

21. Abandah G., Abdel-Karim A. Accurate and fast recurrent neural network solution for the automatic diacritization of Arabic text, *Jordan. J. Comp. Inform. Technol.*, 2020, 6 (2), pp. 103-121.
22. Géron A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. O'Reilly Media, 2019.
23. Pykan documentation and apps. Available at: <https://github.com/KindXiaoming/pykan> (accessed 03 August 2024).
24. Scikit-learn for supervised learning documentation. Available at: https://scikit-learn.org/stable/supervised_learning.html (03 August 2024).
25. MathWorks. «MATLAB & Simulink Help Center» MathWorks, 2023. Available at: <https://www.mathworks.com/help/index.html> (accessed 20 December 2023).
26. Bozorgasl Z., & Chen H. Wav-KAN: Wavelet kolmogorov-arnold networks, *arXiv preprint arXiv:2405.12832*, June 2024. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2405.12832>.
27. Federico Giosi, Tomaso Poggio. Representation Properties of Networks: Kolmogorov's Theorem Is Irrelevant, *Neural Comput.*, 1989, 1 (4), pp. 465-469. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.465>.
28. Galitsky B.A. Kolmogorov-Arnold Network for Word-Level Explainable Meaning Representation, *Preprints*, 2024. Retrieved from <https://www.preprints.org/manuscript/202405.1981>.
29. Hao H., Zhang X., Li B., & Zhou A. A First Look at Kolmogorov-Arnold Networks in Surrogate-assisted Evolutionary Algorithms, *arXiv preprint arXiv:2405.16494*, 2024. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2405.16494>.
30. Vaca-Rubio C.J., Blanco L., & Pereira R. Kolmogorov-Arnold Networks (KANs) for Time Series Analysis, *arXiv preprint arXiv:2405.08790*, 2024. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2405.08790>.
31. Galitsky B.A. Kolmogorov-Arnold Network for Word-Level Explainable Meaning Representation, *Preprints*, 2024. Retrieved from <https://www.preprints.org/manuscript/202405.1981>.
32. Genet R., & Inzirillo H. TKAN: Temporal Kolmogorov-Arnold Networks, *arXiv preprint arXiv:2405.07344*, 2024. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2405.07344>.

Сингх Санны – Южный федеральный университет; e-mail: singkh@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79885751350; кафедра систем автоматического управления; аспирант.

Прибыльский Алексей Васильевич – e-mail: apribylsky@sfedu.ru; тел.: +79885619718; кафедра систем автоматического управления; к.т.н.; доцент.

Singh Sanni – Southern Federal University; e-mail: singkh@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79885751350; the Department of Automatic Control Systems; graduate student.

Pribylskiy Alexey Vasilievich – e-mail: apribylsky@sfedu.ru; phone: +79885619718; the Department of Automatic Control Systems; cand. of eng. sc.; assistant professor.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-15-29

В.В. Курейчик, Ю.В. Балясова, В.В. Бова

ОБЗОР И АНАЛИЗ МЕТОДОВ ТРЕХМЕРНОЙ УПАКОВКИ ПРИ МОРСКИХ ГРУЗОПЕРЕВОЗКАХ

Описана проблема трёхмерной упаковки товаров в различные типы контейнеров при осуществлении морских грузоперевозок. Морские грузоперевозки играют значительную роль в международной торговле, реализуются в специфичных и нестандартных условиях, характеризуются усиленной влажностью, контактом с морской солью, вибрацией, интерференцией температур и осуществляются посредством судов контейнеровозов, транспортирующих различные категории товаров в контейнерах, подбираемых с учётом специфики перевозимого груза, что обеспечивает надёжность и безопасность. Особую важность приобретает присутствие защиты товара от многообразных негативных и техногенных факторов окружающей среды, что подтверждает немаловажность правильно разработанной морской упаковки груза, обеспечивающей сохранение товара, оборудования, сырья, либо материалов на всём времени транспортировки по морю, а также надёжного крепления на палубе, либо

внутри грузовых отсеков, исключая возможности повреждений груза, посредством воздействия вибрационных и статических нагрузок. В статье описана задача трёхмерной упаковки в контейнеры при морских грузоперевозках. Рассмотрены критерии и ограничения, построена модифицированная комбинированная многокритериальная целевая функция. Ее значение должно стремиться к 1, что соответствует 100% заполнению пустот. Также, в работе проведён краткий обзор и анализ методов и алгоритмов поиска решения задачи трёхмерной упаковки, выявлены их особенности, достоинства и недостатки. С учётом проведённого анализа отмечено, что метаэвристические методы и алгоритмы поиска эффективны для решения NP-сложной задачи трёхмерной упаковки так, как позволяют получать наборы квазиоптимальных решений за полиномиальное время.

Морские грузоперевозки; логистика; задача трёхмерной упаковки; метаэвристические методы и алгоритмы.

V.V. Kureichik, Y.V. Balyasova, V.V. Bova

OVERVIEW AND ANALYSIS OF THREE-DIMENSIONAL PACKAGING FOR MARINE CARGO TRANSPORTATION

This article describes the problem of three-dimensional packaging of goods in various types of containers during maritime cargo transportation. Maritime cargo transportation plays a significant role in international trade, is carried out in specific and non-standard conditions, is characterized by increased humidity, contact with sea salt, vibration, temperature interference and is carried out by container ships transporting various categories of goods in containers selected taking into account the specifics of the cargo being transported, which ensures reliability and safety. Of particular importance is the presence of protection of goods from a variety of negative and man-made environmental factors, which confirms the importance of properly designed marine cargo packaging, ensuring the preservation of goods, equipment, raw materials, or materials throughout the entire time of transportation by sea, as well as reliable fastening on deck or inside cargo compartments, excluding the possibility of damage to cargo, through exposure vibration and static loads. The article describes the task of three-dimensional packaging in containers for marine cargo transportation. Criteria and constraints are considered, and a modified combined multi-criteria objective function is constructed. Its value should tend to 1, which corresponds to 100% filling of voids. Also, the paper provides a brief overview and analysis of methods and algorithms for finding solutions to the problem of three-dimensional packaging, their features, advantages and disadvantages are revealed. Taking into account the analysis, it is noted that metaheuristic methods and search algorithms are effective for solving the NP-complex problem of three-dimensional packaging, as they allow obtaining sets of quasi-optimal solutions in polynomial time.

Marine cargo transportation; logistics; the problem of three-dimensional packaging; modified (metaheuristic); accurate and heuristic methods and algorithms.

Проблемы морских грузоперевозок. Морской транспорт – один из наиболее востребованных вариантов транспортирования многообразных товаров, сталкивающийся в процессе выполнения с множеством проблем: перегруженностью портовых терминалов; порчей, либо утратой груза; длительным оформлением документов; сложностью планирования логистики; курсовой разницы и так далее. Данный вид грузоперевозок выполняется в достаточно специфических условиях посредством использования морских контейнеров, классификация которых показана на рис. 1 [1].

За счёт введения морских контейнеров в XX веке, сфера морских грузоперевозок вышла на новый уровень. Морской контейнер – многооборотная металлическая тара из кортенковской стали, отвечает стандартам ISO и ГОСТ [2, 3], устойчива к механическим воздействиям, пригодна к эксплуатации в любых погодных условиях, используется для грузоперевозок различных категорий товаров по всему миру, срок службы составляет 15-20 лет. Морские контейнеры возможно перегружать с кораблей на поезда, грузовики в комбинации с автосообщением, обеспечивая интермодальность.

