

УДК 004.8

MSC 68T42

DOI: 10.35330/1991-6639-2020-3-95-23-31

АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ НЕЙРОКОГНИТИВНЫХ АРХИТЕКТУР*

И.А. ПШЕНОКОВА¹, О.В. НАГОЕВА¹, И.А. ГУРТУЕВА¹, А.А. АЙРАН²

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

Основной фундаментальной проблемой создания искусственных интеллектуальных систем принятия решений является их неспособность решать неструктурированные задачи окружающего мира наравне с человеком. Существующие системы неплохо решают «узкие», хорошо структурированные задачи, однако принимать эффективные решения в условиях неопределенности и неструктурированных данных они не способны. В рамках указанной проблемы большое внимание уделяется так называемому восходящему подходу к разработке искусственного интеллекта на основе биологических элементов, таких как, например, человеческий мозг, который, обладая превосходной гибкостью и способностью к обучению, превосходит современные интеллектуальные системы.

В работе представлен формализм интеллектуальной системы принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, который имеет архитектурное сходство с мозгом человека. Разработан инвариант организационно-функциональной структуры процесса интеллектуального принятия решений на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Представлен алгоритм обучения интеллектуальных систем принятия решений на основе самоорганизации инварианта мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. С помощью данного алгоритма проведено обучение интеллектуального агента и построена архитектура процесса обучения на основе инварианта нейрокогнитивной архитектуры. Дальнейшие исследования связаны с обучением интеллектуального агента более сложному поведению и расширению возможностей интеллектуальной системы принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.

Ключевые слова: интеллектуальные системы, принятие решений, мультиагентные системы, когнитивные архитектуры, самообучающиеся системы

ВВЕДЕНИЕ

Основной фундаментальной проблемой создания искусственных интеллектуальных систем принятия решений является их неспособность решать неструктурированные задачи окружающего мира наравне с человеком. Существующие системы неплохо решают «узкие», хорошо структурированные задачи, однако принимать эффективные решения в условиях неопределенности и неструктурированных данных они не способны. В рамках указанной проблемы большое внимание уделяется так называемому восходящему подхо-

* Работа выполнена при поддержке проектов РФФИ 18-01-00658 А, 19-01-00648 А

ду к разработке искусственного интеллекта (ИИ) на основе биологических элементов, таких как, например, человеческий мозг, который, обладая превосходной гибкостью, обобщаемостью и способностью к обучению, превосходит современные интеллектуальные системы. К этому подходу можно отнести активно развивающиеся и применяемые в современных системах ИИ нейронные сети [1]. Однако указанные подходы, хотя и относятся к биологическому моделированию ИИ, никакого сходства с биологическими нейронами не имеют.

Таким образом, целью исследования является разработка системы ИИ, которая имеет архитектурное сходство с мозгом и в котором процесс принятия решений происходит аналогично человеческому.

Задача данного исследования состоит в разработке алгоритма обучения интеллектуальных систем принятия решений на основе самоорганизации инварианта мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.

Объектом исследования в данной работе является процесс обучения интеллектуальных систем.

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

1. ПСИХОФИЗИОЛОГИЯ ПРОЦЕССА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ

Процесс принятия решений человеком, как правило, включает в себя определённые этапы, которые в случае решения различных неструктурированных задач могут выполняться последовательно, одновременно, параллельно или с возвратом к предыдущим этапам [2]. К основным этапам процесса принятия решений можно отнести:

1. Ситуационный анализ, включающий в себя распознавание, идентификацию проблемной ситуации и ее эмоциональную оценку, постановку цели, поиск причинно-следственных зависимостей для формирования возможных решений.

2. Синтез решения, включающий в себя проактивное моделирование, формирование плана действий, управление действиями, оценку результата и обучение.

Каждый из этих этапов представляет собой когнитивную функцию мозга, которая определяется как высшая психическая функция. В нейропсихологических исследованиях отмечается, что мозг при реализации любой психической функции (в том числе и когнитивных функций) работает как парный орган, т.е. в нем задействованы распределенные нейронные сети, включающие в себя множество областей в обоих полушариях головного мозга [3].

