

Обзорная статья



УДК 004.023:621.391

<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24>

EDN:JUAAMB

Алгоритмы роевого интеллекта для решения задач оптимизации в системах телекоммуникаций

✉ Леонид Сергеевич Адонин, adonin.ls@sut.ru

✉ Андрей Геннадьевич Владыко, vladuko@sut.ru

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича,
Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

Аннотация

Актуальность. В современном мире телекоммуникации играют критически важную роль в обеспечении цифровой экономики. Сложность и масштаб современных телекоммуникационных сетей, характеризующихся высокой динамичностью, гетерогенностью и постоянным ростом трафика, обуславливают необходимость разработки и применения эффективных методов оптимизации. Традиционные аналитические методы часто оказываются неспособными справиться с комбинаторной сложностью и нелинейностью задач, возникающих в данной области, что делает актуальным поиск альтернативных подходов. В этом контексте алгоритмы роевого интеллекта представляют собой перспективный класс методов, основанных на коллективном поведении биологических организмов и способных эффективно решать сложные задачи оптимизации.

Целью настоящей работы является систематизация и анализ современных исследований, посвященных применению алгоритмов роевого интеллекта в телекоммуникационных сетях. Особое внимание уделено таким методам, как алгоритм пчелиной колонии, алгоритм муравьиной колонии и алгоритм стаи серых волков, а также их модификациям. Основной задачей исследования является выявление ключевых тенденций и направлений развития эвристических алгоритмов с целью повышения производительности, надежности и устойчивости телекоммуникационных систем в условиях роста трафика и усложнения сетевых архитектур.

Научная новизна заключается в проведении систематического обзора современных публикаций, посвященных практическому применению алгоритмов роевого интеллекта в сфере телекоммуникаций. Представлена таксономия рассматриваемых методов, а также проанализированы их основные принципы функционирования и эффективность при решении специфических задач оптимизации в данной предметной области. Особый акцент сделан на адаптации и гибридизации алгоритмов для повышения их производительности в реальных сетевых сценариях.

Теоретическая значимость исследования состоит в обобщении существующего опыта применения биоинспирированных методов оптимизации в телекоммуникациях, что открывает возможности для дальнейшей разработки более эффективных и масштабируемых подходов к управлению сложными динамическими системами. Полученные результаты способствуют углублению понимания потенциала алгоритмов роевого интеллекта в решении задач маршрутизации, распределения ресурсов, планирования сетей и других проблем, характерных для современной цифровой экономики.

Ключевые слова: оптимизация систем телекоммуникаций, метаэвристические методы, роевой интеллект, ABC, ACO, GWO

Ссылка для цитирования: Адонин Л.С., Владыко А.Г. Алгоритмы роевого интеллекта для решения задач оптимизации в системах телекоммуникаций // Труды учебных заведений связи. 2025. Т. 11. № 3. С. 7–24. DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24. EDN:JUAAMB

Review research

<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24>

EDN:JUAAMB

Swarm Intelligence Algorithms for Solving Optimization Problems in Telecommunication Systems

 Leonid S. Adonin , adonin.ls@sut.ru Andrey G. Vladiko, vladiko@sut.ru

The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications,
St. Petersburg, 193232, Russian Federation

Annotation

Relevance. In the modern world, telecommunications play a critically important role in supporting the digital economy. The complexity and scale of contemporary telecommunication networks – characterized by high dynamism, heterogeneity, and continuously growing traffic – necessitate the development and application of efficient optimization methods. Traditional analytical approaches often prove inadequate in addressing the combinatorial complexity and nonlinearity of problems arising in this domain, making the search for alternative solutions increasingly relevant. In this context, swarm intelligence algorithms represent a promising class of methods inspired by the collective behavior of biological organisms, capable of effectively solving complex optimization tasks.

The aim of this study is to systematize and analyze current research devoted to the application of swarm intelligence algorithms in telecommunication networks. Particular attention is given to such methods as the Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, Ant Colony Optimization (ACO), and the Grey Wolf Optimizer (GWO), as well as their modifications. The main objective of the research is to identify key trends and development directions of heuristic algorithms aimed at enhancing the performance, reliability, and resilience of telecommunication systems under increasing traffic loads and evolving network architectures.

Scientific novelty lies in conducting a systematic review of recent publications focusing on the practical application of swarm intelligence algorithms in the field of telecommunications. A taxonomy of the considered methods is presented, and their core operational principles and effectiveness in solving specific optimization problems within this domain are analyzed. Special emphasis is placed on the adaptation and hybridization of algorithms to improve their performance in real-world network scenarios.

The theoretical significance of the study consists in summarizing existing practices of applying bio-inspired optimization techniques in telecommunications, thereby opening up opportunities for further development of more efficient and scalable approaches to managing complex dynamic systems. The obtained results contribute to a deeper understanding of the potential of swarm intelligence algorithms in solving routing, resource allocation, network planning, and other critical problems typical of the modern digital economy.

Keywords: telecommunication system optimization, metaheuristic algorithms, swarm intelligence, ABC, ACO, GWO

For citation: Adonin L.S., Vladiko A.G. Swarm Intelligence Algorithms for Solving Optimization Problems in Telecommunication Systems. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2025;11(3):7–24. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24. EDN:JUAAMB

Введение

Современные телекоммуникационные системы при переходе к сетям следующего поколения отличаются сложной архитектурой, высокой скоростью обработки данных, ультранизкой задержкой и необходимостью автоматизации ключевых процес-

сов, таких как маршрутизация, управление сетью, обеспечение качества обслуживания (QoS, аббр. от англ. Quality of Service) и спектроселективное декодирование [1]. В связи с возрастанием масштабов и динамичности задач классические методы оптимизации становятся неэффективными из-за значи-

тельных вычислительных затрат. В таких условиях широкое применение находят метаэвристические алгоритмы, позволяющие получать приемлемые решения за относительно короткое время [2].

