

УДК 004.8

MSC 68T42

DOI: 10.35330/1991-6639-2020-6-98-80-90

РАЗРАБОТКА ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ СЦЕНАРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТА РЕКУРСИВНОЙ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ НЕЙРОКОГНИТИВНОЙ АРХИТЕКТУРЫ*

И.А. ПШЕНОКОВА¹, З.А. СУНДУКОВ²

¹ Институт информатики и проблем регионального управления – филиал ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук» 360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а
E-mail: iipru@rambler.ru

² ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук» 360002, КБР, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2
E-mail: kbncran@mail.ru

Активное развитие самоорганизующихся систем принятия решений и управления, основанных на мультиагентном подходе, привело к тому, что понятие интеллектуального агента является одним из основных в области искусственного интеллекта. В работе представлен формализм интеллектуального агента на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. Под интеллектуальным агентом понимается интеллектуальная система на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, которая состоит из программных агентов-нейронов, поведение которых детерминировано внутренней целевой функцией, реализация которой осуществляется благодаря возможности агентов взаимодействовать друг с другом. Представлен алгоритм обучения интеллектуального агента на основе самоорганизации инварианта мультиагентных нейрокогнитивных архитектур согласно сценарию прогнозирования пищевого поведения.

Обучение на основе фактического сценария поведения позволяет ИА прогнозировать и в превентивном порядке не допускать уменьшение собственной энергии до критического значения, сигнализировать о наступлении чувства голода и насыщения.

Разработана имитационная модель сценарного прогнозирования пищевого поведения интеллектуального агента на основе инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Использование рациональных программных агентов для моделирования нейроподобных элементов и организации их мультиагентного взаимодействия в процессе обучения нейрокогнитивной архитектуры на основе формирования аксо-дендрональных связей в составе управляющих функциональных систем определяет научную новизну результата. Дальнейшее развитие представленной работы связано с обучением интеллектуального агента более сложному исследовательскому поведению.

Ключевые слова: имитационное моделирование, интеллектуальный агент, мультиагентные системы, нейрокогнитивные архитектуры, самообучающиеся системы.

ВВЕДЕНИЕ

Активное развитие самоорганизующихся систем принятия решений и управления, основанных на мультиагентном подходе, привело к тому, что понятие интеллектуального агента (ИА) является одним из основных в области искусственного интеллекта. Под интеллектуальным агентом понимаются сущности, которые способны получать информацию о состоянии процессов окружающей среды через систему сенсоров и влиять на них

* Работа выполнена при финансовой поддержке проектов РФФИ №№ 18-01-00658 А, 19-01-00648 А

посредством эффекторов, действуя при этом рационально таким образом, что собственное поведение всегда направлено на достижение поставленных целей [1]. Такой агент может быть роботом, программной системой или же виртуальным агентом, который в сценариях обучения обеспечивает разумное и реалистичное поведение человека. Агентное моделирование, исследуя поведение децентрализованных ИА, позволяет определить глобальное поведение мультиагентной системы как результат деятельности множества ИА. Такое поведение возникает благодаря эффекту эмерджентности [2], согласно которому относительно простые правила индивидуального поведения могут создавать самоорганизованное сложное поведение всей системы. Предполагается, что желаемое поведение возникает из взаимодействия агентов между собой и с окружающей средой. Поэтому очень важно решить проблему планирования и прогнозирования поведения мультиагентной системы, способной к самоорганизации и самообучению. Решение этой проблемы может производиться с помощью имитационного моделирования ИА, состоящего из целенаправленных агентов, представляющих собой модели программных вычислителей, нацеленных на решение локальных субоптимальных задач.

В [3] введено понятие ИА, который представляет собой интеллектуальную систему на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Интеллектуальный агент в этой парадигме – имитационная модель мозга, а программные агенты – нейроны мозга.

Цель работы состоит в разработке методов обучения ИА на основе нейрокогнитивной мультиагентной архитектуры путем самоорганизации агентов-нейронов в его составе при возникновении рассогласования между ожидаемым и фактическим сценариями поведения.