Согласно теории функциональной системы П. К. Анохина [4] принятие решения означает перевод одного системного физиологического процесса (афферентный синтез) в другой (программа действия). Этот механизм образует критический момент интегративной деятельности, когда разнообразные комбинации физиологических возбуждений, формируемых в центральных проекционных зонах мозга под влиянием соответствующих сенсорных потоков, преобразуются в эфферентные потоки импульсов – обязательные исполнительные команды. В понятиях кибернетики нервной системы процесс принятия решения означает освобождение организма от чрезвычайно большого количества степеней свободы, выбор и реализацию лишь одной из них.

Нейрофизиологические и клинические исследования показали, что лобные доли мозга являются основным нервным субстратом, осуществляющим принятие решения [5]. Усложнение решаемой проблемы приводит к повышенной активности нейронов во фронтальных областях мозга. Активация теменных зон коры мозга наблюдается на заключительных этапах процесса принятия решения, построения адекватной модели ситуации. При снижении неопределенности в случае предъявления испытуемому дополнительной

информации наблюдается концентрация нейронной активности в лобных и затылочных (для зрительной информации), в лобных и височных (для слуховой информации) областях коры большого мозга. Это свидетельствует о том, что в основе нейрофизиологического процесса принятия решения лежат сложные взаимодействия первичных проекционных зон анализаторов и лобных долей мозга, играющих роль ведущего интегративного центра в коре мозга.

Важно, что сложные функциональные системы совместно работающих корковых зон формируются в процессе обучения и социального развития личности [5]. Т.е. формирование когнитивных функций человека происходит с рождения в результате обучения и общения. Процесс обучения состоит в формировании определенных нейронных связей, которые могут быть изменены в ответ на активность и опыт. Повторное обучение позволяет нейронным цепям настраиваться для выполнения поставленных задач, что повышает скорость и точность.

2. ИНВАРИАНТ ОРГАНИЗАЦИОННО-ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ СТРУКТУРЫ ПРОЦЕССА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ НЕЙРОКОГНИТИВНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Изложенные выше принципы лежат в основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. На ее основе в статье предлагается построить интеллектуальную систему принятия решений. В работе [6] описаны основные алгоритмы и методы мультиагентного нейрокогнитивного подхода к созданию интеллектуальных систем. В [7] введено понятие интеллектуального агента, который представляет собой интеллектуальную систему на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры и состоит из программных агентов-нейронов, взаимодействующих друг с другом. Интеллектуальный агент – имитационная модель мозга, а программные агенты – нейроны мозга.

Агенты функционируют согласно целевой функции, направленной на увеличение энергии для выживания в среде. Реализация целевой функции возможна благодаря тому, что агенты заключают договорные обязательства, согласно которым взаимодействуют между собой. В работе [6] такие обязательства названы мультиагентным контрактом. Мультиагентный контракт представляет собой алгоритм, согласно которому агенты передают друг другу некоторую энергию в обмен на имеющуюся у них информацию. Способность агента вступать в контрактные отношения с агентами определённого типа на структурном и функциональном уровнях называется валентностью [8]. Информацию агент получает из внешней среды от пользователя через сенсорную систему.

Различные типы агентов-нейронов, входящих в состав интеллектуального агента, имеют базу знаний, согласно которой они могут функционировать, заключая мультиагентные алгоритмы. Знание – это причинно-следственная зависимость, в которой стартовой (текущей) ситуации ставится в соответствие конечная (желаемая) ситуация и указывается действие, которое нужно выполнить для перехода из начальной ситуации в желаемую. Каждая такая зависимость представляет собой одно правило в базе знаний агентов. Поведением агента, которое обусловлено внутренней целевой функцией, можно управлять, редактируя правила в базе знаний. Изменение базы знаний происходит путем добавления либо удаления целого правила или же некоторых его частей как в условной, так и в ядерной частях. Знания, формируемые различными интеллектуальными агентами, построенными на основе различных нейрокогнитивных архитектур, могут быть объединены в составе интеллектуального агента (ИА), так как система допускает рекурсию (вложенность) когнитивных архитектур и агентов друг в друга.

