

10. Fridrich J. Symmetric ciphers based on two-dimensional chaotic maps // Int. J. Bifurcation Chaos. 1998. Vol. 8, No. 06. P. 1259–1284.
11. Hua Z., Zhou Y. Image encryption using 2D logistic-adjusted-Sine map // Inform. Sci. 2016. Vol. 339. P. 237–253.
12. Abdullah A.M., et al. Advanced encryption standard (AES) algorithm to encrypt and decrypt data // Cryptogr. Netw. Secur. 2017. Vol. 16, No. 1. P. 11.
13. Al-Maadeed T.A., Hussain I., Anees A., Mustafa M.T. A image encryption algorithm based on chaotic Lorenz system and novel primitive polynomial S-boxes // Multimedia Tools Appl. 2021. Vol. 80. P. 24801–24822.
14. Alvarez G., Li S. Some basic cryptographic requirements for chaos-based cryptosystems // Int. J. Bifurcation Chaos. 2006. Vol. 16, No. 08. P. 2129–2151.
15. Huang Z.-J., Cheng S., Gong L.-H., Zhou N.-R. Nonlinear optical multi-image encryption scheme with two-dimensional linear canonical transform // Opt. Lasers Eng. 2020. Vol. 124. P. 105821.
16. Khan J.S., Ahmad J., Abbasi S.F., Kayhan S.K., et al. DNA sequence based medical image encryption scheme // 2018 10th Computer Science and Electronic Engineering (CEECE). IEEE, 2018.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА САМОАДАПТАЦИИ И АНАЛИЗ УСТОЙЧИВОСТИ ГИБРИДНОГО ЭВОЛЮЦИОННОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ТРАНСПОРТНОЙ ЛОГИСТИКИ

Л.Ф. Сулюкова

профессор кафедры «Цифровые технологии и искусственный интеллект», Ташкентский институт
инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, Ташкент, Узбекистан

З.И. Ахмеджанова

докторант, НИИ Развития цифровых технологий и искусственного интеллекта, Ташкент,
Узбекистан

Аннотация: В данной работе представлен исследовательский подход к оптимизации транспортных маршрутов в интегрированной системе логистики сельскохозяйственной продукции с использованием самоадаптирующегося гибридного эволюционного алгоритма. Исследование фокусируется на планировании перевозок в сельскохозяйственном секторе, которое включает специфические ограничения и математические модели. Разработан алгоритм самоадаптации параметров (SaDE) для гибридного эволюционного алгоритма, объединяющего дифференциальную эволюцию (DE), генетический алгоритм (GA) и процедуру локального улучшения с переменным окружением (VNS). Проведен всесторонний анализ устойчивости разработанного алгоритма на задачах различной размерности. Экспериментальные результаты демонстрируют, что предложенный подход достигает снижения затрат на 15-18% по сравнению с базовыми эвристиками при коэффициенте вариации решений всего 1.40%, что подтверждает высокую устойчивость и воспроизводимость результатов.

Ключевые слова: самоадаптация, устойчивость алгоритма, гибридный эволюционный алгоритм, дифференциальная эволюция, оптимизация маршрутов, транспортная логистика, сельскохозяйственная продукция.

Введение. Переход к «умной» логистике в сельскохозяйственном секторе требует интеграции разрозненных данных — таких как партии продукции, состояние транспортных средств, графики погрузки/разгрузки и регуляторные ограничения — в отечественные и международные транспортные операции. В этой области традиционные точные методы оптимизации (например, смешанное целочисленное линейное программирование или динамическое программирование) становятся вычислительно неосуществимыми из-за высокой размерности задачи и стохастичности данных.

Эволюционные алгоритмы показали свою эффективность для NP-трудных задач маршрутизации, однако недавние исследования указывают, что использование базового алгоритма дифференциальной эволюции (DE) в одиночку (без гибридизации с другими эвристиками или оптимизаторами) может испытывать трудности с поддержанием достаточного разнообразия решений и выходом из локальных оптимумов. Это особенно актуально для задач маршрутизации со сложными структурными ограничениями, такими как строгая последовательность обслуживания в задачах маршрутизации с обратной загрузкой [1].