Характеристики контейнеров

	20' STANDARD	Длина внутри	5.895 м	Ширина двери	2.340 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	33 м³	Вес конструкции	2 230 кг	Максимальный груз	28 230 кг
		Ширина внутри	2.350 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	33 м³	Вес конструкции	2 230 кг	Максимальный груз	28 230 кг		
		Длина внутри	12.029 м	Ширина двери	2.340 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	67 м³	Вес конструкции	3 780 кг	Максимальный груз	26 700 кг
		Ширина внутри	2.350 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	67 м³	Вес конструкции	3 780 кг	Максимальный груз	26 700 кг		
	40' STANDARD	Длина внутри	12.029 м	Ширина двери	2.340 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	67 м³	Вес конструкции	3 780 кг	Максимальный груз	26 700 кг
		Ширина внутри	2.350 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.392 м	Вместимость	67 м³	Вес конструкции	3 780 кг	Максимальный груз	26 700 кг		
		Длина внутри	12.024 м	Ширина двери	2.340 м	Высота двери	2.597 м	Высота внутри	2.697 м	Вместимость	76 м³	Вес конструкции	4 020 кг	Максимальный груз	26 460 кг
		Ширина внутри	2.350 м	Высота двери	2.597 м	Высота внутри	2.697 м	Вместимость	76 м³	Вес конструкции	4 020 кг	Максимальный груз	26 460 кг		
	40' HIGH-CUBE	Длина внутри	12.024 м	Ширина двери	2.340 м	Высота двери	2.597 м	Высота внутри	2.697 м	Вместимость	76 м³	Вес конструкции	4 020 кг	Максимальный груз	26 460 кг
		Ширина внутри	2.350 м	Высота двери	2.597 м	Высота внутри	2.697 м	Вместимость	76 м³	Вес конструкции	4 020 кг	Максимальный груз	26 460 кг		
		Длина внутри	5.888 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.184 м	Высота внутри	2.315 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 250 кг	Максимальный груз	30 480 кг
		Ширина внутри	2.345 м	Высота двери	2.184 м	Высота внутри	2.315 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 250 кг	Максимальный груз	30 480 кг		
	20' OPEN TOP	Длина внутри	5.888 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.184 м	Высота внутри	2.315 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 250 кг	Максимальный груз	30 480 кг
		Ширина внутри	2.345 м	Высота двери	2.184 м	Высота внутри	2.315 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 250 кг	Максимальный груз	30 480 кг		
		Длина внутри	12.029 м	Ширина двери	2.341 м	Высота двери	2.274 м	Высота внутри	2.326 м	Вместимость	65 м³	Вес конструкции	3 810 кг	Максимальный груз	26 670 кг
		Ширина внутри	2.342 м	Высота двери	2.274 м	Высота внутри	2.326 м	Вместимость	65 м³	Вес конструкции	3 810 кг	Максимальный груз	26 670 кг		
	40' OPEN TOP	Длина внутри	12.029 м	Ширина двери	2.341 м	Высота двери	2.274 м	Высота внутри	2.326 м	Вместимость	65 м³	Вес конструкции	3 810 кг	Максимальный груз	26 670 кг
		Ширина внутри	2.342 м	Высота двери	2.274 м	Высота внутри	2.326 м	Вместимость	65 м³	Вес конструкции	3 810 кг	Максимальный груз	26 670 кг		
		Длина внутри	5.698 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.255 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 500 кг	Максимальный груз	21 500 кг
		Ширина внутри	2.230 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.255 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 500 кг	Максимальный груз	21 500 кг		
	20' FLAT RACK	Длина внутри	5.698 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.255 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 500 кг	Максимальный груз	21 500 кг
		Ширина внутри	2.230 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.255 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 500 кг	Максимальный груз	21 500 кг		
		Длина внутри	11.832 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.228 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 228 м	Максимальный груз	0.000 м
		Ширина внутри	2.228 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.228 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 228 м	Максимальный груз	0.000 м		
	40' FLAT RACK	Длина внутри	11.832 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.228 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 228 м	Максимальный груз	0.000 м
		Ширина внутри	2.228 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.228 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 228 м	Максимальный груз	0.000 м		
		Длина внутри	12.020 м	Ширина двери	2.390 м	Высота двери	2.260 м	Высота внутри	2.390 м	Вместимость	70.1 м³	Вес конструкции	4 200 кг	Максимальный груз	27 000 кг
		Ширина внутри	2.440 м	Высота двери	2.260 м	Высота внутри	2.390 м	Вместимость	70.1 м³	Вес конструкции	4 200 кг	Максимальный груз	27 000 кг		
	40' PALLET WIDE	Длина внутри	12.020 м	Ширина двери	2.390 м	Высота двери	2.260 м	Высота внутри	2.390 м	Вместимость	70.1 м³	Вес конструкции	4 200 кг	Максимальный груз	27 000 кг
		Ширина внутри	2.440 м	Высота двери	2.260 м	Высота внутри	2.390 м	Вместимость	70.1 м³	Вес конструкции	4 200 кг	Максимальный груз	27 000 кг		
		Длина внутри	13.540 м	Ширина двери	2.400 м	Высота двери	2.580 м	Высота внутри	2.690 м	Вместимость	88.1 м³	Вес конструкции	4 800 кг	Максимальный груз	25 680 кг
		Ширина внутри	2.420 м	Высота двери	2.580 м	Высота внутри	2.690 м	Вместимость	88.1 м³	Вес конструкции	4 800 кг	Максимальный груз	25 680 кг		
	45' PALLET WIDE	Длина внутри	13.540 м	Ширина двери	2.400 м	Высота двери	2.580 м	Высота внутри	2.690 м	Вместимость	88.1 м³	Вес конструкции	4 800 кг	Максимальный груз	25 680 кг
		Ширина внутри	2.420 м	Высота двери	2.580 м	Высота внутри	2.690 м	Вместимость	88.1 м³	Вес конструкции	4 800 кг	Максимальный груз	25 680 кг		
		Длина внутри	6.058 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.370 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 520 кг	Максимальный груз	27 960 кг
		Ширина внутри	2.438 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.370 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 520 кг	Максимальный груз	27 960 кг		
	20' PLATFORM	Длина внутри	6.058 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.370 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 520 кг	Максимальный груз	27 960 кг
		Ширина внутри	2.438 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.370 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 520 кг	Максимальный груз	27 960 кг		
		Длина внутри	12.192 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.648 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	5 700 кг	Максимальный груз	29 300 кг
		Ширина внутри	2.245 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.648 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	5 700 кг	Максимальный груз	29 300 кг		
	40' PLATFORM	Длина внутри	12.192 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.648 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	5 700 кг	Максимальный груз	29 300 кг
		Ширина внутри	2.245 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	0.648 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	5 700 кг	Максимальный груз	29 300 кг		
		Длина внутри	5.724 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.067 м	Высота внутри	2.014 м	Вместимость	26 м³	Вес конструкции	2 550 кг	Максимальный груз	21 450 кг
		Ширина внутри	2.286 м	Высота двери	2.067 м	Высота внутри	2.014 м	Вместимость	26 м³	Вес конструкции	2 550 кг	Максимальный груз	21 450 кг		
	20' REFRIGERATED	Длина внутри	5.724 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.067 м	Высота внутри	2.014 м	Вместимость	26 м³	Вес конструкции	2 550 кг	Максимальный груз	21 450 кг
		Ширина внутри	2.286 м	Высота двери	2.067 м	Высота внутри	2.014 м	Вместимость	26 м³	Вес конструкции	2 550 кг	Максимальный груз	21 450 кг		
		Длина внутри	11.840 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.195 м	Высота внутри	2.120 м	Вместимость	60 м³	Вес конструкции	3 850 кг	Максимальный груз	26 630 кг
		Ширина внутри	2.286 м	Высота двери	2.195 м	Высота внутри	2.120 м	Вместимость	60 м³	Вес конструкции	3 850 кг	Максимальный груз	26 630 кг		
	40' REFRIGERATED	Длина внутри	11.840 м	Ширина двери	2.286 м	Высота двери	2.195 м	Высота внутри	2.120 м	Вместимость	60 м³	Вес конструкции	3 850 кг	Максимальный груз	26 630 кг
		Ширина внутри	2.286 м	Высота двери	2.195 м	Высота внутри	2.120 м	Вместимость	60 м³	Вес конструкции	3 850 кг	Максимальный груз	26 630 кг		
		Длина внутри	5.934 м	Ширина двери	2.335 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.340 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 450 кг	Максимальный груз	21 550 кг
		Ширина внутри	2.358 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.340 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 450 кг	Максимальный груз	21 550 кг		
	20' BULK	Длина внутри	5.934 м	Ширина двери	2.335 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.340 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 450 кг	Максимальный груз	21 550 кг
		Ширина внутри	2.358 м	Высота двери	2.292 м	Высота внутри	2.340 м	Вместимость	32 м³	Вес конструкции	2 450 кг	Максимальный груз	21 550 кг		
		Длина внутри	6.058 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.438 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 438 м	Максимальный груз	0.000 м
		Ширина внутри	2.438 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.438 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 438 м	Максимальный груз	0.000 м		
	20' TANK	Длина внутри	6.058 м	Ширина двери	0.000 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.438 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 438 м	Максимальный груз	0.000 м
		Ширина внутри	2.438 м	Высота двери	0.000 м	Высота внутри	2.438 м	Вместимость	0 м³	Вес конструкции	2 438 м	Максимальный груз	0.000 м		

