

**МЕТОД СНИЖЕНИЯ ВРЕМЕННЫХ ЗАТРАТ
ПРИ РЕШЕНИИ NP-СЛОЖНЫХ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ
В РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СРЕДАХ**

Р. В. Мещеряков¹, А. Б. Клименко^{2*}

¹ Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук, Москва, Россия

² Российский государственный гуманитарный университет, Москва, Россия

* anna_klimenko@mail.ru

Аннотация. Обсуждаются вопросы решения целочисленных, смешанно-целочисленных многоокритериальных задач оптимизации с нелинейными ограничениями. Цель исследования — снижение временных затрат на решение таких задач с применением метаэвристических алгоритмов в распределенной гетерогенной вычислительной среде, предоставляющей вычислительные ресурсы. Новизна предлагаемого метода заключается в выборе способа параллельного выполнения метаэвристических алгоритмов, формирования блоков вычислительной нагрузки, реализующих метаэвристики, и назначении блоков на вычислительные ресурсы в гетерогенной распределенной вычислительной среде с использованием репозитория эффективных алгоритмов. Приведены результаты экспериментального исследования, демонстрирующие эффективность разработанного метода.

Ключевые слова: метаэвристики, распределенные вычисления, параллельные метаэвристики, оптимизация, распределение вычислительной нагрузки

Ссылка для цитирования: Мещеряков Р. В., Клименко А. Б. Метод снижения временных затрат при решении NP-сложных задач оптимизации в распределенных вычислительных средах// Изв. вузов. Приборостроение. 2024. Т. 67, № 11. С. 935–942. DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-11-935-942.

**METHOD FOR REDUCING TIME COSTS IN SOLVING NP-HARD OPTIMIZATION PROBLEMS
IN DISTRIBUTED COMPUTING ENVIRONMENTS**

R. V. Meshcheryakov¹, A. B. Klimenko^{2*}

¹ V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of the RAS, Moscow, Russia

² Russian State University for the Humanities, Moscow, Russia

* anna_klimenko@mail.ru

Abstract: The issues of solving integer, mixed-integer multicriterial optimization problems with nonlinear constraints are discussed. The aim of the study is to reduce the time costs for solving such problems using metaheuristic algorithms in a distributed heterogeneous computing environment that provides computing resources. The novelty of the proposed approach lies in the choice of a method for parallel execution of metaheuristic algorithms, the formation of computational load blocks that implement metaheuristics, and the assignment of blocks to computing resources in a heterogeneous distributed computing environment using a repository of effective algorithms. Results of an experimental study demonstrating the developed method effectiveness are presented.

Key words: metaheuristics, distributed computing, parallel metaheuristics, optimization, workload distribution

For citation: Meshcheryakov R. V., Klimenko A. B. Method for reducing time costs in solving NP-hard optimization problems in distributed computing environments. *Journal of Instrument Engineering*. 2024. Vol. 67, N 11. P. 935–942 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-11-935-942.

Введение. Повышение эффективности функционирования сложных технических систем является приоритетной задачей науки и техники. Одно из значимых направлений — управление ресурсами таких систем, что в большинстве случаев формулируется как задачи дискретной либо смешанно-целочисленной оптимизации с большим количеством ограничений, в том числе нелинейных, и в целом рассматривается в нескольких аспектах, например с позиций распределения

вычислительных ресурсов, составления расписаний и др. Применение точных аналитических методов решения таких задач нецелесообразно вследствие высоких временных затрат. Примеры задач управления ресурсами представлены в работах [1–3], однако, помимо этого, также актуально и решение задач машинного обучения на краевых устройствах сети [4, 5] и задач формирования маршрутов для групп роботов/беспилотных летательных аппаратов [6].

