


УДК 004.048; 004.414.23

DOI: [10.26102/2310-6018/2022.39.4.017](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.39.4.017)

Консенсусное управление и мультиагентное обучение с подкреплением в задачах структуризации проектных сетей

Е.С. Соколова, К.А. Разинкин 

*Воронежский государственный технический университет,
Воронеж, Российская Федерация
kostyr@mail.ru *


Резюме. В статье рассматривается подход к построению технологических платформ (проектных сетей), предназначенных для предоставления возможности самоорганизации участников, обладающих ключевыми компетенциями, в команду, для выполнения мероприятий с изначально установленными целями, достижение которых определяет завершение проекта. На начальном этапе проектная сеть находится в «спящем режиме», то есть в сети происходит обычный для социальной сети информационный обмен между потенциальными участниками проектных команд и, следовательно, в сети взаимодействуют «традиционные агенты» или акторы. Предлагается двухуровневая схема организации процесса взаимодействия агентов проектной сети рабочих команд: внутрикластерное и межкластерное. Результативность первого взаимодействия оценивается как результат моделирования консенсуса в асинхронных мультиагентных системах с дискретным и непрерывным временем. При этом, если консенсус достигается, то на втором уровне иерархии кластер можно рассматривать как единый узел-агент, участвующий в следующем цикле взаимодействия – межкластерном. На этом уровне формируемые решения рассматриваются как марковские процессы принятия и, соответственно, в качестве математического аппарата моделирования такого вида взаимодействия планируется привлечение одного из методов машинного обучения – обучения с подкреплением при решении задачи оптимального распределения ресурсов между процессами в рамках единого проекта.

Ключевые слова: проектная сеть, консенсус, мультиагентное управление, обучение с подкреплением, внутрикластерное взаимодействие агентов, межкластерное взаимодействие агентов.

Для цитирования: Соколова Е.С., Разинкин К.А. Консенсусное управление и мультиагентное обучение с подкреплением в задачах структуризации проектных сетей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2022;10(4). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1296> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.39.4.017

Consensus management and multi-agent reinforcement learning in the problems of structuring project networks

E.S. Sokolova, K.A. Razinkin 

*Voronezh State Technical University,
Voronezh, Russian Federation
kostyr@mail.ru *

Abstract. An approach to the construction of technological platforms (project networks) designed to enable self-organization of participants with key competencies into a team to carry out activities with initially set goals, the achievement of which determines the completion of the project, is considered. At the initial stage, the project network is in ‘the sleep mode’, i.e. the usual for a social network information exchange between potential project team members takes place on the network and, consequently, ‘traditional agents’ or actors interact on the network. A two-level scheme is proposed for organizing the process of interaction between agents of the project network in work teams: intra-cluster and inter-

cluster. The effectiveness of the first interaction is estimated as the result of consensus modeling in asynchronous multi-agent systems with discrete and continuous time. At the same time, if consensus is reached, then the cluster at the second level of the hierarchy can be considered as a single agent node participating in the next cycle of interaction – inter-cluster. At this level, the solutions being formed are considered as Markov decision-making processes. Accordingly, as a mathematical apparatus for modeling this type of interaction, it is planned to use one of the machine learning methods – reinforcement learning when solving the problem of optimal resource allocation between processes within a single project.

Keywords: project network, consensus, multi-agent management, reinforcement learning, intra-cluster interaction of agents, inter-cluster interaction of agents.

For citation: Sokolova E.S., Razinkin K.A. Consensus management and multi-agent reinforcement learning in the problems of structuring project networks. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(4). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1296> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.39.4.017 (In Russ.).

Введение

Обеспечение устойчивого экономического и инфраструктурного развития Российской Федерации в условиях жесткого санкционного давления диктует необходимость поиска возможностей повышения эффективности проектной деятельности [1]. В рамках Национальной технологической инициативы (НТИ) сквозные технологии были определены как ключевые научно-технические направления, которые оказывают наиболее существенное влияние на развитие рынков [2].

При этом в последнее время существенное внимание исследователями уделяется вопросам формирования проектных сетей для реализации инновационных проектов, принципиальным отличием которых является установление контактов между специалистами, заинтересованными в участии в конкретном проекте, выполнение проекта и его коммерциализация, тогда как структура организации разнообразных существующих социальных сетей ориентирована только на обмен информацией [3]. При этом все эти процессы генерируют логи ценных данных о событиях. Такие данные о событиях обычно хранятся в информационной системе компании и описывают выполнение экземпляров рассматриваемого процесса (Process mining). Таким образом, диаграммы и модели процессов, полученные с помощью интеллектуального анализа процессов, представляют собой, при условии правильной записи данных о событиях, что на самом деле произошло во время выполнения процесса [4].