Принятие решений состоит из определенных когнитивных функций, которые образуют инвариант организационно-функциональной структуры процесса интеллектуального принятия решений. Инвариант на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры со-

стоит из следующих когнитивных блоков: распознавание входных образов, эмоциональная оценка, целеполагание, синтез плана действий, проактивное моделирование, управление выполнением плана (рис. 1). В [8, 9] описаны алгоритмы построения некоторых когнитивных функций на основе мультиагентной архитектуры.

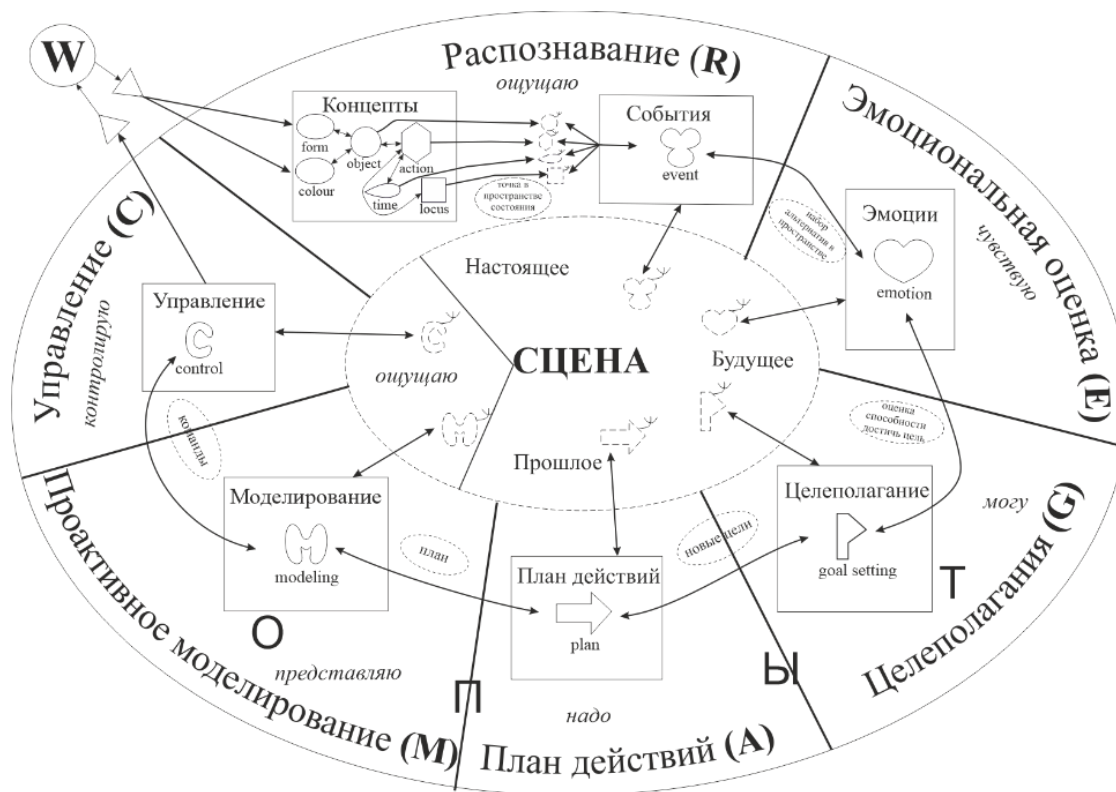


Рис. 1. Инвариант организационно-функциональной структуры процесса интеллектуального принятия решений на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры

Каждый когнитивный блок состоит из агентов определенного типа \aleph_i^j , где i – имя агента, j – тип агента, которые могут взаимодействовать друг с другом посредством сообщений. Типы агентов и их графические обозначения в составе когнитивных узлов представлены на рисунке 1. В работе [10] были введены и подробно описаны типы агентов в составе когнитивного узла распознавания и графические обозначения для них. В блоке распознавания формируются концептуальные, топологические и локативные агенты, которые образуют событийных агентов, имеющих возможность взаимодействия с когнитивным блоком эмоциональной оценки. Такое взаимодействие происходит через пул сообщений в сцене. Сообщения в сцене хранятся дискретное время. Если за это время никто из агентов, имеющих возможность слышать его, не реагирует, то сообщение удаляется. Распознавание может быть полным или частичным, так как части ситуаций могут быть в опыте (память), в будущем или в настоящем. Полное распознавание означает, что наступившее событие

$$s_{i\tau_k}^j = \left\{ \aleph_i^j : \aleph_i^j = \bigcup_{i_k}^{j_k} \{ \nu(\aleph_{i+1}^{j+1}) \} \right\} \quad (1)$$

было идентифицировано из опыта и агенты, отвечающие за него, не имеют пустых валентностей. В выражении символ ν (айн) обозначает функциональную зависимость между агентами, которая возникает после заполнения ими своих валентностей. Память содержит «знание» о том, какие последствия будут при той или иной ситуации. Каждый предыдущий

опыт «оценен» когнитивным блоком эмоциональной оценки. Если же событие не распознано, формируется новая ситуация, в которой агенты путем рассылки сообщений и заключения контрактов заполняют свои валентности, формируя событие. Распознанное событие получает оценку. Событие с оценкой записывается в опыт, на основании которого когнитивный узел целеполагания стимулирует когнитивный узел действия для формирования плана, не противоречащий потенциалу интеллектуального агента (могу). Агенты в когнитивном узле формируют предполагаемые действия (надо) с учетом агентов, содержащихся в опыте, образуя пространство ощущений, состоящее из сообщений в пуле. Эти сообщения считываются агентами в когнитивном узле проактивного моделирования. Поскольку интеллектуальный агент обладает некоторым опытом, в структурах памяти произойдет моделирование последствий выполнения плана действий, которое отразится на ощущениях. Этим ощущениям будет дана эмоциональная оценка, которая закрепится в памяти. Если эмоциональная оценка окажется негативной, то целевой агент заблокирует выполнение действий, выработанных когнитивным планом действий, и в зависимости от ситуации запустит процесс формирования другого плана. Если произошедшее уменьшение энергии не было спрогнозировано когнитивным узлом проактивного моделирования, то причинно-следственных зависимостей, которые отвечали бы за это событие, в ИА нет. Следовательно, для того, чтобы создать такие зависимости, необходимо запустить процедуру обучения.

Событие с некоторой эмоциональной оценкой рассматривается как ситуация-причина, для которой нужно найти ситуацию-следствие. При этом известно, что ситуация-причина всегда предшествует ситуации-следствию. Ситуацию-причину, произошедшую в момент времени t_k , запишем как последовательность событий (1) во временном отрезке $[\tau_s, \tau_f]$ с соответствующей эмоциональной оценкой:

$$S_{t_i \tau_s}^{j \tau_f} = (s_{t_i \tau_s}^j \wedge s_{t_i \tau_{s+1}}^j \dots \wedge s_{t_i \tau_f}^j \wedge \varepsilon_{t_k}). \quad (2)$$