Задачи управления ресурсами могут быть решены в рамках простых эвристик в целях быстрого получения удовлетворительного по качеству решения. Используются „жадные“ стратегии и реализующие их простые эвристики (min-min, max-min, NEFT — распределение вычислительной нагрузки [7], 2-opt, 3-opt, метод ближайшего соседа для задачи коммивояжера [8] и др.), при этом результат имеет вариативную точность. Другое направление исследований — применение метаэвристических алгоритмов, например таких, как имитация отжига, генетические алгоритмы, алгоритм роя частиц, кукушкин поиск, алгоритм светлячков, алгоритм муравьиной колонии и др., которые в настоящее время интенсивно используются благодаря универсальности и возможности получения решений за ограниченное время. В качестве примеров успешного применения метаэвристик для решения задач распределения ресурсов можно привести результаты, представленные в работах [9, 10].

К недостаткам метаэвристик, как правило, причисляют зависимость точности решения от времени работы алгоритма (от количества вычислений и оценок фитнес-функции), а также зависимость точности получаемого результата от соотношения exploration/exploitation (исследования поискового пространства/улучшения текущего решения) [11]. Последнее обуславливает необходимость настройки параметров метаэвристических алгоритмов (например, коэффициента понижения температуры для имитации отжига, вероятности мутации для генетического алгоритма и др.) в зависимости от постановки задачи оптимизации, что в целом приводит к достаточно широкому кругу исследований [12, 13].

Следует отметить, что в некоторых исследованиях уделяется внимание информационным обменам, которые осуществляются при распределенной реализации метаэвристических алгоритмов [14–16]. Например, в [14] предложено учитывать наличие транзитных участков сети при размещении фрагментов метаэвристик на вычислительных устройствах, а в [15] — применять компрессию данных в целях снижения накладных расходов на информационные обмены.

В настоящее время продолжаются интенсивные исследования способов распараллеливания метаэвристик, в связи с чем было опубликовано достаточно большое количество работ (см., например, [17–19]).

Существующие направления развития исследований, посвященных решению задач дискретной оптимизации в распределенных вычислительных средах, можно условно разделить на два больших класса:

- 1) решение пользовательских задач оптимизации, имеющих прикладной характер [20–24];
- 2) решение задач оптимизации, связанных с управлением (в частности, с распределением) ресурсами непосредственно самой вычислительной среды [25, 26].

Анализ публикаций позволяет сделать следующие выводы:

— сокращение времени вычислений, если такая цель ставится, достигается за счет распараллеливания трудоемких процедур (расчета целевых функций), а также за счет сокращения обмена данными между фрагментами метаэвристических алгоритмов;

— практически не проработан вопрос сокращения времени выполнения метаэвристик за счет эффективного распределения их фрагментов по вычислительным узлам.

Цель настоящего исследования — сокращение времени решения задач дискретной оптимизации с ограничениями посредством метаэвристик в распределенной вычислительной среде. Представлен разработанный метод, позволяющий распределить блоки (экземпляры) метаэвристик по устройствам таким образом, чтобы уменьшить время поиска решения с сохранением его точности.

Предлагаемый метод. При рассмотрении разработанного метода будем исходить из цели исследования — сократить время вычислений при решении дискретной задачи оптимизации

путем использования метаэвристики при минимизации потерь в точности получаемого решения. Также будем учитывать следующее: в распределенной гетерогенной вычислительной среде существуют дополнительные ограничения, налагаемые на ресурсы устройств, а также критерии качества их распределения. Следовательно, процесс распределения экземпляров метаэвристик (блоков) по вычислительным ресурсам представляет собой вычислительно сложную, включающую дополнительную процедуру, задачу, временем решения которой пренебречь нельзя. При этом желаемым результатом, учитывая появление дополнительной процедуры, становится (см. рис. 1) уменьшение времени получения решения (T_1) по сравнению с временем централизованного решения (T_2).