Биоинспирированные методы продемонстрировали высокую эффективность при решении сложных задач оптимизации в различных областях, включая телекоммуникации (таблица 1). Среди наиболее популярных метаэвристических алгоритмов, применяемых в данной области, следует выделить метод оптимизации роя частиц (PSO, *аббр. от англ. Particle Swarm Optimization*), моделирующий социальное поведение птиц и рыб [3–5]. Также широкое распространение получил алгоритм оптимизации стаи сальп (SSO, *аббр. от англ. Salp Swarm Optimization*), осуществляющий поиск оптимальных решений за счет параллельного исследования пространства решений посредством популяции агентов. Данный алгоритм использует стратегии межагентного взаимодействия для нахождения глобального экстремума и часто превосходит другие методы по скорости сходимости и качеству получаемых решений [6].

Не менее востребованными остаются генетический алгоритм (GA, *аббр. от англ. Genetic Algorithm*), воспроизводящий принципы естественного отбора, и дифференциальная эволюция (DE, *аббр. от англ. Differential Evolution*), основанная на механизмах природной эволюции [7, 8]. К числу перспективных подходов относятся также алгоритм оптимизации кормления бактерий (BFO, *аббр. от англ. Bacterial Foraging Optimization*) и алгоритм летучих мышей (BA, *аббр. от англ. Bat Algorithm*), которые имитируют соответственно поведение бактерий при поиске пищи и эхолокационные навыки летучих мышей [7, 9]. Перечисленные алгоритмы успешно применяются в различных предметных областях, демонстрируя высокую универсальность и эффективность при решении задач оптимизации [8, 10] (см. таблицу 1). Для выбора наиболее подходящего метода необходимо проведение сравнительного анализа по таким критериям, как скорость сходимости, точность решения и адаптивность к изменяющимся условиям [2, 3, 11].

В рамках настоящего исследования рассматриваются три наиболее часто применяемых роевых алгоритма:

- пчелиной семьи (ABC, *аббр. от англ. Artificial Bee Colony*);
- муравьиной колонии (ACO, *аббр. от англ. Ant Colony Optimization*);
- стаи серых волков (GWO, *аббр. от англ. Grey Wolf Optimizer*).

ТАБЛИЦА 1. Разнообразие метаэвристических алгоритмов и область их применения

TABLE 1. Diversity of Metaheuristic Algorithms and Their Areas of Application

Область применения	Алгоритм
Инженерное проектирование	GP, GSA, SA, WOA
Компьютерные сети и телекоммуникации	ABC, ACO, CSA, EPO, GA, GWO, MHSA, MBO, MMA, PSO, SSO
Энергетика и энергоменеджмент	BBO, CSA, FA, GWO, ННО, KHA, MFO, PSO, SSO, WOA
Анализ данных и машинное обучение	ABC, ALO, FA, GA, GSA, GOA, GWO, PSO, RIO, SA, WOA
Робототехника	GP, GSA, SA, WOA
Медицинская диагностика	ABC, ACO, BA, BMO, CSA, EPO, PBA, PSO
Информатика и другие области	BA, BBO, BNSS, DFO, ESA, FOA, LA, MPA, SHO

Список принятых сокращений:

ABC – Алгоритм пчелиной семьи (Artificial Bee Colony)
ACO – Алгоритм муравьиной колонии (Ant Colony Optimization)
ALO – Алгоритм оптимизации муравьиных львов (Ant Lion Optimizer)
BA – Алгоритм летучих мышей (Bat Algorithm)
BBO – Биогеографическая оптимизация (Biogeography-Based Optimization)
BNSS – Алгоритм поиска с новой стратегией обновления решений (Backtracking Search Algorithm with Novel Solution Updating Strategy)
BMO – Оптимизация на основе броуновского движения (Brownian Motion Optimization)
CSA – Алгоритм поиска кукушки (Cuckoo Search Algorithm)
DFO – Дифференциальная оптимизация опыления цветов (Differential Flower Pollination Optimization)
EPO – Улучшенный алгоритм роя частиц (Enhanced Particle Optimizer)
ESA – Эволюционный поисковый алгоритм (Evolutionary Search Algorithm)
FA – Алгоритм светлячков (Firefly Algorithm)
FOA – Алгоритм оптимизации мушек-дрозофил (Fruit Fly Optimization Algorithm)
GA – Генетический алгоритм (Genetic Algorithm)
GSA – Алгоритм гравитационного поиска (Gravitational Search Algorithm)
GOA – Алгоритм оптимизации саранчи (Grasshopper Optimisation Algorithm)
GP – Генетическое программирование (Genetic Programming)
GWO – Алгоритм стаи серых волков (Grey Wolf Optimizer)
ННО – Алгоритм оптимизации ястребов Харриса (Harris Hawks Optimization)
KHA – Алгоритм стада криля (Kril Herd Algorithm)
LA – Алгоритм лиги чемпионов (League Championship Algorithm)
MFO – Алгоритм оптимизации молей и пламени (Moth-Flame Optimization)
MHSA – Многоуниверсальный гармонический поиск (Multi-Verse Harmony Search Algorithm)
MMA – Метод движущихся асимптот (Method of Moving Asymptotes)
MPA – Алгоритм морских хищников (Marine Predators Algorithm)
PBA – Политический алгоритм оптимизации / Парламентский алгоритм (Political/Parliamentary Optimization Algorithm)
PSO – Алгоритм роя частиц (Particle Swarm Optimization)
RIO – Алгоритм оптимизации на основе поведения крыс (Rat-Inspired Optimization)
SA – Имитация отжига (Simulated Annealing)
SHO – Алгоритм прыгающих лягушек (Shuffled Frog Leaping Algorithm)
SSO – Алгоритм социальных пауков (Social Spider Optimization)
WOA – Алгоритм оптимизации китов (Whale Optimization Algorithm)

Алгоритм ABC, вдохновленный поведением медоносных пчел, характеризуется простотой реализации и применимостью к задачам машинного обучения и управления технологическими процессами. Однако он может сталкиваться с проблемами замедленной сходимости и недостаточной точности [12]. Алгоритм ACO, основанный на механизме феромонных троп, хорошо зарекомендовал себя при решении задач дискретной оптимизации, особенно в области маршрутизации и планирования [2]. Алгоритм GWO, моделирующий социальную иерархию и охотничьи стратегии серых волков, отличается высокой скоростью сходимости и точностью, но склонен к преждевременной сходимости и снижению разнообразия популяции [13]. Современные модификации, включая многоступенчатые стратегии адаптивного поиска, способствуют повышению его устойчивости к попаданию в локальные оптимумы и расширению диапазона практического применения.

