

УДК 004.81

doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-4

Метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической многоагентной системы

Ю. В. Дубенко¹, Е. Е. Дышкант², В. А. Демидов³

^{1,3}Кубанский государственный технологический университет, Краснодар, Россия

²Армавирский механико-технологический институт (филиал)

Кубанского государственного технологического университета,

Армавир, Краснодарский край, Россия

¹scorpioncool1@yandex.ru, ²ed0802@yandex.ru, ³demidov_vladislav96@mail.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Архитектура многоагентной системы (МАС) – это множество связей между агентами, их ролей, а также правил, регламентирующих их поведение. От выбора архитектуры во многом зависит эффективность МАС. В процессе функционирования возможны ситуации, требующие оперативной модификации архитектуры МАС (изменение параметров окружающей среды, неисправность и выход из строя агентов). Вариативность условий функционирования агентов (различные варианты окружающей среды, типы задач) требует большей гибкости при настройке архитектуры МАС, что не могут обеспечить существующие решения. Объектом исследования являются многоагентные системы. Предмет исследования – методы формирования архитектуры МАС. Цель – разработка метода синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС. *Материалы и методы.* Использованы методы парадигмы обучения с подкреплением, генетический алгоритм. *Результаты.* Разработан метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС, характеризующийся автоматической модификацией множества связей агентов в процессе функционирования МАС (а также базовых правил, определяющих условия возникновения связей), возможностью определения оптимальных параметров МАС для конкретной окружающей среды с помощью генетического алгоритма, а также способностью к моделированию нескольких типов архитектур МАС. *Выводы.* Разработанный метод может найти свое практическое применение при реализации следующих задач: обследование (или патрулирование) мобильными роботами инфраструктурных объектов; реализация искусственного интеллекта в компьютерных играх.

Ключевые слова: многоагентная система, архитектура, адаптация, агент, иерархия, связь, генетический алгоритм

Для цитирования: Дубенко Ю. В., Дышкант Е. Е., Демидов В. А. Метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической многоагентной системы // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2025. № 1. С. 40–54. doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-4

Method of synthesis and automatic adaptation of the architecture of a hierarchical multi-agent system

Yu.V. Dubenko¹, E.E. Dyshkant², V.A. Demidov³

^{1,3}Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

²Armavir Mechanical and Technological Institute (branch)
of the Kuban State Technological University, Armavir, Krasnodar region, Russia
¹scorpioncool1@yandex.ru, ²ed0802@yandex.ru, ³demidov_vladislav96@mail.ru

Abstract. *Background.* The architecture of a multi-agent system (MAS) is a set of connections between agents, their roles, and rules governing their behavior. The effectiveness of a MAS largely depends on the choice of architecture. During operation, situations may arise that require prompt modification of the MAS architecture (changes in environmental parameters, malfunctions, and failures of agents). The variability of agent operating conditions (various environmental options, types of tasks) requires greater flexibility in configuring the MAS architecture, which existing solutions cannot provide. The object of the study is multi-agent systems. The subject of the study is methods for forming the MAS architecture. The aim of the work is to develop a method for synthesizing and automatically adapting the architecture of a hierarchical MAS. *Materials and methods.* Reinforcement learning paradigm methods, genetic algorithm. *Results.* As a result, a method for synthesizing and automatically adapting the architecture of a hierarchical MAS was developed, characterized by automatic modification of a set of agent connections during the operation of the MAS (as well as basic rules that determine the conditions for the emergence of connections), the ability to determine the optimal parameters of the MAS for a specific environment using a genetic algorithm, as well as the ability to model several types of MAS architectures. *Conclusions.* The developed method can find its practical application in the implementation of the following tasks: inspection (or patrolling) of infrastructure facilities by mobile robots; implementation of artificial intelligence in computer games.

Keywords: multi-agent system, architecture, adaptation, agent, hierarchy, communication, genetic algorithm

For citation: Dubenko Yu.V., Dyshkant E.E., Demidov V.A. Method of synthesis and automatic adaptation of the architecture of a hierarchical multi-agent system. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskie nauki = University proceedings. Volga region. Engineering sciences.* 2025;(1):40–54. (In Russ.). doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-4

Введение

Архитектура многоагентной системы (МАС) – это множество связей между агентами, их ролей, а также правил, регламентирующих их поведение [1]. В табл. 1 приведены результаты оценки существующих решений [2–8] в области реализации архитектур МАС по следующим критериям:

1. *Модификация базовых правил, определяющих условия возникновения связей.* При этом под связью понимается двусторонний информационный обмен между агентами, повторяющийся на некотором временном интервале. Условия возникновения такого обмена регламентируются набором базовых правил, неизменных в течение всего времени решения поставленной задачи.

2. *Автоматическая модификация множества связей в процессе функционирования МАС.* Агенты имеют возможность в процессе решения поставленной задачи разрывать существующие и устанавливать новые связи. При этом факт разрыва связи может быть обозначен как отсутствие информационного обмена между парой агентов на некотором временном интервале.

3. *Число моделируемых типов архитектур составляет 3 и более.* В статье [1] приводится список архитектур МАС, отличающихся наличием/отсутствием горизонтальных или вертикальных связей между агентами, их долговременностью, числом уровней иерархии, например: «иерархия» [9], «конгрегация», «коалиция», «команда», «федерация» и т.д.