Рис. 1 Морские контейнеры

Конструкция морского контейнера зависит от специфики перевозимого в нём товара. В связи с этим международной организацией по стандартизации «ISO» принят стандарт, содержащий классификацию морских контейнеров [2, 3]. Основной сегмент перевозимых контейнерозами контейнеров – стандартные: 20 (TEU), 40 (TEU) и 45 фотов, со своей грузоподъёмностью и типом конструкции: универсальные (GP, DV и DC) – перевозят сухие грузы и иные товары потребления; термоконтейнеры – перевозят продукты питания, фармацевтику, электронику); Pallet Wide – доставляют паллетированные грузы; Flat Container – перевозят листовый металл или иные плоские материалы; Open Top – негабаритные грузы; Tank – перевозят жидкие или газообразные грузы (нефть, химикаты); Bulk Container – перевозят сыпучие грузы (зерно или уголь); High Cube (2,9 м), перевозит объёмные грузы. Flat Rack – перевозят автомобили и иные крупные средства; контейнеры с вентиляцией (VT и TC) – перевозят животных; рефрижераторы (RE, RT, RS) – оборудованы системой поддержки температуры для перевозки товаров; IBC, IBC, IMO – перевозят опасные грузы. Отдельные грузы перевозят в контейнерах с нестандартными размерами. Так как задача трёхмерной упаковки, является NP-сложной, то ее необходимо разделить на 4 этапа размещение груза на паллеты, упаковка палет в контейнер, а далее их размещение на палубу и в трюм корабля.

Описание и постановка задачи трёхмерной упаковки. Пусть имеется трехмерная область контейнер M : шириной W , длиной L и высотой H , а также набор блоков. Итоговый результат упаковки опишем в виде плана последовательности параллелепипедов, описывающего алгоритм пошаговой их комплектации непосредственно в сам контейнер. Приобретаемая итоговая информация: план упаковки блоков, изображённый в объёме; показатель целевой функции («ЦФ»), отражающей критерии качества оптимизации и время решения задачи.

Объект возможно описать кортежем из 4-х компонентов $\langle w_i, l_i, h_i, m_i \rangle$, а именно, параметры объекта: w_i – ширина, l_i – длина, h_i – высота и m_i – вес объекта [4]. При решении задачи расположения объектов, помеченных задаваемым типом, в пространстве опи-

сывается множеством $K = \{k_i = (\langle x_{1i}, y_{1i}, z_{1i} \rangle, \langle x_{2i}, y_{2i}, z_{2i} \rangle) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$, в котором $\langle x_{1i}, y_{1i}, z_{1i} \rangle, \langle x_{2i}, y_{2i}, z_{2i} \rangle$ – координаты углов объекта – наиболее близкие к началу осей координат и наиболее дальние, которые необходимо разместить в контейнер. Рассматривая данную задачу, необходимо учитывать следующие ограничения [4, 5]:

1. У каждого контейнера высота тождественна.
2. За установленные границы размещаемые объекты не должны выходить.
3. Совместный объём всех размещаемых объектов не должен быть больше объёма контейнера:

$$\sum_{i=1}^n V_i \leq W_x L_y H_z,$$

где V_i – объём объекта

4. Запрещено размещать объекты друг на друга;
5. Совместный вес всех размещаемых объектов не должен превышать установленный лимит загрузки контейнера:

$$\sum S_{об} \leq S_{лим},$$

где $S_{об}$ – вес объекта, $S_{лим}$ – наибольший вес всех объектов.

Критерий оптимизации – объём, занимаемый объектами, и тогда целевая функция описывается следующим образом:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n V_{полез}}{V_{кон}} \rightarrow 1,$$

где $V_{полез}$ – полезный объём, $V_{кон}$ – объём контейнера.

Другими словами, необходимо уменьшать пустоты в контейнере. Тогда целевая функция (ЦФ) должна стремиться к единице и заполненности области на 100 %. Предложенная ЦФ не полностью учитывает все возможные критерии задачи трёхмерной упаковки при морских грузоперевозках, поэтому авторы предлагают использовать модифицированную комбинированную многокритериальную ЦФ [5]:

$$ЦФ = \frac{\sum_{i=1}^n V_i}{V} \times Q^1 + P^2 \times Q^2 + P^3 \times Q^3 + P^4 \times Q^4,$$

где P^2 – отношение числа упакованных объектов в контейнер к числу всех объектов, подлежащих упаковке; P^3 – число объектов одного размера, упакованных подряд так, стороны которых соприкасаются; P^4 – отношение горизонтально расположенных объектов к числу всех объектов, подлежащих упаковке; Q^2 – коэффициент важности числа упакованных объектов в контейнер; Q^3 – коэффициент важности упаковки объектов одного размера с одинаковыми сторонами друг к другу; Q^4 – коэффициент важности упаковки объектов является горизонтально ориентированным. Коэффициенты Q^1, Q^2, Q^3, Q^4 – задаются лицом, принимающим решение. P^2, P^3 и P^4 – вычисляются при расчёте ЦФ. Данную целевую функцию необходимо максимизировать: $ЦФ \rightarrow \max$.

Обзор и анализ методов и алгоритмов трёхмерной упаковки. Кратко рассмотрим некоторые существующие методы и алгоритмы решения задачи трёхмерной упаковки:

Алгоритм локального поиска с чередующимися окрестностями (VNS) – известный метод решения задач дискретной оптимизации, в частности автоматической группировки предложен Н. Младеновичем и П. Хансеном [6]. Основная идея (VNS) заключается в изменении размера окрестности в процессе поиска реализуя детерминированный, вероятностный или смешанные механизмы. Здесь для некоторого промежуточного решения назначается множество окрестностей, которые по очереди исследуются. Если найдено лучшее решение, то его заменяют на промежуточное и поиск в той же окрестности продолжается, если улучшения не происходит, то выбирается следующая окрестность для поиска. Критерием остановки служит время, число итераций или нахождение субоптимального решения. Существует много модификаций данного метода. Это VND – детерминированный локаль-

ный спуск с чередующимися окрестностями и RVNS – вероятностный локальный спуск с чередующимися окрестностями. Достоинства: простота реализации; гибкость и высокая результативность; позволяет получать наборы субоптимальных решений и избегать попаданий в локальные оптимумы. Недостатки: требует значительных вычислительных и временных затрат при решении задач большой размерности.

Алгоритм имитации отжига (SA) – создан Скоттом Киркпатриком, Д. Гелатти (George Gelatt) и М. Веччи в 1983 году [7], отнесён к метаэвристическим методам стохастической оптимизации, используется для решения широкого спектра задач оптимизации: комбинаторной, глобальной, дискретной, хранит интервальный результат решения. Алгоритм моделирует процесс отжига металла, в процессе которого металл нагревается а, затем медленно охлаждается и равномерно распределяет свою внутреннюю энергию. В данном алгоритме реализуются три важные процедуры, такие как: использование случайности, что способствует исследованию разных областей пространства поиска и избеганию заикливания в локальных оптимумах; принятие «худших» решений; и постепенное уменьшение вероятности принятия «худших» решений, которое происходит за счёт процесса «охлаждения», позволяя вначале исследовать большое пространство поиска, постепенно сужая его, что способствует сбалансированному получению эффективных решений. Достоинства: малое число внешних параметров; высокая скорость работы; простая реализация. Недостатки: зависимость от настройки параметра «температура»; плохая масштабируемость и сходимость; значительный разброс результатов; заикливается в локальных экстремумах; неэффективен для решения задач большой размерности.