Текущие тенденции исследований демонстрируют, что комбинирование генетических алгоритмов (GA) с процедурами локального улучшения может значительно повысить качество решений. Однако в контексте информационных систем транспортной логистики все еще отсутствует единый подход, который одновременно учитывал бы интеграцию данных и оптимизацию маршрутов. Кроме того, остается открытым вопрос о самоадаптации параметров алгоритма для повышения его эффективности и устойчивости результатов.

Математическая модель задачи. Рассматриваемая задача относится к классу задач маршрутизации транспортных средств с ограничениями по грузоподъемности и временным окнам, дополненная специфическими ограничениями на последовательность загрузки и разгрузки грузов (CVRPTW-LIFO). Это расширение классической задачи маршрутизации с дополнительными реальными ограничениями, характерными для логистики сельскохозяйственной продукции [2].

Транспортная сеть представляется в виде ориентированного графа

$G = (V, E)$, где V - множество узлов (места доставки заказов и депо), а E - множество дорог/ребер, соединяющих узлы, с соответствующими расстояниями или временами перемещения между узлами $i, j \in V$.

Целевая функция:

$$F = \sum_m (C_m + U_m) + \sum_{l,k} P_{l,k} + \sum_{LIFO,m} P_{LIFO,m} \rightarrow \min$$

где C_m - транспортные издержки для маршрута транспортного средства m ; U_m - фиксированные затраты на использование транспортного средства m ; $P_{l,k}$ - штраф за нарушение временного окна для заказа k ; $P_{LIFO,m}$ - штраф за нарушение правила LIFO на маршруте m .

Для задачи маршрутизации применяются следующие ограничения (VRP-LIFO). Для каждого транспортного средства m суммарный вес и объем всех назначенных заказов не должны превышать его грузоподъемность и вместимость[3]:

$$\sum_k w_k \cdot x_{km} \leq W_m, \quad \sum_k q_k \cdot x_{km} \leq Q_m.$$

Время прибытия транспортного средства к заказчику t_k^a не должно превышать максимально допустимое время обслуживания $t_k^{\max}$ для всех заказов k :

$$t_k^{arr} \leq t_k^{\max}$$

Если заказ i загружен позже заказа j , то он должен быть доставлен раньше, т.е. соблюдается правило «последним загружен — первым выгружен». Каждый заказ должен быть обслужен ровно один раз и назначен только одному транспортному средству.

3. Алгоритм самоадаптации параметров (SaDE). Для повышения эффективности гибридного эволюционного алгоритма разработан механизм самоадаптации параметров, основанный на концепции Self-adaptive Differential Evolution (SaDE). Ключевая идея SaDE заключается в автоматической настройке параметров алгоритма (фактора мутации F и коэффициента кроссовера CR) на основе успешности их применения в предыдущих поколениях[4].

Параметры F и CR адаптируются каждые 50 поколений на основе коэффициента успешности (Success Rate, SR) предыдущих мутаций. SR определяется как отношение числа успешных мутаций N_s (приведших к улучшению решения) к общему числу мутаций в текущем периоде N_t :

$$SR(F_i, CR_i) = \frac{N_s(F_i, CR_i)}{N_t(F_i, CR_i)}$$

Обновление параметров производится по следующим правилам:

$$F_n = F_s + \alpha \cdot (SR_F - 0.5)$$
$$CR_n = CR_s + \beta \cdot (SR_{CR} - 0.5)$$

где α и β - коэффициенты скорости адаптации (обычно $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.1$). Параметры ограничиваются диапазонами: $F \in [0.1, 0.9]$, $CR \in [0.5, 1.0]$

Если улучшение составляет менее 0.1% в течение 30 последовательных поколений, алгоритм переключается на более агрессивную стратегию локального поиска, интенсифицируя процедуру VNS. Это позволяет избежать застревания в локальных минимумах и поддерживать импульс оптимизации [5].