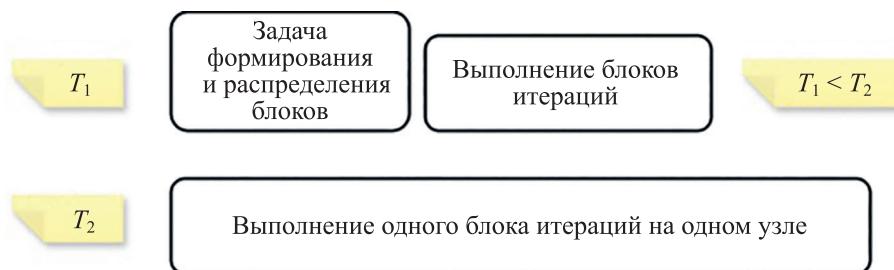


Рис. 1

На рис. 2 представлена детализованная схема процедуры формирования и распределения блоков метаэвристик.

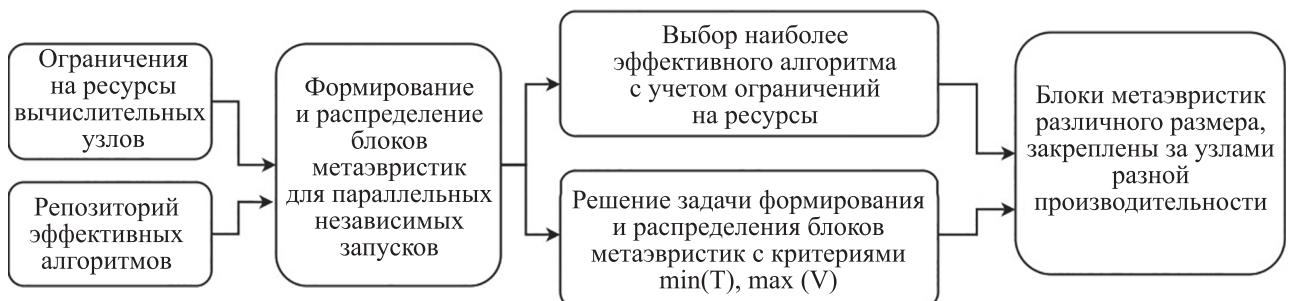


Рис. 2

Ограничения на ресурсы вычислительных узлов включены во входные данные основного блока формирования и распределения блоков метаэвристик. Репозиторий эффективных алгоритмов представляет собой предварительно подготовленную базу данных, содержащую средние значения целевой функции, получаемой при использовании метаэвристик для решения задач оптимизации на основе большого количества тестов. При этом в рамках выбранной технической системы решается некое заранее определенное множество задач оптимизации, для которого может быть получено такое разбиение, что каждое из включенных в него подмножеств решается каким-либо одним алгоритмом наиболее эффективно с точки зрения ресурсных затрат на получение решения, удовлетворяющего ограничениям. Также в репозиторий включаются данные, полученные на основании статистического анализа решений: средние значения критериев в зависимости от количества вызовов оценочной функции, нижняя и верхняя границы достижения алгоритмом решений, которые удовлетворяют ограничениям подмножества задач, решаемых этим алгоритмом.

Вычислительная среда представляется следующим образом: задан неориентированный граф $G(t_i) = (P(t_i), E(t_i))$, где $(P(t_i))$ — множество вершин (узлов вычислительной сети), веса которых соответствуют их производительности в момент времени t_i , $(P(t_i)) = (p_{1_{t_i}}, \dots, P_{m_{t_i}})$; $E(t_i)$ — матрица смежности, элементы которой равны скорости передачи данных в момент времени t_i :

$$E(t_i) = \begin{bmatrix} e_{(11)_{t_i}} & \dots & e_{(1m)_{t_i}} \\ \dots & \dots & \dots \\ e_{(m1)_{t_i}} & \dots & e_{(nm)_{t_i}} \end{bmatrix}.$$

