

МЕТОД ДЕЦЕНТРАЛІЗОВАНОГО УПРАВЛІННЯ АДАПТИВНИМИ ПРОЦЕСАМИ ЗБОРУ ДАНИХ В АВТОНОМНИХ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМАХ

О. Ю. Бочкар'юв

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра електронних обчислювальних машин
E-mail: oleksii.y.bochkarov@lpnu.ua

© Бочкар'юв О. Ю., 2023

Розглянуто проблему організації процесів збирання даних в автономних розподілених системах, зокрема в автономних мобільних кіберфізичних системах та автономних розподілених системах моніторингу навколишнього середовища. Запропоновано модель децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних на основі принципу рівноваги. За допомогою цієї моделі досліджено завдання узгодження спільних колективних дій адаптивних процесів збирання даних з погляду пошуку ефективної схеми їх взаємодоповнення за умов відсутності центру управління.

Розроблено метод децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних з використанням принципу рівноваги та навчання з підкріпленням за методом нормованої експоненційної функції. Розроблений метод дає змогу забезпечити ефективну роботу автономних розподілених систем за умов динамічних змін кількості процесів збирання даних та ненадійної обмеженої інформаційної взаємодії між ними.

У результаті дослідження та моделювання роботи запропонованого методу децентралізованого управління встановлено, що використання методу нормованої експоненційної функції забезпечує ефективніший пошук рішення порівняно з методом адаптивного випадкового пошуку (в середньому на 28,3 %). За допомогою коефіцієнта збереження ефективності отримано оцінку залежності роботи запропонованого методу децентралізованого управління від зміни кількості процесів збирання даних та зміни схеми інформаційної взаємодії між ними.

Ключові слова: автономна розподілена система; адаптивний процес збирання даних; навчання з підкріпленням.

Вступ

В статті розглянуто актуальне питання використання технологій багатоагентних систем [1–5] та методів машинного навчання, зокрема навчання з підкріпленням [6–8] та навчання з підкріпленням в багатоагентних системах [9, 10] для вирішення проблеми організації адаптивних процесів збирання даних в автономних розподілених системах, зокрема в автономних мобільних кіберфізичних системах [11] та автономних розподілених системах моніторингу навколишнього середовища [12, 13]. В контексті цього підходу окремий адаптивний процес збирання даних реалізує поведінку відповідного автономного агента, а збирання даних в автономній розподіленій системі загалом розглядається як поведінка відповідної багатоагентної системи в умовах відсутності центру управління.

Для розв'язання оптимізаційних задач із організації адаптивних процесів збирання даних, зокрема задач структурної адаптації [14, 15], потрібні ефективні методи координації спільних дій агентів відповідної багатоагентної системи. Одним із основних підходів до побудови методів

координації у багатоагентних системах є використання принципу рівноваги. В межах цього підходу досягнення агентами деякого стану рівноваги трактується як розв'язання задачі координації. Методи координації, розроблені на основі цієї ідеї, спираються на різні трактування поняття "рівновага", зокрема на принцип рівноваги в теорії ігор (наприклад, рівновага за Нешем та різні її варіанти) [1, 2, 5]. У статті принцип рівноваги трактується у фізичному аспекті, зокрема як аналог механічної рівноваги.

У статті запропоновано модель децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних на основі принципу рівноваги. Мета використання цієї моделі – дослідження проблеми узгодження спільних колективних дій адаптивних процесів збору даних з погляду пошуку ефективної схеми їх взаємодоповнення за умов відсутності центру управління.

Запропоновано метод децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних на основі принципу рівноваги та навчання з підкріпленням за методом нормованої експоненційної функції. Запропонований метод дає змогу забезпечити ефективну роботу автономних розподілених систем за умов динамічних змін кількості процесів збору даних та ненадійних каналів зв'язку між ними.

Наведено результати моделювання роботи розробленого методу децентралізованого управління. Результати моделювання показали, що використання методу нормованої експоненційної функції забезпечує ефективніший розв'язок задачі координації адаптивних процесів збирання даних, ніж метод адаптивного випадкового пошуку. Крім цього в ході моделювання отримано оцінку залежності роботи запропонованого методу від зміни кількості процесів збирання даних та змін у каналах зв'язку між ними з погляду збереження ефективності роботи відповідної багатоагентної системи.