Так как решения внутри проектных групп принимаются, исходя из общей цели определенного этапа (задачи), представляется важным изучение вопроса достижения согласованности мнений экспертов и лиц, принимающих решение (ЛПР). В этой связи, представляется целесообразным решать задачи формирования и внутригруппового (внутрикластерного) проектного управления с использованием консенсусных мультиагентных подходов.

На втором уровне иерархии – межгрупповом (межкластерном) взаимодействии – сформированные кластеры рассматриваются как интеллектуальные агенты, принимающие те или иные решения для достижения общей цели проекта при условиях соблюдения экономико-финансовых и временных ограничений. Данная задача ставится как марковский процесс принятия решения, и, в качестве подхода к моделированию подобного процесса используются методы мультиагентного обучения с подкреплением.

В связи с вышеизложенным, целью исследования является поиск путей повышения эффективности реализации научных инновационных проектов на основе интеграции технологий Process Mining для анализа процессов на основе журналов

событий, консенсусного управления распределенного взаимодействия участников проектной деятельности, а также методов обучения с подкреплением для оптимального формирования маршрутов проектного исследования в целом.

Материалы и методы

Общая схема исследования представлена на Рисунке 1.

Основные результаты представлены в двух частях. Вначале устанавливался общий результат сходимости для сетевой системы. Для этого анализировалось предельное распределение мнений и роль набора логических матриц в определении того, достигают ли мнения по данной теме консенсуса [5]. Сетевая динамика задавалась как

$$x(t+1) = \begin{pmatrix} w_{11}C_1 & \dots & w_{1n}C_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{n1}C_n & \dots & w_{nn}C_n \end{pmatrix} x(t), \quad (1)$$

и определялась системная матрица в виде B .

Уравнение динамики сети (1) преобразовывалось в другую форму, чтобы облегчить анализ, вводя преобразование координат. В частности, определяли $y_k(t) = [y_k^1(t), \dots, y_k^n(t)]^T = [x_1^k(t), \dots, x_n^k(t)]^T$ для $k \in J$ в виде вектора мнений всех n агентов по k -й теме. Затем $y(t) = [y_1(t)^T, \dots, y_m(t)^T]^T$ фиксирует все мнения n отдельных лиц по m темам. Получаем

$$y_k(t+1) = \sum_{j=1}^m \text{diag}(c_{kj}) W y_j(t) \quad (2)$$

где $\text{diag}(c_{kj}) \in \mathbb{R}^n$ – диагональная матрица с i -м диагональным элементом $\text{diag}(c_{kj})$, являющимся $c_{kj,i}(k, j)$ – ойзаписью C_i . Отсюда следует, что

$$y(t+1) = \begin{bmatrix} \text{diag}(c_{11})W & \dots & \text{diag}(c_{1m})W \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \text{diag}(c_{m1})W & \dots & \text{diag}(c_{mm})W \end{bmatrix} y(t) \quad (3)$$

Обозначим матрицу в уравнении (3) как A , с элементами блочной матрицы $A_{pq} = \text{diag}(c_{pq})W$. Теперь система (3) может рассматриваться как процесс консенсуса на многослойном графе [6, 7]. Рассмотрим матрицу A в уравнении (3) с соответствующим графом $G[A]$ и матрицу B в уравнении (1) с соответствующим графом $G[B]$. В $G[A]$, с набором узлов $V[A] = \{v_1, \dots, v_{nm}\}$, можно рассмотреть подмножество узлов $V_p = \{v_{(p-1)n+1}, \dots, v_{pn}\}$, $p \in J$ как слой многослойного графа $G[A]$ с вершинами, связанными с мнениями людей $1, \dots, n$ по теме p [5].