4. *Определение оптимальных параметров МАС для окружающей среды конкретного типа.* Очевидно, что в зависимости от типа окружающей среды архитектура МАС, применение которой позволяет максимизировать значения показателей эффективности, может отличаться.

Таблица 1

Оценка существующих решений в области реализации архитектур МАС

Критерий	Работы, удовлетворяющие критерию
1. Модификация базовых правил, определяющих условия возникновения связей	[5, 8]
2. Автоматическая модификация множества связей в процессе функционирования МАС	[3, 5, 7, 8]
3. Число моделируемых типов архитектур составляет 3 и более.	–
4. Определение оптимальных параметров МАС для окружающей среды конкретного типа	[2, 5]

Таким образом, из табл. 1 следует, что рассмотренные решения [2–8] не позволяют моделировать три и более типа архитектур МАС. При этом решения [2, 5] удовлетворяют критерию 4 с определенными оговорками, а именно:

- Решение [2] предполагает оптимизацию с помощью «генетического алгоритма» [10] непосредственно множества связей между агентами (а не базовых правил), при этом находящегося в статичном состоянии в процессе решения поставленной задачи (т.е. модифицированный вид множества связей может быть применен только на новой итерации обучения), что является существенным недостатком, поскольку состояние окружающей среды (как и структура множества агентов) со временем может изменяться.

- Решение [5] позволяет моделировать только два типа архитектур МАС.

Таким образом, целью данной работы является реализация метода синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС, удовлетворяющего всем перечисленным ранее критериям.

Материалы и методы

Пусть E – стохастическая окружающая среда; A – множество гетерогенных интеллектуальных агентов, составляющих МАС S , функционирующих в пределах среды E , основанных на применении парадигмы «обучения с подкреплением» [11] (при этом агенты не имеют информации о технических характеристиках друг друга); T – задача, назначенная агентам множества для выполнения в пределах окружающей среды E (назначается лицом, принимающим решения); O – архитектура МАС S ,

$$O = \{R, T, K\}, \quad (1)$$

где T – допустимые типы связей, $T = \{T_k\}$, $k = \overline{1, |T|}$; K – правила формирования связей, имеющих типы T_k ,

$$K = \left\{ K_{T_k} \left(c_{a_i}^\tau, c_{a_j}^\tau \right) \right\}, \quad (2)$$

где $\{c_{a_i}^\tau, c_{a_j}^\tau\}$ – множества значений некоторых характеристик внутреннего и внешнего состояния агентов a_i и a_j в момент времени τ , $\tau \in \{\tau_0, \tau_1 = \tau_0 + \Delta\tau, \dots, \tau_{N-1} = \tau_{N-2} + \Delta\tau, \tau_N\}$, $\{\tau_0, \tau_N\}$ – время начала и окончания процесса выполнения задачи T соответственно, $N \in \mathbb{N}$; R – связи, установленные между агентами множества A , $r \in R$,

$$r = \left\langle \langle a_i, I_{a_i} \rangle, \langle a_j, I_{a_j} \rangle, T_{a_i, a_j} \right\rangle, \quad (3)$$

где $a_i \in A$, $a_j \in A$, $\{I_{a_i}, I_{a_j}\}$ – уровни иерархии агентов a_i и a_j соответственно; T_{a_i, a_j} – тип связи, установленной между агентами a_i и a_j , $T_{a_i, a_j} \in T$, $r = K_{T_k} \left(c_{a_i}^\tau, c_{a_j}^\tau \right)$, $i = \overline{1, |A|}$, $j = \overline{1, |A|}$.

Агент $a_i \in A$ в пределах окружающей среды E может иметь некоторое состояние $S_j \in S_E$, S_E – множество возможных состояний агентов относительно окружающей среды E , $j = \overline{1, |S|}$, $S = f(E)$ (например, окружающая среда может быть разбита на множество проходимых или непроходимых клеток фиксированных размеров). После выполнения некоторого примитивного действия A_k (ехать вперед, назад, вправо, влево) состояние агента a_i меняется на S'_j , где $A_k \in A$, A – множество допустимых примитивных действий, $k = \overline{1, |A|}$. Таким образом, был осуществлен переход $\mu_{S_j \rightarrow S'_j} = \langle S_j, A_k, S'_j \rangle$, за который агенту было назначено подкрепление

$$r = R \left(\mu_{S_j \rightarrow S'_j}, E, T \right), \quad (4)$$

где $R \in [-1, 1]$, R – функция, выполняющая вычисление подкреплений для агентов в зависимости от характеристик окружающей среды и реализуемой задачи (агенту назначается отрицательное подкрепление за действия, отдаляющие его от достижения целевого состояния задачи T , а также угрожающие его технической исправности, например столкновение с препятствием). При этом выбор примитивного действия A_k в состоянии S_j зависит от соответствующего значения Q_{S_j, A_k} (ценность выбора действия A_k в состоянии S_j), а также от «стратегии» π (вероятность выбора в состоянии S_j примитивного действия $A_k : Q_{S_j, A_k} \rightarrow \max$) [11].

