

Модель энергообмена между агнейронами в составе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры

И. А. Пшенокова, А. З. Апшев

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

Аннотация. В последние годы распределенный искусственный интеллект привлек внимание академических кругов из-за его способности решать сложные вычислительные задачи. Основным направлением данной статьи являются мультиагентные системы. Гибкость мультиагентных систем делает их подходящими для решения задач в различных дисциплинах, включая информатику, экономику, гражданское строительство и др. Целью настоящего исследования является построение имитационной модели энергообмена между агентами в интеллектуальной системе принятия решений на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Объектом исследования является процесс энергообмена в нейронной структуре головного мозга. В работе предлагается модель энергообмена между агнейронами в составе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента. Предлагаемый формализм основан на нейрофункциональном сходстве агнейронов интеллектуального агента с нейронами человеческого мозга. Рассматривается процесс обмена и потребления энергии нейронами мозга в процессе выполнения когнитивных функций. В частности, работа сочетает в себе знания, полученные в результате изучения митохондриальной функции и метаболической энергии мозга. Представлен формализм для расчета энергии агнейронов и акторов на разных уровнях инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента. Дальнейшая работа будет заключаться в тестировании представленной архитектуры в разрабатываемой программе имитационного моделирования.

Ключевые слова: интеллектуальный агент, мультиагентные системы, когнитивная архитектура, системы принятия решений и управления

Поступила 18.08.2023, одобрена после рецензирования 12.09.2023, принята к публикации 25.09.2023

Для цитирования. Пшенокова И. А., Апшев А. З. Модель энергообмена между агнейронами в составе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2023. № 5(115). С. 32–40. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-5-115-32-40

MSC: 68T42

Original article

Energy exchange model between agneurons as part of multi-agent neurocognitive architecture

I.A. Pshenokova, A.Z. Apshev

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. In recent years distributed artificial intelligence has attracted the attention of scientists due to its ability to solve complex computing problems. The main area of this article is multi-agent systems. The flexibility of multi-agent systems makes them suitable for solving problems in various disciplines, including

computer science, economics, civil construction, etc. The aim of this study is to build an imitation model of energy exchange between agents in an intellectual decision-making system based on multi-agent neurocognitive architecture. The object of study is the process of energy exchange in the neural structure of the brain. The work proposes a model of energy exchange between agneurons as part of a multi-agent neurocognitive architecture of an intellectual agent. The proposed formalism is based on the neurofunctional similarity of the agneurons of an intellectual agent with neurons of the human brain. The process of energy exchange and consumption of the brain neurons in the process of performing cognitive functions is considered. In particular, the work combines the knowledge gained as a result of the study of mitochondrial function and the metabolic energy of the brain. Formalism is presented for calculating the energy of agneurons and actors at different levels of the invariant of multi-agent neurocognitive architecture of an intelligent agent. Further work will be to test the presented architecture in the simulation modeling program.

Keywords: intellectual agent, multiagent systems, cognitive architecture, decision making and management systems

Submitted 18.08.2023,

approved after reviewing 12.09.2023,

accepted for publication 25.09.2023

For citation. Pshenokova I.A., Apshev A.Z. Energy exchange model between agneurons as part of multi-agent neurocognitive architecture. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS.* 2023. No. 5(115). Pp. 32–40. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-5-115-32-40

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы распределенный искусственный интеллект (РИИ) привлек огромное внимание академических кругов из-за его способности решать сложные вычислительные задачи [1, 2]. Алгоритмы РИИ подразделяются на три категории: параллельный ИИ, распределенное решение проблем и мультиагентные системы (МАС). Параллельный ИИ включает в себя разработку параллельных алгоритмов, языков и архитектур для повышения эффективности классических алгоритмов ИИ за счет использования параллелизма задач [2]. Распределенное решение проблем включает в себя разделение задачи на подзадачи, каждая из которых выделяется узлу среди набора кооперативных узлов, известных как вычислительные объекты. Вычислительные объекты имеют общие знания или ресурсы, а также предопределенные коммуникации с другими объектами, что в свою очередь ограничивает их гибкость [3].