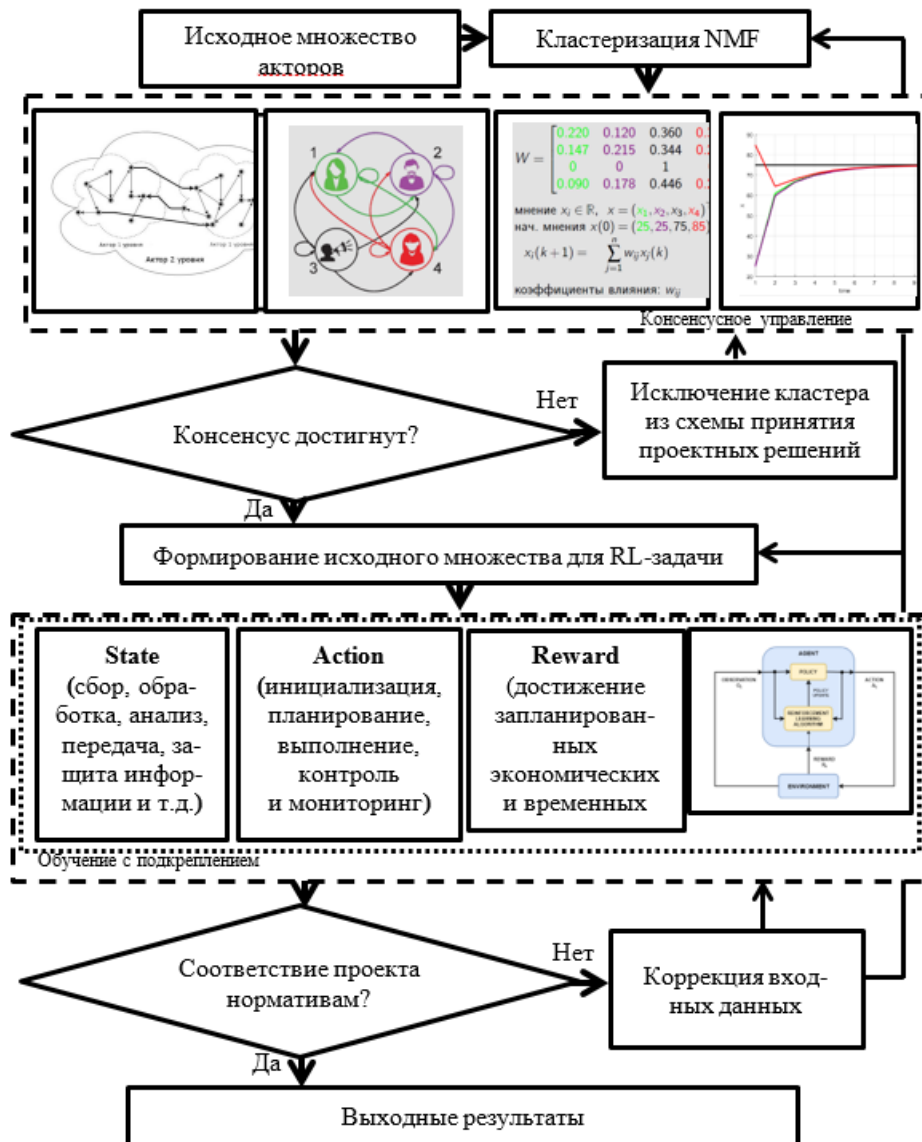


Рисунок 1 – Общая структура исследования
Figure 1 – General structure of the study

В графе $G[B]$ со множеством узлов $V[B] = \{v_1, \dots, v_{nm}\}$ можно рассматривать подмножество узлов $\tilde{V}_q = \{v_{(q-1)m+1}, \dots, v_{qm}\}, q \in I$ как слой многослойного графа с вершинами, связанными с мнениями отдельных агентов q по темам $1, \dots, m$. В $G[B]$ узлы сгруппированы и упорядочены в соответствии с подмножеством \tilde{V}_q , ведущими к уравнению (1). В $G[A]$ узлы могут быть сгруппированы и упорядочены по темам в подмножестве узлов V_p , ведущими к уравнению (3)[5].

Тенденция децентрализации при реализации процессного подхода к управлению обусловлена необходимостью роста скорости реакции специализированных структур организации на динамичные рыночные изменения, скорость которых также возросла. В этой связи предлагается дополнить схему исследования процедурой обучения с подкреплением с целью детализации взаимодействия проектных групп, объединенных общей целью, ресурсами и планом исследования.

В данном случае среда рассматривается как марковский процесс принятия решений с конечным множеством состояний [8]. Таким образом, целесообразно

использовать обучение с подкреплением как модель достижения результатов проектного управления в условиях межкластерного взаимодействия групп исследователей. Исходя из определения, обучение с подкреплением (reinforcement learning) базируется на трех множествах: множестве состояний окружения (states) S ; множестве действий (actions) A ; множестве скалярных "выигрышей" (rewards). В качестве состояний, с точки зрения процессного подхода, рассматриваются фактически исполняемые события бизнес-процесса. Действия – это переходы из состояния в состояние, выполняемые в рамках реализации некоего бизнес-процесса. Награды – достижение запланированных экономических и временных показателей.