Задача исследования – разработать имитационную модель сценарного прогнозирования поведения ИА на основе инварианта рекурсивной мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры.

Объектом исследования в данной работе является процесс обучения интеллектуального агента согласно фактическому сценарию поведения.

Предметом исследования является возможность обучения ИА на основе инварианта мультиагентных когнитивных архитектур.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АГЕНТ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ НЕЙРОКОГНИТИВНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Под интеллектуальным агентом будем понимать интеллектуальную систему на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры, которая состоит из программных агентов-нейронов, поведение которых детерминировано внутренней целевой функцией, реализация которой осуществляется благодаря возможности агентов взаимодействовать друг с другом [4]. Взаимодействие происходит в соответствии с договорными обязательствами, названными в [5] «мультиагентный контракт» и представляющими собой алгоритм, согласно которому агенты передают имеющуюся у них энергию в обмен на знания. Энергия – безразмерная величина, представляет собой меру активности агента-нейрона в среде. Знания – продукция, условная часть которой определяет начальную и конечную ситуацию, а ядро – действие, которое переводит агента из начальной ситуации в конечную. Каждый агент-нейрон в составе ИА обладает базой знаний, согласно которой функционирует и заключает мультиагентные контракты. Способность агента вступать в контрактные отношения с агентами-нейронами определенного типа называется валентностью. Поведением агента можно управлять путем редактирования правил в базе знаний. Редактировать можно, добавляя или удаляя целое правило или же некоторые его части как в условной, так и в ядерной составляющей. Все знания, которые формируются различными агентами-нейронами, могут быть объединены в составе ИА, так как интеллектуальная

система допускает рекурсию агентов-нейронов друг в друга. Для того чтобы успешно функционировать, ИА на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры должен объединять в своем составе многомодальную систему распознавания образов, систему понимания и синтеза высказываний, модель ситуативного анализа, систему синтеза активного поведения, систему управления эффекторами, систему обучения. Каждая такая система представляет собой функциональный узел, который формируется путем самоорганизации агентов-нейронов определенного типа и обеспечивает отдельный этап интеллектуального рассуждения (когнитивный блок). Когнитивные блоки – распознавания входных образов, эмоциональной оценки, целеполагания, синтеза плана действий, проактивного моделирования, управления выполнением плана – в свою очередь образуют инвариант организационно-функциональной структуры процесса интеллектуального принятия решений [6]. За счет наличия сенсорной подсистемы (экстероцепторов и интероцепторов) ИА способен регистрировать внешние и внутренние параметры различных модальностей.

ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ СЦЕНАРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОВЕДЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТА МУЛЬТИАГЕНТНОЙ НЕЙРОКОГНИТИВНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Рассмотрим имитационную модель интеллектуального агента на основе инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Как отмечалось выше, ИА \aleph состоит из множества агентов-нейронов \aleph_i^j , где i – имя агента, j – тип агента, которые могут взаимодействовать друг с другом посредством передачи сообщений для реализации внутренней целевой функции

$$Z = E(s_{it_c}^j) \xrightarrow{a_{it_c}^j} \max,$$

направленной на увеличение собственной энергии E . Здесь $s_{it_c}^j$ – некоторая ситуация, в которой находится агент в момент времени t_c , $a_{it_c}^j$ – действия, которые необходимо совершить для перехода из текущей ситуации к ситуации, ведущей к увеличению энергии.

Агенты-нейроны определенного типа создаются соответствующими агентами-фабриками на входящую новую сигнатуру, поступившую на экстероцепторы агента в виде сообщения $m("k")$, (k – текст сообщения) согласно формуле (1)

$$\begin{aligned} \aleph_i^{Sensor} \rightarrow F_i^{Factoryj} : m(\text{signature}), \\ F_i^{Factoryj}(\text{signature}) \downarrow \aleph_i^j. \end{aligned} \quad (1)$$

Здесь символ \rightarrow означает передачу сообщения от одного агента к другому, а \downarrow означает создание нового агента. Сценарное прогнозирование будем проводить на основе пищевого поведения.