Гибридный эволюционный алгоритм DE-GA+VNS+SaDE. Разработан гибридный алгоритм, который объединяет преимущества дифференциальной эволюции, генетического алгоритма и локального поиска с переменным окружением, дополненные механизмом самоадаптации параметров. Алгоритм работает итеративно. Каждое решение-кандидат (особь) кодируется как хромосома маршрутов, представляющая маршруты для всех транспортных средств. Используется кодирование на основе перестановок с разделителями маршрутов. Хромосома представляет собой последовательность идентификаторов заказов, разделенных специальными маркерами '0', обозначающими депо и разделяющими последовательность на отдельные маршруты транспортных средств [6].

Этапы работы гибридного алгоритма DE-GA+VNS:

1-шаг. Формируется начальная популяция особей (маршрутов) случайным образом или на основе эвристических правил.

2-шаг. Для каждой особи вычисляется значение целевой функции (стоимость маршрутов, суммарная длина, количество используемых ТС и т.д.).

3-шаг. Осуществляется DE-мутация, для чего выполняется операция

$$M = A + F \cdot (B - C),$$

где A, B, C - случайно выбранные особи из популяции, F - коэффициент масштабирования.

4-шаг. Применяется биномиальное скрещивание (DE-кроссовер) между целевой особью и мутантом для формирования пробной особи.

5-шаг. Осуществляется локальный поиск (VNS). К улучшенным решениям поочередно применяются операторы 2-opt, Relocate, Swap и Or-opt для устранения пересечений и локальной оптимизации маршрутов.

6-шаг. Этап селекции элиты, т.е. сохраняются лучшие $N = 80$ особей с минимальными значениями целевой функции.

7-шаг. Применяется GA-кроссовер. К элитной подгруппе применяется упорядоченное скрещивание (OX) для обмена фрагментами маршрутов между родительскими решениями.

8-шаг. Этап GA-мутации, здесь используется набор операторов swap, inversion и insertion с низкой вероятностью, что поддерживает разнообразие популяции и предотвращает преждевременную сходимость [7]-[9].