В ответ на входное значение когнитивный узел моделирования формирует представление о ситуации в соответствии с ранее приобретенным опытом (память агента) на основе внутренних баз знаний агентов и контрактов между ними. Ситуации в памяти агентов хранятся в виде сообщений, которыми обменивались различные агенты в составе ИА по мере того, как эти события развивались. Если события были распознаны когнитивным узлом распознавания и получили оценку когнитивного узла эмоциональной оценки, сформировав ситуацию и активировав некоторую причинно-следственную зависимость, тогда на основании этой зависимости предсказывается некоторая ситуация-следствие. Если же события не были распознаны когнитивным узлом распознавания, тогда возникает необходимость создания дополнительных агентов внутри узлов распознавания и эмоциональной оценки для формирования ситуации-следствия. Таким образом, ситуация-причина и ситуация-следствие представлены моделирующими агентами, каждый из которых обладает знаниями, описывающими соответствующую причинно-следственную зависимость. Эти агенты при повторяемости причины и следствия объединяют свои части знаний путем заключения взаимовыгодного контракта между ними на основе мультиагентного экзистенциального отображения. Полученное знание можно записать в виде продукции

$$k_i^{jh} = (S_{t_i \tau_a}^{j \tau_b} \wedge S_{t_i \tau_c}^{h \tau_f}; a_{t_i \tau_d}^{j h \tau_f}), \quad \tau_a \leq \tau_b \leq \tau_c \leq \tau_d \leq \tau_f, \quad (3)$$

где $S_{t_i \tau_a}^{j \tau_b}$ – начальная ситуация (причина), $S_{t_i \tau_c}^{h \tau_f}$ – конечная (желаемая) ситуация (следствие), $a_{t_i \tau_d}^{j h \tau_f}$ – действие, которое должен выполнить агент, чтобы из начальной перейти в желаемую ситуацию.

Заключение эффективных контрактов приводит к формированию связей, которые обеспечивают изменение когнитивного узла эмоциональной оценки в сторону увеличения энергии ИА. Таким образом, процесс управления действиями направляется опытом, который формируется проактивным моделированием будущего и происходит в реальном времени.

Последовательная работа указанных когнитивных блоков, каждый из которых состоит из агентов-нейронов различного типа, дает возможность ИА обучаться и решать поставленные перед ним задачи. Обучение в такой системе заключается как в изменении состава агентов в функциональных узлах когнитивной архитектуры, так и в изменении (редактировании, пополнении) их баз знаний и осуществляется на всех уровнях инварианта нейрокогнитивной архитектуры.

3. ОБУЧЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТА НЕЙРОКОГНИТИВНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Рассмотрим алгоритм обучения на основе инварианта на примере пищевого поведения ИА.

Выше было сказано, что целевая функция ИА состоит в максимизации своей энергии для увеличения продолжительности жизни. Энергия агентом тратится как на существование в системе, так и на поиск дополнительных источников путем рассылки сообщений или оплаты мультиагентных контрактов. Дополнительным источником могут выступать экстероэффекторы ИА, такие как клавиатура или микрофон, через которые пользователь пополняет энергию агента. Для мониторинга уровня энергии, знания о которой содержатся в условно называемом агенте «Желудок», реализован интероэффектор «Сенсор-желудка», который с определенной частотой сигнализирует об изменениях в значении энергии. В течение некоторого времени жизни ИА в «Желудке» энергия не изменяется. На этот факт формируется событие «Энергия не изменяется», которое формируется концептуальными агентами в когнитивном блоке распознавания. Далее сформированное событие передает сообщение о своем факте в пул. В нейрокогнитивной архитектуре интеллектуального агента реализована возможность порождения агентов разных типов по требованию с помощью специальных акторов, условно называемых фабриками. Условно называемая «Фабрика-эмоциональных» агентов, считывая данное сообщение, создает агента эмоциональной оценки, который для заполнения своих пустых валентностей делает рассылку в пул сообщений. Пользователь в процессе обучения интеллектуального агента оценивает это событие как нейтральное. Таким образом, в системе формируется мультиагентный факт того, что если энергия в желудке не изменяется и оценка этого события нейтральная, тогда целевым агентом констатируется отсутствие проблемы.