Агенты могут устанавливать друг с другом вертикальные или горизонтальные связи. Под вертикальной понимается связь вида $r_{vert} = \{\gamma, w\}$, где γ – координирующие сигналы, поступающие от агента верхнего уровня

иерархии (агент-координатор), $\gamma = \{t, r_t\}$, t – подзадача, назначенная для выполнения агенту нижнего уровня, $t \in T$, r_t – подкрепление, назначенное агенту нижнего уровня по результатам выполнения подзадачи t ; w – информационные сигналы, поступающие от агента нижнего уровня (агент-подчиненный), содержащие сведения о результатах выполнения подзадачи t [9].

Под горизонтальными понимаются связи следующих видов: обмен информацией о намерениях (агенты обмениваются данными о действиях, планируемых к выполнению, с целью недопущения конфликтных ситуаций), обмен опытом. При этом под опытом понимается множество кортежей следующего вида:

$$s = \langle S_j, A_k, S'_j, r \rangle. \quad (5)$$

Для оценки эффективности действий агентов применяются следующие показатели:

1) r_p – усредненное вознаграждение по всем траекториям p_{a_i} (под траекторией понимается множество кортежей вида (5), сформированных агентом a_i к текущему моменту времени) (локальный показатель эффективности) [11]:

$$r_p = \frac{\sum_{i=1}^{|A|} \left(\sum_{k=1}^{|p_{a_i}|} \gamma_{r_p}(k) r_k \right)}{|A|}, \quad (6)$$

где $r_k \in s_k$, s_k – кортеж опыта (5), $s_k \in p_{a_i}$; γ_{r_p} – «коэффициент обесценивания» (позволяет снижать веса подкреплений, содержащихся в кортежах опыта, полученного достаточно давно), определяемый по формуле

$$\gamma_{r_p}(k) = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{-\beta_{r_p} k}} & \text{при } k > \tau_0, \\ 0, & \text{при } k = \tau_0, \end{cases} \quad (7)$$

где $\beta_{r_p} \geq 0$ – «скорость обесценивания»;

2) τ_N – время, за которое МАС S была выполнена поставленная задача T (глобальный показатель эффективности).

Таким образом, необходимо разработать метод M , предназначенный для синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС, удовлетворяющей критериям, перечисленным в табл. 1:

$$M : \{A, E, O, T, \alpha\} \rightarrow \{\tau_N | \tau_N > 0\}, \quad (8)$$

при ограничениях $K = f(A, E, T) \wedge \tau_N \rightarrow \max \wedge |\theta| \geq 3 \wedge R \neq \text{const} \forall \tau \in [\tau_0, \tau_N]$, где $f(A, E, T)$ – некоторая функция, формирующая множество базовых правил K на основании множества агентов A , параметров окружающей среды E , поставленной задачи T ; при этом архитектура МАС, сформированная на основании K , позволяет максимизировать показатель τ_N ; θ – множество

воспроизводимых типов архитектур MAC [1]; α – множество показателей эффективности, $\alpha = \{r_p, \tau_N\}$, $\Delta\tau_N = \tau_{Nafter} - \tau_{Nbefore}$; τ_{Nafter} – значение показателя τ_N после применения метода M ; $\tau_{Nbefore}$ – значение показателя τ_N до применения метода M .

Для реализации (8) определим для каждого агента $a_i \in A$ следующие параметры:

1. «Престиж» агента a_i в момент времени τ – $I_{a_i}^\tau$, $I_{a_i}^\tau \in c_{a_i}^\tau$, где $c_{a_i}^\tau$ – см. формулу (2). Характеризует успешность выполнения агентом подзадач $t \in T$ и стабильность получаемых подкреплений, определяется по формуле

$$I_{a_i}^\tau = \sum_{k=\tau_0}^{\tau} r_t \gamma_I(k), \quad (9)$$

где r_t – подкрепление, полученное агентом a_i за выполнение подзадачи t (на интервале $[\tau_0, \tau]$ агент может выполнить достаточно много подзадач и все они учитываются в (9)); γ_I – «коэффициент обесценивания» (позволяет снижать веса подкреплений, полученных за подзадачи, выполненные достаточно давно), определяемый по формуле (7) с показателем «скорости обесценивания» $\beta_I \geq 0$.

Высокий «престиж» агента позволяет говорить о стабильном состоянии его аппаратной составляющей, о высокой производительности его вычислительной системы, о важности (для решаемой задачи) области окружающей среды, в которой он расположен.

Ранее уже упоминались роли, которые могут иметь агенты в зависимости от иерархического положения в установленной вертикальной связи: агент-координатор (назначает агентам-подчиненным подзадачи $t \in T$, оценивает результаты их выполнения, генерируя подкрепления r_t), агент-подчиненный (выполняет подзадачи $t \in T$). Показатель «престижа» является индикатором стабильности работы агента и наряду с характеристикой его производительности может рассматриваться при определении кандидатов для назначения роли агента-координатора, удовлетворяющих следующему условию:

$$\frac{\sum_{k=\tau-\tau_{obs}}^{\tau} I_{a_i}^k}{\tau_{obs}} > I_h, \quad (10)$$

где τ_{obs} – продолжительность временного интервала, на котором отслеживается величина показателя «престижа» $I_{a_i}^k$; I_h – пороговое значение «престижа», преодоление которого позволяет рассматривать агента a_i как потенциального агента-координатора (т.е. такому агенту разрешается занимать доминирующее положение в формируемых вертикальных связях).