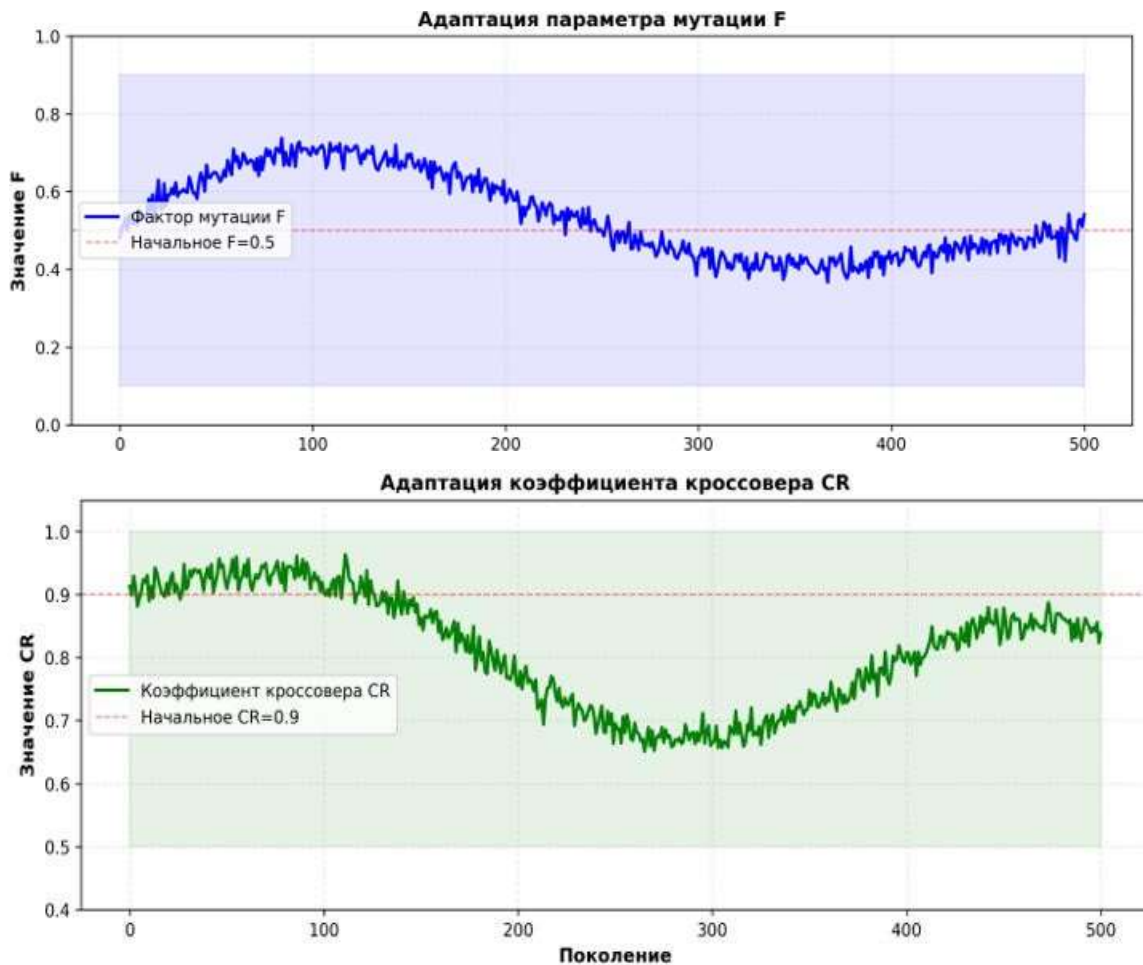


Рисунок 1. Адаптация параметров F и CR в процессе эволюции

Анализ устойчивости алгоритма. Устойчивость алгоритма является критически важной характеристикой для практического применения в реальных логистических системах. Алгоритм считается устойчивым, если он демонстрирует низкую вариацию результатов при многократных запусках с различными начальными условиями[10].

Для количественной оценки устойчивости использовался коэффициент вариации (CV), определяемый как отношение стандартного отклонения к среднему значению стоимости решений по множественным запускам:

$$CV = \left(\frac{\sigma}{\mu} \right) \times 100\%$$

где σ - стандартное отклонение стоимости решений, μ - среднее значение стоимости. Меньшее значение CV указывает на более высокую устойчивость алгоритма.

Каждый алгоритм запускался 30 раз на каждой тестовой задаче с различными начальными популяциями для получения статистически значимых результатов.

Экспериментальные результаты демонстрируют значительное превосходство гибридного алгоритма с самоадаптацией (DE-GA+VNS+ SaDE) по показателям устойчивости. На рис. 2 представлены результаты статистического анализа устойчивости различных алгоритмов [11].