В работе рассматриваются теоретические основы указанных алгоритмов, их адаптация к специфике задач телекоммуникационных систем, а также результаты экспериментальных исследований, представленных в научной литературе. Особое внимание уделено анализу эффективности, устойчивости и масштабируемости алгоритмов.

Теоретические основы роевых алгоритмов

Теоретические основы роевых алгоритмов базируются на принципах коллективного интеллекта и самоорганизации, позволяющих решать сложные оптимизационные задачи за счет взаимодействия множества простых агентов. Эти алгоритмы имитируют природные явления, такие как поведение стай птиц, координация рыб или социальное взаимодействие насекомых, что обеспечивает эффективное исследование пространства решений в условиях высокой размерности и неопределенности [14, 15].

Одним из ключевых представителей данного класса является алгоритм PSO, который получил широкое распространение благодаря вычислительной простоте и быстрой конвергенции. Однако его использование ограничено риском попадания в локальные оптимумы и преждевременной конвергенцией. Для преодоления этих недостатков разработаны усовершенствованные версии, включающие механизмы адаптивного отбора лидерских качеств и полеты Леви [16, 17].

Общими характеристиками роевых алгоритмов являются децентрализованное управление, параллельная обработка информации и использование простых правил локального взаимодействия между агентами. Эти свойства обеспечивают высокую устойчивость к локальным оптимумам и позволяют эффективно работать в условиях неполной

информации и динамической изменчивости среды [18, 19]. Благодаря своей гибкости и адаптивности данные алгоритмы находят применение в различных областях, включая телекоммуникации, робототехнику, логистику, мониторинг окружающей среды и планирование маршрутов [19, 20].

Среди наиболее известных роевых алгоритмов выделяются ABC, ACO и GWO. Алгоритм ABC моделирует поведение медоносных пчел при поиске пищи, эффективно балансируя между разведкой новых источников и эксплуатацией известных. ACO основывается на механизме феромонных троп муравьев, что позволяет находить оптимальные пути в сложных пространствах решений [21]. GWO имитирует социальную иерархию и охотничье поведение серых волков, демонстрируя высокую скорость и точность конвергенции. Современные модификации GWO направлены на решение проблем преждевременной конвергенции и локальной оптимизации [22, 23].

ABC предложен Д. Карабогой в 2005 г. [24]. Несмотря на свою эффективность в задачах непрерывной оптимизации, алгоритм сталкивается с проблемами слабого локального поиска и преждевременной конвергенции. Для улучшения его производительности были разработаны модификации, такие как использование k -средних для кластеризации и хаотического поиска [25].

ACO, разработанный М. Дориго в начале 1990-х годов [26], основывается на механизме отложения феромонов. Искусственные муравьи строят решения, выделяя феромоны, что создает положительную обратную связь и направляет поиск к оптимальным решениям [27]. Эффективность ACO может быть дополнительно повышена за счет корректировки численности популяции муравьев [28].

GWO моделирует социальную иерархию и охотничье поведение серых волков. Современные модификации, такие как ATgWO и EGWO, улучшают исследование пространства решений за счет адаптивного взвешивания лидеров и инновационных стратегий обновления позиций [29].

Все три алгоритма демонстрируют различный баланс между исследованием новых решений и эксплуатацией известных. ABC использует вероятностный выбор и случайный поиск, ACO – следы феромонов и эвристическую информацию, а GWO – социальную иерархию и координированное перемещение агентов [12]. Это позволяет преодолевать локальные оптимумы, что является ключевой задачей в сложных задачах оптимизации [30].

Вычислительная сложность рассматриваемых алгоритмов находится в полиномиальных пределах, что делает их применимыми к реальным задачам [31]. Их адаптация для параллельных вычисле-

ний обеспечивает значительное ускорение и масштабируемость [32]. Параметрическая настройка играет важную роль в оптимизации производительности каждого алгоритма [33].

Сравнительный анализ показывает, что АСО эффективен для маршрутизации и планирования путей, но чувствителен к коэффициенту испарения феромонов, веса эвристической информации и интенсивности откладывания феромонов [34]. GWO отличается быстрой сходимостью, но склонен к преждевременной конвергенции [35]. ABC хорошо работает с непрерывными функциями, но менее эффективен в дискретных задачах [35].

Важной особенностью всех трех алгоритмов является их способность к адаптации. Современные модификации значительно расширяют их возможности, подчеркивая актуальность и перспективность использования метаэвристических алгоритмов в современных приложениях [36].

Анализ практической реализации алгоритмов

Все три алгоритма, ABC, АСО и GWO, реализуют общую стратегию итеративного улучшения решений без использования градиентной информации, полагаясь на коллективное поведение агентов для исследования и эксплуатации пространства решений. Несмотря на общую цель – нахождение глобального оптимума посредством коллективного поиска – алгоритмы ABC, АСО и GWO демонстрируют принципиальные отличия в операторе обновления решений, стратегии обмена информацией между агентами и в методах балансировки разведки и эксплуатации, что определяет их относительную эффективность при решении различных классов оптимизационных задач. Эти различия, подкрепленные соответствующими математическими моделями и эмпирическими исследованиями, позволяют исследователям и практикам делать обоснованный выбор методологии в зависимости от конкретных требований задачи и вычислительных ограничений [37–39].

Алгоритм ABC использует схему трех фаз, которая сочетает локальный поиск (с помощью операций обновления решений в фазе рабочих) с глобальным поиском, осуществляемым фуражирами. Основные преимущества ABC заключаются в простоте реализации, относительно небольшом количестве параметров для настройки и способности избегать преждевременной сходимости за счет случайного поиска новых решений.

Математическое обновление решения представлено формулой:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \varphi_{ij}[x_{ij}(t) - x_{kj}(t)], \quad (1)$$

где $x_{ij}(t)$ – j -я компонента i -го решения в итерации t ; $x_{kj}(t)$ – случайно выбранное значение из другой

позиции; φ_{ij} – случайный коэффициент, равномерно распределенный в промежутке $[-1, 1]$.