На Рисунке 2 представлен граф тестового примера MDP-среды. В качестве алгоритма Reinforcement Learning изначально рассматривалась Deep Q-network (DQN) [9, 10].

Для моделирования межкластерного взаимодействия проектных групп предлагается использовать интерактивный инструмент Reinforcement Learning Designer, входящий в состав Matlab® R2022a (© 1984–2022 The MathWorks, Inc.).

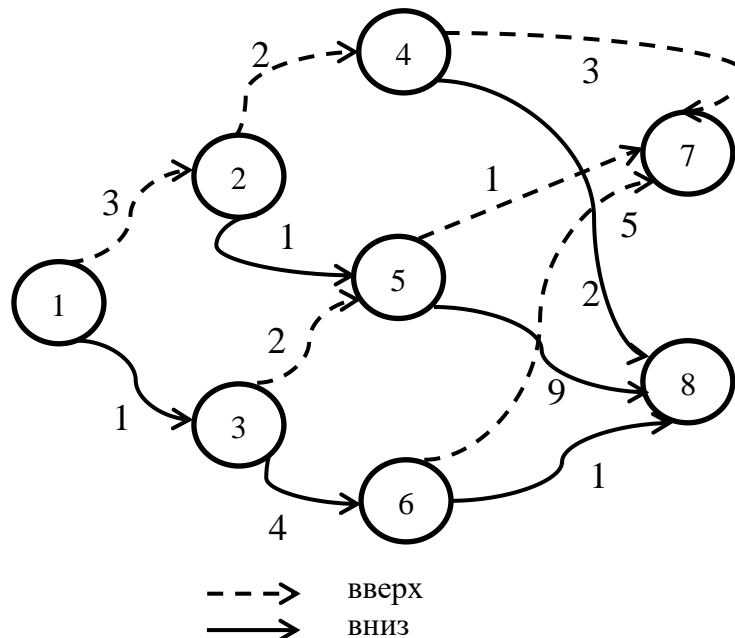


Рисунок 2 – Тестовый граф MDP-среды
 Figure 2 – MDP environment test graph

На Рисунке 2 представлены восемь состояний, находясь в каждом из которых, агент принимает решение о двух действиях: идти вверх или вниз, начиная из состояния 1. Агент получает вознаграждение, равное значению за каждый переход на графе. Цель обучения – собрать максимальное совокупное вознаграждение.

Результаты

В рамках первой части исследования, в контексте консенсусного управления, приведем результаты моделирования динамики мнений участников проектной сети G [W] из 6 агентов.

$$W = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0.8 & 0 \\ 0.5 & 0.3 & 0 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0.3 & 0.1 & 0 & 0 & 0.6 \\ 0 & 0 & 0.85 & 0.15 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0.8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Начальные условия генерируются путем выбора каждого $x_i^p(0)$ из равномерного распределения в интервале $[-1, 1]$. В модельной задаче рассмотрению подлежало 5 тем (задач проекта), т. е. $J = \{1, \dots, 5\}$. При моделировании использовались две логические матрицы [5]:

$$\hat{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ -0.3 & -0.6 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & -0.3 & 0 & 0.2 & -0.5 \\ 0 & -0.5 & 0 & -0.2 & 0.3 \end{bmatrix} \quad \bar{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.8 & 0.2 & 0 & 0 & 0 \\ -0.3 & -0.1 & 0.6 & 0 & 0 \\ 0 & -0.3 & 0 & 0.2 & -0.5 \\ 0 & -0.5 & 0 & -0.2 & 0.3 \end{bmatrix}$$

Индивидуумы имеют логическую матрицу $C_i = \hat{C}$ для $i = 1, 2, 3$ и $C_i = \bar{C}$ для $i = 4, 5, 6$. Временная динамика $x(t)$ приведена на Рисунке 3, где сплошные или пунктирные линии соответствуют индивидууму с $C_i = \hat{C}$ или $C_i = \bar{C}$, соответственно. Видно, что тема 1 (теорема 3) и тема 2 достигают консенсуса. В частности, обратите внимание, что записи \hat{C} и \bar{C} таковы, что $\hat{c}_{21} \neq \bar{c}_{21}$, но тема 2 все еще достигает консенсуса, потому что в теме 2 нет конкурирующих логических взаимозависимостей. Напротив, в теме 3 не удастся достичь консенсуса несмотря на то, что в темах 1 и 2 достигнут консенсус. Сплошная и пунктирная линии соответствуют лицам с $C_i = \hat{C}$ и $C_i = \bar{C}$, соответственно.