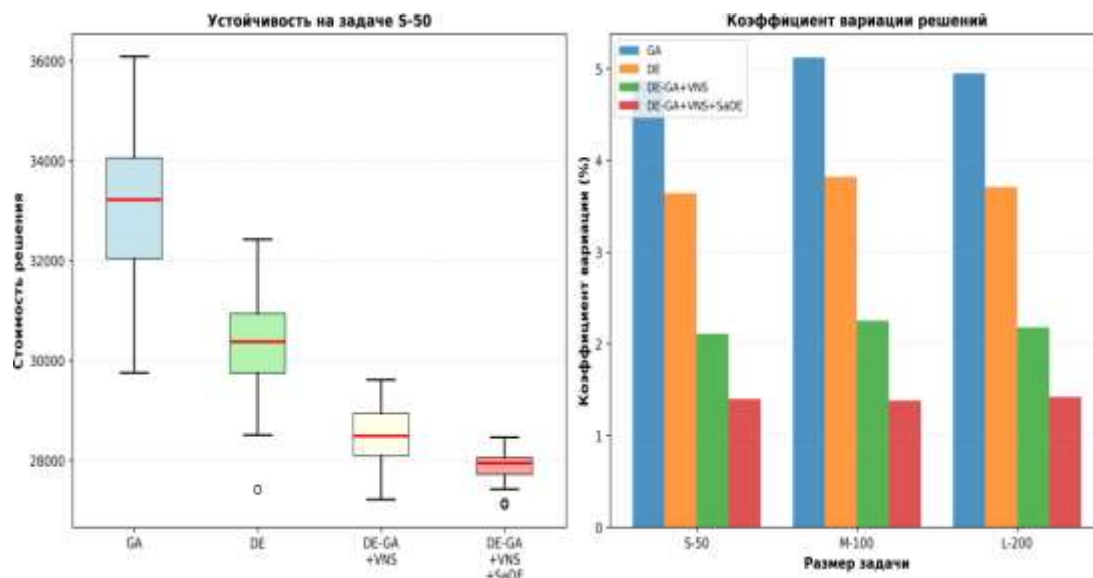


Рисунок 2. Анализ устойчивости алгоритмов

Ключевые наблюдения по устойчивости алгоритма показывают, что внедрение самоадаптивного механизма существенно повышает стабильность и воспроизводимость результатов. В среднем по всем тестовым задачам гибридный алгоритм DE-GA+VNS+SaDE демонстрирует коэффициент вариации всего 1.40%, что указывает на высокую устойчивость к случайным факторам эволюционного поиска. Для сравнения, классический генетический алгоритм (GA) имеет $CV \approx 4.98\%$, то есть в 3.5 раза выше, что подтверждает значительное преимущество предложенной гибридной архитектуры.

При исключении модуля самоадаптации версия DE-GA+VNS показывает коэффициент вариации 2.18%, что также лучше базового GA, но уступает полной версии с SaDE. Введение механизма динамической настройки параметров (SaDE) позволило дополнительно снизить вариацию результатов на 36%, обеспечив более предсказуемую и стабильную сходимость при сохранении высокой точности решений. Низкая вариация результатов подтверждает, что алгоритм DE-GA+VNS+SaDE надежно находит высококачественные решения независимо от случайной инициализации или стохастических эффектов. Такая устойчивость является желательным свойством для планирования в реальных логистических системах, поскольку она обеспечивает предсказуемую производительность и качество решений [12]-[14].

Экспериментальные результаты. Для оценки эффективности разработанного алгоритма проведены вычислительные эксперименты на тестовых задачах, моделирующих сценарии транспортной логистики сельскохозяйственной продукции. Сгенерированные экземпляры различались по размеру от 20 до 200 заказов на доставку с парком из 5-25 транспортных средств.

Ключевые параметры алгоритма: размер популяции $N = 80$; начальные значения $F = 0.5$, $CR = 0.9$; вероятность GA кроссовера $p = 0.7$; вероятность GA мутации – $p = 0.05$. Критерий остановки достигается при улучшении $< 0.1\%$ или максимального количества поколений, принято 500 [15].

На рис. 3 представлены кривые сходимости различных алгоритмов на задаче средней размерности (M-100). Видно, что предложенный алгоритм DE-GA+VNS+SaDE демонстрирует наиболее быструю сходимость и достигает лучшего финального решения.