Через некоторое время жизни ИА энергия в «Желудке» начинает понижаться. Интероэффектор сигнализирует об этом, и в когнитивном блоке распознавания формируется событие «Энергия уменьшается». Это событие также передает о своем факте в пул сообщений. На это сообщение когнитивным блоком эмоциональной оценки порождается эмоциональный агент, который также делает рассылку сообщений для заполнения своих валентностей. Этот агент оценивается пользователем как негативно-голод, и у ИА формируется знание о том, что снижение энергии приведет к негативному состоянию – голоду. Целевым агентом констатируется факт существования проблемы, которую необходимо решить. Поэтому он запрашивает через пул сообщений в сцене о том, какая оценка лучше и что необходимо предпринять. На эти сообщения реагирует эмоциональный агент из опыта, который сигнализирует о позитивной оценке насыщения. Эта оценка дается событию, которое формируется концептуальными агентами, когда энергия в желудке увеличивается. Таким образом, формируется план действий, согласно которому необходимо сигнализировать пользователю о падении уровня энергии и необходимости ее пополнения. Пользователь через экстероэффекторы ИА добавляет ему энергию, после чего концептуальные агенты сигнализируют событийному агенту «Энергия увеличилась» в опыте. Так

как оценка данного события позитивная, целевой агент закрепляет план действий в памяти как оптимальный и констатирует факт увеличения энергии, а значит, наступления позитивной оценки – насыщения.

Теперь при повторном сигнале от интероэффектора ИА идентифицирует событие о снижении энергии и на основе эмоциональной оценки мультиагентного представления этого события в опыте строит план действий, позволяющий избежать негативного для себя состояния – голода.

Архитектура описанного процесса обучения ИА представлена на рисунке 2. Линиями представлены контрактные отношения между агентами в составе ИА.