Существуют следующие модификации этого алгоритма. Это адаптивный моделируемый отжиг (ASA) – создан Н. Метрополисом [8]. Относится к классу метаэвристических алгоритмов оптимизации. Он основан на реализации двух процессов отжига металла и адаптивного поиска при решении задач оптимизации. Еще одной модификацией является квантовый отжиг (QA), создан Т. Кадоваки и Х. Нисимори [9]. Он также основан на реализации двух процессов отжига металла и квантовых вычислениях. Достоинства: рассматривают большое пространство поиска. Недостатки: высокие вычислительные затраты.

Жадный адаптивный метод случайного поиска (GRASP) – метаэвристический алгоритм оптимизации, впервые описан в работе Feo и Resende, включает в себя комбинацию жадного подхода и случайного поиска [10]. Достоинства: прост в реализации при решении задач комбинаторной оптимизации, позволяет получать результаты за полиномиальное время. Недостатки: неприменим для задач с множеством переменных; требует множество итераций.

Метод ветвей и границ – предложен Лендом и Дойгом [11], эффективен для решения задач дискретной оптимизации, предполагает наличие конечного множества допустимых решений к перебору и выбору наилучшего из них. Здесь сначала формируется «дерево поиска», состоящее из ветвей и границ. В качестве ограничений для уменьшения вычислительной сложности алгоритма вводятся границы, учитывающие глубину и ширину поиска, причём подмножества верхних границ больше нижних исключают из рассмотрения. Данный метод позволяет получать оптимальные решения. Достоинства: позволяет отсекал «неперспективные» узлы за счёт анализа матрицы расстояний; простая реализация; возможность параллельной обработки. Недостатки: высокая сложность; медленная скорость; без отсечения и установления границ данный метод в основном используется только для решения задач малой размерности.

Табуированный поиск (TS) (либо поиск с запретами) – метаэвристический алгоритм, создан Фредом У. Гловером в 1986 году [12], применим для решения задач комбинаторной оптимизации, требующих оптимального упорядочения и выбора параметров. Табуированный поиск (TS) имеет ряд общих черт с имитацией отжига [7] и методом градиентного спуска с памятью [13]. Здесь на начальном этапе поиска случайным образом генерируется решение, для которого создается список оцененных соседних решений. Далее выполняются операции аспирации (включение в запрещённый список решений в окрестности табуированного) и диверсификации (вносящая элемент случайности в про-

цесс поиска). Поиск прекращается после выполнения заданного количества итераций либо получено решение ЦФ, которого не улучшается. Достоинства: позволяет осуществлять результативный поиск за счет динамического изменения *tabu*-правил; гибкость и адаптация под различные типы задач оптимизации. Недостатки: сложность настройки параметров; время выполнения.

Биоинспирированные алгоритмы – динамично развивающийся и перспективный класс методов оптимизации, вдохновленных природными системами такими как: эволюция и поведение живых организмов [14, 15]. Данный класс алгоритмов относится к метаэвристическим алгоритмам поиска. Каждая метаэвристика данного алгоритма (пчелы, светлячки, бактерии, кроты и др.) обладает определёнными наборами признаков, либо критериев, подходящих для решения конкретных задач, с которыми она справляется наилучшим образом. Все особи характеризуются следующими свойствами: автономность, коммуникабельность, ограниченность, а также процедурами адаптации и самоорганизации, присущие живым системам. В этих методах сначала формируется начальная популяция особей, с учетом покрытия по возможности всей области поиска. Фиксируется их первоначальное положение с расчетом ЦФ, затем происходит их миграция в новое расположение с перерасчетом ЦФ и принимается лучшее из найденных положений особей. Поиск продолжается итерационно до выполнения критерия «останова». Заметим, что данные методы обладают модульной структурой, что позволяет легко осуществлять их модификацию, распараллеливание, а также проводить их интеграцию, гибридизацию и комбинирование [15]. Достоинства: эффективны для решения задач большой размерности, адаптивны, легко распараллеливаются, применимы в областях: оптимизация параметров, принятия решений, обучение нейронных сетей, робототехника, логистика и др. Недостатки: большое количество настроечных параметров поиска; неэффективны при решении задач малой размерности; стандартные алгоритмы могут заикливаться в локальных оптимумах. Рассмотрим данный класс методов более подробно.

Методы эволюционного моделирования. Генетический алгоритм (GA) – метаэвристический метод поиска, предложен Джоном Холландом и его коллегами, основанный на моделях эволюции и случайного поиска [14–18]. Алгоритм использует дискретную структуру, память, а также основан на реализации следующих операторов: кроссинговер (скрещивание), селекция, мутация и ее модификации, а также отборе «наилучших» решений. В настоящее время эффективно применяется для решения задач распознавания образов, настройки и обучения нейронных сетей, аппроксимации функций, а также для задач многокритериальной и комбинаторной оптимизации. Эффективность данного алгоритма зависит от принципов формирования начальной популяции альтернативных решений, рассматриваемой задачи, способа представления, выбора операторов преобразования, а также реализации механизмов отбора решений. Работа алгоритма состоит из последовательности циклов выполнения операторов преобразований с определенной вероятностью [17]. Далее строится целевая функция рассматриваемой оптимизационной задачи. Затем реализуются генетические операторы с учетом ограничений и граничных условий решаемой задачи. На третьем этапе осуществляют отбор лучших решений согласно значениям их ЦФ. Алгоритм прекращает свою работу по достижении одного из 3-х условий: первый – заданного количества поколений; второй – время на реализацию; третий – достигнут ожидаемый результат решения задачи. Достоинства: быстрый; прост в реализации; эффективен для решения задач большой размерности; позволяет избегать локальных оптимумов; легко распараллеливается; гибкость и адаптация под различные типы задач оптимизации. Недостатки: неэффективен для применения в случае оптимизации функции, требующей большого времени на вычисление, а также для изолированных функций; результаты применения алгоритма ограничиваются тем, какие настройки использованы для реализации генетических операторов скрещивания, мутации и селекции; может быть трудоемким при выполнении многократных вычислений для некоторого класса задач.

Дифференциальная эволюция (DE) – метаэвристический алгоритм оптимизации, предложен Сторном и Прайсом в 90-х годах [19]. В основе алгоритма дифференциальной эволюции используется популяция векторов, не требует знаний градиента, способна посредством мутации и скрещивания создавать новые решения. В данном алгоритме поиск осуществляется на основе популяции векторов (набора альтернативных решений рассматриваемой задачи) и реализации операторов мутации и скрещивания. Здесь, как и в генетическом алгоритме, создаётся случайным образом популяция векторов. Далее сначала реализуется оператор мутации, позволяющий исследовать все пространство поиска за счет сравнения каждого двух векторов из популяции и построения нового из них путём добавления разницы между ними. Затем реализуется оператор скрещивания полученных после мутации векторов с родительскими для получения новых комбинированных решений. Далее производится оценка векторов и замена «худших» решений на «лучшие» с точки зрения значения ЦФ. Поиск продолжается итерационно до выполнения критерия «останова». Достоинства: быстрый; хорошая масштабируемость; прост в реализации; эффективен для решения широкого класса оптимизационных задач; обладает хорошей сходимостью; эффективен для решения задач большой размерности; небольшое количество внешних параметров. Недостатки: риск застревания в локальных экстремумах (в случае вырождения популяции); очень высокий разброс результатов.

Методы, основанные на роевом интеллекте. Роевой интеллект – описывает имитацию коллективного поведения самоорганизующихся систем живых организмов, взаимодействующих между собой как на локальном уровне, так и с окружающей средой, осуществляя обмен информацией для достижения всех целей. Все особи в рое обладают особенностями такими как: автономность, стохастичность, коммуникабельность, ограниченность, децентрализация, адаптация и самоорганизация [14, 15, 18, 20]. На основе роевого интеллекта предложено много метаэвристик [15, 18], рассмотрим подробнее основные из них.