Мультиагентные системы, которые являются основным направлением этой статьи, состоят из автономных сущностей, известных как агенты. Подобно вычислительным объектам, агенты совместно решают задачи, но они предлагают большую гибкость из-за присущей им способности учиться и принимать автономные решения. Для обучения и получения новых знаний агенты взаимодействуют с другими агентами и окружающей средой. Знания необходимы для принятия решений и выполнения действий в среде в процессе решения выделенной им задачи. Именно эта гибкость делает МАС подходящими для решения задач в различных дисциплинах, включая информатику, гражданское строительство и электротехнику [4]. Для разработки МАС требуется решение широкого круга сложных задач: координация между агентами [5], обучение [6] и безопасность [7].

Отличительные особенности МАС, такие как гибкость и надежность, делают их эффективными для решения сложных задач. Эффективность заключается в разделении сложной задачи на несколько более легких, каждая из которых назначается отдельному агенту [8]. Агент может решить поставленную задачу с любым уровнем заранее определенных знаний,

что обеспечивает высокую гибкость [9]. Распределенный характер решения задач, принятый в МАС, также имеет высокую надежность, так как в случае сбоя одного агента задача может быть легко переназначена другим агентам.

В работе мы предлагаем метафору проектирования интеллектуальной системы (назовем ее интеллектуальный агент [10]) на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Такой подход основан на нейрофункциональном и структурном сходстве с нейронными группами головного мозга, что позволяет строить имитационные модели когнитивных функций человека. Мультиагентная нейрокогнитивная архитектура определяется как рекурсивная когнитивная архитектура (допускающая вложенность агентов и функциональных систем друг в друга), функциональные узлы которой состоят из программных агентов-нейронов \aleph_i (агнейронов) разной степени сложности и объединены в составе т.н. инварианта нейрокогнитивной архитектуры [11]. Этот инвариант локализует когнитивные узлы распознавания состояний, идентификации и оценки проблемных ситуаций, синтеза целевых состояний и путей их достижения, а также позволяет конструировать их суперпозиции. Интеллектуальный агент на его основе рационализирован как автономная сущность, наблюдающая за окружающей средой через датчики (сенсоры) и взаимодействующая с ней с помощью эффекторов (рис. 1).

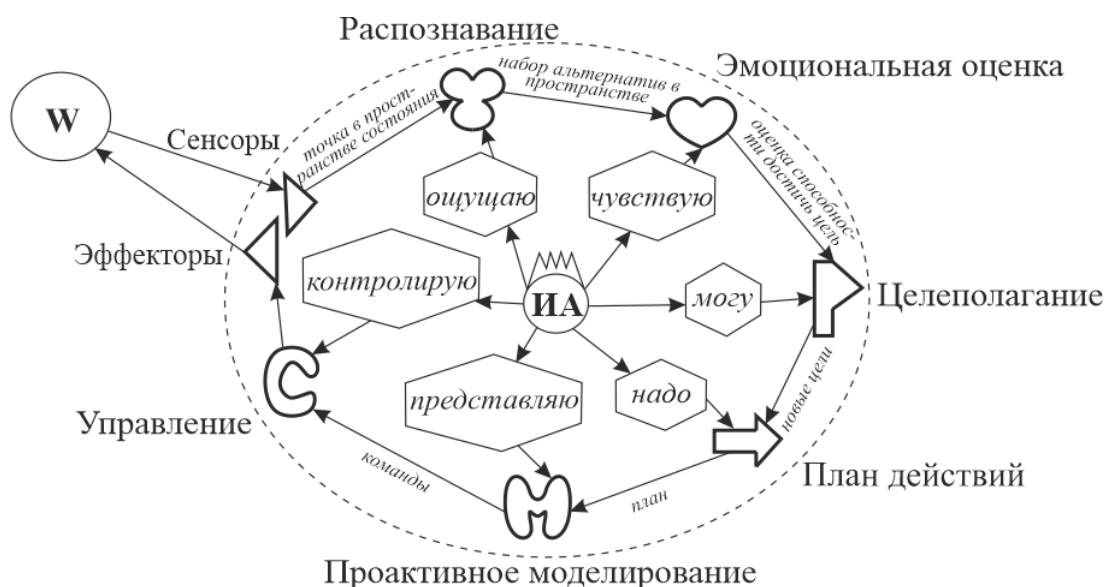


Рис. 1. Интеллектуальный агент на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры

Fig. 1. Intelligent agent based on multi-agent neurocognitive architecture

Целевая функция управляет выбором агента в дереве решений пути, субоптимального по критерию максимизации суммарной энергии вознаграждения, получаемой им за переход в определенное состояние в составе этого пути. Высота дерева решений равна количеству шагов до горизонта планирования. Так как мультиагентная нейрокогнитивная архитектура интеллектуального агента рекурсивна, то каждый агнейрон в составе архитектуры состоит из агентов-актеров, которые локализируются в функциональные узлы распознавания, эмоциональной оценки, целеполагания, синтеза плана действий и управления и обладают целевой функцией, направленной на поиск субоптимального по критерию максимизации энергии пути в дереве решений. Наиболее важными функциями интеллектуального агента являются проактивность и возможность выполнения динамически

интеллектуального поведения. Мерой активности агента в среде является энергия. В нашем подходе энергия рассматривается как безразмерная величина. Агенты получают энергию в основном от других агентов в качестве «платы» в обмен на знания. Такой обмен осуществляется согласно мультиагентному контракту. Под контрактом понимается зависимость, возникающая и развивающаяся, когда агенты заключают друг с другом договорные обязательства на условиях взаимовыгодного обмена энергии на знания. Такая зависимость лежит в основе мультиагентного экзистенциального отображения [12]. Знания представляются причинно-следственными зависимостями, имеющими следующий формат: стартовая (текущая) ситуация, желаемая ситуация (чаще всего это прогноз на ожидаемое состояние энергии) и действие, которое нужно выполнить для перехода из начальной ситуации в конечную. Такой интеллектуальный агент также способен расширять или обновлять свою базу знаний, тем самым обновляя свои планы по достижению желаемых целей [13].

Энергия агнейрона \aleph_i рассчитывается по формуле

$$E_{\aleph_{\tau_b}}^{ij\tau} = E_{\aleph_{\tau_b}}^{ij\tau_b} - \Delta E_{\aleph}^{ij} \cdot \Delta \tau_b^c - \Delta E_{\aleph}^{ijh} - \sum_{\forall \aleph_d^{ij}} \Delta e_{\aleph_d}^{ij} + \sum_{\forall \aleph_r^{ij}} \Delta e_{\aleph_r}^{ij} + \Delta E_{\aleph}^{ijh\tau}, \quad (1)$$

где $E_{\aleph_{\tau_b}}^{ij\tau_b}$ – значение энергии, которую агнейрон получает при «рождении», ΔE_{\aleph}^{ij} – энергия, затрачиваемая агнейроном для того, чтобы прожить один такт времени τ_b^c , ΔE_{\aleph}^{ijh} – энергия, затрачиваемая агнейроном за переход в h -е состояние, $\Delta e_{\aleph_d}^{ij}$ – энергия, которую затрачивает агнейрон для того, чтобы расплатиться с контрагентами (агнейронами \aleph_d^{ij}), $\Delta e_{\aleph_r}^{ij}$ – энергия, которой другие агнейроны \aleph_r^{ij} расплачиваются с данным агнейроном, $\Delta E_{\aleph}^{ijh\tau}$ – энергия, которую агнейрон получает за переход в некоторое целевое состояние. Эта энергия передается агнейронам, участвовавшим в выполнении поставленных пользователем интеллектуальному агенту задач. Причем количество этой энергии определяется качеством выполненной задачи.