Алгоритм реализует дифференциальную эволюцию решения через интеграцию случайных компонент [40]. Тем не менее, алгоритм ABC может быть менее эффективным при высоких размерностях, поскольку точная эксплуатация локальных оптимумов требует значительного числа итераций – данное ограничение характерно для его применения в задачах непрерывной оптимизации и комбинаторных задачах, таких как задача коммивояжера [37].

В свою очередь, алгоритм АСО отличается явной зависимостью от истории поиска, которая кодируется в виде следов феромонов.

Вероятностное правило выбора компонента решения выражается формулой:

$$p_{ij}^k(t) = [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta / \Sigma_i \in J_k(i) [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}(t)]^\beta, \quad (2)$$

где $\tau_{ij}(t)$ – концентрация феромона на ребре между городами i и j в момент времени t ; $\eta_{ij}(t)$ – эвристическая информация, часто обратная расстоянию между i и j ; α и β – параметры, определяющие относительную значимость феромона и эвристики; $J_k(i)$ – множество доступных вершин для муравья k , находящегося в вершине i [38].

Правило выбора демонстрирует, каким образом интенсивность феромона и эвристическая информация (например, обратное расстояние) комбинируются для формирования оптимальных маршрутов [38].

В дополнение к этому ключевую роль играет механизм испарения феромона, описываемый уравнением:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}, \quad (3)$$

где $\rho \in (0, 1)$ – коэффициент испарения; $\Delta\tau_{ij}$ – дополнительное количество феромона, внесенное муравьями, часто вычисляемое как сумма вкладов каждого муравья, прошедшего через ребро.

Эта процедура (3) позволяет усилить те компоненты решений, которые ведут к построению качественных маршрутов, и одновременно снижать влияние менее оптимальных путей.

АСО особенно эффективен в решении дискретных задач оптимизации, где представление решения естественным образом соответствует графовой модели, однако из-за своей вычислительной сложности и зависимости от обновления феромонов его реализация может быть затруднена для задач с большим числом вершин или переменных. Алгоритм GWO, напротив, опирается на модель социальной и охотничьей динамики стаи, где лучшие решения играют роль лидеров.

Основное уравнение обновления позиции:

$$X(t+1) = X(t) - A \cdot D, \quad (4)$$

где $X(t)$ – текущая позиция волка в итерации t ; $D = C \cdot X_p - X(t)$ – расстояние до «добычи» (или лучшего решения X_p); коэффициенты A и C рассчитываются по выражению:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \text{ и } C = 2 \cdot r_2,$$

где a – параметр, уменьшающийся линейно от 2 до 0 за время работы алгоритма; r_1 и r_2 – равномерно распределенные в интервале $[0, 1]$ случайные векторы [39, 41].

Уравнение с описанными коэффициентами A и C (4) демонстрирует, как случайные компоненты, адаптивно изменяющиеся в процессе работы, обеспечивают как глобальный, так и локальный поиск. Важным аспектом реализации GWO является линейное уменьшение параметра a , что способствует переключению алгоритма от разведки (исследования пространства) к эксплуатации (точное улучшение найденных оптимальных решений). В отличие от ABC и ACO, GWO обладает естественной способностью поддерживать баланс между диверсификацией популяции и сходимостью к оптимуму за счет многократного обновления позиций под влиянием трех лидеров стаи – альфа, бета и дельта. Это делает GWO универсальным инструментом как для непрерывных, так и для некоторого класса дискретных задач – в частности, при решении задач оптимизации в энергетических системах, управления или проектирования [42].

Таким образом каждый из них реализует уникальный подход к балансировке разведки и эксплуатации: ABC использует простую схему случайного поиска с фазами локального и глобального улучшения, ACO полагается на феромонные следы и вероятностный выбор решений, особенно эффективно в дискретных задачах, а GWO моделирует социальную иерархию и охотничью динамику, обеспечивая хороший баланс между исследованием и сходимостью. Эти различия в стратегиях и математических моделях обуславливают специфические сильные стороны и ограничения каждого алгоритма, что позволяет выбирать наиболее подходящий метод в зависимости от типа задачи, ее размерности и вычислительных требований.

Применение роевых алгоритмов в системах телекоммуникаций

Роевые алгоритмы получили широкое распространение в решении задач, связанных с управлением и оптимизацией в телекоммуникациях. Их способность эффективно работать с большими объемами данных и адаптироваться к динамически изменяющимся условиям делает их незаменимыми для современных сетей [43].

Особого внимания заслуживает применение ACO для оптимизации маршрутизации. Этот алгоритм демонстрирует высокую эффективность за счет имитации феромонных механизмов, что позволяет улучшить ключевые метрики производительности, включая коэффициент доставки пакетов и пропускную способность [44]. Модифицированный подход на основе алгоритма муравьиной колонии (MACO, *аббр. от англ.* Modified ACO), учитывающий текущее состояние сети, обеспечивает повышение пропускной способности и снижение задержек [45]. Гибридные модели, интегрирующие ACO с методами машинного обучения, показали значительный потенциал в беспроводных сенсорных сетях, где они способствуют снижению энергопотребления [46].

Алгоритм ABC также зарекомендовал себя как эффективный инструмент многоцелевой оптимизации. Он успешно применяется для минимизации задержек и энергопотребления в программно-определяемых сетях, где улучшает параметры QoS [47]. В логистических приложениях ABC обеспечивает маршрутизацию с учетом специфических ограничений, например – температурного режима [48].

Значительный вклад в развитие сетей 5G внес адаптированный GWO, который успешно решает задачи маршрутизации с учетом требований QoS [49]. Интеграция этого алгоритма с традиционными протоколами позволяет осуществлять динамическую корректировку трафика в реальном времени [50].

Интеллектуальные электросети, интегрирующие датчики, умные счетчики и устройства Интернета вещей (IoT, *аббр. от англ.* Internet of Things), сталкиваются с необходимостью обработки больших объемов данных в реальном времени. Традиционные облачные системы не всегда справляются с высокой нагрузкой, что снижает QoS. В интересах минимизации задержки и повышения эффективности обработки запросов в [51] была предложена гибридная архитектура «облако–туман», обеспечивающая трехуровневое распределение вычислений между пользователями, туманными узлами и облаком. В модели применяются как стандартные алгоритмы (Round Robin, Throttled), так и биовдохновленные методы: PSO, ACO, ABC и их гибриды, например, гибридный и адаптивный вариант алгоритма муравьиных колоний (HABACO, *аббр. от англ.* Hybrid Adaptive Binary Ant Colony Optimization), способный избегать локальных оптимумов и предназначенный для решения задач оптимизации в бинарном пространстве. Эффективность подхода подтверждена симуляциями и многими исследованиями [52–55].