1. Модель децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних

Для дослідження проблеми узгодження спільних колективних дій з погляду пошуку ефективної схеми взаємодоповнення дій окремих адаптивних процесів збору даних за умов відсутності центру управління доцільно розглянути модель децентралізованого управління на основі принципу рівноваги, яка має вигляд:

$$M_D = \langle A, G(a, t), X, C, q(t) = f(F_q, \{x_i(a)\}_{N(t)}) \rangle, \quad (1)$$

де $A = \{a\}_{N(t)}$, – колектив адаптивних процесів збору даних (агентів) у кількості $N(t)$, які розміщені в деякому координаційному просторі X за координатами $\{x_i(a)\}_{N(t)}$; $G(a, t)$ – схема інформаційної взаємодії адаптивних процесів збирання даних; C – множина обмежень, які накладаються на координати агентів у координаційному просторі X ; $q(t)$ – індикатор стану рівноваги та відстані до нього, такий, що

$$q(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} (F_q - x_i(a_i)), \quad (2)$$

де F_q – параметр умови рівноваги, значення якого не відоме адаптивним процесам збирання даних. Перед колективом адаптивних процесів збору даних ставиться завдання знайти таке розміщення в координаційному просторі $\sigma(A) = \{x_i(a)\}_{N(t)}$, для якого б виконувалось $q(t) = 0$. Значення $q(t)$ або його знак повідомляється агентам на кожному кроці, і окремий агент може змінювати лише власну координату $x_i(a)$. Відтак за допомогою моделі M_D пошук ефективної схеми взаємодоповнення дій окремих адаптивних процесів збору даних у ході розв'язання деякої задачі моделюється як пошук стану рівноваги. Ефективність пошуку визначається як

$$w(T) = T_{\min}/T,$$

де T – час, за який колектив знайшов стан рівноваги; T_{\min} – мінімально можливий час знаходження стану рівноваги. Модель M_D дає змогу дослідити вплив динаміки змін кількості адаптивних процесів збирання даних $N(t)$ та параметрів схеми інформаційної взаємодії $G(a, t)$ на швидкість пошуку колективом стану рівноваги.

2. Метод децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних

Розглянемо метод децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних на основі запропонованої моделі M_D . В цьому методі цілеспрямованість дій адаптивних процесів збирання даних забезпечено використанням методу навчання з підкріпленням у стаціонарному випадковому середовищі, зокрема методу нормованої експоненційної функції. В роботі методу реалізовано такі принципи (рис. 1):

1) максимальна величина кроку $\Delta x_{\max}(a)$ пропорційна до швидкості та величини зміни $q(t)$:
 $\Delta x_{\max}(a) = f_v(\{q(t)\}_{\Delta t})$;

2) оцінювальна вага дії $V_t(a, d)$ уточнюється відповідними значеннями оцінювальних ваг $\{V_t(a_i, d)\}_{k(t)}$, які на кроці t вдалось отримати від інших агентів за умов поточного стану схеми інформаційної взаємодії $G(a, t)$.

Відповідно до методу нормованої експоненційної функції наступну дію $d \in \{-\Delta x_{\max}(a), \dots, 0, \dots, \Delta x_{\max}(a)\}$ вибирають із ймовірністю

$$p_t(d) = \frac{e^{V_t(A,d)/\mu}}{\sum_{D_a} e^{V_t(A,b)/\mu}}, \quad (3)$$

де μ – масштабувальний коефіцієнт ($\mu > 0, \mu = \text{const}$), $V_t(A, d)$ – уточнена оцінювальна вага дії d :

$$V_t(A, d) = \sum_{i=1}^{k(t)} w_i V_t(a_i, d), \quad (4)$$

де $\{w_i\}_{k(t)}$ – вагові коефіцієнти, такі, що

$$\sum_{i=1}^{k(t)} w_i = 1. \quad (5)$$

Локальні значення оцінювальних ваг $V_t(a, d)$ змінюються згідно із отриманим виграшем $r(t) = q(t) - q(t-1)$:

$$V_{t+1}(a, d) = V_t(a, d) + \alpha (r_t - V_t(a, d)), \quad (6)$$

де $\alpha \in (0, 1]$ – крок навчання.