С точки зрения нейрофизиологии пищевое поведение представляет собой внешнее проявление чувства голода или пищевого инстинкта – основы выживания в природе. Это субъективные ощущения в виде головокружения, слабости или же чувства «сосания под ложечкой». Живой организм таким образом подает сигнал о необходимости в пище для поддержания нормального состояния внутренней среды (гомеостаза) и обеспечения дальнейшей жизнедеятельности. Ответной реакцией на возникновение голода является стремление найти пищу, съесть ее и достичь чувства насыщения, что приводит к положительной эмоциональной реакции – чувству удовольствия. Пищевое поведение и другие пищевые функции человека регулируются так называемым «пищевым центром» – сложной си-

стемой, включающей в себя гипоталамус, лимбическую систему, ретикулярную формацию и передние отделы коры больших полушарий головного мозга [7].

Для имитации пищевого поведения необходимо обучить ИА умению прогнозировать снижение своей энергии до критической отметки (проявление чувства голода) и сигнализировать пользователю через условный крик (сказать А) о том, что его нужно «покормить». После получения дополнительной энергии от пользователя и увеличения собственной энергии (наступление чувства насыщения) сигнализировать о своей «сытости» (сказать О). Главная цель обучения состоит в следующем: построить причинно-следственную зависимость между событиями, прогнозировать и избежать негативную для себя ситуацию в виде уменьшения энергии («голод»), а также выполнить необходимые действия для увеличения своей энергии («насыщение»).

Имитационная модель сценарного прогнозирования пищевого поведения ИА включает следующие основные элементы: агенты-нейроны определенного типа и создающие их агенты-фабрики, условные названия и графические обозначения которых представлены на рисунке 1.



Рис. 1. Условные названия и графические представления агентов-нейронов в составе мультиагентной нейрокognитивной архитектуры

Согласно сценарию поведения ИА обладает фиксированной энергией $E = 1000$, которая уменьшается каждый такт жизни на некоторую величину по заданному закону. Значение энергии контролирует агент *Желудок*, который получает информацию со своего сенсора. При неизменном значении *Желудок* оповещает ИА о том, что энергия не изменяется. Эта информация поступает на когнитивный блок распознавания, в частности, на *Фабрику-объектов* и *Фабрику-действий*, которые создают согласно (1) концептуальных агентов-нейронов типа объект и действие соответственно.

$$\begin{aligned} \aleph_{\text{Сенсор_желудка}}^{\text{Sensor}} &\rightarrow F_{\text{Фабрика_объектов}}^{\text{Factory_object}}: m(\text{"энергия"}), \\ &F_{\text{Фабрика_объектов}}^{\text{Factory_object}}(\text{"энергия"}) \downarrow \aleph_{\text{энергия}}^{\text{object}}, \\ \aleph_{\text{Сенсор_желудка}}^{\text{Sensor}} &\rightarrow F_{\text{Фабрика_действий}}^{\text{Factory_action}}: m(\text{"не изменяется"}), \\ &F_{\text{Фабрика_действий}}^{\text{Factory_action}}(\text{"не изменяется"}) \downarrow \aleph_{\text{неизменяется}}^{\text{action}}. \end{aligned}$$

Новые агенты для заполнения своих валентностей спрашивают у пользователя, что они обозначают, в следующем виде:

Агент-объект: Что это?

Пользователь: Энергия.

Агент-действие: Что объект делает?

Пользователь: Не изменяется.

Формально запрос к пользователю можно записать в виде:

$$\aleph_i^j \rightarrow \aleph^{\text{Display}}: m(\text{"message"}).$$

На созданный концептуальный агент соответствующими Фабриками-словами создаются агенты-слова. В данном случае – это агент-существительное – *энергия* и агент-глагол – *не изменяется*.