Условие гетерогенности реализуется в том, что множество вершин $P(t_i)$ и множество значений матрицы $E(t_i)$ могут быть разбиты на q , $q > 1$, непересекающихся подмножеств по признакам равенства производительности и скорости передачи данных:

$$\{p_{1_{t_i}}, \dots, p_{1_{t_i}}\} \cap \{p_{l_{t_i}}, \dots, p_{m_{t_i}}\} \cap \dots \cap \{p_{z_{t_i}}, \dots, p_{y_{t_i}}\} = \emptyset,$$

$$\{e_{1_{t_i}}, \dots, e_{1_{t_i}}\} \cap \{e_{l_{t_i}}, \dots, e_{m_{t_i}}\} \cap \dots \cap \{e_{z_{t_i}}, \dots, e_{y_{t_i}}\} = \emptyset.$$

Условие геораспределенности выражается в том, что граф $G(t_i) \forall i$ содержит хотя бы один маршрут $((p_{k_{t_i}}, p_{m_{t_i}}), \dots (p_{m+1_{t_i}}, p_{z_{t_i}}))$ с количеством ребер больше единицы.

Будем полагать, что в каждый момент времени t_i структура графа вычислительной среды зафиксирована до момента $t_i + 1$. Также предположим, что на одном из вычислительных устройств функционирует программное обеспечение, реализующее планирование ресурсов.

Пусть имеется набор блоков вычислений некоторой метаэвристики $M = \{m_i\}$, где m_i — априори неизвестное количество вызовов цулевой функции (ЦФ) блока i , а также множество вычислительных устройств, которые характеризуются значениями производительности: $P = \{p_j\}$. Мощность множества M соответствует количеству устройств, предназначенных для распределения блоков.

Критериями и ограничениями в задаче оптимизации распределения блоков метаэвристик являются:

- критерии оптимизации распределения вычислительных ресурсов $S_0 = \{s_z\}$, заданные для вычислительной среды;
- ограничения $\text{constr} = \{\text{constr}_k\}$ на использование ресурсов вычислительных узлов и ресурсов сети;
- время завершения выполнения блоков метаэвристик на выделенных вычислительных ресурсах

$$T = \min_{A, g_r}(T_{\max}); \quad (1)$$

— размер вычислительного блока метаэвристики

$$S = \max_{A, g_r}(\min(g_i)). \quad (2)$$

Таким образом, оптимизируемая векторная целевая функция будет иметь вид

$$F(A, g_r) = (1/T, S, S_1, S_2, \dots, S_z) \rightarrow \max. \quad (3)$$

Основой метода снижения временных затрат при решении NP-сложных задач оптимизации в распределенных вычислительных средах является метод ветвей и границ, адаптированный следующим образом: выбирается такая метаэвристика из репозитория эффективных алгоритмов, которая позволяет достичь при соблюдении ограничения constr некоторых значений целевых функций — $T, S, S_1, S_2, \dots, S_z$ за меньшее количество вызовов ЦФ.

Эксперимент. Для исследования эффективности метода снижения временных затрат при решении NP-сложных задач оптимизации будем рассматривать следующие исходные данные: решается задача распределения целей для гетерогенной в смысле вычислительных мощностей и скорости перемещения группы летающих спасательных роботов. Иными словами, необходимо таким образом распределить цели среди участников группы роботов, чтобы общее время достижения ими целей было минимальным при максимальной эффективности взаимодействия

„робот—цель“ и максимальном количестве целей, достигнутых роботами. Каждый робот имеет возможность передвигаться со скоростью v_i .

Решением задачи является матрица назначений роботов на цели:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & a_{nm} \end{bmatrix},$$

где

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если робот } i \text{ назначен на объект } j, \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Непересечение траекторий является главным ограничением при назначении роботов на объекты. Количество таких ограничений — (nm^2) , где n — количество роботов, m — количество целей.

Критерии оптимизации группового распределения роботов имеют следующий вид: минимизация времени достижения всех целей $T = \max_A T_{\text{destination}} \rightarrow \min$; максимизация показателя эффективности взаимодействия роботов и целей $E = \prod_{i,j} e_{ij} \rightarrow \max \forall i, j: a_{ij} \neq 0$, где e_{ij} — количественное выражение показателя эффективности взаимодействия i -го робота и j -й цели; максимизация количества достигнутых (обслуженных) целей $C = \sum_{i=1, j=1}^{n, m} a_{ij} \rightarrow \max$.