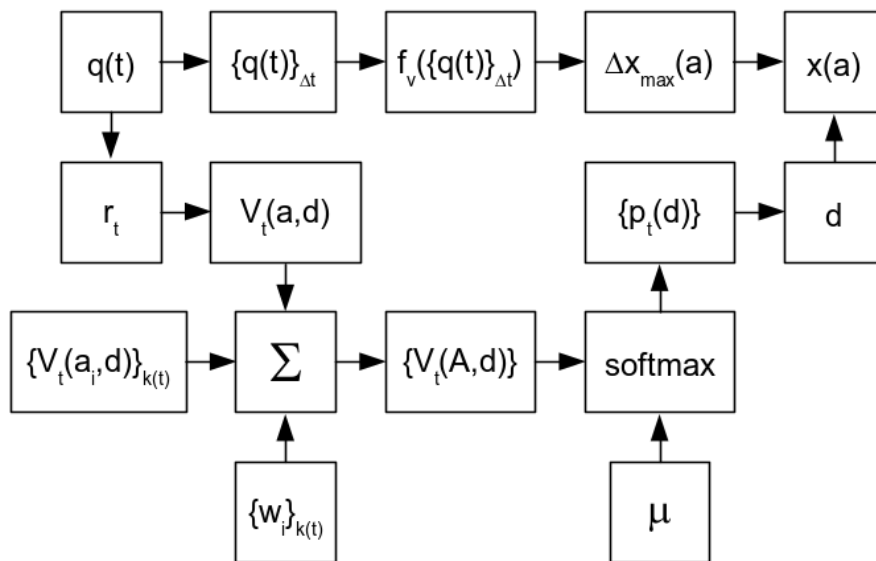


Рис. 1. Схема роботи методу децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних

3. Моделювання роботи методу децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних

Моделювання роботи запропонованого методу децентралізованого управління (МДУ-softmax) показало його перевагу над методом адаптивного випадкового пошуку (АВП) (рис. 2, рис. 3). Як аналоги розглянуто два варіанти методу адаптивного випадкового пошуку:

- 1) АВП-0 – адаптивний випадковий пошук без обміну інформацією;
- 2) АВП- k – адаптивний випадковий пошук з обміном інформацією, в якому k – кількість сусідів, з якими відбувається обмін інформацією на одному кроці.

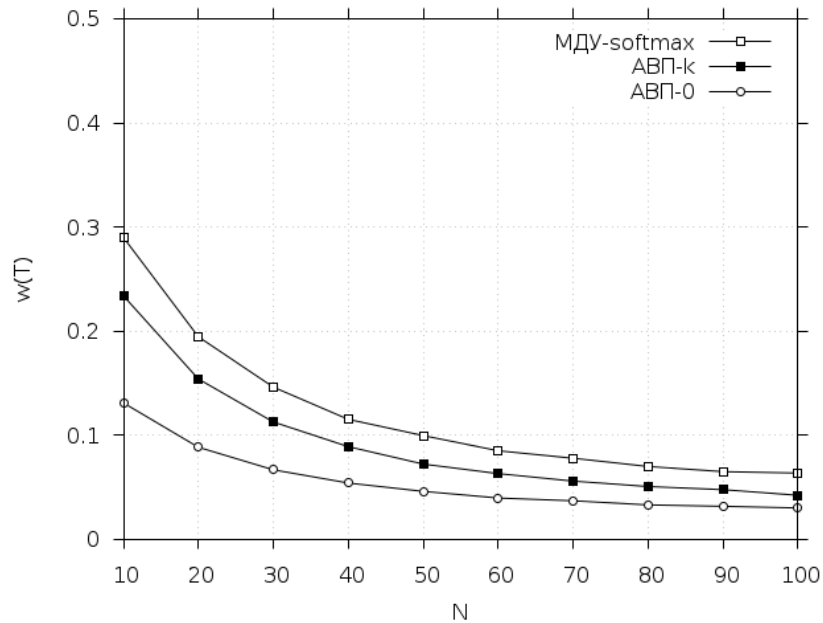


Рис. 2. Результати моделювання роботи методів децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних, $X = 1000$, $F_q = 500$, $k = 2$, $n = 10000$