Метод роя частиц (PSO) – разработан инженером-электриком Расселом К. Эберхартом и социальным психологом Джеймсом Кеннеди в 1995 году [21], относится к метаэвристическим алгоритмам оптимизации, моделирует коллективное поведение популяции частиц в пространстве поиска, каждая из которых обладает: координатами, скоростью перемещения и ускорением. Работа (PSO), следующая: в начале происходит инициализация популяции частиц с заданными векторами скорости, расположенная по всей области поиска случайным образом. Далее вычисляется значение ЦФ каждой частицы, при этом каждая из них обладает памятью, и информацией о наиболее приоритетных точках исследуемого пространства поиска. Затем происходит обновление положения и скорости частиц.

После этого производится корректировка текущей скорости частиц, отражающая её абсолютную величину и направление к новому, предположительно лучшему, решению/позиции. Далее поиск продолжается итерационно до выполнения условия завершения. В конце каждой итерации частицы роя осуществляют оценку пригодности каждой частицы и по всей популяции. Заметим, что одной из важных процедур в алгоритме является коррекция скорости, так, как от нее зависит сходимость алгоритма. Достоинства: прост и эффективен; низкая алгоритмическая сложность в реализации; эффективен для решения задач большой размерности; возможность эффективного разделения на параллельную обработку; хорошо работает с гладкими функциями. Недостатки: необходима тщательная настройка параметров алгоритма при решении задач большой размерности для получения результатов, близких к оптимальным; непригоден для оптимизации дискретных функций.

Алгоритм муравьиной колонии (ACO) – метаэвристический метод оптимизации, предложен Марко Дориго в 1992 году [14, 15, 18, 22]. В основе алгоритма рассматривается модель роевого интеллекта, представляющая собой имитацию

поведения муравьиной колонии в поисках пищи с учетом самоорганизации и взаимодействия. Взаимодействие особей происходит путём прямого обмена информацией (химический, визуальный контакт) и непрямого (стигмергии) [22]. Модель основана на способностях муравьев быстро находить кратчайшие пути и адаптироваться к изменяющимся внешним условиям. В данном алгоритме каждый муравей имеет начальный, промежуточный и конечный маршрут, а также способен хранить информацию о своём соб-

ственном пути. Проходя по маршруту, муравьи помечают его специальным веществом – феромоном. Это вещество используется в качестве коммуникации между муравьями. Максимальная концентрация феромонов на маршруте определяет приоритет выбора кратчайшего пути. Достоинства: быстрый; универсален для разных задач оптимизации; эффективен для решения задач большой размерности; исключает заикливание в локальных оптимумах; хорошая сходимость как для гладких, так и дискретных функций; масштабируем. Недостатки: требуется большее число итераций для сходимости; большое влияние настроечных параметров алгоритма на получении результата.

Алгоритм искусственной пчелиной колонии (ABC) – метаэвристический метод оптимизации, используется для дискретных (комбинаторных) и оптимизационных задач. Впервые предложен турецким учёным Дервишем Карабога в 2005 году [14, 15, 18, 23]. В основе алгоритма рассматривается модель роевого интеллекта, представляющая собой имитацию поведения колонии медоносных пчел при сборе нектара в живой природе. Здесь пчёлы делятся на три группы рабочие пчёлы, пчёлы-исследователи, пчёлы-разведчики [21]. В начале работы алгоритма формируется начальная популяция пчёл, которая сортируется в зависимости от целевой оценки исследуемых участков. Пчёлы-разведчики вылетают из улья в случайном направлении, обрабатывают достаточно большую площадь участков, осуществляют поиск нектара, возвращаются в улей и сообщают остальному пчелиному окружению (исследователям и рабочим пчёлам) всю полученную информацию о найденном местоположении и уровне качества нектара посредством уникального импровизированного танца. Рабочие пчёлы и исследователи оценивают всю полученную информацию о нектаре, осуществляют выбор элитных участков, а также их окрестностей и направляются к ним, выполняя свои роли: рабочие пчёлы осуществляют сбор нектара, а пчёлы-исследователи – исследуют окрестности этих участков. Работающая пчела, отказавшаяся от источника пищи, приобретает статус «разведчица» и приступает к поискам нового источника пищи. В данном алгоритме источник пищи выступает в роли возможного решения задачи оптимизации, а количество нектара – целевой функции соответствующего решения. При этом количество занятых пчел равна числу решений в популяции. Работа алгоритма зависит от таких настроечных параметров как: число рабочих пчел и разведчиков, число элитных и других участков, их размера, а также заданного числа итераций [15, 18]. Достоинства: быстрое разбиение пространства поиска на области с высокими значениями ЦФ, адаптивен; легко распараллеливается; эффективен для решения задач большой размерности; быстрый; достаточно быстрая сходимость с малым количеством данных. Недостатки: сильное влияние настроек параметров алгоритма на результат; не универсален; средние показатели масштабируемости.

Алгоритм светлячков (FA) – метаэвристический метод оптимизации, моделирует поведение жуков – лампирид (светлячков) в природе в процессе спаривания. Реализация этого процесса, основана на выделении специального вещества люциферина, отвечающего за яркость свечения. Впервые данный алгоритм светлячков был предложен Синь-Шэ Янгом в 2007 году для решения задач непрерывной и дискретной оптимизации [14, 15, 18, 24]. В начале работы алгоритма формируется начальная популяция светлячков с заданным уровнем люциферина (значение ЦФ), которая распределяется во всем пространстве поиска. В алгоритме помимо уровня свечения также учитывается расстояние между светлячками. Данные процессы реализуются на основе вероятностных механизмов [15]. Поиск продолжается итерационно до выполнения критерия «останова». Достоинства: прост в реализации; легко модифицируется; способен производить кластеризацию области пространства поиска на отдельные группы вокруг локальных экстремумов; легко распараллеливается; высокая масштабируемость; эффективен для решения задач большой размерности. Недостатки: сильное влияние настроек параметров алгоритма на результат; медленно сходится и легко попадает в ловушку локального экстремума для мультимодальных задач; необходим подбор коэффициентов, параметрически зависящих от текущей итерации.

Алгоритм стрекозы (DA) – метаэвристический метод оптимизации, предложен С. Мирджалили в 2016 году [25]. В основе данного алгоритма статистическое и динамическое роевое поведение стрекоз в природе. Стрекозы образуют подгруппы, совершают полёты над различными областями, разведывают подходящие места в поисках наилуч-

ших источников пищи (решений). Работа алгоритма имитации движения стрекозы начинается с «разделения» – отделения особи от роя и задания им определенной скорости движения. Далее начинается процесс «выравнивания» скоростей особей в паре, а в итоге происходит процесс «сплочённости», и движения к центру. Поскольку итоговая цель роя – выжить, все особи должны быть привлечены к поиску источников пищи и обезопасить себя от потенциальных хищников. В данном алгоритме реализуется пять механизмов поведения особей в рое: разделение, выравнивание, сплоченность, привлечение и отвлечение. По завершении генерации популяции особей на каждой итерации вычисляют показатель целевой функции (ЦФ), определяют коэффициенты, а следом – поведенческие шаблоны, вектора скорости и позиции каждой особи. Достоинства: эффективен для решения широкого спектра проблем оптимизации; прост в реализации; эффективно модифицируется и распараллеливается. Недостатки: низкая скорость сходимости.

Алгоритм интеллектуальных капель воды (IWD) – метаэвристический метод оптимизации, предложен иранским учёным Хамедом Шах-Хоссейни в 2007 году [26]. Данный алгоритм создан на основе модели роевого интеллекта, моделирует динамику речных систем. Другими словами, осуществляет поиск путей к наименьшему сопротивлению при течении по неровной поверхности, адаптирован для решения задач комбинаторной оптимизации, таких как задачи маршрутизации, планирования и т.д. Здесь каждая капля представляет собой решение, а взаимодействие нескольких искусственных капель воды способствует изменению своего окружения, обнаруживая оптимальный путь по пути наименьшего сопротивления. Достоинства: эффективен для решения задач большой размерности, легко распараллеливается, комбинирует локальный и глобальный поиск. Недостатки: низкая сходимость.

