если в процессе индивидуального развития интеллектуального агента возникнет необходимость порождения акторной фабрики или нейрофабрикой новых акторов или нейронов, система автоматически достроит состав акторкогнитонов и нейрокогнитонов в случае, если в когнитивной архитектуре ранее не были представлены акторы или агнейроны таких типов.

Третий механизм *управления* развитием мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры с учетом эпигенетических факторов состоит в способности акторов и агнейронов заключать с другими акторами и агнейронами, соответственно, ситуативно детерминированные контракты на основе алгоритма онтонейроморфогенеза. Аналог вычислительной абстракции этого мультиагентного алгоритма заключения контрактов между нейронами – это процессы направленного роста и деградации аксо-дендрональных связей в головном мозге. Это типичный онтофилогенетический процесс, в котором спящий контур управления ростом аксона пробуждается в случае наступления определенных средовых условий.

В нашей модели этот механизм обеспечивается правилами поведения акторов и агнейронов определенных типов, которые кодируются в геномах акторов и агнейронов аналогично другим правилам, управляющим их поведением.

Структура и функции акторных и нейронных фабрик кодируются в геномах агнейронов и интеллектуальных агентов аналогично. Структура разработанного генотипа интеллектуального агента приведена на рисунке 4.

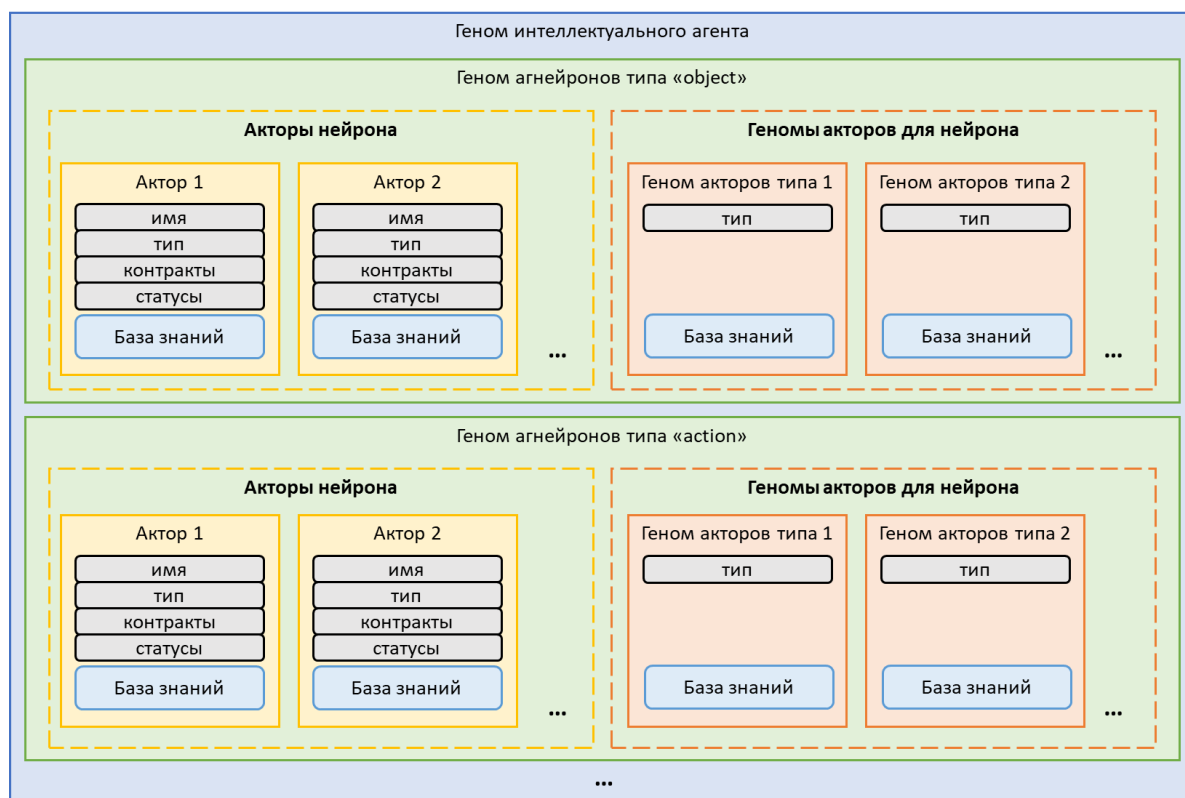


Рис. 4. Структура гено типа интеллектуального агента

Fig. 4. The structure of the genotype of an intelligent agent

Для того чтобы иметь возможность реализовать дуальный онтофилогенетический характер процессов роста и развития мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, *геномы акторов, агнейронов и интеллектуальных агентов* были разработаны в виде баз знаний в формате JSON, содержащих продукционные правила, левые, antecedentesные части которых идентифицируют внешние и внутренние условия срабатывания продукции, а правые – определяют действия, которые необходимо выполнить для внесения соответствующих изменений в структуру, состав и функциональную топологию соответствующих уровней мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры (рис. 5).

Такой подход позволяет обеспечить имитационное моделирование *экспрессии геномов* акторных и нейронных фабрик, акторов и агнейронов в течение всей жизни интеллектуального агента, что в свою очередь обеспечивает перманентное развитие фенотипа мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, управляющей поведением этого интеллектуального агента, также на протяжении всего периода его жизни. Таким образом, *экспрессия генов интеллектуального агента* моделируется на уровнях геномов его акторов и агнейронов как *динамический эпигенетический диахронический процесс*. Обратные эпигенетические связи учитываются с помощью продукционных правил, идентифицирующих состояния, в которых необходимо запускать экспрессию генов, направленный характер которой в свою очередь обеспечивается алгоритмами интерпретации знаний, в форме которых и структурированы все геномы в гено типе интеллектуального агента.