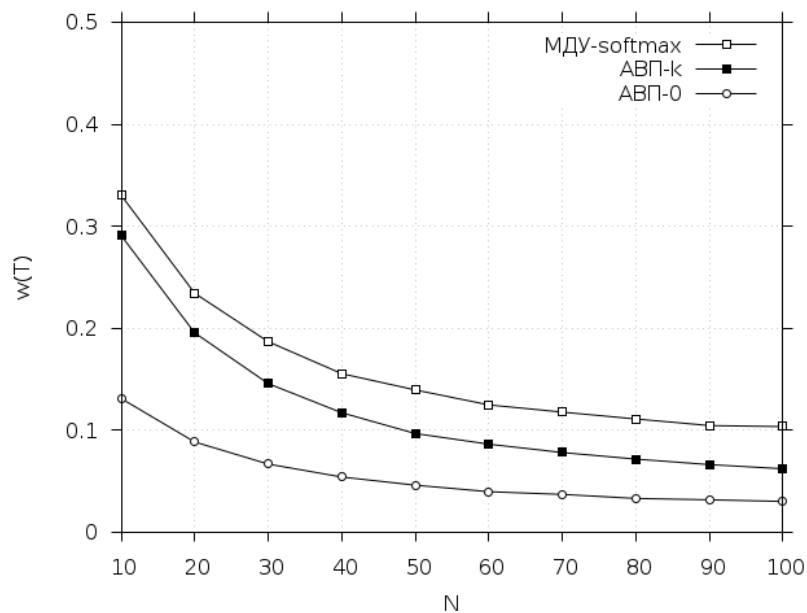


Рис. 3. Результати моделювання роботи методів децентралізованого управління адаптивними процесами збору даних, $X = 1000$, $F_q = 500$, $k = 10$, $n = 10000$

В середньому за результатами обчислювальних експериментів для різних комбінацій параметрів моделювання ($X = \{500, \dots, 10000\}$, $N(t) = \{10, \dots, 100\}$, $k = \{2, \dots, 10\}$) МДУ-softmax за ефективністю пошуку рішення $w(T)$ переважає АВП на 28,3 %.

За допомогою коефіцієнта збереження ефективності K_T отримано оцінку залежності роботи МДУ-softmax від:

1) зміни кількості адаптивних процесів збору даних, яка моделювалася відповідним стаціонарним пуасонівським потоком відмов адаптивних процесів збирання даних з інтенсивністю потоку λ_a на початку роботи (табл. 1);

2) зміни схеми інформаційної взаємодії адаптивних процесів збору даних $G(a, t)$, яка моделювалася відповідним стаціонарним пуасонівським потоком відмов каналів зв'язку між процесами з інтенсивністю потоку λ_g на початку роботи (табл. 2).

Відповідно за допомогою моделювання роботи МДУ-softmax, АВП-0 та АВП-k для різних параметрів моделі M_D визначено

1) $K_T(\lambda_a)$ – коефіцієнт збереження ефективності роботи за умов зміни кількості адаптивних процесів збору даних $N(t)$ та

2) $K_T(\lambda_g)$ – коефіцієнт збереження ефективності роботи за умов зміни схеми інформаційної взаємодії адаптивних процесів збирання даних $G(a, t)$.

У такому разі

$$K_T(\lambda_a) = w(T)/w(T_n),$$

де $w(T)$ – ефективність пошуку рівноваги за відмов на перших T_1 кроках; $w(T_n)$ – номінальна ефективність пошуку рівноваги без відмов на перших T_1 кроках.

Отримані результати обчислювальних експериментів (табл. 1, табл. 2) доводять, що МДУ-softmax дає змогу забезпечити ефективну роботу автономних розподілених систем за умов динамічних змін кількості адаптивних процесів збирання даних та ненадійної обмеженої інформаційної взаємодії між ними.