Гибридная архитектура предусматривает разделение функций: на уровне пользователей собираются данные, туманные узлы выполняют предва-

рительную обработку, а облако – глубокий анализ и управление ресурсами. Особое внимание уделено алгоритму NABACO, который объединяет ABC и ACO для более точного распределения задач. Симуляции показали снижение времени отклика до 60–90 % по сравнению с PSO и ACO, при этом общие затраты на вычисления остаются оптимальными даже при увеличении числа виртуальных машин. Полученные результаты согласуются с выводами других исследований [54–56]. Для практического внедрения требуется разработка прототипов и интеграция с технологиями безопасности. Представленная методология открывает возможности для повышения энергоэффективности и надежности умных сетей будущего.

В области распределения ресурсов роевые алгоритмы демонстрируют высокую эффективность. ABC повышает спектральную эффективность в мобильных сетях, а ACO используется для оптимизации распределения электроэнергии в радиосистемах [45]. Особое место занимает GWO, который успешно справляется с ограничениями, связанными с полосой пропускания и энергопотреблением [57]. Управление спектром становится все более актуальным в условиях развития технологий 5G и IoT. ABC эффективно решает задачи динамического распределения спектра между операторами связи [58], а ACO оптимизирует частотное планирование в сотовых сетях. Интеграция методов искусственного интеллекта в управление спектром позволяет осуществлять его динамическую корректировку [59].

Энергоэффективное планирование является важным аспектом современных телекоммуникаций. Алгоритмы ABC и ACO позволяют оптимизировать работу базовых станций и маршруты передачи данных, что приводит к значительной экономии энергии. Разработка систем управления энергопотреблением для базовых станций способствует снижению зависимости от электросети. В сфере безопасности телекоммуникационных сетей роевые алгоритмы находят применение в различных задачах. ACO успешно используется для оптимизации систем шифрования, GWO демонстрирует высокую точность в выявлении аномалий сетевого трафика [60], а ABC оптимизирует стратегии распределения спектра [61].

Интеграция различных роевых алгоритмов открывает новые возможности для решения сложных задач в SDN (*аббр. от англ.* Software-Defined Networking) и IoT. Гибридные подходы, сочетающие ABC и ACO, эффективно решают проблемы размещения контроллеров [62], а комбинация GWO и ABC обеспечивает энергоэффективную маршрутизацию [63].

Адаптация алгоритмов роя к динамическим условиям современных сетей подтверждает их уни-

версальность. MACO демонстрирует высокую эффективность в управлении маршрутизацией [45], модификации ACO успешно решают задачи многокритериальной оптимизации [64], а GWO показывает отличные результаты в распределенных системах [63]. Синергия роевых алгоритмов с методами машинного обучения создает основу для развития интеллектуальных систем управления. ACO эффективно применяется для динамического распределения полосы пропускания [65], GWO оптимизирует параметры нейронных сетей [66], а методы роевого обучения находят применение в интеллектуальных транспортных системах [67].

Таким образом все рассмотренные роевые алгоритмы демонстрируют высокую эффективность при решении широкого круга задач в телекоммуникациях – от маршрутизации и распределения ресурсов до обеспечения безопасности и энергоэффективности. Их способность адаптироваться к динамически изменяющимся условиям, работать с большими объемами данных и находить компромисс между разведкой и эксплуатацией делает их ценным инструментом в управлении современными сетями, особенно в условиях развития SDN, IoT и технологий 5G. Интеграция этих алгоритмов с методами машинного обучения и гибридные подходы открывают новые перспективы для построения интеллектуальных, самонастраивающихся систем связи.

Сравнительный анализ эффективности алгоритмов

Сравнительный анализ эффективности алгоритмов оптимизации в телекоммуникациях выполнен на основе обзора существующих исследований и публикаций, в которых использовались как тестовые функции, так и практические задачи из области связи. Оценка осуществлялась по ключевым критериям: скорость сходимости, точность решений, вычислительная сложность, устойчивость к локальным оптимумам и способность обработки ограничений.

Оптимизатор GWO демонстрирует наиболее высокую скорость конвергенции среди рассматриваемых алгоритмов, достигая приемлемых решений на начальных итерациях в 42 и 58 % случаев, соответственно [66]. Однако это преимущество сопровождается риском преждевременной конвергенции, что может привести к снижению разнообразия популяций [9, 68]. В отличие от GWO, алгоритм ABC характеризуется более стабильной конвергенцией на поздних этапах оптимизации, что обеспечивает эффективное решение задач с многочисленными локальными оптимумами [66]. Современные модификации GWO направлены на преодоление указанных ограничений за счет интеграции адаптивных стратегий и гибридных подходов [69, 70].

При оценке точности алгоритмов ABC показал наилучший результат – 97,3 %, особенно эффективен в непрерывных пространствах решений. ACO достиг точности 95,8 % и продемонстрировал преимущества в дискретных задачах [71]. GWO занял промежуточное положение с точностью 96,5 %, сохраняя стабильную производительность в обоих типах задач [72]. Универсальность ABC особенно заметна при решении нелинейных задач в энергосистемах [73]. Сравнительные характеристики рассмотренных алгоритмов обобщены в таблице 2.

Анализ вычислительной сложности выявил значительные различия между алгоритмами. ABC характеризуется минимальной сложностью $O(n^2)$, что делает его применимым в различных областях, включая энергосистемы и беспроводные сенсорные сети [73, 74]. ACO имеет более высокую временную сложность $O(n^3)$ из-за необходимости поддержания матрицы феромонов, что увеличивает использование памяти [10]. GWO занимает промежуточное положение с сложностью $O(n^2 \log n)$, балансируя между производительностью и потреблением ресурсов [75] (см. таблицу 2).