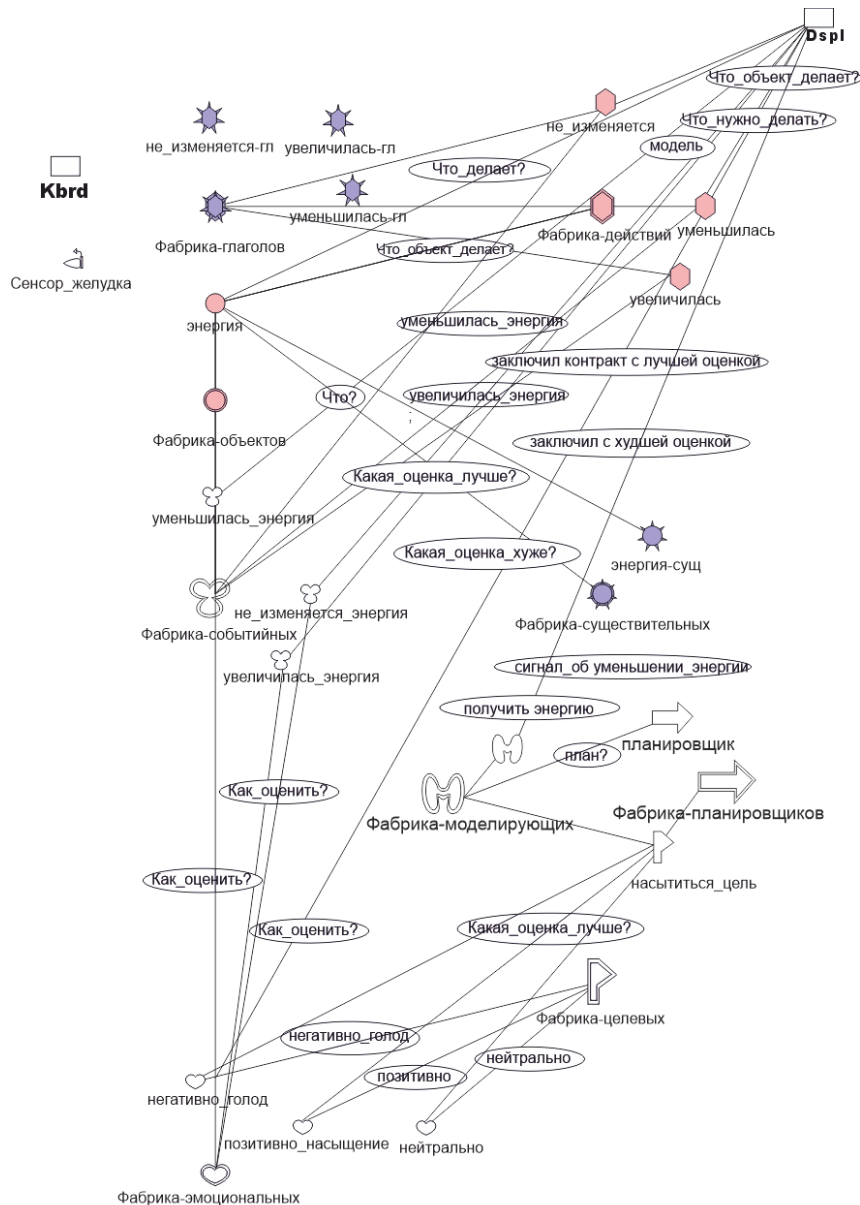


Рис. 2. Архитектура процесса обучения интеллектуального агента на основе инварианта нейрокогнитивной архитектуры

Таким образом, как следует из вышеприведенного рисунка 2, в результате выполнения процедуры и алгоритма обучения в нейрокогнитивной архитектуре ИА сформировались знания, согласно которым ИА в случае наступления «голода» сможет сигнализировать об этом пользователю и, получив энергию, констатировать «насыщение».

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлен формализм интеллектуальной системы принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, который имеет архитектурное сходство с мозгом человека. Научная новизна состоит в разработке инварианта организационно-функциональной структуры процесса интеллектуального принятия решений на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры. Представлен алгоритм обучения интеллектуальных систем принятия решений на основе самоорганизации инварианта мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. С помощью данного алгоритма проведено обучение интеллектуального агента и построена архитектура процесса обучения на основе инварианта нейрокогнитивной архитектуры. Дальнейшие исследования связаны с обучением интеллектуального агента более сложному поведению и расширением возможностей интеллектуальной системы принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Каллан Р.* Основные концепции нейронных сетей / *The Essence of Neural Networks* First Edition. М.: Вильямс, 2001. 288 с.
2. *Карпов А.В.* Методологические основы психологии принятия решения: монография. Ярославль: Яросл. гос. ун-т им. П. Г. Демидова, 1999. 231 с.
3. *Корсакова Н.К., Московичюте Л.И.* Клиническая нейропсихология. М., 2007.
4. *Анохин П.К.* Очерки по физиологии функциональных систем. М.: Медицина, 1975. 447 с.
5. *Лурия А.Р.* Мозг человека и психические процессы. М., 1970. С. 16-18.
6. *Нагоев З.В.* Интеллектика, или Мышление в живых и искусственных системах // Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2013.
7. *Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I.* Multi-agent neurocognitive models of semantics of spatial localization of events // *Cognitive Systems Research*. 2020. Vol. 59. Pp. 91-102.
8. *Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I., Denisenko V.* Multi-agent algorithms for building semantic representations of spatial information in a framework of neurocognitive architecture // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 948. Pp. 379-386.
9. *Zalimkhan Nagoev, Olga Nagoeva, Inna Pshenokova, Irina Gurtueva.* Multi-agent Model of Semantics of Simple Extended Sentences Describing Static Scenes // *Interactive Collaborative Robotics*. 4th International Conference Proceedings, ICR 2019. Lecture Notes in Artificial Intelligence. Vol. 11659. Pp. 245-259.
10. *Zalimkhan Nagoev, Inna Pshenokova, Irina Gurtueva, and Kantemir Bzhikhatlov.* A Simulation Model for the Cognitive Function of Static Objects Recognition Based on Machine-Learning Multi-agent Architectures // *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2019*. Proceedings of the Tenth Annual Meeting of the BICA Society. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 948. Pp. 370-379.