Согласно (1) для недопущения агнейроном перехода в терминальное состояние необходимо заключать выгодные контракты с другими агнейронами, в которых количество получаемой больше количества затрачиваемой энергии при исполнении своих обязательств.

Объектом исследования является процесс энергообмена в нейронной структуре головного мозга.

Цель работы – разработать имитационную модель энергообмена в интеллектуальной системе принятия решений на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры.

Задача исследования – построить модель энергообмена между агнейронами в составе функциональных узлов инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры.

МОДЕЛЬ ЭНЕРГООБМЕНА МЕЖДУ АГНЕЙРОНАМИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА

Так как предлагаемый формализм основан на нейрофункциональном сходстве агнейронов интеллектуального агента с нейронами человеческого мозга, рассмотрим, как происходит обмен и потребление энергии нейронами в процессе выполнения когнитивных функций. В мозге главными органеллами энергетического метаболизма, «фабриками» по производству АТФ (аденозинтрифосфорная кислота – универсальный источник

энергии для всех биохимических процессов, протекающих в живых системах), энергетической фабрикой клетки являются митохондрии [14]. Митохондрии населяют цитоплазму нейронов, которые полагаются на выработку митохондриальной энергии для выживания. Эти органеллы содержат свой собственный геном — митохондриальную ДНК, которая кодирует основные субъединицы дыхательной цепи, где электроны объединяются с кислородом, чтобы обеспечить поток энергии через митохондрию. Митохондрии, находящиеся под напряжением, могут затем синтезировать АТФ, которая питает энергетически зависимые внутриклеточные реакции (такие как эндоцитоз, транспорт ионов и биосинтез нейротрансмиттеров), и поддерживать другие критические митохондриальные функции, способствующие внутриклеточной сигнализации [15]. Не менее важным является относительно недавнее открытие того, что митохондрии динамически претерпевают изменения формы посредством регулируемых процессов слияния и деления (делая более длинные или более короткие органеллы соответственно) и активно перемещаются между клеточными компартментами, такими как сома, аксон и пресинаптические бутоны [16]. В мультиагентной нейрокогнитивной архитектуре интеллектуального агента моделью митохондрии в нейронах выступают специальные агенты-акторы, названные аналогично Митохондрии. В составе агнейрона они играют роль энергетической фабрики, синтезирующей энергию, а также являются внутриагентной сигнализацией. Эти агенты-акторы обладают своими собственными базами знаний (геномом), согласно которым передают агнейронам, с которыми текущий агнейрон заключил контракты в процессе решения поставленной задачи, некоторое значение энергии в обмен на информацию. Также акторы Митохондрии сигнализируют агнейронам о критическом значении собственной энергии. Базы знаний Митохондрий могут динамически меняться в процессе решения интеллектуальным агентом поставленной задачи путем регулирования передаваемой энергии агнейронам-контрактникам.

Вторым важным аспектом мозга является функциональная гетерогенность сегментов нейронов, что также отражается в сложной морфологии нейронов, которая может простирается на сотни микрометров в зависимости от типа нейрональных клеток и области мозга. Соответственно, дендритные, соматические, аксональные и пресинаптические сегменты нейронов могут иметь совершенно разные потребности в энергии, которые требуют локальной адаптации энергоснабжения, а также локальных клеточных сигналов, связывающих нейрональную и митохондриальную метаболическую активность. Аналогично агнейроны различных функциональных узлов мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры имеют разные потребности в энергии, что требует наличия в них определенного количества митохондрий и соответственно заключения большего или меньшего числа контрактов. Так, например, агнейроны типа события в когнитивном узле распознавания заключают большее количество контрактов с объектами, действиями и другими событиями в процессе идентификации текущей ситуации, что в свою очередь требует от них больших затрат энергии. Для компенсации своих затрат и экономии энергии эти агнейроны в процессе обучения изменяют состав акторов в функциональных узлах внутренней когнитивной архитектуры, таким образом редактируя или пополняя свою базу знаний. Обучение происходит в процессе установления причинно-следственной зависимости между наступившими событиями. Событий-причин и следствий может быть много. Поэтому в мультиагентной архитектуре