Таблиця 1

**Коефіцієнт збереження ефективності $K_T(\lambda_a)$, $X = 1000$, $F_q = 500$,
 $N = 50$, $k = 2$, $T_1 = 100$, $T_2 = 1000$, $n = 10000$**

	λ_a								
	0,005	0,010	0,015	0,020	0,025	0,030	0,035	0,040	0,045
АВП-0	0,765	0,485	0,334	0,245	0,197	0,156	0,181	0,135	0,115
АВП-k	0,798	0,509	0,367	0,276	0,221	0,185	0,165	0,140	0,128
МДУ-softmax	0,841	0,590	0,459	0,385	0,331	0,301	0,281	0,261	0,247

Таблиця 2

**Коефіцієнт збереження ефективності $K_T(\lambda_g)$, $X = 1000$, $F_q = 500$,
 $N = 50$, $k = (N-1)$, $T_1 = 100$, $T_2 = 1000$, $n = 10000$**

	λ_g								
	0,005	0,010	0,015	0,020	0,025	0,030	0,035	0,040	0,045
АВП-k	0,796	0,510	0,362	0,279	0,228	0,186	0,164	0,140	0,126
МДУ-softmax	0,867	0,612	0,480	0,404	0,355	0,319	0,303	0,283	0,272

Висновки

Розглянуто проблему організації процесів збирання даних в автономних розподілених системах, зокрема в автономних мобільних кіберфізичних системах та автономних розподілених системах моніторингу навколишнього середовища. Запропоновано модель децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних на основі принципу рівноваги. За допомогою цієї моделі досліджено задачу узгодження спільних колективних дій адаптивних процесів збору даних з погляду пошуку ефективної схеми їх взаємодоповнення за умов відсутності центру управління, тобто задачу подолання невизначеності щодо дій інших агентів.

Розроблено метод децентралізованого управління адаптивними процесами збирання даних з використанням принципу рівноваги та навчання з підкріпленням за методом нормованої експоненційної функції з уточненням оцінювальної ваги дії значеннями оцінювальних ваг, отриманими від інших агентів, який, на відміну від відомих, дає змогу забезпечити ефективну роботу автономних розподілених систем за умов динамічних змін кількості процесів збирання даних та ненадійної обмеженої інформаційної взаємодії між ними.

У результаті дослідження та моделювання роботи запропонованого методу децентралізованого управління встановлено, що використання методу нормованої експоненційної функції (МДУ-softmax) забезпечує ефективніший пошук рішення порівняно з методом адаптивного випадкового пошуку (в середньому на 28,3%).

За допомогою коефіцієнта збереження ефективності роботи K_T отримано оцінку залежності роботи МДУ-softmax від зміни кількості адаптивних процесів збирання даних (у вигляді стаціонарного пуасонівського потоку відмов адаптивних процесів збирання даних з інтенсивністю потоку λ_a на початку роботи) та зміни схеми інформаційної взаємодії адаптивних процесів збирання даних (у вигляді стаціонарного пуасонівського потоку відмов каналів зв'язку між процесами з інтенсивністю потоку λ_g на початку роботи). Згідно з результатами обчислювальних експериментів, МДУ-softmax дає змогу забезпечити ефективну роботу автономних розподілених систем за умов динамічних змін кількості адаптивних процесів збирання даних та ненадійної обмеженої інформаційної взаємодії між ними.

Список літератури

1. Shi, Peng & Yan, Bing (2020). *A Survey on Intelligent Control for Multiagent Systems*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 1–15. DOI: 10.1109/TSMC.2020.3042823.
2. Niu, Y., Miao, K., Liu, T., Wu, L. (2023). *Survey on Coordination Problems of Multi-agent System and Application in Unmanned Systems*. In: *Proceedings of 2022 International Conference on Autonomous Unmanned Systems (ICAUS 2022)*. ICAUS 2022. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol. 1010. Springer, Singapore. DOI: 10.1007/978-981-99-0479-2_180
3. Dorri, A., Kanhere, S., Jurdak, R. (2018). *Multi-Agent Systems: A Survey*, in *IEEE Access*, Vol. 6, 28573–28593. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2831228.
4. Rizk, Y., Awad, M., Tunstel, E. (2018). *Decision Making in Multi-Agent Systems: A Survey*, in *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, Vol. 10, No. 3, 514–529, DOI: 10.1109/TCDS.2018.2840971.
5. Michael G. Rabbat, Alejandro Ribeiro (2018) *Multiagent Distributed Optimization*, in *Cooperative and Graph Signal Processing*, Petar M. Djurić, Cédric Richard (eds.), Academic Press, 147–167. DOI: 10.1016/B978-0-12-813677-5.00005-5
6. Richard S. Sutton, Andrew G. Barto (2018) *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2nd Ed., A Bradford Book. 532 p. ISBN 978-026-203-924-6
7. Dimitri Bertsekas (2019) *Reinforcement Learning and Optimal Control*, Athena Scientific. 388 p. ISBN 978-188-652-939-7
8. Prudencio, Rafael & Maximo, Marcos & Colombini, Esther (2023). *A Survey on Offline Reinforcement Learning: Taxonomy, Review, and Open Problems*. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, p. 1. DOI: 10.1109/TNNLS.2023.3250269.