По нашему мнению, стратегия двунаправленного онтофилогенетического обучения интеллектуальных агентов обязательно должна быть реализована и тщательно исследована теоретически и экспериментально. То, что в естественных интеллектуальных многоклеточных системах такой способ не был реализован в ходе эволюции, мы связываем не с низкой эффективностью фенотипов, сформированных в «старых» средовых условиях при их применении в «новых» средовых условиях, а, скорее, физическими

ограничениями трансформации онтологически сформированных знаний в геномы и генотипы многоклеточных организмов. Действительно, для этого понадобилось бы эволюционно в череде миллионов поколений синтезировать механизм обратного кодирования «приращения» фенотипа в «приращение» генотипа, что, очевидно, в естественной биологической системе невозможно, так как для этого должен был быть реализован механизм изменения всего генотипа в течение жизни особи.

```

Object: "Agneuron"
Type: "default"
id: "{16f4b87e-5962-4ccb-8f6a-5a79f13cac13}"
> ActorCognitons: Array
~ ActorGenomes: Array
  > 0: Object
  ~ 1: Object
    AgentType: "action"
    ~ knowledgebase: Array
      ~ 0: Object
        activateIf: "Всегда"
        ~ currentCondition: Array
          ~ 0: Object
            From: "Status"
            FromNeuron: "@"
            Max: 0
            Message: "New"
            Min: 0
            Operation: "Between"
            Time: 0
            Type: "Default"
        ~ desiredCondition: Array
        ~ ruleAction: Array
          ~ 0: Object
            Message: "New"
            Time: 0
            To: "RemoveStatus"
            ToNeuron: "@"
          ~ 1: Object
            Message: "Мыname-появился"
            Time: 0
            To: "Фабрика-событийных"
            ToNeuron: "@"
          ~ 2: Object
            Message: "Мыname"
            Time: 0
            To: "Дисплей"
            ToNeuron: "@"
        ruleStatus: 1

```

Рис. 5. Фрагмент эпистемологического описания генома

Fig. 5. Fragment of the epistemological description of the genome

В то же время в искусственной системе, в частности, в разрабатываемой нами онтофилогенетической системе обучения мультиагентных нейрокогнитивных архитектур реализация такого механизма вполне возможна, так как она не сталкивается ни с физическими, ни с биологическими ограничениями. Процедура обратного кодирования «приращения» фенотипа в «приращение» генотипа может быть реализована, так как форматы представления знаний в фенотипе и генотипе в нашей системе практически совпадают – в обоих случаях это продукционные правила в базах знаний программных агентов.