интеллектуального агента возможен множественный рост формирования динамических связей между событийными агнейронами. Однако прохождение по каждому из путей в образовавшемся множестве может привести к нецелесообразной потере энергии интеллектуальным агентом. В связи с этим вводится оценка степени корреляции знаний, полученных в результате формирования динамических связей, в виде отношения числа позитивных событий к общему числу событий [17]. В результате, если некоторому событию-причине соответствует несколько событий-следствий, агнейроны, отвечающие за эти следствия, сигнализируют агенту, отвечающему за причину, для получения вознаграждения. Когда агнейрон, отвечающий за ситуацию-причину, объявляет о вознаграждении, он находит своих контрагентов, затем формируются моделирующие агенты, держащие в себе ситуацию-причину и соответствующую ей ситуацию-следствие в виде знания. В результате экспериментов, тестирующих эти решения, происходит оценка степени корреляции полученного знания. Коэффициент корреляции запишем в виде

$$b = \frac{V^{sp}}{V^s}, \quad (2)$$

где V^{sp} – число позитивных событий, V^s – общее число событий, и примем его равным 1.

При увеличении или уменьшении коэффициента корреляции (2) добавляются или исключаются логические условия в разных частях знания и происходит динамическое укрепление или разрыв связей между агентами. Такое свойство мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, на наш взгляд, сходно со свойством нейропластичности структур головного мозга, при котором происходит формирование или разрыв аксо-дендрональных связей.

Когда человек делает что-то совершенно новое, активным становится широкий спектр областей мозга [18]. Однако по мере того как мы становимся более опытными в выполнении этой задачи, мозг становится более сфокусированным, т.е. задействуются только основные области мозга и, соответственно, требуется меньше энергии для выполнения этой задачи. Аналогично этому процессу в нейрокогнитивной архитектуре при обучении или решении новой задачи между агнейронами для построения графа проблемной ситуации и выхода из нее происходит массовая рассылка между агентами одного функционального узла для поиска контрагентов, являющихся выходами из текущей ситуации. Такая массовая рассылка и поиск контрагентов требуют согласно (1) значительных затрат энергии. После заключения контрактов строится граф, при прохождении которого формируются моделирующие агнейроны, содержащие в себе события, их следствия, оценку и алгоритм действий, необходимых выполнить. При повторном наступлении аналогичной ситуации надобности в массовой рассылке уже нет, активизируются только те агнейроны, которые учувствуют в решении этой задачи и согласно заключенным контрактам осуществляют энергообмен. Таким образом, при обучении интеллектуального агента новым знаниям требуется больше энергии. Для компенсации потерянной энергии в (1) было введено последнее слагаемое. Эту энергию агнейрон может запросить у агнейрона – резервуара энергии, который пополняется пользователем при выполнении интеллектуальным агентом поставленных задач. На рисунке 2 представлены этот агнейрон и его внутренняя структура, состоящая из акторов Сенсор-сообщений, Эффектор-сообщений и Митохондрий в окне разрабатываемой авторами программы имитационного моделирования и визуализации интеллектуального агента.