9. Howard M. Schwartz (2014) *Multi-Agent Machine Learning: A Reinforcement Approach*, Wiley. 256 p. ISBN 978-111-836-208-2
10. Gronauer, S., Diepold, K. (2022). *Multi-agent deep reinforcement learning: a survey*. *Artificial Intelligence Review*, 55, 895–943. DOI: 10.1007/s10462-021-09996-w
11. Botchkaryov, A., Golebo, V., Paramud, Y., Yatsyuk, V. (2019). *Cyber-physical systems: data collection technologies*, A. Melnyk (ed.), Lviv: Magnolia 2006. 176 p. (in Ukrainian). ISBN 98-617-574-139-9
12. Ansa Shermin S., Sarang C. Dhongdi (2022). *Review of Underwater Mobile Sensor Network for ocean phenomena monitoring*, *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 205, 103418. DOI: 10.1016/j.jnca.2022.103418.
13. Wang, Z., Li, H. X., Chen, C. (2020). *Reinforcement Learning-Based Optimal Sensor Placement for Spatiotemporal Modeling*. *IEEE Transactions on Cybernetics*; 50(6), 2861–2871. DOI: 10.1109/TCYB.2019.2901897.
14. Serge Kernbach (2008). *Structural Self-Organization in Multi-Agents and Multi-Robotic Systems*, Logos Verlag. 250 p. ISBN 978-383-252-048-9
15. Botchkaryov A. (2020). *Structural adaptation of data collection processes in autonomous distributed systems using reinforcement learning methods*, *Computer Systems and Networks, Lviv Polytechnics*, Iss. 2, No. 1, 13–26. (in Ukrainian). DOI: 10.23939/csn2020.01.013
16. Arup Kumar Sadhu, Amit Konar (2020) *Multi-Agent Coordination: A Reinforcement Learning Approach*, Wiley. – 320 p. ISBN: 978-111-969-903-3
17. Zhou, L., Zheng, Y., Zhao, Q., Xiao, F., Zhang, Y. (2022). *Game-based coordination control of multi-agent systems*. *Systems & Control Letters*, 169, 1–24. DOI: 10.1016/j.sysconle.2022.105376.

A METHOD FOR DECENTRALIZED CONTROL OF ADAPTIVE DATA COLLECTION PROCESSES IN AUTONOMOUS DISTRIBUTED SYSTEMS

A. Botchkaryov

Lviv Polytechnic National University,
Computer Engineering Department

© Botchkaryov A., 2023

The problem of organizing data collection processes in autonomous distributed systems has been considered, in particular, in autonomous mobile cyber-physical systems and autonomous distributed environmental monitoring systems. A model of decentralized control of adaptive data collection processes based on the principle of equilibrium has been proposed. Using this model, the problem of coordinating joint collective actions of adaptive data collection processes is studied from the point of view of finding an effective scheme for their complementarity in the absence of a control center.

A method has been developed for decentralized control of adaptive data collection processes using the principle of equilibrium and reinforcement learning using the normalized exponential function method. The developed method allows for efficient operation of autonomous distributed systems in conditions of dynamic changes in the number of data collection processes and limited information interaction between them.

As a result of research and modeling of the developed decentralized control method, it was found that the use of the normalized exponential function method provides a more efficient search for a solution compared to the adaptive random search method (on average by 28.3 %). The dependence of the work of the developed decentralized control method on changes in the number of data collection processes and changes in the information interaction pattern between them was studied using the efficiency retention coefficient.

Key words: autonomous distributed system; adaptive data collection process; reinforcement learning.