Важным следствием реализации процедуры обратного кодирования «приращения» фенотипов в «приращение» генотипа станет процесс динамического изменения структуры и размера

практических всех геномов в генотипе интеллектуального агента. Геномы будут увеличиваться за счет «приращения», что, конечно, в естественной биологической системе привело бы к многочисленным сбоям при диплоидном синтезе генотипа нового организма. Что же касается разрабатываемого нами генотипа искусственного интеллектуального агента, то, в принципе, путем ввода дополнительных тегов и правил сочетаемости различных участков геномов при реализации генетических алгоритмов можно добиться того, чтобы особи со «старыми» и «новыми» геномами эффективно скрещивались, давая потомство, обладающее смешанными наследственными признаками, управляющими «старыми» частями геномов, и наследственными признаками, управляемыми «новой» частью генома для тех признаков, для которых в «старом» геноме просто не было генов. Простейшей стратегией здесь могла бы стать упаковка новых генов при обратном кодировании в новые классифицированные хромосомы, которые участвовали бы в обмене генетическим материалом только в том случае, если у партнера по скрещиванию в хромосомном наборе также присутствует хромосома, относящаяся к такому же классу, а в противном случае – просто наследовались бы новой особью без изменений.

Таким образом, с внедрением подобных методов отпадет необходимость в ликвидации успешных интеллектуальных агентов при смене особей в популяции. Кроме того, такие агенты смогут участвовать в дальнейшем филогенетическом развитии системы, используя алгоритмы смешанного скрещивания генотипов с различной структурой и размерами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан сложный иерархический генотип интеллектуального агента, состоящий из геномов агентов-нейронов и акторов в его составе. Показано, что многопоколенная оптимизация мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуальных агентов может способствовать достижению адаптационной устойчивости к условиям функционирования агента общего искусственного интеллекта, обеспечивать синтез его субоптимальной структурно-функциональной схемы, ускорение обучения и алгоритмов поиска решений универсального спектра проблем, решаемых этим агентом в его экологической нише.

Определены основные принципы применения онтофилогенетических методов и алгоритмов для достижения основанной на «природной» аналогии возможности регулирования баланса оптимального соотношения вычислительной нагрузки, необходимой для поиска решения таких проблем, между отдельными особями в поколениях популяции.

«Природная» аналогия, при которой филогенетическая часть развития и обучения строится на процессах, происходящих в минимальных структурно-функциональных элементах организма – клетках, онтологическая часть проявляется на уровне макроскопических общесистемных процессов, а координация между двумя этими комплексами процессов происходит на основе эпигенетических обратных связей, создает предпосылки для имитационного моделирования всех действующих в популяциях «естественных» интеллектуальных систем групп факторов – *биологических, средовых, социальных*. Предлагаем для обозначения такого обучения использовать термин «*онтоэписоциофилогенетический*», указывающий на баланс вычислительной нагрузки в популяции агентов общего искусственного интеллекта в условиях имитационного моделирования их полного жизненного цикла, включающего такие новые и пока необычные для области эволюционного моделирования фазы, как эмбриогенез, постэмбриональное развитие, половое созревание (как достижение проектного уровня функционала), матримониальный цикл, управление социальной организацией вычислений.

Смена поколений и генов, необходимость достижения функциональной и «половой» зрелости связаны с вариативностью и сложностью среды функционирования (обитания) естественных интеллектуальных агентов. Многопоколенная оптимизация призвана обеспечить популяционную адаптацию к быстро меняющимся средовым условиям за счет обновления генных наборов на базе наиболее приспособленных к текущим условиям. В ситуации, когда в процессе онтофилогенетического развития генетические по своей природе процессы роста и деления клеток, формирующих различные ткани, создают

материальную основу для ситуативно детерминированного онтологического обучения на основе изменения состава и связности когнитивной архитектуры головного мозга, обучение занимает определенное, достаточно длительное время и, самое главное, сталкивается с естественными ограничениями, связанными со старением клеток и накоплением сбоев в генетических программах. Поэтому обновление поколений с обменом генами и перезапуском цикла индивидуального развития агентов решает задачи компенсации накопления ошибок и адаптации онтофилогенетического механизма обучения к актуальным условиям функционирования интеллектуальных агентов.