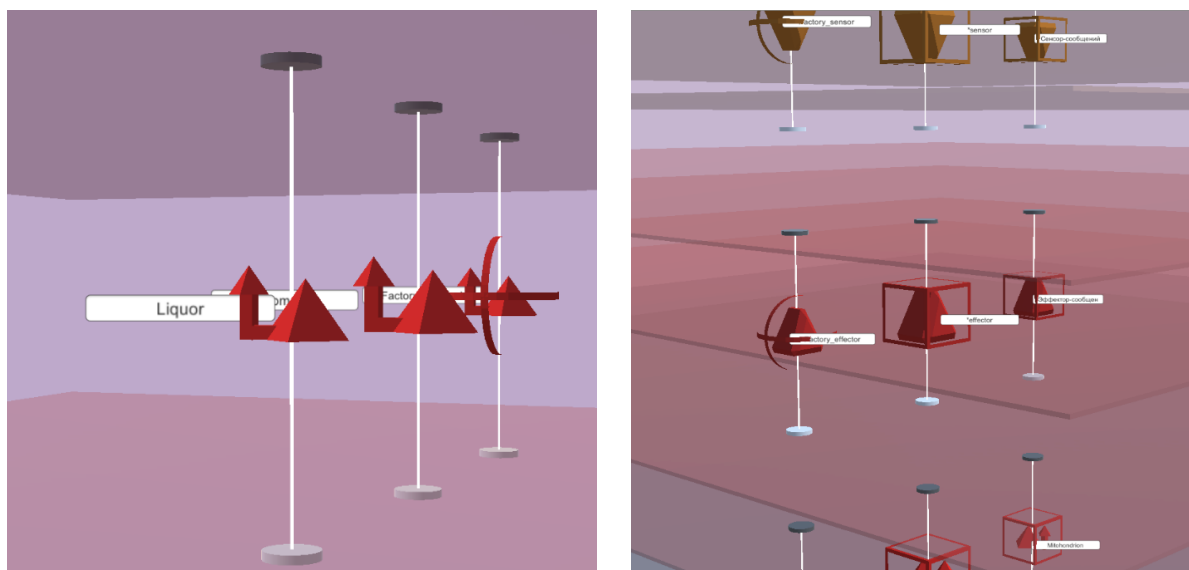


Рис. 2. Агнейрон – резервуар энергии (слева) и его внутренняя структура акторов (справа) в окне программы имитационного моделирования

Fig. 2. Agneuron – a reservoir of energy (left) and its internal structure of actors (right) in the window of simulation program

Основная задача этого агнейрона – перераспределение ограниченных метаболических ресурсов для гибкой адаптации к поставленным задачам. Мы предполагаем, что такой компромисс ресурсов является результатом механизма внимания, который служит для балансировки энергетического спроса и предложения в интеллектуальном агенте в соответствии с текущими приоритетами обработки. Кроме того, такой подход лежит в основе представления о том, что общий запас метаболической энергии в мозге остается постоянным независимо от спроса на умственные задачи. То есть увеличение спроса на обработку и связанный с ним спрос на метаболическую энергию уравновешивается эквивалентным параллельным снижением метаболизма, чтобы поддерживать в нем постоянный уровень [19]. Таким образом, внимание решает, будет ли сенсорное восприятие ощущений сосредоточено на широком круге объектов (предметов или явлений), но с уменьшенным количеством деталей, либо на одном объекте, но с максимальной детализацией.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предлагается имитационная модель энергообмена в мультиагентной нейрокогнитивной архитектуре интеллектуального агента, основанная на результатах, полученных в нейрофизиологии мозга. В частности, работа сочетает в себе знания, полученные в результате изучения митохондриальной функции и метаболической энергии мозга. На их основе разработана модель энергообмена между агнейронами и акторами на разных уровнях инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры интеллектуального агента. Дальнейшая работа будет заключаться в тестировании представленной архитектуры в разрабатываемой программе имитационного моделирования.

REFERENCES

1. Dorri A., Kanhere S., Jurdak R. Multi-agent systems: A Survey. *IEEE Access*. 2018. Vol. 6. Pp. 28573–28593. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2831228.