Объект и действие отсылают сообщение на Фабрику-событийных для формирования агента-события *Энергия не изменяется*. Новое событие требует эмоциональной оценки, поэтому данные с когнитивного узла распознавания поступают на когнитивный узел эмоциональной оценки. Фабрикой-эмоциональных создается эмоциональный агент, который делает запрос пользователю в виде:

Агент-эмоциональный: Как оценить?

Пользователь: Нейтрально.

Так как событие нейтральное, на него никак не реагируем, соответственно когнитивные узлы целеполагания, синтеза плана действий, проактивного моделирования и управления выполнением плана не задействуются.

Если же значение энергии становится $E < 250$, Сенсор-желудка сигнализирует об уменьшении энергии. Желудок оповещает о своем состоянии ИА, и Фабрикой-действий создается новый агент-действие, который отправляет запрос пользователю:

Агент-действие: Что объект делает?

Пользователь: Уменьшилась.

Фабрика-событийных создает агента-событие *Энергия уменьшилась*. В когнитивном блоке эмоциональной оценки создается агент, который делает запрос пользователю в виде:

Агент-эмоциональный: Как оценить?

Пользователь: Негативно-голод.

Так как оценка негативная и это событие может привести к голоду, информация поступает на когнитивный блок целеполагания для формирования цели: избежать голода. Формируется соответствующий агент-целеполагания, который в свою очередь отправляет запрос в когнитивный блок синтеза плана действий. Фабрикой-планировщиков создается агент, который отправляет запрос пользователю:

Агент-планировщик: Какое действие?

Пользователь: Сказать А.

ИА запоминает действие, которое ему нужно совершить, если значение энергии уменьшится, и запоминает, какое событие привело к этому действию. Формируется событие *сказал А*, которое оценивается как нейтральное. Так как энергия уменьшилась, пользователь пополняет энергию ИА. Произошло новое событие: пользователь покормил. Оно формируется аналогично предыдущим:

Агент-объект: Что это?

Пользователь: Пользователь.

Агент-действие: Что объект делает?

Пользователь: Покормил.

Пользователь покормил.

Агент-эмоциональный: Как оценить?

Пользователь: Нейтрально.

Пополнение энергии приводит к увеличению значения энергии в Желудке, о чем сигнализирует Сенсор-Желудка. Поэтому по аналогии с формированием события об уменьшении энергии формируется событие о её увеличении в виде:

Агент-действие: Что объект делает?

Пользователь: Увеличилась.

Фабрика-событийных создает агента-событие *Энергия увеличилась*. В когнитивном блоке эмоциональной оценки создается агент, который делает запрос пользователю в виде:

Агент-эмоциональный: Как оценить?

Пользователь: Позитивно.

Так как оценка позитивная, когнитивный блок целеполагания формирует цель – увеличение энергии. Формируется соответствующий агент-целеполагания, который в свою очередь отправляет запрос в когнитивный блок синтеза плана действий. Фабрикой-планировщиков создается агент, который отправляет запрос пользователю:

Агент-планировщик: Какое действие?

Пользователь: Сказать О.

ИА запоминает действие, которое ему нужно совершить, если значение энергии увеличится, и запоминает, какое событие привело к этому действию. Формируется событие *сказал О*, которое оценивается как нейтральное.

В ходе обучения ИА формирует причинно-следственную зависимость (рис. 2)

$$\aleph_i^{event} = \cup_{i_k} \{y(\aleph_{i+1}^{event})\},$$

где y – мультиагентное экзистенциальное отображение (айн-функция). Для формирования данной зависимости событийные агенты делают рассылку другим агентам в виде:

$$\aleph_i^{event} \rightarrow \{\aleph_{i-1}^{event}\}: m(\text{Почему?}),$$

$$\aleph_i^{event} \rightarrow \{\aleph_{i+1}^{event}\}: m(\text{Поэтому?}).$$

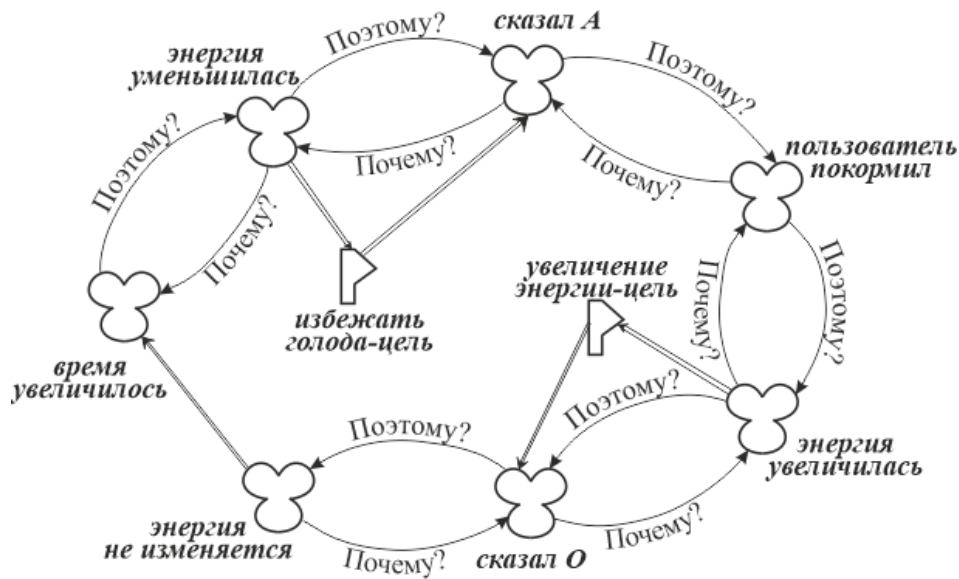


Рис. 2. Причинно-следственная связь между событиями, построенная ИА в процессе обучения

Согласно построенной причинно-следственной зависимости после увеличения времени функционирования следует уменьшение собственной энергии, и для того, чтобы не допустить наступление этого события, ИА должен сигнализировать пользователю о том, что «голоден», сказав А. После получения этой информации пользователь «кормит» агента, передав ему дополнительную энергию. Значение энергии агента увеличивается, и ИА информирует пользователя о своем «насыщении», сказав О. Для реализации этого сценария ИА строит прогноз и сигнализирует о состоянии «голода» заранее, анализируя информацию, поступающую с Желудка. Если значение энергии приближается к заданному критическому числу $E = 450$, ИА выводит на дисплей информацию в виде сообщения:

Событие энергия уменьшится сработает через n секунд.

Дальше ИА выводит на дисплей сообщения согласно следующему сценарию:

Сказать А.

А

После получения данного сообщения на дисплей пользователь пополняет значение энергии ИА. Агент выводит сообщение об этом на экран.

Пользователь покормил.

Событие энергия увеличилась сработает через n секунд.

Энергия увеличилась

Сказать О.

О

Обучение на основе представленного сценария поведения позволяет ИА прогнозировать и в превентивном порядке не допускать уменьшения собственной энергии до критического значения, сигнализировать о наступлении чувства голода и насыщения.

На рисунке 3 представлена разработанная имитационная модель ИА в программной реализации. Подробное описание разработанной программной среды имитационной модели приведено в работе [8]. Интеллектуальный агент на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры назван МАРИ.

В нижнем левом углу – окно чата ИА с пользователем, через которое происходит обучение согласно представленному сценарию. В нижнем правом углу – окно, в котором отображаются сообщения, которыми обмениваются агенты для заключения и реализации мультиагентных контрактов. Заключенные между агентами-нейронами контракты изображены линией.