Примечание. Агентов, не имеющих вертикальных связей, будем называть «свободными агентами».

Однако один агент a_i ($a_i \in A$) может одновременно иметь вертикальные связи, в которых он занимает как доминирующее, так и подчиненное положение. Это возможно в том случае, если он, являясь агентом-координатором для некоторого множества агентов-подчиненных A_{a_i} , $A_{a_i} \subset A$, также находится в подчинении у другого агента-координатора a_j ($a_j \in A$). Таким образом, применим к a_i наименование «агент-координатор уровня h », а к a_j – «агент-координатор уровня $h+1$ » (может иметь в подчинении только агентов-координаторов уровня h). При этом для агента-координатора переход на следующий уровень иерархии возможен при достижении условия (10), где вместо параметра I_h применяется I_{h+1} , $I_{h+1} - I_h = \Delta I$, $\Delta I > 0$.

2. Радиус «публичной зоны» R_{public} (окрестность агента, в которой возможно формирование вертикальных связей) и вероятность формирования вертикальных связей P_{vert} , определяемая по формуле

$$P_{vert} = P_{vert_base} \varepsilon_{dist_v}(s), \quad (11)$$

где P_{vert_base} – вероятность формирования вертикальной связи между агентами a_i и a_j при $s(a_i, a_j) = R_{private}$; $R_{private}$ – радиус «личной зоны» агентов (приближение к агенту на расстояние, меньшее $R_{private}$, несет угрозу его целостности, поэтому агентам запрещен доступ в личные зоны друг друга); s – функция для определения расстояния между агентами; ε_{dist_v} – функция вида (7), монотонно убывающая на интервале $[R_{private}, R_{public}]$, $\varepsilon_{dist_v} \in [1, 0]$ ($R_{private} = \arg \max \varepsilon_{dist_v}(s)$, $R_{public} = \arg \min \varepsilon_{dist_v}(s)$), при этом скорость убывания определяется параметром $\beta_{dist_v} \leq 0$.

Для определения вероятности разрыва вертикальных связей используются формулы [9]:

$$\begin{cases} P_{dest_v} = 0 \text{ при } s(a_i, a_j) < R_{public} \wedge I_{a_i}^{\tau} > I_{sat}, \\ P_{dest_v} = |\varepsilon_{dist_v} - 1| \varepsilon_{inc}, \end{cases} \quad (12)$$

где I_{sat} – минимальная величина «престижа», при которой агент-подчиненный a_i не испытывает желания разорвать вертикальную связь с агентом-координатором a_j ; ε_{inc} – функция вида (7), монотонно убывающая на интервале $[0, I_{sat}]$; $\varepsilon_{inc} \in [1, 0]$, при этом скорость убывания определяется параметром $\beta_{inc} \leq 0$.

3. Радиус «социальной зоны» R_{social} (некоторая окрестность агента, в пределах которой он может устанавливать горизонтальные связи с другими агентами) и вероятность формирования горизонтальных связей P_{hor} , определяемая по формуле

$$P_{hor} = P_{hor_base} \varepsilon_{dist_h}(s), \quad (13)$$

где – вероятность формирования горизонтальной связи между агентами a_i и a_j при $s(a_i, a_j) = R_{private}$; ε_{dist_h} – функция вида (7), монотонно убывающая на интервале $[R_{private}, R_{social}]$, $\varepsilon_{dist_h} \in [1, 0]$, при этом скорость убывания определяется параметром $\beta_{dist_h} \leq 0$.

Горизонтальные связи будут автоматически разрываться при условии

$$s(a_i, a_j) > R_{social}. \quad (14)$$

Таким образом, множество правил формирования вертикальных и горизонтальных связей между агентами описывается следующими варьируемыми параметрами:

$$H_K = \{\beta_I, I_h, \Delta I, R_{public}, P_{vert_base}, \beta_{dist_v}, I_{sat}, \beta_{inc}, R_{social}, P_{hor_base}, \beta_{dist_h}\}, \quad (15)$$

где β_I , β_{dist_v} , β_{inc} , β_{dist_h} – параметры, позволяющие управлять скоростью обесценивания соответствующих показателей; I_h , ΔI – параметры, регламентирующие величину «престижа», необходимого для занятия агентом доминирующего положения в вертикальной связи; R_{public} , P_{vert_base} , β_{dist_v} , I_{sat} , β_{inc} – параметры, регулирующие условия установления и разрыва вертикальных связей; R_{social} , P_{hor_base} , β_{dist_h} – параметры, регулирующие условия установления и разрыва горизонтальных связей.