2. Bond A., Gasser L. Readings in distributed artificial intelligence. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2014. 668 p.
3. Wooldridge M. An Introduction to multiagent systems. New York, NY, USA: Wiley, 2009. 488 p.
4. Shamshirband S., Anuar N., Kiah M., Patel A. An appraisal and design of a multi-agent system based cooperative wireless intrusion detection computational intelligence technique. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2013. Vol. 26. Pp. 2105–2127. DOI:10.1016/j.engappai.2013.04.010.
5. Zou A.-M., Kumar K., Hou Z.-G. Distributed consensus control for multi-agent systems using terminal sliding mode and Chebyshev neural networks. *Int. J. Robust Nonlinear Control.* 2013. Vol. 23(3). Pp. 334–357. DOI:10.1002/rnc.1829.
6. Calvaresi D. et al. Real-time multi-agent systems: rationality, formal model, and empirical results. *Autonomous agents and multi-agent systems.* 2021. Vol. 35(1). P. 12. DOI: 10.1007/s10458-020-09492-5.
7. Zhang D. et al. Physical safety and cyber security analysis of multi-agent systems: A survey of recent advances. *IEEE/CAA Journal of automatica sinica.* 2021. Vol. 8(2). Pp. 319–333. DOI:10.1109/JAS.2021.1003820.
8. Rezaee H., Abdollahi F. Average consensus over high-order multiagent systems. *IEEE Trans. autom. control.* 2015. Vol. 60(11). Pp. 3047–3052. DOI:10.1109/TAC.2015.2408576.
9. Ma L., Min H., Wang S. et al. An overview of research in distributed attitude coordination control. *IEEE/CAA J. autom. sinica.* 2015. Vol. 2(2). Pp. 121–133.
10. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O. et al. Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures. *Cognitive systems research.* 2021. Vol. 66. Pp. 82–88. DOI: 10.1016/j.cogsys.2020.10.015
11. Нагоев З. В. Интеллектика, или мышление в живых и искусственных системах // Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2013. 213 с.
Nagoev Z.V. *Intellektika, ili myshlenie v zhivyykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intellectics, or thinking in natural and artificial systems]. Nal'chik: Izdatel'stvo KBNTS RAN, 2013. 211 p.
12. Нагоев З. В. Мультиагентные экзистенциальные отображения и функции // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2013. № 4 (54). С. 63–71.
Nagoev Z.V. Multi-agent existential mappings and functions. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS.* 2013. No. 4(54). Pp. 63–71.
13. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O. et al. Situational analysis model in an intelligent system based on multi-agent neurocognitive architectures. *Journal of Physics: Conference Series.* 2131 (2021) 022103. DOI:10.1088/1742-6596/2131/2/022103.
14. Picard M., McEwen B.S. Mitochondria impact brain function and cognition. *Proceedings of the National Academy of Sciences.* 2014. Vol. 111. No. 1. Pp. 7–8.
15. Wallace D.C. Bioenergetics, the origins of complexity, and the ascent of man. *Proceedings of the National Academy of Sciences.* 2010. Vol. 107. No. supplement_2. Pp. 8947–8953.
16. Chan D.C. Fusion and fission: interlinked processes critical for mitochondrial health. *Annual Review of genetics.* 2012. Vol. 46. Pp. 265–287.
17. Пшенокова И. А., Нагоева О. В., Апишев А. З. и др. Формирование динамических причинно-следственных зависимостей при управлении поведением интеллектуального агента на основе формализма мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. № 5(109). С. 73–80. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80.

Pshenokova I.A., Nagoeva O.V., Apshev A.Z. et al. Formation of dynamic cause-and-effect relationships in controlling the behavior of an intelligent agent based on the formalism of multi-agent neurocognitive architectures. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2022. No. 5 (109). Pp. 73–80. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80.

18. Raichle M.E., Gusnard D.A. Appraising the brain's energy budget. *PNAS*. 2002. Vol. 99(16). Pp. 10237–10239. DOI: 10.1073/pnas.172399499.

19. Bruckmaier M., Tachtsidis I., Phan P. e al. Attention and Capacity Limits in Perception: A Cellular Metabolism Account. *Journal of Neuroscience*. 2020. Vol. 40 (35). Pp. 6801–6811. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.2368-19.2020.

Информация об авторах

Пшенокова Инна Аuesовна, канд. физ.-мат. наук, зав. лаб., Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

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

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

Апшев Артур Заурбиевич, стажер-исследователь, Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

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

apshev@mail.ru

Information about the authors

Pshenokova Inna Auesovna, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Head of lab., 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;

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

Apshev Artur Zaurbievich, Research Assistant, the 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;

apshev@mail.ru