Для $n = 50$ и $m = 100$ при использовании алгоритма роя частиц были получены результаты решения рассматриваемой задачи, отображенные в виде графика зависимости (рис. 3) значений обобщенной целевой функции (I), полученной на основе свертки критериев распределения целей, от количества ее вызовов (N).

Рассмотрим процесс формирования блоков метаэвристик и их распределение по вычислительным устройствам (их количество равно 10). Решается задача (3) с ограничением на вычислительную сложность блока метаэвристики, превышающую 1500 вызовов ЦФ. При этом формируется интегральная критериальная функция методом мультиплексной свертки. По репозиторию осуществляется поиск алгоритма, обеспечивающего минимизацию сверху количества вызовов ЦФ для получения решения, удовлетворяющего ограничениям. Таким образом, затраты времени на поиск наиболее предпочтительного решения исследуемой задачи распределения вычислительных ресурсов можно считать фиксированными и зависящими от размера репозитория. В случае когда число подклассов задач оптимизации невелико, этим временем можно пренебречь. Решение, удовлетворяющее заданному ограничению (количество вызовов ЦФ равно 1844), соответствует 200 вызовам ЦФ алгоритма роя частиц с параметрами (0,2, 0,5, 1). На рис. 4 показано распределение сформированных блоков метаэвристик и их вычислительная сложность для 10 роботов с полученным временем (τ) завершения вычислений.

Как видно, при формировании блоков и распределении их в соответствии со сверткой ЦФ вида (2) удается на 200-й итерации получить распределение, при котором максимальный размер блока сопоставим с размером, полученным при 10 000 вызовов ЦФ, а именно равен 8920 вызовам ЦФ, при этом время завершения выполнения такого блока составляет 190 с.

Результаты сравнения решений задачи распределения целей одиночным устройством и посредством применения независимых параллельных запусков с использованием алгоритма роя частиц на 10 устройствах представлены в таблице.

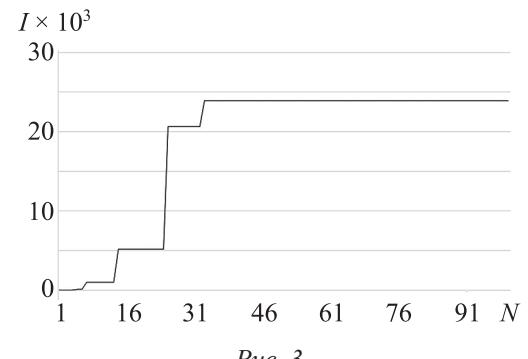


Рис. 3

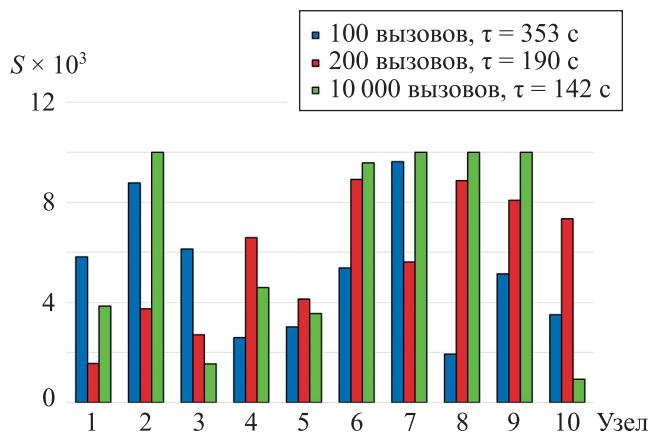


Рис. 4

Критерий распределения целей	10 000 вызовов ЦФ (централизованно)	8920 вызовов ЦФ (с использованием 10 устройств)
Эффективность взаимодействия „робот — цель“	18	20
Время достижения целей, с	108	109
Количество достигнутых целей	8	8