Процесс функционирования МАС S , включающей множество агентов A , основанной на рассмотренных принципах, предусматривает выполнение следующих шагов:

1) назначение МАС задачи T , а также H_K (множество базовых параметров архитектуры МАС (см. (15)), ее «геном»);

2) исследование агентами (свободный агент, если он не имеет вертикальных связей) $a_i \in A$ незнакомой окружающей среды E , набор опыта в формате (5). Каждый агент $a_i \in A$ устанавливает горизонтальные связи с другими агентами $a_j \in A$ с вероятностью P_{hor} (см. (13)) с целью обмена опытом, при этом их разрыв происходит в случае (14) (т.е. когда агенты покинули социальные зоны друг друга);

3) свободные агенты выделяют подзадачи $t \subset T$, которые выполняют без согласования друг с другом (т.е. несколько агентов могут выполнять одновременно одну и ту же подзадачу). По результатам выполнения подзадач t свободные агенты назначают себе подкрепления r_t ;

4) по мере увеличения «престижа» $I_{a_i}^T$ (см. формулу (9)) агенты a_i устанавливают вертикальные связи с агентами a_j с вероятностью P_{vert}

(см. формулу (11)) при выполнении условия (10). Таким образом, a_i получают роль «агент-координатор», a_j – «агент-подчиненный». При этом разрыв вертикальной связи может произойти с вероятностью P_{dest_v} (см. формулу (12)) в следующих случаях: агент-подчиненный получает мало заданий (или вовсе их не получает, что возможно в следующих случаях: агент-координатор вышел из строя и не распределяет задания, $|t_{a_i}| < |A_{a_i}|$), агент-подчиненный находится на существенном расстоянии от агента-координатора (или вышел за пределы его публичной зоны);

5) агент-координатор a_i выполняет декомпозицию подзадачи t_{a_i} ($t_{a_i} \subset T$) на подзадачи t_{a_j} ($t_{a_j} \subset t_{a_i}$), которые назначает своим агентам-подчиненным a_j (с учетом текущего положения агентов-подчиненных в окружающей среде, в пределах публичной зоны агента-координатора). По результатам выполнения подзадач агент-координатор назначает агентам-подчиненным подкрепление $r_{t_{a_j}}$ (с учетом вклада каждого агента-подчиненного в решение подзадачи t_{a_i}), которое учитывается в (9). Агент-координатор a_i за выполнение подзадачи t_{a_i} получает подкрепление $r_{t_{a_i}}$ от агента-координатора уровня $h+1$ (при его отсутствии назначает себе подкрепление самостоятельно);

6) агент-координатор уровня h получает роль агента-координатора уровня $h+1$ при выполнении условия (10) (при пороговом значении I_{h+1}) в случае установления вертикальной связи с другим агентом-координатором уровня h . При этом радиус его публичной зоны изменяется пропорционально ΔI , также разрываются вертикальные связи со всеми его агентами-подчиненными, не являющимися агентами-координаторами уровня h ;

7) шаги 2–6 повторяются до тех пор, пока не будет достигнуто условие выполнения задачи T .

Замечание. Очевидно, что в условиях еще неисследованной окружающей среды подкрепление, получаемое агентами, будет чаще всего отрицательным ($r_t < 0$). Таким образом, при статическом пороговом значении $I_h > 0$ (см. формулу (10)) ни один из агентов на начальном этапе исследования окружающей среды не сможет устанавливать вертикальные связи. Для устранения обозначенной проблемы установим варьируемое пороговое значение $I_h = f(r_p)$, где r_p (см. формулу (6)) вычисляется для подкреплений, получаемых за выполнение подзадач t (r_t); аналогичный подход может быть применен и к показателю I_{sat} (см. формулу (12)).

Определение оптимальных параметров МАС для окружающей среды конкретного типа может быть реализовано с помощью генетического алгоритма [10], при этом «хромосома» имеет вид, соответствующий (15), при этом из нее исключены параметры P_{vert_base} и P_{hor_base} (приняты значения $P_{vert_base} = 1$, $P_{hor_base} = 1$), частично дублирующие функции R_{public} и

R_{social} . В качестве функции приспособленности «хромосом» может быть использован параметр τ_N – время, за которое МАС S была выполнена поставленная задача T .

Результаты

Цель эксперимента: в результате выполнения компьютерного моделирования доказать эффективность применения предложенного метода синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС.

Основные параметры эксперимента:

1. Описание внешней среды: виртуальный лабиринт, имеющий размерность 150×150 клеток, построенный в среде Microsoft Unity (фрагмент лабиринта представлен на рис. 1). При этом под клеткой понимается квадратная область (проходимая или непроходимая), размеры которой соответствуют габаритам агента. Из непроходимых клеток формируются препятствия. При этом все проходимые клетки должны быть достижимы для агентов. Структура лабиринта динамически изменяется с периодичностью 1 клетка в 10 с. Также допускается одновременное изменение существенной части лабиринта (до 25 % клеток изменяют состояние на противоположное) с периодичностью не более одного раза на 100 итераций.