В контексте способности к преодолению локальных оптимумов ABC достигает глобального оптимума в 87 % случаев, опережая GWO (82 %) и ACO (76 %) [76] (см. таблицу 2). При этом ACO демонстрирует наилучшие результаты в выполнении ограничений, находя допустимые решения в 92 % случаев [35, 77]. Статистический анализ методом ANOVA ($p < 0,05$) подтвердил стабильность ABC, который показал коэффициент вариации 12,3 % по сравнению с 15,8 % для ACO и 14,2 % для GWO [73, 78]. Эта характеристика особенно важна для приложений, требующих надежных решений.

Практическое применение алгоритмов в задачах маршрутизации показало, что ABC обеспечивает минимальную задержку (12,3 мс), опережая ACO (14,2 мс) и GWO (13,1 мс) [79]. Однако ACO демонстрирует лучшую балансировку нагрузки с коэффициентом вариации 0,15 против 0,21 для ABC и 0,18 для GWO [45, 79]. В задачах энергoeffективного планирования GWO достиг наибольшего значения целевой функции (0,87), превышая показатели ABC (0,82) и ACO (0,84) [80, 81]. Тем не менее, ABC проявил большую стабильность энергопотребления в динамичных сетевых условиях. Метод анализа иерархий подтвердил приоритеты алгоритмов: ABC получил вес 0,38; GWO – 0,35; ACO – 0,27 [82, 83]. ABC и GWO характеризуются высокой универсальностью, тогда как ACO наиболее эффективен в специализированных сценариях с элементами неопределенности [84]. Результаты подчеркивают необходимость учета контекста применения при выборе алгоритма оптимизации.

ТАБЛИЦА 2. Сравнительные характеристики роевых алгоритмов

TABLE 2. Comparative Characteristics of Swarm Intelligence Algorithms

Характеристика (показатель)	ABC	ACO	GWO	R
Скорость сходимости	Умеренная	Умеренная	Высокая	[58]
Точность решения	97,3 %	95,8 %	96,5 %	[63], [64]
Вычислительная сложность	$O(n^2)$	$O(n^3)$	$O(n^2 \log n)$	[66]
Устойчивость к локальным оптимумам	Высокая (87 %)	Средняя (76 %)	Средняя (82 %)	[67], [68]
Разнообразие популяций	Высокое	Среднее	Низкое	[60]
Пригодность для непрерывных задач	Отличная	Средняя	Хорошая	[65], [64]
Пригодность для дискретных задач	Средняя	Отличная	Хорошая	[63], [64]
Применение в маршрутизации	Эффективен (минимизация задержек)	Высокоэффективен (особенно в беспроводных сетях)	Хорошо работает (учитывает требования QoS)	[37]
Применение в задачах разгрузки трафика, балансировки нагрузки	Оптимизация нагрузки на серверы	Маршрутизация трафика по сети	Балансировка ресурсов в сетях	[69], [70]
Энергоэффективность	Высокая (экономия до 20 МВт/год)	Средняя	Высокая (в облачных сетях)	[71]
Спектральная эффективность	Высокая	Средняя	Средняя	[49]
Обработка ограничений	Хорошая (85 %)	Отличная (92 %)	Хорошая (88 %)	[72], [27]
Коэффициент вариации	Низкий (12,3 %)	Средний (15,8 %)	Средний (14,2 %)	[65], [73]
Сложность реализации	Простая	Средняя	Простая	[3], [74]
Использование памяти	Низкое	Высокое	Среднее	[3], [74]
Гибридизация	Возможна (с машинным обучением)	Возможна (с генетическими алгоритмами)	Возможна (с адаптивными стратегиями)	[61]
Применение в 5G	Умеренное	Высокое	Высокое	[41], [55]
Безопасность	Средняя	Высокая	Высокая	[52]
Универсальность	Высокая	Средняя	Высокая	[76]

Усл. обозначения:

R – Источник

Таким образом, алгоритмы ABC, ACO и GWO находят применение соответственно в непрерывных задачах и энергоэффективности, маршрутизации и задачах с ограничениями, а также в обеспечении высокой скорости сходимости и QoS [26, 28].

Перспективы развития и гибридизация алгоритмов

Перспективы развития и гибридизация алгоритмов роевого интеллекта представляют собой одно из ключевых направлений современных исследований в области оптимизации телекоммуникационных систем. Анализ актуальных научных разработок позволяет выделить несколько основных трендов, характеризующих эволюцию данных алгоритмов.

В первую очередь, значительное внимание уделяется интеграции роевых алгоритмов с технологиями машинного обучения. Так, сочетание ABC с глубокими нейронными сетями демонстрирует повышенную эффективность в задачах прогнозирования сетевого трафика и маршрутизации [85–87]. Особую значимость приобретает разработка адаптивных систем роевого интеллекта для обработки больших данных, где нейросетевые подходы обеспечивают улучшение поисковых механизмов.

Комбинирование ABC и ACO показывает синергетический эффект благодаря механизму памяти ACO, что приводит к повышению производительности на 15–20 % [88]. Интеграция GWO с генетическими алгоритмами способствует увеличению разнообразия популяций и предотвращению преждевременной конвергенции. Особенно перспективным представляется сочетание алгоритмов Honey Badger (HBA) и оптимизации роя песчаных кошек (SCSO), демонстрирующее высокие результаты в глобальной оптимизации [89].

Значительный прогресс наблюдается в области самоадаптации параметров алгоритмов. В контексте GWO разработаны стратегии динамической адаптации, позволяющие регулировать такие параметры как частота мутаций в зависимости от характеристик пространства решений [90, 91]. Адаптивный динамический алгоритм самообучающейся оптимизации серых волков (ASGWO, *аббр. от англ. Adaptive Dynamic Self-Learning Grey Wolf Optimization Algorithm*) включает инновационные механизмы обновления позиций, что существенно повышает скорость и точность конвергенции [92].

Интеграция с блокчейн-технологиями открывает новые возможности для децентрализованного управления ресурсами. Концепция Swarm Intelligence демонстрирует высокую адаптивность в динамичных приложениях, а двухфакторный блокчейн-консенсус обеспечивает защиту коммуникационных каналов [93]. Появление технологии Swarm Contracts позволяет минимизировать зависимость от централизованных систем управления [94].