Методы, вдохновленные флорой и фауной. Алгоритм оптимизации на основе искусственной экосистемы (АЕО) – метаэвристический метод оптимизации, предложен в 2019 году Чжао и др. [27]. В основе алгоритма рассматривается модель взаимодействия между компонентами экосистемы (хищники, травоядные и всеядные) такими как: производство; потребление; разложение. Работа алгоритма начинается с «инициализации», представляющей создание начальной популяции решений (экосистему). Далее выполняется процесс «производства» (на каждой итерации происходит обновление начального решения, учитывая при этом лучший и случайный фактор). После реализуется процесс «потребления», в ходе которого все оставшиеся решения подлежат обновлению на основе трёх стратегий: травоядных – на основе производителя; хищники – на основе случайно выбранного лучшего решения; а всеядные предполагают выбор: как производителя, так и случайного решения. По завершении процесса «потребления» наступает процесс «разложения», что способствует улучшению поиска. Итоговым процессом выступает механизм «отбора», предполагающий сохранение только наилучших решений, что обеспечивает эффективность экосистемы в целом. Достоинства: эффективен для решения широкого спектра проблем оптимизации; баланс между исследованием и эксплуатацией; небольшое количество внешних параметров; исключает закливание в локальных оптимумах; прост и адаптивен в реализации; показывает хорошие результаты на дискретных функциях большой размерности. Недостатки: низкая скорость и точность сходимости; заметные задержки при переходе от одного процесса к другому.

Алгоритм африканских буйволов (АВО) – метаэвристический метод, предложен в 2015 году учеными Джулиусом Бенелучи Одили и Мохдом Низамом Кахаром [28]. В основе данного метода лежит модель поведения и образа жизни африканских буйволов в природе, включая их социальное взаимодействие и стратегии выживания. Им присущ: коллективный образ жизни в крупных стадах, сезонная миграция, забота о потомстве, слаженная и совместная координация при поиске пищи, воды и защиты от хищников. В период осуществления миграций буйволы используют эффективные стратегии поиска ресурсов и избегания опасностей. Ключевыми принципами алгоритма являются: во-первых, «коммуникация» (обмен информацией посредством звуковых сигналов), а во-вторых, «обучение» буйволов как на собственном опыте, так и на опыте других особей стада. Данный процесс

реализован в алгоритме как обновление позиций особей на основе собранной информации. Работа алгоритма, как и других методов биоинспирированной оптимизации, начинается с инициализации популяции буйволов со случайными позициями в пространстве поиска при этом каждый буйвол является потенциальным решением рассматриваемой задачи. Далее осуществляют оценку каждого решения (положения буйвола). В случае, если значение ЦФ текущего положения буйвола лучше, чем его предыдущее значение, то эта позиция сохраняется. Затем происходит обновление позиций буйволов на основе реализации двух главных механизмов «остаться и эксплуатировать» и «двигаться и исследовать», что способствует оптимизации поиска источников пищи, а также выявлению лучшего положения конкретного буйвола из всей стаи. Алгоритм завершает работу по достижению критерия останова и выводит вектор положения, являющийся лучшим найденным решением для поставленной задачи. Достоинства: эффективен для решения широкого спектра проблем оптимизации; прост и эффективен; адаптивен; быстрый; мало внешних настроечных параметров. Недостатки: высокий разброс результатов на функциях малой размерности; отсутствуют механизмы выхода из локальных «ям».

Инвазивный алгоритм сорняков (IWO) – метаэвристический метод оптимизации, предложен Мехрабианом и Лукасом в 2006 году [29]. Этот метод моделирует колонизирующее поведение сорняков в природе, рост, размножение, распространение и борьбу за выживание, обладает высокой надёжностью и адаптивностью, может эффективно сходиться к оптимальному решению проблемы. Отличительной особенностью модели является гарантированный высев семян всеми без исключения растениями колонии, предоставляя возможность даже самым плохо приспособленным из них оставлять потомство. Работа алгоритма начинается с инициализации посева семян по случайным позициям в пространстве поиска. Далее происходит разброс и пророст семян образуя взрослые растения (потенциальное решение рассматриваемой задачи) на «поле» пространства поиска, которые оцениваются функцией приспособленности. Затем, зная приспособленность каждого растения, осуществляют их размножение посредством семян, количество которых прямо пропорционально их приспособленности. После этого проросшие семена объединяют с родительскими растениями и сортируют их, выбирая лучшие на основании значения ЦФ. Работа алгоритма продолжается итерационно, пока не будет выполнено условие останова. Достоинства: эффективен для решения широкого спектра проблем оптимизации; устойчив; адаптивен; прост в реализации; эффективно модифицируется и распараллеливается. Недостатки: существует вероятность застревания в локальных экстремумах; производительность поиска на протяжении всей оптимизации неравномерная; очень много настроечных параметров.

На основе проведённого анализа выявлено, что метаэвристические методы и алгоритмы поиска эффективны для решения NP-сложных и NP-трудных задач оптимизации, к которым относится задача трёхмерной упаковки так, как позволяют избегать заикливания в локальных областях и получать наборы квазиоптимальных решений за полиномиальное время.

Вычислительный эксперимент. Оценка эффективности алгоритмов оптимизации является сложной задачей и должно учитывать следующие условия: наличие большого числа тестовых примеров и возможности их сравнения на основе стандартных критериев [30].

Для проведения вычислительного эксперимента рассмотрены известные тестовые функции табл. 1 и рис. 2, основными характеристиками в которых являются: известная точка глобального экстремума, специфика оптимизируемой функции ее размерность и число экстремумов.

При исследовании использовались следующие показатели, такие как время работы и значение ЦФ. Результаты вычислительного эксперимента сведены в табл. 2 и проиллюстрированы на графиках рис. 3 и 4.

Таблица 1

Тестовые функции

Название функции	Формула функции	Область	Глобальный минимум
1	2	3	4
Sphere Function (F1)	$F(\vec{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-5; 5]$	$F(0,0,\dots,0) = 0$
Rosenbrock's Valley Function (F2)	$F(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{n-1} 100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$	$[-2; 2]$	$F(1,1,\dots,1) = 0$
Step Function (F3)	$F(\vec{x}) = 6 \times n + \sum_{i=1}^n [x_i]$	$[-5; 5]$	$F\left(\begin{pmatrix} -5,12; 5,0 \end{pmatrix}, \dots \right) = 0,0$
Rastrigin's Function (F4)	$F(\vec{x}) = 10 \times n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \times \cos(2\pi x_i))$	$\begin{bmatrix} -5,12; \\ 5,12 \end{bmatrix}$	$F(0,0,\dots,0) = 0$

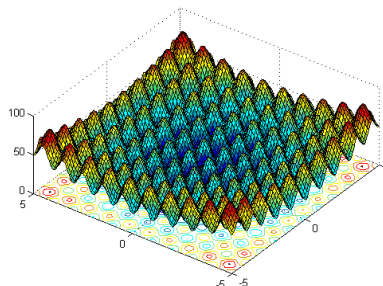
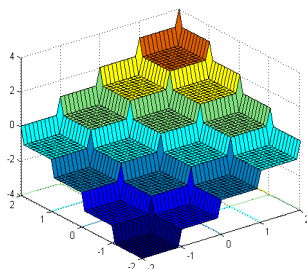
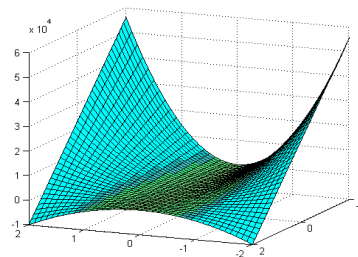
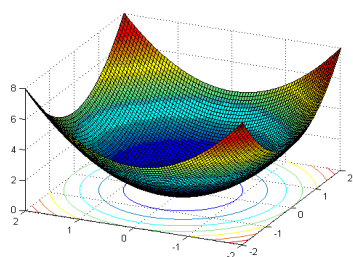


Рис. 2. Тестовые функции

Таблица 2

Вычислительный эксперимент

№	GA		FA		ABC		PSO		SA	
	Время, с	Отклонение	Время, с	Отклонение	Время, с	Отклонение	Время, с	Отклонение	Время, с	Отклонение
F1	8,73	0,59	11,30	0,43	10,39	0,47	12,41	0,50	15,21	0,78
F2	9,56	0,67	12,53	0,42	11,74	0,48	12,71	0,58	14,87	0,84
F3	8,78	0,73	12,84	0,49	11,90	0,50	13,00	0,68	14,24	0,83
F4	9,19	0,98	12,01	0,52	11,09	0,63	13,26	0,75	14,81	1,03