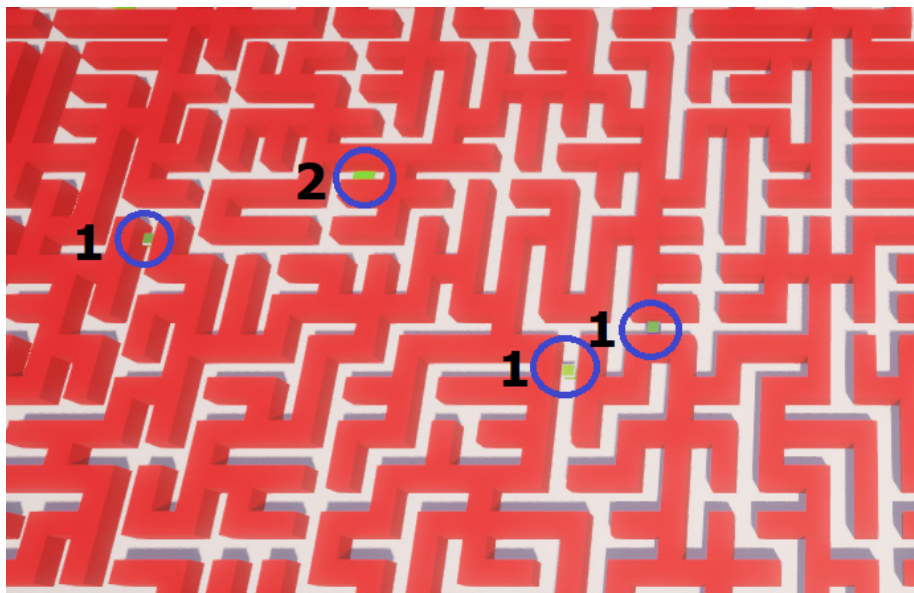


Рис. 1. Фрагмент построенного виртуального лабиринта:
1 – агенты; 2 – целевое состояние

2. Описание решаемой задачи: поиск агентами в лабиринте генерируемых целевых состояний (100 шт.), координаты которых определяются случайным образом. При этом одновременно на карте может находиться не более пяти целевых состояний. С целью имитации выхода из строя выполняется ограничение мобильности (обездвижение) случайных агентов на 10–30 с, при этом одновременно может быть обездвижено не более 10 % агентов. Агенты-подчиненные получают штраф к подкреплению в случае повторения траекто-

рий друг друга (при этом размер штрафа уменьшается с течением времени с момента последнего прохода агента по данной траектории). Карта окружающей среды (со всеми изменениями), координаты стартовых положений агентов и целевых состояний (генерируются случайным образом) повторяются для всех тестируемых методов.

3. Число, типы применяемых агентов: всего 40 шт. При этом агенты генерируются в следующих комплектациях (в зависимости от возможностей вычислительной системы): потенциальные агенты-координаторы (имеют наиболее производительную вычислительную систему) – 5 шт.; агенты, имеющие вычислительную систему со средней производительностью (могут стать как агентами-координаторами, так и агентами-подчиненными) – 5 шт., потенциальные агенты-подчиненные (имеют вычислительную систему с низкой производительностью) – 30 шт. Моделирование различных уровней производительности вычислительной системы осуществлялось путем применения задержки при выполнении алгоритмов функционирования агентов (при назначении задач, а также при расчете подкреплений на каждого агента-координатора генерировалась задержка в 0,3 с).

4. Число итераций (попыток): 300. При этом итерация считается выполненной в случае достижения критерия решения задачи – обнаружение всех целевых состояний.

5. Критерий оценки эффективности метода: время выполнения одной итерации (τ_N).

Результаты проведенного эксперимента представлены на рис. 2.

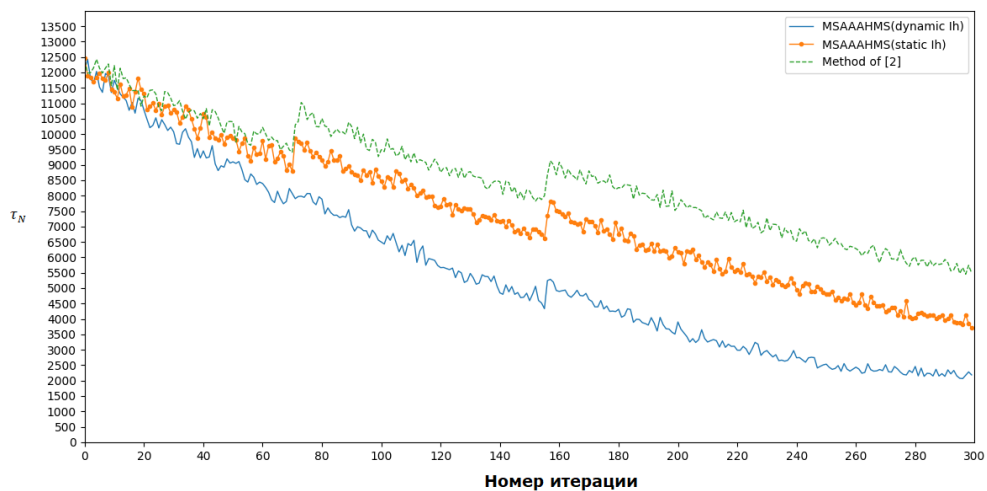


Рис. 2. Результаты эксперимента

На рис. 2 приняты следующие условные обозначения: MSAAAHMS (dynamic Ih) – предложенный метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической MAC с варьируемым пороговым значением I_h ; MSAAAHMS (dynamic Ih) – предложенный метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической MAC с постоянным значением I_h ; Method of [2] – статическая иерархическая структура MAC, описанная в [2].

Обсуждение

Как видно на рис. 2, предложенный метод MSAAAHMS (static Ih) позволил получить к 300-й итерации результаты на 30 % лучшие, чем в случае применения аналогичного решения [2]. При этом добавление возможности динамического изменения порогового значения I_h (метод MSAAAHMS (dynamic Ih)) позволило увеличить выигрыш вдвое. Метод MSAAAHMS (dynamic Ih) также показал также большую устойчивость к резкому изменению структуры лабиринта (см. резкий рост показателя τ_N между 60–80 и 140–160 итерациями).