Рассчитаем общее время решения задачи: для 10000 итераций на наиболее производительном узле № 6 (производительность — 47 ЦФ/с) $T = 284$ с, для 200 итераций с использованием алгоритма роя частиц $T = 194$ с. Таким образом, увеличение времени составляет до 30 % с учетом случая, когда вычислительная сложность ЦФ формирования блоков метаэвристик и их распределения по узлам одного порядка с вычислительной сложностью ЦФ решаемой задачи оптимизации.

Заключение. Предложен новый метод снижения временных затрат при решении NP-сложных задач дискретной оптимизации в распределенных вычислительных средах с применением метаэвристик и эффективного распределения вычислительной нагрузки.

По результатам моделирования для выбранного частного случая — распределения целей в группе численностью 50 роботов на 100 целей, при трех критериях качества распределения целей и соответствующих трех целевых функциях, получено сокращение времени на 30 % с улучшением значений отдельных ЦФ за счет применения параллельных независимых запусков.

Новизна предлагаемого метода заключается в выборе способа параллельного выполнения блоков метаэвристики, формирования блоков вычислительной нагрузки, реализующих метаэвристики, и их назначения на вычислительные ресурсы в гетерогенной распределенной вычислительной среде с использованием репозитория эффективных алгоритмов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Klimenko A., Barinov A. Multicriteria task distribution problem for resource-saving data processing//Lecture Notes in Computer Science. 2023. P. 166–176. DOI: 10.1007/978-3-031-41673-6_13.
2. Hameed T. et al. Efficient resource scheduling in fog: A multi-objective optimization approach // Proc. of the Pakistan Academy of Sciences: A. Physical and Computational Sciences. 2024. N 61 (1). DOI: 10.53560/ppasa(60-1)674.
3. Li S. et al.: Non-convex optimization of resource allocation in fog computing using successive approximation // Journal Syst. Sci. Complex. 2024. N 37 (2). P. 805–840. DOI: 10.1007/s11424-024-2038-2.
4. Singh K. D., Singh P. D. Machine Learning in Robotics with Fog/Cloud Computing and IoT// EAI Endorsed Trans AI Robotics. 2023. N 2.
5. Alqam S. et al. Reinforcement learning-driven decision-making for live virtual machine migration in fog computing // Journal Eng. Res. 2024. N 20 (2). P. 113–122. DOI: 10.53540/tjer.vol20iss2pp113-122.