REFERENCES

1. Callan R. *The Essence of Neural Networks* First Edition. М.: Williams, 2001. 288 p.
2. Karpov A.V. *Metodologicheskiye osnovy psikhologii prinyatiya resheniya: monografiya* [Methodological foundations of decision psychology: monograph]: Yaroslavl: Yaroslavl State University, 1999. 231 p.
3. Korsakova N.K., Moskovichute L.I. *Klinicheskaya neyropsikhologiya* [Clinical neuropsychology]. М., 2007.
4. Anokhin P.K. *Ocherki po fiziologii funktsional'nykh sistem* [Essays on the physiology of functional systems]. М.: Medicine, 1975. 447 p.
5. Luria A.R. *Mozg cheloveka i psikhicheskiye protsessy* [Human brain and mental processes]. М., 1970. P. 16-18.

6. Nagoev Z. V. *Intellectika, ili Myshleniye v zhivyykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intellectics, or thinking in living and artificial systems]. Nalchik: Publishing House of KBSC RAS, 2013. 213 p.
7. Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I. Multi-agent neurocognitive models of semantics of spatial localization of events // *Cognitive Systems Research*. 2020. Vol. 59. Pp. 91-102.
8. Nagoev Z., Nagoeva O., Gurtueva I., Denisenko V. Multi-agent algorithms for building semantic representations of spatial information in a framework of neurocognitive architecture // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 948. Pp. 379-386.
9. Zalimkhan Nagoev, Olga Nagoeva, Inna Pshenokova, Irina Gurtueva Multi-agent Model of Semantics of Simple Extended Sentences Describing Static Scenes // *Interactive Collaborative Robotics*. 4th International Conference Proceedings, ICR 2019. Lecture Notes in Artificial Intelligence. Vol. 11659. Pp. 245-259.
10. Zalimkhan Nagoev, Inna Pshenokova, Irina Gurtueva, and Kantemir Bzhikhatlov A Simulation Model for the Cognitive Function of Static Objects Recognition Based on Machine-Learning Multi-agent Architectures // *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2019*. Proceedings of the Tenth Annual Meeting of the BICA Society. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 948. Pp. 370-379.

LEARNING ALGORITHM FOR AN INTELLIGENT DECISION MAKING SYSTEM BASED ON MULTI-AGENT NEUROCOGNITIVE ARCHITECTURES

I.A. PSHENOKOVA¹, O.V. NAGOEVA¹, I.A. GURTUEVA¹, A.A. AIRAN²

¹ Institute of Computer Science and Problems of Regional Management –
branch of FSBSE “Federal scientific center
“Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences”
360000, KBR, Nalchik, I. Armand street, 37-a.
E-mail: iipru@rambler.ru

² Federal public budgetary scientific establishment «Federal scientific center
«Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»
360002, KBR, Nalchik, 2, Balkarova street
E-mail: kbncran@mail.ru

The main fundamental problem of creating artificial intelligent decision-making systems is their inability to solve the unstructured tasks of the world on a par with humans. Existing systems do a good job of solving “narrow”, well-structured tasks; however, they are not capable of making effective decisions in the face of uncertainty and unstructured data. Within the framework of this problem, much attention is paid to the so-called upward approach to the development of artificial intelligence based on biological elements, since the human brain, having excellent flexibility, generalization and the ability to learn, surpasses modern intelligent systems.

The paper presents the formalism of an intelligent decision-making system based on multi-agent neurocognitive architectures, which has an architectural similarity to the human brain. An invariant of the organizational and functional structure of the intellectual decision-making process based on the multi-agent neurocognitive architecture is developed. An algorithm for teaching intelligent decision-making systems based on the self-organization of the invariant of multi-agent neurocognitive architectures is presented. Using this algorithm, an intelligent agent was trained and the architecture of the learning process was built on the basis of an invariant of neurocognitive architecture. Further research is related to training an intelligent agent in more complex behavior and expanding the capabilities of an intelligent decision-making system based on multi-genic neurocognitive architectures.

Keywords: intelligent systems, decision making, multi-agent systems, cognitive architectures, self-learning systems

Работа поступила 09.06.2020 г.