Предложенный метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической МАС удовлетворяет критериям, приводимым в начале статьи, а именно:

1. Модификация базовых правил, определяющих условия возникновения связей путем воздействия на параметры I_h , ΔI , P_{vert_base} , R_{public} , β_{dist_v} , I_{sat} , β_{inc} (для вертикальных связей), R_{social} , P_{hor_base} , β_{dist_h} (для горизонтальных связей).

2. Автоматическая модификация множества связей в процессе функционирования МАС осуществляется в зависимости от следующих показателей: «престиж» $I_{a_i}^\tau$ агента, расстояние между агентами $s(a_i, a_j)$.

3. Число моделируемых типов архитектур составляет 3 и более, а именно:

– при $I_{sat} < I_{a_i}^{\tau_{min}}$ ($I_{a_i}^{\tau_{min}}$ – минимальное значение «престижа», достижимое для агента), $\beta_{dist_v} = 0$, $\beta_{inc} = 0$ и величине R_{public} , достаточной для покрытия всей окружающей среды, формируется архитектура типа «конгрегация», предусматривающая создание долговременных групп агентов [1];

– при значениях $I_h + \Delta I$, достижимых для агентов, формируется архитектура с несколькими уровнями иерархии (соответствует архитектуре типа «иерархия» в [1], предполагающей древовидную структуру МАС);

– при истинности условия

$$\begin{cases} R_{public} = R_{private} \vee P_{vert_base} = 0 \vee P_{vert_base} = 0 \vee I_h > I_{a_i}^{\tau_{max}}, \\ R_{social} \neq 0 \wedge P_{hor_base} \neq 0, \end{cases} \quad (16)$$

где $I_{a_i}^{\tau_{max}}$ – максимальное значение «престижа», достижимое для агента, архитектура МАС соответствует «коалиции» (агенты не образуют вертикальных связей) [1];

– при

$$R_{public} > R_{private} \wedge R_{public} > R_{private} \wedge I_h < I_{a_i}^{\tau_{max}}, \quad (17)$$

а также истинности второго условия из (16) архитектура МАС соответствует «команде» (агенты образуют как вертикальные, так и горизонтальные связи) [1];

– при истинности условия (17) и ложности второго условия из (16) агенты образуют «федерацию» (наличие вертикальных связей при отсутствии горизонтальных).

4. Определение оптимальных параметров МАС для окружающей среды конкретного типа может осуществляться с помощью генетического алгоритма, при этом вид «хромосома» формируется на основе множества (16).

Заключение

В результате был разработан метод синтеза и автоматической адаптации архитектуры иерархической многоагентной системы, характеризующийся наличием автоматической модификация множества связей в процессе функционирования МАС (а также базовых правил, определяющих условия возникновения связей), возможностью определения оптимальных параметров МАС для конкретной окружающей среды с помощью генетического алгоритма, а также способностью к моделированию следующих типов архитектур МАС: «конгрегация», «иерархия», «коалиция», «команда», «федерация» [1].

Разработанный метод может найти свое практическое применение при реализации следующих задач: обследование (или патрулирование) мобильными роботами инфраструктурных объектов; реализация искусственного интеллекта в компьютерных играх.

Список литературы

1. Horling B., Lesser V. A Survey of Multi-Agent Organizational Paradigms // The Knowledge Engineering Review. 2005. Vol. 19 (04). P. 281–316.
2. Ling Yu, Zhiqi Shen, Chunyan Miao, Victor Lesser. Genetic Algorithm Aided Optimization of Hierarchical Multi-Agent System Organization // The Tenth International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2011). Taipei, Taiwan, 2011.
3. Дубенко Ю. В., Дышкант Е. Е., Обозовский А. А. Метод синтеза организационной структуры централизованных многоагентных систем с возможностью ее автоматической адаптации в случае изменения параметров окружающей среды или поставленной задачи // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2023. № 3. С. 18–30.
4. Bistaffa F., Farinelli F., Cerquides J., Rodríguez-Aguilar J., Ramchurn S. D. Anytime Coalition Structure Generation on Synergy Graphs // 2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent System. 2014. URL: https://www.researchgate.net/publication/269092245_Anytime_coalition_structure_generation_on_synergy_graphs (дата обращения: 22.09.2023).
5. Дубенко Ю. В., Дышкант Е. Е., Обозовский А. А. Метод автоматической реорганизации структуры многоагентных систем, основанный на применении алгоритма симулированного закаливания // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2024. № 1. С. 5–18.
6. Rahwan T., Michalak T. P. Coalition Structure Generation on Graphs // Artificial Intelligence. 2014. doi: 10.48550/arXiv.1410.6516
7. Ghrieb N., Mokhati F., Tahar G. Maintaining Organizational Multi-agent Systems: A Reorganization-based Preventive Approach // 13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence. 2021. URL: <https://www.scitepress.org/Link.aspx?doi=10.5220/0010314803840389> (дата обращения: 04.10.2024).