6. Panahi F. H. et al. An intelligent path planning mechanism for firefighting in wireless sensor and actor networks // IEEE Internet Things Journal. 2023. N 10 (1). P. 9646–9661. DOI: 10.1109/jiot.2023.3235998.
7. Choudhary A., Rajak R. A novel strategy for deterministic workflow scheduling with load balancing using modified min-min heuristic in cloud computing environment // Cluster Computing. 2024. DOI: 10.1007/s10586-024-04307-8.
8. Uddin F. et al. An improvement to the 2-Opt heuristic algorithm for approximation of optimal TSP tour // Appl. Sci. 2023. N 13 (12). P. 7339. DOI: 10.3390/app13127339.
9. Donoso Y., Fabregat R. Multi-objective optimization in computer networks using metaheuristics. Boca Raton, Fl.: Auerbach Publications, 2016.
10. Xiao J. et al. A metaheuristic-based modularity optimization algorithm driven by edge directionality for directed networks // IEEE Trans. Netw. Sci. Eng. 2023. N 1–14. DOI: 10.1109/tnse.2023.3274173.
11. Cho W. K. T., Liu Y. Y. Parallel hybrid metaheuristics with distributed intensification and diversification for large-scale optimization in big data statistical analysis // IEEE. 2019.
12. Yang H. et al. An improved spherical evolution with enhanced exploration capabilities to address wind farm layout optimization problem // Eng. Appl. Artif. Intell. 2023. N 123. P. 106198. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106198.
13. Algin R. et al. Enhanced migrating birds optimization algorithm for optimization problems in different domains // Annual. Oper. Res. 2024. DOI: 10.1007/s10479-024-05992-9.
14. Zhang H. et al. Leader federated learning optimization using deep reinforcement learning for distributed satellite edge intelligence // IEEE Trans. Serv. Comput. 2024. N 1–14. DOI: 10.1109/tsc.2024.3376256.
15. He Y. et al. Distributed bilevel optimization with communication compression // arXiv [math.OC]. 2024.
16. Oszust M., Wysocki M. A distributed immune algorithm for solving optimization problems // Studies in Computational Intelligence. Berlin / Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. Vol. 162. P. 147–155.
17. Abdelhafez A. et al. Systematic literature review on parallel trajectory-based metaheuristics// Swarm Evol. Comput. 2023. N 55.
18. Coelho P., Silva C. Parallel Metaheuristics for Shop Scheduling: enabling Industry 4.0 // Procedia Comput. Sci. 2021. N 180. P. 778–786. DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.328.
19. Parallel GPU-accelerated metaheuristics // Designing Scientific Applications on GPUs. Chapman and Hall/CRC, 2013. P. 205–236.
20. Testa A. et al. A tutorial on distributed optimization for cooperative robotics: From setups and algorithms to toolboxes and research directions // arxiv.org/abs/2309.04257. 2023.
21. Testa A., Notarstefano G. Generalized assignment for multi-robot systems via distributed branch-and-price // IEEE Trans. Robot. 2022. N 38 (3). P. 1990–2001. DOI: 10.1109/tro.2021.3120046.
22. Mosteo A. R. et al. Optimal role and position assignment in multi-robot freely reachable formations // Automatica. 2017. N 81. P. 305–313. DOI: 10.1016/j.automatica.2017.03.040.
23. Bai X. et al.: Efficient routing for precedence-constrained package delivery for heterogeneous vehicles // IEEE Trans. Autom. Sci. Eng. 2020. N 17 (1). P. 248–260. DOI: 10.1109/tase.2019.2914113.
24. Hartuv E. et al. Scheduling spare drones for persistent task performance under energy constraints // Intern. Conf. on Autonomous Agents and MultiAgent Systems. 2018. P. 532–540.
25. Gopinath S., Natesh T. C. Development of interdependent resource management system for construction project using genetic algorithm // Lecture Notes in Civil Engineering. Singapore, 2024. P. 541–550.
26. Mijuskovic A. et al. Resource management techniques for cloud/fog and edge computing: An evaluation framework and classification // Sensors. 2021. N 21 (5). P. 1832. DOI: 10.3390/s21051832.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Роман Валерьевич Мещеряков

— д-р техн. наук, профессор РАН; Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, лаборатория киберфизических систем; гл. научный сотрудник; E-mail: mrv@ipu.ru

Анна Борисовна Клименко

— канд. техн. наук; Российский государственный гуманитарный университет, Институт информационных наук и технологий безопасности, кафедра фундаментальной и прикладной математики; доцент; E-mail: anna_klimenko@mail.ru

Поступила в редакцию 23.07.24; одобрена после рецензирования 30.07.24; принята к публикации 23.09.24.