Особого внимания заслуживает внедрение квантовых вычислений в роевые алгоритмы. QACO (*аббр. от англ. Quantum Ant Colony Algorithm*) и QPSO (*аббр. от англ. Quantum Particle Swarm Optimiza-*

tion) демонстрируют значительное улучшение скорости конвергенции и качества решений [95], что подтверждает перспективность данного направления. Развитие механизмов коллективного обучения также представляет собой важный аспект модернизации алгоритмов роя. Системы, основанные на обмене опытом между агентами, показывают высокую эффективность в сложных задачах оптимизации [2, 48]. Внедрение справедливых механизмов вознаграждения стимулирует участие ресурсоемких организаций в процессе коллективного обучения [96].

Интеграция с технологиями цифровых двойников значительно расширяет возможности оптимизации телекоммуникационных сетей. Комбинация GWO с цифровыми двойниками обеспечивает точное моделирование сетевых элементов и прогнозирование операционных проблем. Платформы типа GH-Twin, использующие обучение графам, предоставляют надежные инструменты самовосстановления [97].

Заключение

На основе проведенного анализа представляется возможным сделать вывод о том, что каждый из рассмотренных роевых алгоритмов характеризуется уникальными особенностями, делающими их пригодными для решения различных задач в сфере телекоммуникаций. ABC демонстрирует наилучшие показатели общей производительности и стабильности при решении задач непрерывной оптимизации, особенно в условиях наличия множества локальных оптимумов. ACO остается незаменимым инструментом для задач маршрутизации и планирования с жесткими ограничениями, тогда как GWO проявляет высокую эффективность в задачах с множественными критериями оптимизации, где требуется быстрая сходимость.

Для задач, связанных с энергоэффективным планированием и оптимизацией спектральных ресурсов, рекомендуется применять алгоритм ABC благодаря его точности и стабильности. В задачах маршрутизации и распределения ресурсов с жесткими ограничениями предпочтение следует отдавать ACO, обладающему эффективным механизмом работы с ограничениями. GWO наиболее подходит для задач реального времени, таких как выгрузка трафика, где требуется оперативная сходимость при сохранении приемлемой точности решения.

Перспективы дальнейших исследований в данной области должны быть направлены на развитие гибридных подходов, сочетающих сильные стороны различных алгоритмов. Особое внимание следует уделить разработке механизмов самоадаптации параметров и созданию распределенных версий алгоритмов для их применения в крупно-

масштабных телекоммуникационных сетях. Интеграция роевых алгоритмов с технологиями машинного обучения и цифровых двойников также представляет собой перспективное направление, способствующее созданию интеллектуальных систем управления сетью.

Важным аспектом будущих исследований является разработка методов оценки и сравнения эф-

фективности роевых алгоритмов в условиях динамической работы сетей связи. Необходимы дополнительные исследования по оптимизации вычислительной сложности алгоритмов при сохранении их производительности. Также представляет научный и практический интерес развитие квантовых версий роевых алгоритмов и исследование их применимости в приложениях метавселенной [98].

Список источников

1. Ateya A.A., El-Latif A.A.A., Muthanna A., Volkov A., Koucheryavy A. Enabling Metaverse and Telepresence Services in 6G Networks. NY: River Publishers, 2025. 254 p. DOI:10.1201/9788770046749
2. Zangana H.M., Sallow Z.B., Alkawaz M.H., Omar M. Unveiling the Collective Wisdom: A Review of Swarm Intelligence in Problem Solving and Optimization // Inform: Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi. 2024. Vol. 9. Iss. 2. PP. 101–110. DOI:10.25139/inform.v9i2.7934. EDN:WJAKIJ
3. Mao S., Hu F., Lang J., Chen T., Cheng S. Comparative Study of Impacts of Typical Bio-Inspired Optimization Algorithms on Source Inversion Performance // Frontiers in Environmental Science. 2022. Vol. 10. P. 894255. DOI:10.3389/fenvs.2022.894255
4. Duan H., Li P. Bio-inspired computation in unmanned aerial vehicles. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014. DOI:10.1007/978-3-642-41196-0
5. Hao Z., Huang H., Cai R. Bio-inspired Algorithms for TSP and Generalized TSP // Greco F. (ed.) Traveling Salesman Problem. IntechOpen, 2008. DOI:10.5772/5583
6. Ateya A.A., Muthanna A., Vybornova A., Algarni A.D., Abuarqoub A., Koucheryavy Y., et al. Chaotic salp swarm algorithm for SDN multi-controller networks // Engineering Science and Technology, an International Journal. 2019. Vol. 22. Iss. 4. PP. 1001–1012. DOI:10.1016/j.jestch.2018.12.015. EDN:DOSQQF
7. Alanis A.Y., Arana-Daniel N., López-Franco C. Bio-inspired Algorithms // Bio-inspired Algorithms for Engineering. Elsevier, 2018. PP. 1–14. DOI:10.1016/B978-0-12-813788-8.00001-9
8. Subramanian S., Bhojaneet N., Madhnanani H., Pant S., Kumar A., Kotecha K. A Comprehensive Review of Nature-Inspired Optimization Techniques and Their Varied Applications // Nature-Inspired Optimization Algorithms for Cyber-Physical Systems. IGI Global Scientific Publishing, 2025. PP. 105–174. DOI:10.4018/979-8-3693-6834-3.ch005
9. Li P., Duan H. Bio-inspired Computation Algorithms // Bio-inspired Computation in Unmanned Aerial Vehicles. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014. PP. 35–69. DOI:10.1007/978-3-642-41196-0_2
10. Almufti M.S., Marqas R.B., Saeed V.A. Taxonomy of bio-inspired optimization algorithms // Journal of Advanced Computer Science & Technology. 2019. Vol. 8. Iss. 2. PP. 23–31. DOI:10.14419/jacst.v8i2.29402
11. Zhang Z., Xu T., Zou K., Tan S., Sun Z. Multi-Objective Grey Wolf Optimizer Based on Improved Head Wolf Selection Strategy // Proceedings of the 43rd Chinese Control Conference (CCC, Kunming, China, 28–31 July 2024). IEEE, 2024. PP. 1922–1927. DOI:10.23919/CCC63176.2024.10662658
12. Peng Q., Zhan R., Wu H., Shi M. Comparative Study of Wolf Pack Algorithm and Artificial Bee Colony Algorithm: Performance Analysis and Optimization Exploration // International Journal of Swarm Intelligence Research. 2024. Vol. 15. Iss. 1. PP. 1–24. DOI:10.4018/IJSIR.352061
13. Yang J., Gu W. A multi-stage time-backtracking grey wolf optimizer introducing a new hierarchy mechanism // Research Square. 2024. DOI:10.21203/rs.3.rs-4126903/v1
14. Zhao S. Research on the Application of Swarm Behavior to Artificial Intelligence Systems // Applied and Computational Engineering. 2025. Vol. 120. PP. 158–163. DOI:10.54254/2755-2721/2025.19403. EDN:OGCKKC
15. Tyagi N., Bhargava D., Ahlawat A. Implementation of Particle Swarm Optimization Algorithm Inspired by the Social Behaviour of Birds // Proceedings of the 4th International Conference on Technological Advancements in Computational Sciences (ICTACS, Tashkent, Uzbekistan, 13–15 November 2024). IEEE, 2024. PP. 750–754. DOI:10.1109/ICTACS62700.2024.10840529
16. Cai T., Zhang S., Ye Z., Zhou W., Wang M., He Q., Chen Z., et al. Cooperative metaheuristic algorithm for global optimization and engineering problems inspired by heterosis theory // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Iss. 1. P. 28876. DOI:10.1038/s41598-024-78761-0. EDN:QOGXNY
17. Wu Y., Zhu X., Zhao W., Xia X. A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm for Meta-Heuristic Analysis Mechanism Based on Population Learning Strategies and Adaptive Selection of Leadership Particles // Proceedings of the 11th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA, San Diego, USA, 06–10 October 2024). IEEE, 2024. PP. 1–9. DOI:10.1109/DSAA61799.2024.10722812
18. Yazıcı A.M., Ömür G.A., Celik D.A. Applications and Future Perspectives of Swarm Intelligence in Unmanned and Autonomous Systems: Innovative Conceptual Approaches to Social Sciences // Sosyal Mucit Academic Review. 2024. Vol. 5. Iss. Innovative Conceptual Approaches to Social Sciences. PP. 106–130. DOI:10.54733/smar.1555925. EDN:QUVHXT
19. Pachajoa G.M.M., Achicanoy W., Garzón Ramos D. Automating the Evaluation of the Scalability, Flexibility, and Robustness of Collective Behaviors for Robot Swarms // Proceedings of the Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2024 Workshop on Robotics in Education (WRE, Goiania, Brazil, 13–15 November 2024). Piscataway: IEEE, 2024. PP. 144–149. DOI:10.1109/SBR/WRE63066.2024.10837963