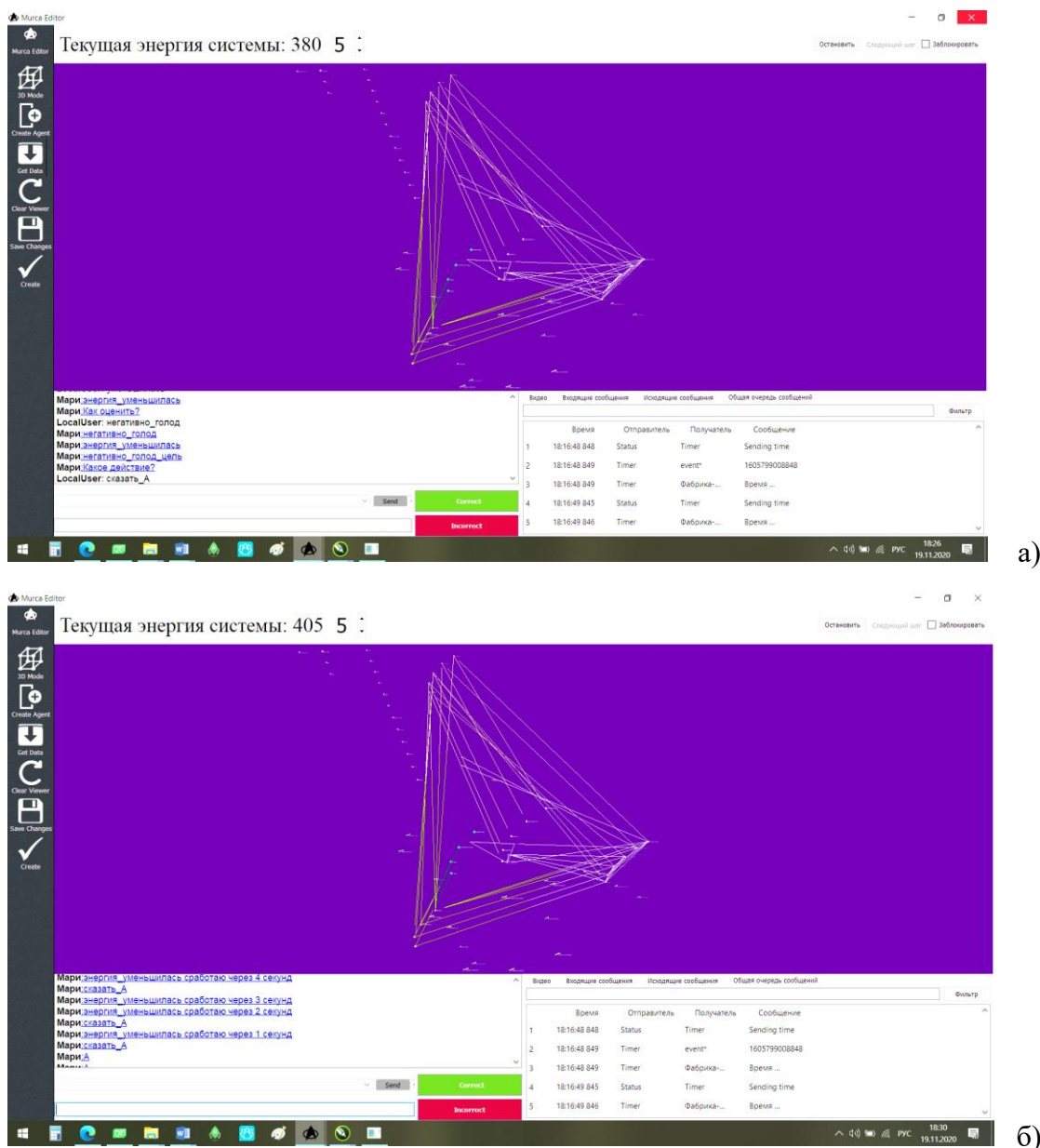


Рис. 3. Имитационная модель сценарного прогнозирования пищевого поведения ИА

На рисунке 3а в диалоговом окне представлен процесс обучения ИА пользователем, описанный выше. На рисунке 3б в диалоговом окне представлено умение прогнозировать снижение своей энергии (проявление чувства голода), т.е. так как сенсор Желудка отправляет сообщение *Энергия уменьшилась* при $E < 250$, ИА для недопущения этого события необходимо заранее сигнализировать пользователю через условный крик (сказать А) о том, что его нужно «покормить». Поэтому при $E = 450$ пользователь на Дисплей получает сообщение о том, что событие *Энергия уменьшилась* сработает через некоторое время, ИА необходимо сказать А, а пользователю пополнить энергию агента.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлены формализм и процесс обучения интеллектуального агента на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур согласно сценарию прогнозирования пищевого поведения. Обучение на основе фактического сценария поведения позволяет ИА