REFERENCES

1. Klimenko A., Barinov A. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Nature Switzerland, Cham, 2023, pp. 166–176, https://doi.org/10.1007/978-3-031-41673-6_13.
2. Hameed T. et al. *Proceedings of the Pakistan Academy of Sciences: A. Physical and Computational Sciences*, 2024, no. 1(61), [https://doi.org/10.53560/ppasa\(60-1\)674](https://doi.org/10.53560/ppasa(60-1)674).
3. Li S. et al. *J. Syst. Sci. Complex*, 2024, no. 2(37), pp. 805–840, <https://doi.org/10.1007/s11424-024-2038-2>.
4. Singh K.D., Singh P.D. *EAI Endorsed Trans AI Robotics*, 2023, no. 2.
5. Alqam S. et al. *J. Eng. Res.*, 2024, no. 2(20), pp. 113–122, <https://doi.org/10.53540/tjer.vol20iss2pp113-122>.
6. Panahi F.H. et al. *IEEE Internet Things J.*, 2023, no. 11(10), pp. 9646–9661, <https://doi.org/10.1109/jiot.2023.3235998>.
7. Choudhary A., Rajak R. *Cluster computing*, 2024, <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04307-8>.
8. Uddin F. et al. *Appl. Sci. (Basel)*, 2023, no. 12(13), pp. 7339, <https://doi.org/10.3390/app13127339>.
9. Donoso Y., Fabregat R. *Multi-objective optimization in computer networks using metaheuristics*, Auerbach Publications, 2016, 468 p., DOI:10.1201/9781420013627.
10. Xiao J. et al. *IEEE Trans. Netw. Sci. Eng.*, 2023, pp. 1–14, <https://doi.org/10.1109/tnse.2023.3274173>.
11. Cho W.K.T., Liu Y.Y. *IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 2019, DOI:10.1109/BigData47090.2019.9006045.
12. Yang H. et al. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 2023, vol. 123, art. no. 106198, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106198>.
13. Algin R. et al. *Ann. Oper. Res.*, 2024, <https://doi.org/10.1007/s10479-024-05992-9>.
14. Zhang H. et al. *IEEE Trans. Serv. Comput.*, 2024, pp. 1–14, <https://doi.org/10.1109/tsc.2024.3376256>.
15. He Y. et al. *arXiv*. [https://arxiv.org/pdf/2405.18858](https://arxiv.org/pdf/2405.18858.pdf), 2024.
16. Oszust M., Wysocki M. *Studies in Computational Intelligence*, Springer, Berlin Heidelberg, 2008, pp. 147–155.
17. Abdelhafez A. et al. *Swarm Evol. Comput.*, 2023, vol. 55, art. no.100692.
18. Coelho P., Silva C. *Procedia Comput. Sci.*, 2021, vol. 180, pp. 778–786, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.328>.
19. *Parallel GPU-accelerated metaheuristics*, Designing Scientific Applications on GPUs, Chapman and Hall/CRC, 2013, pp. 205–236.
20. Testa A. et al., [http://arxiv.org/abs/2309.04257](https://arxiv.org/abs/2309.04257), 2023.
21. Testa A., Notarstefano G. *IEEE Trans. Robot.*, 2022, no. 3(38), pp. 1990–2001, <https://doi.org/10.1109/tr.2021.3120046>.
22. Mosteo A.R. et al. *Automatica (Oxf.)*, 2017, vol. 81, pp. 305–313, <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2017.03.040>.
23. Bai X. et al. *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, 2020, no. 1(17), pp. 248–260, <https://doi.org/10.1109/tase.2019.2914113>.
24. Hartuv E. et al. *Intern. Conf. on Autonomous Agents and MultiAgent Systems*, 2018, pp. 532–540.
25. Gopinath S., Natesh T.C. *Lecture Notes in Civil Engineering*, Springer Nature, Singapore, 2024, pp. 541–550.
26. Mijuskovic A. et al. *Sensors (Basel)*, 2021, no. 5(21), pp. 1832, <https://doi.org/10.3390/s21051832>.

DATA ON AUTHORS

Roman V. Meshcheryakov

- Dr. Sci., Professor; V. A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of the RAS, Laboratory of Cyberphysical Systems; Chief Researcher; E-mail: mrv@ipu.ru

Anna B. Klimenko

- PHD; Russian State University for Humanities, Institute of IT and Security Technologies, Department of Fundamental and Applied Mathematics; Associate Professor; E-mail: anna_klimenko@mail.ru

Received 23.07.24; approved after reviewing 30.07.24; accepted for publication 23.09.24.