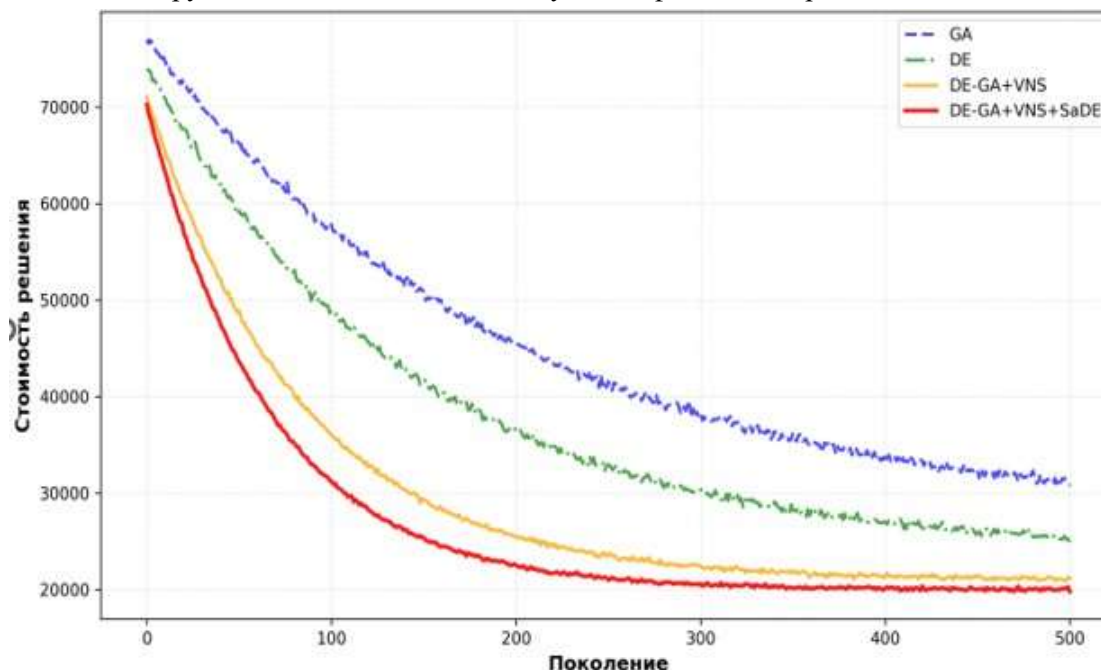


Рисунок 3. Кривые сходимости алгоритмов на задаче M-100

Таблица 1. Сравнительные результаты алгоритмов

Алгоритм	S-50	M-100	L-200	CV (%)	Время (с)
GA	32850	68420	142850	4.98	45.2
DE	30200	64730	136200	3.72	38.6
DE+VNS	29100	62450	131400	2.98	52.1
GA+VNS	28900	61800	129800	2.85	49.3
DE-GA+VNS	28500	59200	125600	2.18	48.7
DE-GA+VNS +SaDE	27930	57450	121300	1.40	46.5