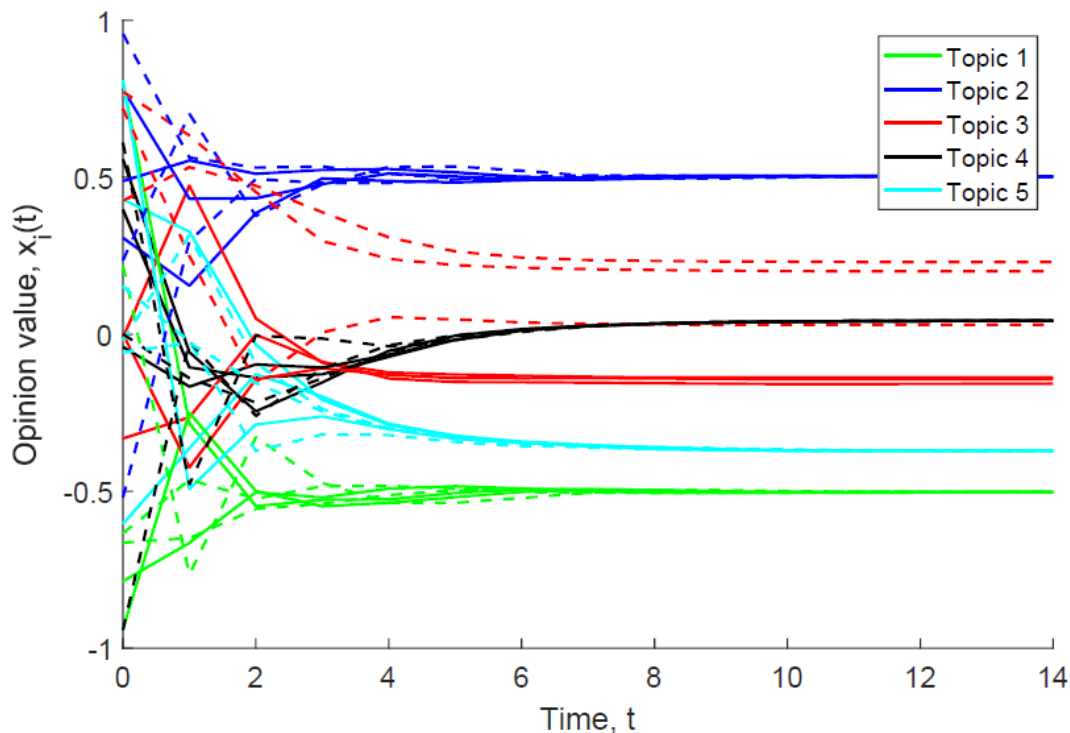


Рисунок 3 – Динамика мнений по 5 темам в сочетании с C_i
Figure 3 – Dynamics of opinions on 5 topics in combination with C_i

Первым этапом второй части работы является создание MDP среды с помощью функции `createMDP` в окне команд Matlab (Command Window) путем задания числа состояний и действий (Рисунок 4).

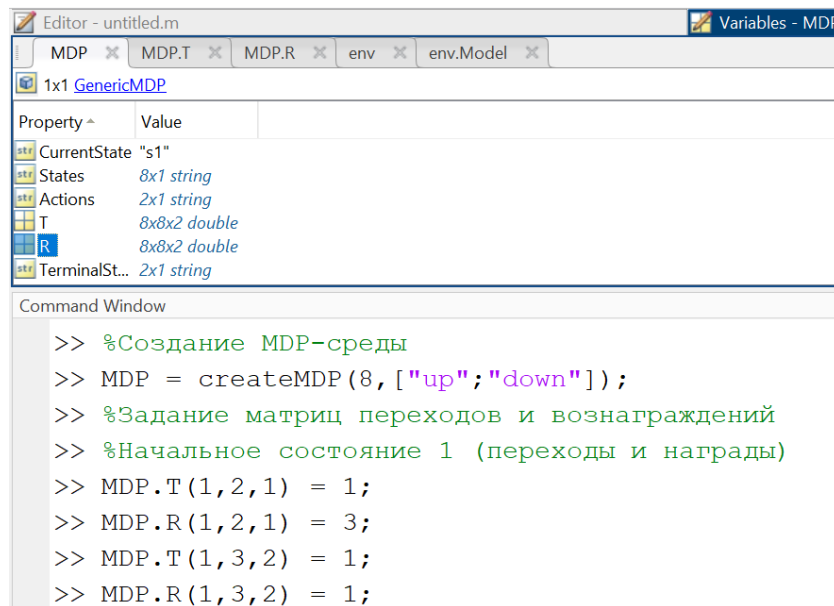


Рисунок 4 – Задание переменных состояния среды
 Figure 4 – Setting environment state variables