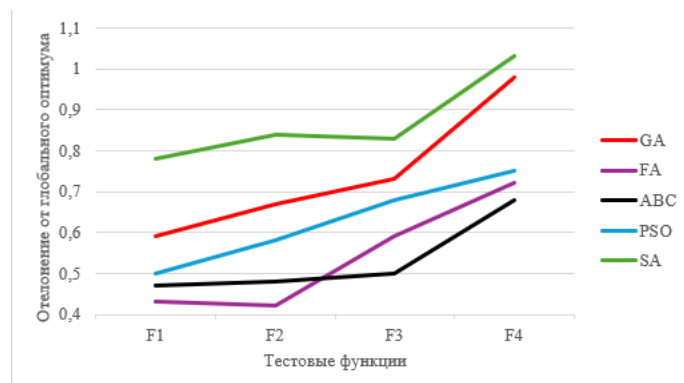


Рис. 3. График зависимости значения ЦФ от тестовой функции

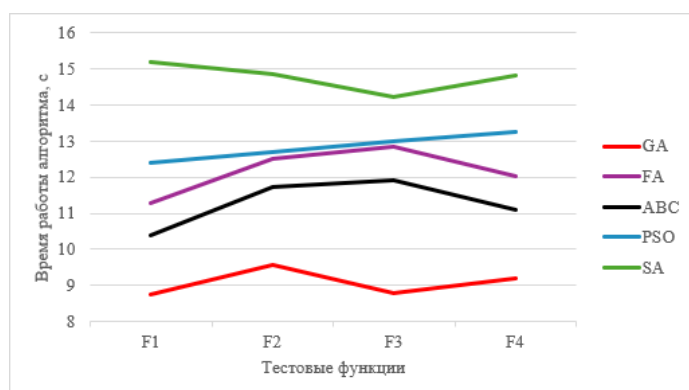


Рис. 4. График зависимости времени решения от тестовой функции

На основе анализа проведенных исследований можно сделать вывод, что по времени решения данные методы сопоставимы, а по качеству получения результата роевые методы позволяют получать лучшие решения в среднем на 5%.

Заключение. В данной статье проанализированы проблемы морских грузоперевозок, нацеленных на осуществление транспортирования больших объемов различных грузов. Рассмотрена задача трёхмерной упаковки при морских грузоперевозках. Предлагается данную задачу декомпозировать на 4 этапа: упаковка груза на паллеты, упаковка груза с паллетами в контейнер и размещение контейнеров на палубу и в трюм корабля. Приведены критерии и ограничения, построена модифицированная комбинированная многокритериальная целевая функция. Также, в работе проведён краткий обзор и анализ методов и алгоритмов задачи трёхмерной упаковки, выявлены их особенности, достоинства и недостатки. Проведен вычислительный эксперимент, показавший преимущество роевых методов оптимизации. С учётом проведённого анализа отмечено, что метаэвристические методы и алгоритмы поиска эффективны для решения NP-сложных и NP-трудных задач, в частности задачи трёхмерной упаковки так, как позволяют избежать заикливания в локальных областях и получать наборы квазиоптимальных решений за полиномиальное время.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. ГОСТ Р 53350-2009 (ISO 668:1995) Контейнеры грузовые серии 1. Классификация, размеры и масса (дата введения 2010-01-01).
2. ГОСТ 26653-2015 Подготовка генеральных грузов к транспортированию. Общие требования (дата введения 2017-03-01).
3. ISPM 15 Фитосанитарный стандарт (дата введения 2002-03).

4. Курейчик В.В., Глущенко А.Е., Орлов А.Н. Гибридный подход для решения задачи 3-хмерной упаковки // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2016. – № 6 (179). – С. 45-51.
5. Луцан М.В., Нужнов Е.В. Решение задачи трехмерной упаковки с палетированием контейнеров // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – № 7 (156). – С. 196-204.
6. Mladenović N., Hansen P. Variable neighborhood search // Computers & Operations Research. – 1997. – Vol. 24. – P. 1097-1100.
7. Куркпатрик С. Гелат-младший К.Д. Вилки М.П. Оптимизация с помощью имитации отжига // Наука. – 1983. – 220. – С. 671-680.
8. Nicholas Metropolis, Arianna W. Rosenbluth, Mar - shall N. Rosenbluth, Augusta H. Teller, Edward Teller. Equation of state calculations by fast computing machines // Journal of Chemical Physics. – 1953. – Vol. 21, No. 6. – P. 1087-1092.
9. Kadowaki T., Nishimori H. Quantum annealing in the transverse Ising model // Phys. Rev. E. – 1998. – Vol. 58, No. 5. – P. 5355-5363.
10. Resende M.G., Ribeiro C. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures: Advances and Extensions // Published in Handbook of Metaheuristics. – 2018. – Vol. 272. – P. 169-220.
11. Land A.H., and Doig A.G. An automatic method of solving discrete programming problems // Econometrica. – 1960. – Vol. 28. – P. 497-520.
12. Fred Glover. Tabu Search – Part 1 // ORSA Journal on Computing. – 1989. – Vol. 1, No. 3. – P. 190-206.
13. Suganya M., Sasipraba T. Stochastic Gradient Descent long short-term memory based secure encryption algorithm for cloud data storage and retrieval in cloud computing environment // Journal of Cloud Computing. – 2023. – Vol. 12. – P. 1-17.
14. Карпенко А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновлённые природой: учеб. пособие. – 3-е изд., испр. – М.: Изд-во: МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2021. – 446 с.
15. Гладков Л.А., Кравченко Ю.А., Курейчик В.В., Родзин С.И. Интеллектуальные системы: Модели и методы метаэвристической оптимизации: монография. – Чебоксары: Среда, 2024. – 228 с.
16. Holland, John H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence. – USA: University of Michigan. 1975. – 183 p.
17. Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S. Genetic algorithms for applied CAD problems. – Berlin, 2009.
18. Курейчик В.В. Родзин С.И. Вычислительные модели эволюционных и роевых биоэвристик (обзор) // Информационные технологии. – 2021. – Т. 27, № 10. – С. 507-520.
19. Storn R., Price K. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces // Journal of Global Optimization. – 1997. – Vol. 11, No. 4. – P. 341-359.
20. Hassanien E., Emary E. Swarm Intelligence: Principles Advances, and Applications. – CRC Press: 2015. – 228 p.
21. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization // In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. – 1995. – Vol. 4. – P. 1942-1948.
22. Dorigo M., Maniezzo V., Coloni A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating objects // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. – 1996. – Part B. – Vol. 26, No. 1. – P. 29-41.
23. Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. – Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005. – 110 p.
24. Xin-She Yang. Firefly algorithms for multimodal optimization // In International symposium on stochastic algorithms. – 2009. – P. 169-178.
25. Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems // Neural Computing and Applications. – 2016. – Vol. 27. – P. 1053-1073.
26. Hamed Shah-Hosseini. Intelligent water drops algorithm: a new optimization method for solving the multiple knapsack problem // International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics. – 2008. – Vol. 1, No. 2. – P. 193-212.
27. Zhao W., Wang L., Zhang Z. Artificial ecosystem-based optimization: a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm // In: Neural Computing and Applications. – 2020. – Vol. 32, No. 13. – P. 9383-9425.
28. Odili J.B., Kahar M.N.M. African Buffalo Optimization: A Swarm-Intelligence Technique // Procedia Computer Science. – 2015. – Vol. 76. – P. 443-448.
29. Mehrabian A.R., Lucas C.A. Novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization // Ecological Informatics. – 2006. – Vol. 1, No. 4. – P. 355-366.
30. Пантелеев А.В., Метлицкая Д.В., Алешина Е.А. Методы глобальной оптимизации. Метаэвристические стратегии и алгоритмы. – М.: Вузовская книга, 2013. – 244 с.