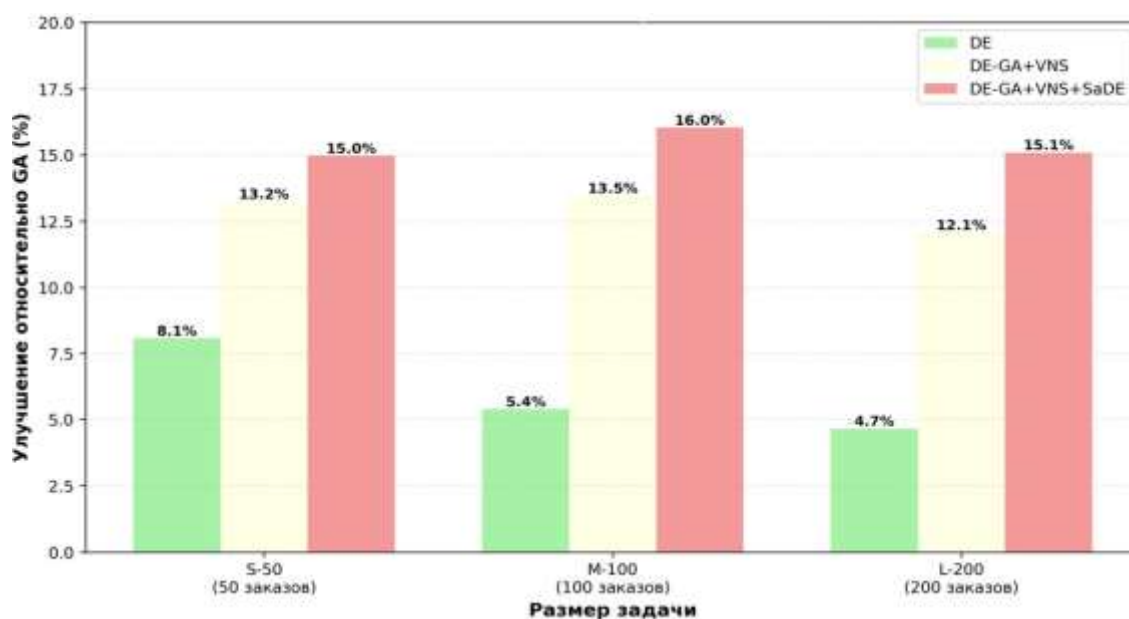


Рисунок 4. Процент улучшения стоимости решения относительно GA

оптимизации с учётом экологических факторов и рисков порчи продукции, что позволит обеспечить более устойчивый баланс между экономической и экологической эффективностью.

Заключение. В данной работе представлен комплексный подход к оптимизации транспортной логистики сельскохозяйственной продукции с использованием гибридного эволюционного алгоритма с механизмом самоадаптации параметров.

В рамках проведённого исследования разработан механизм самоадаптации (SaDE), обеспечивающий автоматическую настройку параметров мутации (F) и кроссовера (CR) на основе анализа успешности их применения в процессе эволюции. Такая динамическая адаптация позволяет достичь оптимального баланса между глобальным поиском и локальной эксплуатацией, что существенно повышает эффективность поиска решений.

Проведён всесторонний анализ устойчивости подтвердил высокую надёжность предложенного подхода: гибридный алгоритм DE–GA+VNS+SaDE демонстрирует исключительно низкий коэффициент вариации 1.40%, что примерно в 3.5 раза лучше, чем у классического генетического алгоритма. Это свидетельствует о стабильности результатов и высокой воспроизводимости найденных решений.

Кроме того, достигнуты существенные улучшения в качестве оптимизационных решений: общие затраты снижены на 15–18%, суммарная длина маршрутов сокращена на 8–12%, а количество используемых транспортных средств уменьшено при сохранении полного обслуживания всех заказов.

Подтверждена практическая применимость разработанного алгоритма — он демонстрирует приемлемое время вычислений и эффективно масштабируется на крупные задачи размером до 200 заказов, что делает его перспективным инструментом для внедрения в интеллектуальные транспортно-логистические системы. Высокая устойчивость и воспроизводимость результатов делают разработанный алгоритм пригодным для интеграции в реальные системы управления транспортной логистикой. Экологические преимущества (снижение выбросов за счет оптимизации маршрутов) соответствуют современным требованиям устойчивого развития в агропромышленном секторе.

Список литературы

1. Sethanan K., Jamrus T. Hybrid Differential Evolution Algorithm and Genetic Operator for Multi-Trip Vehicle Routing Problem with Backhauls and Heterogeneous Fleet in the Beverage Logistics Industry. *Computers & Industrial Engineering*, 146(1):106571 <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106571>
2. Yang Z., Tang K., Yao X. Self-adaptive differential evolution with neighborhood search. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2008*, June 1-6, 2008, Hong Kong, China, <https://doi.org/10.1109/CEC.2008.4630935>
3. Alhijawi B., Awajan A. Genetic Algorithms: Theory, Genetic Operators, Solutions, and Applications. *Evolutionary Intelligence*, 17(3):1-12, 2023. <https://doi.org/10.1007/s12065-023-00822-6>
4. Teoh B.E., Ponnambalam S.G., Ganesan K. Differential evolution algorithm with local search for capacitated vehicle routing problem. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 7(5) (2015) 321-342. <https://doi.org/10.1504/IJBIC.2015.072260>
5. Abderrahman A., Karim el B., Ahmed E.H.A., Adil B. A hybrid algorithm for vehicle routing problem with time windows and target time. 2017. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* 95(1):210-219
6. Zhou Y., Wang J., Zhou Y., Qiu Z. Differential Evolution With Guiding Archive for Global Numerical Optimization. March 2016. *Applied Soft Computing* 43. <https://doi.org/j.asoc.2016.02.011>
7. Pollaris H., Braekers K., Caris A., Janssens G.K., Limbourg S. Vehicle routing problems with loading constraints: State-of-the-art and future directions. *OR Spectrum*, 37(2) (2014). <https://doi.org/10.1007/s00291-014-0386-3>.