Чтобы смоделировать переходы в графе, изменим матрицу перехода состояния и матрицу вознаграждения MDP. По умолчанию эти матрицы содержат нули. Затем формализуются матрицы перехода состояния и вознаграждения для MDP. На Рисунке 4 в нижней части представлены для примера команды для первого состояния: первые две строки определяют переход из состояния 1 в состояние 2 путем выполнения действия 1 ("вверх") и вознаграждение +3 за этот переход; следующие две строки указывают переход из состояния 1 в состояние 3 путем выполнения действия 2 ("вниз") и вознаграждение +1 за этот переход. Аналогично указываются переходы и вознаграждения для остальных семи правил на графе. Далее в явном виде указываются "s7" и "s8" в качестве конечных состояний MDP.

Первый этап завершается созданием среды MDP для обучения с подкреплением для заданного процесса (Рисунок 5).

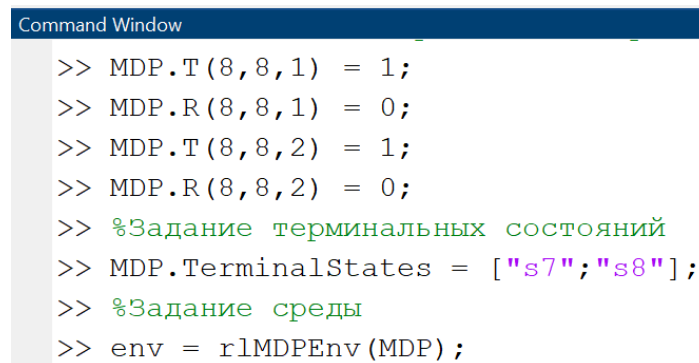


Рисунок 5 – Задание терминальных состояний и запись параметров среды
 в переменную env
 Figure 5 – Setting terminal states and recording environment parameters
 in the env variable

Второй этап связан с работой в интерактивной среде Reinforcement Learning Designer, заданием и обучением DQN-агента. DQN агент – это агент обучения с подкреплением, который обучает критика оценивать отдачу или будущие вознаграждения. Настройки параметров агента и нейросети представлены в Таблице 1.

Таблица 1 – Параметры агента и нейросети
Table 1 – Agent and neural network parameters

Agent Options		
Sample Time	1	
Discount factor	0,99	
Bath Size	64	
Experience buffer length	1e+04	
Exploration		
Initial epsilon	0,99	
Epsilon decay	0,005	
Epsilon min	0,1	
Neuro Net		
Name	Type	Activation
Input_1	Feature Input	1(C)×1(8)
Fc_1	Fully Connected	256(C)×1(8)
Relu_body	ReLu	256 (C)×1(8)
Fc_body	Fully Connected	256 (C)×1(8)
Body_output	ReLu	256 (C)×1(8)
Output	Fully Connected	2(C)×1(8)

Третий этап – обучение агента. Параметры обучения представлены на Рисунке 6.



Рисунок 6 – Параметры обучения DQN-агента
Figure 6 – DQN agent training parameters

На Рисунке 7 представлены результаты обучения агента. В качестве критерия останова на рисунке представлен AverageSteps. Выбор критерия обусловлен наилучшим сочетанием параметров обученности DQN-агента.