REFERENCES

1. GOST R 53350-2009 (ISO 668:1995) Konteynery gruzovye serii 1. Klassifikatsiya, razmery i massa [GOST R 53350-2009 (ISO 668:1995) Series 1 freight containers. Classification, dimensions and weight] (date of introduction 2010-01-01)].
2. GOST 26653-2015 Podgotovka general'nykh gruzov k transportirovaniyu. Obshchie trebovaniya [GOST 26653-2015 Preparation of general cargo for transportation. General requirements] (date of introduction 2017-03-01).
3. ISPM 15 Fitosanitarnyy standart [ISPM 15 Phytosanitary standard] (date of introduction 2002-03).
4. Kureychik V.V., Glushchenko A.E., Orlov A.N. Gibrinny podkhod dlya resheniya zadachi 3-khmernoy upakovki [Hybrid approach for solving the problem of 3-dimensional packaging], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2016, No. 6 (179), pp. 45-51.
5. Lutsan M.V., Nuzhnov E.V. Reshenie zadachi trekhmernoy upakovki s paletirovaniem konteynerov [Solution of the problem of three-dimensional packaging with palletizing of containers], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2014, No. 7 (156), pp. 196-204.
6. Mladenović N., Hansen P. Variable neighborhood search, *Computers & Operations Research*, 1997, Vol. 24, pp. 1097-1100.
7. Куркпатрик С. Гелат-младший К.Д. Вукки М.П. Оптимизация с помощью имитации отжига // Наука. – 1983. – 220. – С. 671-680.
8. Nicholas Metropolis, Arianna W. Rosenbluth, Mar - shall N. Rosenbluth, Augusta H. Teller, Edward Teller. Equation of state calculations by fast computing machines, *Journal of Chemical Physics*, 1953, Vol. 21, No. 6, pp. 1087-1092.
9. Kadowaki T., Nishimori H. Quantum annealing in the transverse Ising model, *Phys. Rev. E*, 1998, Vol. 58, No. 5, pp. 5355-5363.
10. Resende M.G., Ribeiro C. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures: Advances and Extensions, *Published in Handbook of Metaheuristics*, 2018, Vol. 272, pp. 169-220.
11. Land A.H., and Doig A.G. An automatic method of solving discrete programming problems, *Econometrica*, 1960, Vol. 28, pp. 497-520.
12. Fred Glover. Tabu Search – Part 1, *ORSA Journal on Computing*, 1989, Vol. 1, No. 3, pp. 190-206.
13. Suganya M., Sasipraba T. Stochastic Gradient Descent long short-term memory based secure encryption algorithm for cloud data storage and retrieval in cloud computing environment, *Journal of Cloud Computing*, 2023, Vol. 12, pp. 1-17.
14. Karpenko A.P. Sovremennyye algoritmy poiskovoy optimizatsii. Algoritmy, vdokhnovlennyye prirodoy: ucheb. posobie [Modern algorithms for search engine optimization. Algorithms inspired by nature: a tutorial]. 3rd. ed. Moscow: Izd-vo: MGTU im. N.E. Bauman. 2021, 446 p.
15. Gladkov L.A., Kravchenko Yu.A., Kureychik V.V., Rodzin S.I. Intellektual'nye sistemy: Modeli i metody metaevristicheskoy optimizatsii: monografiya [Intelligent systems: Models and methods of metaheuristic optimization: monograph]. Cheboksary: Sreda, 2024, 228 p.
16. Holland, John H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence. USA: University of Michigan. 1975, 183 p.
17. Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S. Genetic algorithms for applied CAD problems. Berlin, 2009.
18. Kureychik V.V. Rodzin S.I. Vychislitel'nye modeli evolyutsionnykh i roevykh bioevristik (obzor), *Informatsionnye tekhnologii*, 2021, Vol. 27, No. 10, pp. 507-520.
19. Storn R., Price K. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of Global Optimization*, 1997, Vol. 11, No. 4, pp. 341-359.
20. Hassanien E., Emary E. Swarm Intelligence: Principles Advances, and Applications. CRC Press: 2015, 228 p.
21. Kennedy J., Eberhart R.C. Particle swarm optimization, *In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, Vol. 4, pp. 1942-1948.
22. Dorigo M., Maniezzo V., Colomi A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating objects, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 1996, Part B, Vol. 26, No. 1, pp. 29-41.
23. Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005, 110 p.
24. Xin-She Yang. Firefly algorithms for multimodal optimization, *In International symposium on stochastic algorithms*, 2009, pp. 169-178.
25. Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems, *Neural Computing and Applications*, 2016, Vol. 27, pp. 1053-1073.

26. *Hamed Shah-Hosseini*. Intelligent water drops algorithm: a new optimization method for solving the multiple knapsack problem, *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2008, Vol. 1, No. 2, pp. 193-212.
27. *Zhao W., Wang L., Zhang Z.* Artificial ecosystem-based optimization: a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm, In: *Neural Computing and Applications*, 2020, Vol. 32, No. 13, pp. 9383-9425.
28. *Odili J.B., Kahar M.N.M.* African Buffalo Optimization: A Swarm-Intelligence Technique, *Procedia Computer Science*, 2015, Vol. 76, pp. 443-448.
29. *Mehrabian A.R., Lucas C.A.* Novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization, *Ecological Informatics*, 2006, Vol. 1, No. 4, pp. 355-366.
30. *Pantelev A.V., Metlitskaya D.V., Aleshina E.A.* Metody global'noy optimizatsii. Metaevristicheskie strategii i algoritmy [Methods of global optimization. Metaheuristic strategies and algorithms]. Moscow: Vuzovskaya kniga, 2013, 244 p.

Курейчик Владимир Викторович – Южный федеральный университет; e-mail: vkur@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +78634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; зав. кафедрой; д.т.н.; профессор.

Балясова Юлия Владимировна – e-mail: baliasova@sfedu.ru; тел.: +79185774576; кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; аспирант.

Бова Виктория Викторовна – e-mail: vvbova@yandex.ru; тел.: 88634371651 кафедра систем автоматизированного проектирования им. В.М. Курейчика; доцент.

Kureichik Vladimir Victorovich – Southern Federal University; e-mail: vkur@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371651; the Department of Computer Aided Design named after V.M. Kureichik; head of department; dr. of eng. sc.; professor.

Balyasova Yulia Vladimirovna – e-mail: baliasova@sfedu.ru; phone: +79185774576; the Department of Computer Aided Design named after V.M. Kureichik; graduate student.

Bova Victoria Victorovna – e-mail: vvbova@yandex.ru; phone: +78634371651; the Department of Computer Aided Design named after V.M. Kureichik; associate professor.

УДК 007.52

DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-29-42

Е.А. Назаров, М.Е. Данилин, Е.Ю. Косенко

АЛГОРИТМ ПОСТРОЕНИЯ МАРШРУТА РОБОТОТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА С ПРИМЕНЕНИЕМ АППАРАТА НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

В статье рассматривается математическое обоснование алгоритма построения маршрута для обеспечения движения мобильного робототехнического комплекса (РТК) в процессе следования за оператором при решении задач автономного управления с использованием технологий искусственного интеллекта (ИИ). Представлен подход к реализации задачи обеспечения автономности следования мобильного РТК за оператором по принципу «следуй за мной». В качестве основного метода выбран метод погони, обеспечивающий следование РТК за ведущим оператором на заданном расстоянии. Моделирование движения РТК вслед за оператором осуществляется в сопровождающей системе координат для более корректного описания движения материальной точки по криволинейной траектории. В качестве исходных данных используются два динамических массива чисел, включающих в себя информацию о расстоянии от видеокамеры РТК до ведущего оператора и о величине курсового угла между продольной осью комплекса и линией визирования. Построение маршрута осуществляется с запозданием, после того как ведущий оператор условно сделал один шаг в направлении от робота. Введение нечеткости в процесс управления подразумевает оценивание воздействий и реакций совокупностью термов, которые сопоставляются с некоторой степенью уверенности с определенными интервалами каких-либо физических величин. На основе предлагаемого подхода разработан алгоритм, который реализован в программной среде Python с использованием библиотеки встроенных функций для работы с аппаратом нечеткой логики Skfuzzy. Для оценивания точности реализации целевой функции проведено