8. Mahani M. N. Strategic Structural Reorganization in Multi-agent Systems Inspired by Social Organization Theory : PhD dissertation ; discipline – Electrical Engineering & Computer Science. University of Kansas, 2012. 105 p.
9. Месарович М., Мако Д., Такахага И. Теория иерархических многоуровневых систем. М. : Мир, 1973. 344 с.
10. Саймон Д. Алгоритмы эволюционной оптимизации / пер. с англ. А. В. Логунова. М. : ДМК Пресс, 2020. 1002 с.
11. Саттон Р. С., Барто Э. Дж. Обучение с подкреплением: введение : практическое руководство / пер. с англ. А. А. Слинкина. 2-е изд. М. : ДМК Пресс, 2020. 552 с.

References

1. Horling B., Lesser V.A Survey of Multi-Agent Organizational Paradigms. *The Knowledge Engineering Review*. 2005;19(04):281–316.
2. Ling Yu, Zhiqi Shen, Chunyan Miao, Victor Lesser. Genetic Algorithm Aided Optimization of Hierarchical Multi-Agent System Organization. *The Tenth International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS2011)*. Taipei, Taiwan, 2011.
3. Dubenko Yu.V., Dyshkant E.E., Obozovskiy A.A. A method of the organizational structure synthesis of centralized multi-agent system with a possibility of its automatic adaptation in the event of changing the environment parameters or the set task. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskiye nauki = University proceedings. Volga region. Engineering sciences*. 2023;(3):18–30. (In Russ.)
4. Bistaffa F., Farinelli F., Cerquides J., Rodríguez-Aguilar J., Ramchurn S.D. Anytime Coalition Structure Generation on Synergy Graphs. *2014 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent System*. 2014. Available at: https://www.researchgate.net/publication/269092245_Anytime_coalition_structure_generation_on_synergy_graphs (accessed 22.09.2023).
5. Dubenko Yu.V., Dyshkant E.E., Obozovskiy A. . A method for automatic reorganization of the structure of multi-agent systems, based on the application of the simulated hardening algorithm. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskiye nauki = University proceedings. Volga region. Engineering sciences*. 2024;(1):5–18. (In Russ.)
6. Rahwan T., Michalak T.P. Coalition Structure Generation on Graphs. *Artificial Intelligence*. 2014. doi: 10.48550/arXiv.1410.6516
7. Ghrieb N., Mokhati F., Tahar G. Maintaining Organizational Multi-agent Systems: A Reorganization-based Preventive Approach. *13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*. 2021. Available at: <https://www.scitepress.org/Link.aspx?doi=10.5220/0010314803840389> (accessed 04.10.2024).
8. Mahani M.N. Strategic Structural Reorganization in Multi-agent Systems Inspired by Social Organization Theory: PhD dissertation; discipline – Electrical Engineering & Computer Science. University of Kansas, 2012:105.
9. Mesarovich M., Mako D., Takakara I. *Teoriya iyerarkhicheskikh mnogourovnevnykh system = Theory of hierarchical multilevel systems*. Moscow: Mir, 1973:344. (In Russ.)
10. Saymon D. *Algoritmy evolyutsionnoy optimizatsii = Evolutionary optimization algorithms*. Transl. from Eng. by A.V. Logunov. Moscow: DMK Press, 2020:1002. (In Russ.)
11. Sutton R.S., Barto E.Dzh. *Obucheniye s podkrepleniye: vvedeniye: prakticheskoye rukovodstvo = Reinforcement learning: an introduction: a practical guide*. Transl. from Eng. by A.A. Slinkin. 2nd ed. Moscow: DMK Press, 2020:552. (In Russ.)

Информация об авторах / Information about the authors

Юрий Владимирович Дубенко

кандидат технических наук, доцент,
доцент кафедры информатики
и вычислительной техники,
Кубанский государственный
технологический университет
(Россия, г. Краснодар, ул. Московская, 2)

E-mail: scorpioncool1@yandex.ru

Yuriy V. Dubenko

Candidate of engineering sciences, associate
professor, associate professor of the sub-
department of informatics and computer
engineering, Kuban State Technological
University (2 Moskovskaya street,
Krasnodar, Russia)

Евгений Евгеньевич Дышкант

кандидат технических наук,
доцент кафедры внутризаводского
электрооборудования и автоматики,
Армавирский механико-технологический
институт (филиал) Кубанского
государственного технологического
университета (Россия, Краснодарский
край, г. Армавир, ул. Кирова, 127)

E-mail: ed0802@yandex.ru

Evgeniy E. Dyshkant

Candidate of engineering sciences,
associate professor of the sub-department
of inplant electrical equipment
and automation, Armavir Mechanical
and Technological Institute (branch)
of the Kuban State Technological
University (127 Kirova street, Armavir,
Krasnodar region, Russia)

Владислав Анатольевич Демидов

аспирант, Кубанский государственный
технологический университет
(Россия, г. Краснодар, ул. Московская, 2)

E-mail: demidov_vladislav96@mail.ru

Vladislav A. Demidov

Postgraduate student, Kuban State
Technological University
(2 Moskovskaya street, Krasnodar, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов / The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию / Received 17.12.2024

Поступила после рецензирования и доработки / Revised 10.02.2025

Принята к публикации / Accepted 03.03.2025