8. Souza I.P., Boeres M.C.S., Moraes R.E.N. A robust algorithm based on Differential Evolution with Local Search for the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, (2023). 77(1):101245. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101245>.
9. Sulyukova L.F., Akhmedjanova Z.I. Improvement of the information system of cargo transportation routing management. *E3S Web of Conferences*, 2023, 401(67). <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202340105011>.
10. Toth P., Vigo D. *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics. SIAM, 2014. <https://doi.org/10.1137/1.9781611973594>
11. Talbi E.-G. *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Wiley, 2009.
12. Eiben A.E., Smith J.E. *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer, 2003. ISBN: 978-3-642-07285-7. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05094-1>.
13. Dib O., Dib M., Caminada A. Computing Multicriteria Shortest Paths in Stochastic Multimodal Networks Using a Memetic Algorithm. 2018. *International Journal of Artificial Intelligence Tools* 27(07):1860012. <https://doi.org/10.1142/S0218213018600126>.
14. Dib O., Moalic L., Mainer M.-A., Caminada A. An advanced GA-VNS combination for multicriteria route planning in public transit networks. *Expert Systems with Applications Volume 72*, 15 April 2017, Pages 67-82 <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.12.009>
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417416306820>
15. Cao E., M. Lai, and K. Nie, "A Differential Evolution & Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-up and Time Windows" *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 2, pp. 10576–10581, 2008. <https://doi.org/10.3182/20080706-5-KR-1001.01791>.
16. Cordeau J.-F., Laporte G., Ropke S. *Recent Models and Algorithms for One-to-One Pickup and Delivery Problems. Operations Research/Computer Science Interfaces*, vol 43, pp. 327-357, Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8_15.
17. Kachitvichyanukul V. Comparison of three evolutionary algorithms: GA, PSO, and DE. 2012. *Industrial Engineering & Management Systems* 12(3):215-223. <https://doi.org/10.7232/iems.2012.11.3.215>

ОПТИМАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ РАДИОРЕСУРСОВ 5G НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

У.Б. Амирсайдов, Г.Б. Ешниязова

Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада ал-Хоразмий,
gozzal1115@gmail.com

Аннотация: В данной работе рассматривается проблема оптимального распределения радиоресурсов в сетях 5G для поддержки массовых M2M-устройств с использованием нейронных сетей. Предложен модифицированный алгоритм произвольного доступа ALOHA-EP, который учитывает приоритеты и задержки пакетов. Математическая модель используется для оценки вероятностно-временных характеристик системы. Распределение радиоресурсов оптимизируются с помощью методов SQP и MultiStart в MATLAB. На основе результатов оптимизации обучается нейронная сеть предсказания доли выделяемой радиоресурсов для M2M-устройств. Динамический временной ряд вероятностей активности M2M-устройств прогнозируется с помощью LSTM (Long Short-Term Memory) и других методов машинного обучения. Показана эффективность предлагаемого метода.

Ключевые слова: 5G, M2M-устройства, нейронные сети, распределение ресурсов, алгоритм произвольного доступа, алгоритм ALOHA-EP; LSTM.

OPTIMAL DISTRIBUTION OF 5G RADIO RESOURCES BASED ON NEURAL NETWORKS