REFERENCES

1. Anchekov M.I. Evolutionary learning of multi-agent neural networks. *News of Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2012. No. 2–2 (46). Pp. 56–61. (In Russian)
Анчёков М. И. Эволюционное обучение мультиагентных нейронных сетей // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2012. № 2–2 (46). С. 56–61.
2. Anchekov M.I., Bzhikhatlov K.Ch., Leshkenov A.M. High-performance phenotyping systems of agricultural crops. *News of Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 5 (109). Pp. 19–24. (In Russian)
Анчёков М. И., Бжикхатлов К. Ч., Лешкенов А. М. Высокопроизводительные системы фенотипирования сельскохозяйственных культур // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2022. № 5 (109). С. 19–24.
3. Anchekov M.I., Bogotova Z.I., Pshenokova I.A., Nagoev Z.V., Shomakhov B.R. Collaborative breeding system based on a consortium of heterogeneous intelligent agents. *News of Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 5 (109). Pp. 25–37. (In Russian)
Анчёков М. И., Боготова З. И., Пшенокова И. А., Нагоев З. В., Шомахов Б. Р. Коллаборативная селекционная система на основе консорциума гетерогенных интеллектуальных агентов // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2022. № 5 (109). С. 25–37.
4. Doursat R. Organically grown architectures: Creating decentralized, autonomous systems by embryomorphic engineering. In *Organic Computing*, R. P. Würtz, ed. 2008. Pp. 167–200. Springer-Verlag.
5. Fedor A. et al. Cognitive Architecture with Evolutionary Dynamics Solves Insight Problem // *Front. Psychol.* 2017. Vol. 8. Pp. 1–15.
6. Nagoev Z.V. Multiagent recursive cognitive architecture // *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2012, Proceedings of the third annual meeting of the BICA Society*, in *Advances in Intelligent Systems and Computing series*, Springer, 2012. Pp. 247–248.
7. Nagoev Z.V. Ontoneuromorphogenetic modeling. *News of Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2013. No. 4 (54). Pp. 46–56. (In Russian)
Нагоев З. В. Онтонейроморфогенетическое моделирование // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2013. № 4 (54). С. 46–56.
8. Nagoev Z.V. *Intellektika, ili myshleniye v zhivyykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intelligence, or thinking in living and artificial systems]. Nalchik: Izdatel'stvo KBNTS RAN, 2013. 232 p. (In Russian)
Нагоев З. В. Интеллектика, или мышление в живых и искусственных системах. Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2013. 232 с.
9. Nagoev Z.V., Nagoeva O.V. *Obosnovaniye simvolov i mul'tiagentnyye neyrokognitivnyye modeli semantiki yestestvennogo yazyka* [Symbol substantiation and multi-agent neurocognitive models of natural language semantics]. Nalchik: Izdatel'stvo KBNTS RAN, 2022. 150 p. (In Russian)
Нагоев З. В., Нагоева О. В. Обоснование символов и мультиагентные нейрокогнитивные модели семантики естественного языка. Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2022. 150 с.

10. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Sundukov Z. Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures. Cognitive Systems Research. 2021. Vol. 66. Pp. 82–88.

11. Werfel J., Nagpal R. Extended stigmergy in collective construction. IEEE Intelligent Systems 21(2): 20–28. 2006.

Информация об авторах

Анчѣков 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>

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>

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

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

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

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;

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

Пшенокова Инна Аuesовна, канд. физ.-мат. наук, вед. науч. сотр. лаборатории «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

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

pshenokova_inna@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3394-7682>

Information about the authors

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

360000, KBR, Nalchik, 224 Kirov street;

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

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

360002, Russia, Nalchik, 2 Balkarov street;

Nagoev Zalikhan Vyacheslavovich, 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>

Nagoeva Olga Vladimirovna, Researcher of the Department of the Multiagent Systems of the Institute of Computer Science and Regional Management Problems – branch of the 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>

Pshenokova Inna Auesovna, Candidate of Physical-Mathematical Sciences, Leading Researcher of the Laboratory “Neurocognitive autonomous intelligent systems”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360002, Russia, Nalchik, 2 Balkarov street;

pshenokova_inna@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3394-7682>