прогнозировать и в превентивном порядке не допускать уменьшения собственной энергии до критического значения, сигнализировать о наступлении чувства голода и насыщения.

Разработана имитационная модель сценарного прогнозирования пищевого поведения интеллектуального агента на основе инварианта мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Использование рациональных программных агентов для моделирования нейроподобных элементов и организации их мультиагентного взаимодействия в процессе обучения нейрокогнитивной архитектуры на основе формирования аксо-дендрональных связей в составе управляющих функциональных систем определяет научную новизну результата. Дальнейшее развитие представленной работы связано с обучением интеллектуального агента более сложному исследовательскому поведению.

ЛИТЕРАТУРА

1. Russel Stuart, Peter Norvig. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2003.
2. Лафта Дж.К. Теория организации: учеб. пос. М.: Велби: Проспект, 2003. 416 с.
3. Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I. Multi-agent neurocognitive models of semantics of spatial localization of events // Cognitive Systems Research. 2020. Т. 59. С. 91-102.
4. Nagoev Z., Pshenokova I., Gurtueva I., Bzhikhatlov K. A Simulation Model for the Cognitive Function of Static Objects Recognition Based on Machine-Learning Multi-Agent Architectures // Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 948. Pp. 370-379.
5. Нагоев З.В. Интеллектика, или мышление в живых и искусственных системах. Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2013. 213 с.
6. Пшенокова И.А., Нагоева О.В., Гуртуева И.А., Айран А. Алгоритм обучения интеллектуальной системы принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2020. № 3 (95). С. 23-31.
7. Шульговский В.В. Основы нейрофизиологии: учеб. пособие. М.: Аспект Пресс, 2002. 277 с.
8. Нагоев З.В., Сундуков З.А., Пшенокова И.А., Денисенко В.А. Архитектура САПР распределенного искусственного интеллекта на основе самоорганизующихся нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2020. № 2 (94). С. 40-47.

REFERENCES

1. Russel Stuart, Peter Norvig. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2003.
2. Lafta J.K. *Teoriya organizatsii. Uch. pos.* [Organization theory. Tutorial.] M.: Welby: Prospect, 2003. 416 p.
3. Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I. Multi-agent neurocognitive models of semantics of spatial localization of events // Cognitive Systems Research. 2020. Т. 59. С. 91-102.
4. Nagoev Z., Pshenokova I., Gurtueva I., Bzhikhatlov K.A. Simulation Model for the Cognitive Function of Static Objects Recognition Based on Machine-Learning Multi-Agent Architectures // Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 948. Pp. 370-379.
5. Nagoev Z.V. *Intellektika, ili myshleniye v zhivykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intellectics, or thinking in living and artificial systems]: Nalchik: Publishing House of KBSC RAS, 2013. 213 p.
6. Pshenokova I.A., Nagoeva O.V., Gurtueva I.A., Ayran A. *Algoritm obucheniya intellektual'noy sistemy prinyatiya resheniy na osnove mul'tiagentnykh neyrokognitivnykh arkhitektur*

[Algorithm for learning an intelligent decision-making system based on multi-agent neurocognitive architectures] // News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences. 2020. No. 3 (95). P. 23-31.

7. Shulgovsky V.V. *Osnovy neyrofiziologii. Uchebnoye posobiye* [Fundamentals of Neurophysiology. Tutorial] M.: Aspect Press, 2002. 277 p.