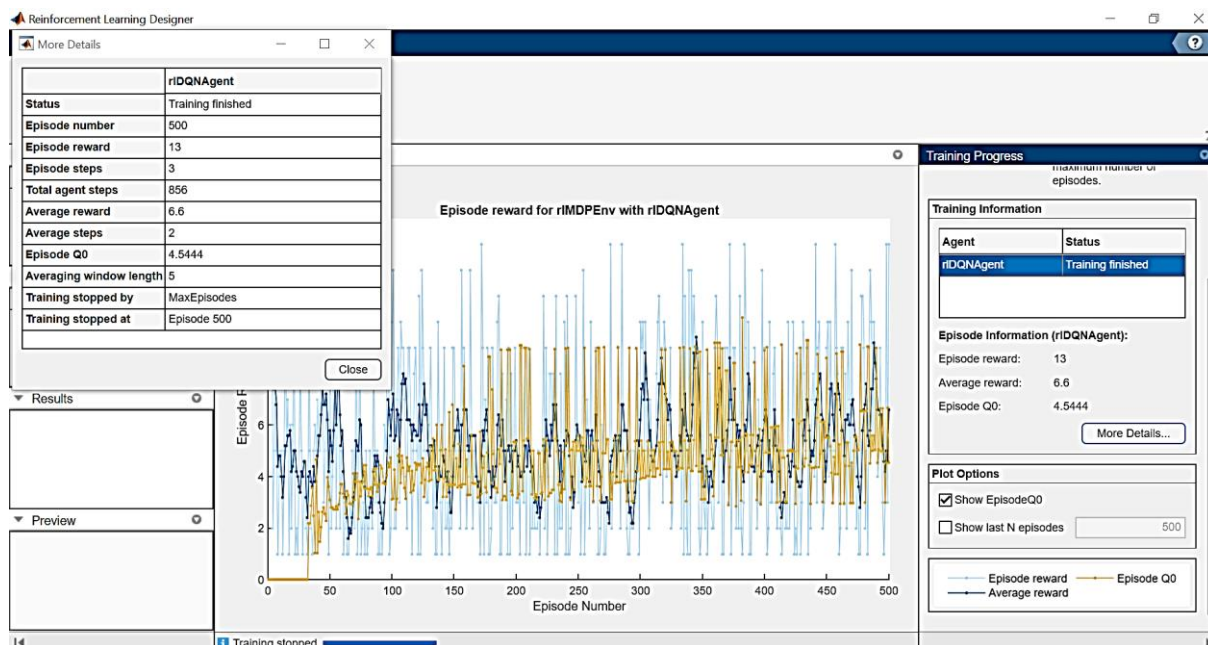


Рисунок 7 – Параметры обучения DQN-агента
Figure 7 – DQN agent training parameters

В Таблице 2 представлены результаты сравнительного анализа параметров обучения в зависимости от выбора критериев останова обучения DQN-агента.

Таблица 2 – Критерии DQN
Table 2 – DQN Criteria

Параметры обучения	Критерии останова DQN				
	Average Steps	Average Reward	Episode Reward	Global StepCount	Episode Count
Episode Number	500			296	500
Episode Reward	13	12	12	10	12
Episode Steps	3	3	3	2	3
Total agent steps	856	858	858	501	858
Average Reward	6.6	10	10	4.4	10
Average Steps	2	2.6	2.6	1.6	2.6
Episode Q0	4.5444	5.2078	5.5083	3.8911	5.1709
Average Windows lenght	5	5	5	5	5
Training Stopped by	Max Episodes			Global Step Count	Episode Count
Training stopped at	Episode 500			500	500

Как следует из данной таблицы, критерий Average Steps наилучшим образом отражает обученность агента, так как нас интересовала максимальная награда за эпизод (Episode Reward=13) при приемлемом общем количестве шагов агента (Total agent steps=856).

Заключение

В результате исследования предложена двухуровневая схема организации процесса взаимодействия агентов проектной сети рабочих команд: внутрикластерное и межкластерное. Результативность первого взаимодействия оценивается как результат моделирования консенсуса в асинхронных мультиагентных системах с дискретным и непрерывным временем.

В рамках решения данной задачи была предпринята возможность анализа проектных сетей как сетей влияния, в которых люди обсуждают набор логических этапов проекта (тем), предполагая, что в сети нет людей, упорно продвигающих свое видение решения задачи. Для сильно связанных сетей и разумных предположений о логической матрице мнения сходятся экспоненциально быстро к некоторому стационарному значению [5].

При этом, если консенсус достигается, то на втором уровне иерархии кластер можно рассматривать как единый узел-агент, участвующий в следующем цикле взаимодействия – межкластерном.

На этом уровне формируемые решения рассматриваются как марковские процессы принятия и, соответственно, в качестве математического аппарата моделирования такого вида взаимодействия планируется привлечение одного из методов машинного обучения – обучения с подкреплением при решении задачи поиска оптимального маршрута проекта, с целью получения максимальной награды, например, при распределении ресурсов между процессами в рамках единого проекта.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Тимофеев К.Н. *Проектные сети. В кн.: Инновационное управление: от теории к практике. Сборник трудов VII ежегодной (II международной) научно-практической конференции факультета менеджмента.* СПб.: ООП НИУ ВШЭ – Санкт-Петербург; 2012:127–135.
2. Катаев А.В., Катаева Т.М. *Управление проектами на базе динамической сети партнеров: монография.* Ростов-на-Дону – Таганрог: Издательство Южного федерального университета; 2017. 125 с.
3. Воронина Л.А., Ратнер С.В. *Научно-инновационные сети России: опыт, проблемы, перспективы.* М.: ИНФРА-М; 2010. 254 с.
4. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. *Социальные сети: модели информационного влияния, управления и противоборства.* М.: Изд. ФИЗМАТЛИТ; 2010. 228 с.
5. Mengbin Ye, Ji Liu, Lili Wang, Brian D.O. Anderson, Ming Cao. Consensus and disagreement of heterogeneous belief systems in influence networks; 2018. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1812.05138> [дата обращения: 30.11.2022].
6. Проскурников А.В. *Усредняющие алгоритмы и неравенства в задачах многоагентного управления и моделирования.* СПб.: Санкт-Петербургский государственный университет; 2021. Режим доступа: https://dissert.spbu.ru/files/2021/disser_proskurnikov.pdf [дата обращения: 28.11.2022].
7. Парсегов С.Э. *Алгоритмы управления формацией в задаче равномерного расположения агентов: автореферат дис. ... кандидата физико-математических наук: 05.13.01.* М.: 2013; 22 с.
8. Саттон Р.С., Барто Э.Дж. *Обучение с подкреплением: Введение.* 2-е изд. / пер. с англ. А.А. Слинкина. М.: ДМК Пресс; 2020. 552 с.

9. Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Graves A., Antonoglou I., Wierstra D., Riedmiller M. Playing Atari with deep reinforcement learning. 2013. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1312.5602v1> [дата обращения: 30.11.2022].
10. Reinforcement Learning Toolbox Documentation. Режим доступа: <https://www.mathworks.com/help/reinforcement-learning/> [дата обращения: 28.11.2022].

REFERENCES

1. Timofeev K.N. Project networks. *In: Innovation management: from theory to practice. Proceedings of VII annual (II international) scientific and practical conference at Management Department.* Saint-Petersburgh, OOP NIU VSHE – Saint-Petersburgh; 2012:127–135. (In Russ.).
2. Kataev A.V., Kataeva T.M. *Project managements based on the dynamic affiliate network: a monograph.* Rostov-on-Don – Taganrog, Publishing House of Southern Federal University; 2017. 125 p. (In Russ.).
3. Voronina L.A., Ratner S.V. *Russian scientific and innovation networks: experience, issues, prospects.* Moscow, INFRA-M; 2010. 254 p. (In Russ.).
4. Gubanov D.A., Novikov D.A., Chkhartishvili A.G. *Social networks: models of informational influence, management and confrontation.* Moscow, PHIZMATLIT; 2010. 228 p. (In Russ.).
5. Mengbin Ye, Ji Liu, Lili Wang, Brian D.O. Anderson, Ming Cao. Consensus and disagreement of heterogeneous belief systems in influence networks; 2018. Available from: <https://arxiv.org/abs/1812.05138> (accessed on: 30.11.2022).
6. Proskurnikov A.V. Usrednjajushhie algoritmy i neravenstva v zadachah mnogoagentnogo upravlenija i modelirovanija Saint-Petersburgh: Saint-Petersburgh State University; 2021. Available from: https://disser.spbu.ru/files/2021/disser_proskurnikov.pdf (accessed on 28.11.2022).
7. Parsegov S.E. Algoritmy upravlenija formaciej v zadache ravnomernogo raspolozhenija agentov. Author's abstract. Moscow, 2013; 22 p. (In Russ.).
8. Sutton R.S., Barto A.J. *Reinforcement Learning: An Introduction.* 2nd ed. / translated from English by A.A. Slinkin. Moscow, DMK Press; 2020. 552 p. (In Russ.).
9. Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Graves A., Antonoglou I., Wierstra D., Riedmiller M. Playing Atari with deep reinforcement learning. 2013. Available from: <https://arxiv.org/abs/1312.5602v1> (accessed on 30.11.2022).
10. Reinforcement Learning Toolbox Documentation. Available from: <https://www.mathworks.com/help/reinforcement-learning/> (accessed on 28.11.2022).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Соколова Елена Сергеевна, старший преподаватель кафедры систем информационной безопасности, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: lenoks.sokolova@mail.ru

Elena Sergeevna Sokolova, Senior Lecturer at the Department of Information Security Systems, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russian Federation.

Разинкин Константин Александрович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры систем информационной безопасности, Воронежский

Konstantin Aleksandrovich Razinkin, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor at the Department of Information Security Systems, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russian Federation.

государственный технический университет,
Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: kostyr@mail.ru
ORCID: [0000-0002-2032-3777](https://orcid.org/0000-0002-2032-3777)

*Статья поступила в редакцию 14.12.2022; одобрена после рецензирования 26.12.2022;
принята к публикации 29.12.2022.*

*The article was submitted 14.12.2022; approved after reviewing 26.12.2022;
accepted for publication 29.12.2022.*