8. Nagoev Z.V., Sundukov Z.A., Pshenokova I.A., Denisenko V.A. *Arkhitektura SAPR raspredelenного iskusstvenного intellekta na osnove samoorganizuyushchikhsya neyrokognitivnykh arkhitektur* [The architecture of the CAD of distributed artificial intelligence based on self-organizing neurocognitive architectures] // News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences. 2020. No. 2 (94). P. 40-47.

DEVELOPMENT OF A SIMULATION MODEL FOR PREDICTING THE BEHAVIOR OF AN INTELLIGENT AGENT BASED ON AN INVARIANT OF A RECURSIVE MULTI-AGENT NEUROCOGNITIVE ARCHITECTURE*

I.A. PSHENOKOVA¹, Z.A. SUNDUKOV²

¹ Institute of Computer Science and Problems of Regional Management –
Branch of Federal public budgetary scientific establishment «Federal scientific center
«Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»
360000, KBR, Nalchik, 37-a, I. Armand St.
E-mail: iipru@rambler.ru

² FSBSE «Federal scientific center
«Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»
360002, KBR, Nalchik, 2, Balkarova street
E-mail: kbncran@mail.ru

The active development of self-organizing decision-making and control systems based on the multi-agent approach has led to the fact that the concept of an intelligent agent is one of the main in the field of artificial intelligence. The paper presents the formalism of an intelligent agent based on multi-agent neurocognitive architectures. An intelligent agent is understood as an intelligent system based on a multi-agent neurocognitive architecture, which consists of software agents-neurons, the behavior of which is determined by an internal objective function, the implementation of which is carried out due to the ability of agents to interact with each other. An algorithm for learning an intelligent agent based on self-organization of an invariant of multi-agent neurocognitive architectures according to a scenario for predicting eating behavior is presented.

Learning based on the actual scenario of behavior allows the AI to predict and, in a preventive manner, prevent a decrease in its own energy to a critical value, signal the onset of hunger and satiety.

A simulation model of scenario prediction of the eating behavior of an intelligent agent based on an invariant of a multi-agent neurocognitive architecture has been developed. The use of rational software agents for modeling neural-like elements and organizing their multi-agent interaction in the process of teaching neurocognitive architecture based on the formation of axo-dendronal connections as part of control functional systems determines the scientific novelty of the result. Further development of the presented work is associated with teaching an intelligent agent more complex exploratory behavior.

Keywords: simulation modeling, intelligent agent, multi-agent systems, neurocognitive architectures, self-learning systems.

Работа поступила 20.11.2020 г.

* This work was carried out with the financial support of RFBR projects No.No. 18-01-00658 A, 19-01-00648 A

Сведения об авторах:

Пшенокова Инна Аuesовна, к.ф.-м.н., зав. лаб. «Интеллектуальные среды обитания» Института информатики и проблем регионального управления – филиала Кабардино-Балкарского научного центра РАН.

360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а.

E-mail: pshenokova_inna@mail.ru

Сундуков Заурбек Амурович, стажер-исследователь отдела «Системы виртуальной реальности и прототипирования» Института информатики и проблем регионального управления – филиала Кабардино-Балкарского научного центра РАН.

360000, КБР, г. Нальчик, ул. И. Арманд, 37-а.

E-mail: azraiths@gmail.com

Information about the author:

Pshenokova Inna Auesovna, Candidate of Physical-Mathematical Sciences, Head of the lab. Intellectual habitats, Institute of Computer Science and Problems of Regional Management of KBSC of the Russian Academy of Sciences, branch of KBSC of RAS.

360000, KBR, Nalchik, I. Armand street, 37-a.

E-mail: pshenokova_inna@mail.ru

Sundukov Zaurbek Amurovich, trainee researcher, Department of the virtual reality systems and prototyping of the Institute of Computer Science and Problems of Regional Management of KBSC of the Russian Academy of Sciences, branch of KBSC of RAS.

360000, KBR, Nalchik, I. Armand street, 37-a.

E-mail: azraiths@gmail.com