20. Paköz B. Swarm Intelligence and Decentralized AI // Human Computer Interaction. 2024. Vol. 8. Iss. 1. PP. 97–100. DOI:10.62802/k7xh47. EDN:GLVTOB
21. Yogi M.K., Chakravarthy A.S.N. Application of Variants of Nature-Inspired Optimization for Privacy Preservation in Cyber-Physical Systems // Nature-Inspired Optimization Algorithms for Cyber-Physical Systems. IGI Global Scientific Publishing, 2025. DOI:10.4018/979-8-3693-6834-3.ch009
22. Cheng H., Zhou H., Shen Y. An improved grey wolf optimization algorithm based on bounded subpopulation re-search strategy // Journal of Physics: Conference Series. 2024. Vol. 2902. P. 012035. DOI:10.1088/1742-6596/2902/1/012035. EDN:ONSHBZ
23. Zhang J., Dai Y., Shi Q. An improved grey wolf optimization algorithm based on scale-free network topology // Heliyon. 2024. Vol. 10. Iss. 16. P. e35958. DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e35958. EDN:VACDIH
24. Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report-tr06. 2005. URL: https://abc.erciyes.edu.tr/pub/tr06_2005.pdf (Accessed 02.07.2025)
25. Xiao W.-S., Li G., Liu C., Tan L. A novel chaotic and neighborhood search-based artificial bee colony algorithm for solving optimization problems // Scientific Reports. 2023. Vol. 13. P. 20496. DOI:10.1038/s41598-023-44770-8. EDN:MDLWOS
26. Dorigo M., Maniezzo V., Coloni A. Ant system: An Autocatalytic Optimizing Process. 1991.
27. Misra B., Chakraborty S. Ant Colony Optimization – Recent Variants, Application and Perspectives // Dey N. (ed.) Applications of Ant Colony Optimization and its Variants: Case Studies and New Developments. Singapore: Springer Nature, 2024. PP. 1–17. DOI:10.1007/978-981-99-7227-2_1
28. Olivari L. Reducing ACO Population Size to Increase Computational Speed // Tehnički glasnik. 2024. Vol. 18. Iss. 4. PP. 532–539. DOI:10.31803/tg-20230825125127. EDN:ZSJBRX
29. Jiang H., Liu D., Liu X., Wu W., Jiang H. Efficient Grey Wolf Optimization: A High-Performance Optimizer with Reduced Memory Usage and Accelerated Convergence. 2024. DOI:10.20944/preprints202412.1974.v1
30. Kaveh A., Yosefpoor H. Competition of Three Chaotic Meta-heuristic Algorithms with Physical Inspiration for Optimal Design of Truss Structures // Periodica Polytechnica Civil Engineering. 2024. Vol. 68. Iss. 4. PP. 1211–1228. DOI:10.3311/PPci.36853. EDN:SEVTPJ
31. Rodriguez J.S., Parker R.B., Laird C.D., Nicholson B.L., Siirola J.D., Bynum M.L. Scalable Parallel Nonlinear Optimization with PyNumero and Parapint // INFORMS Journal on Computing. 2023. Vol. 35. Iss. 2. PP. 509–517. DOI:10.1287/ijoc.2023.1272. EDN:MQKQXF
32. Fuentes P.A., Tirado F.F., Quintas D.G., Meana J.J., Muniz A.P. On the Fast Evaluation of Polynomials // Journal of Advances in Mathematics and Computer Science. 2022. Vol. 37. Iss. 6. PP. 20–35. DOI:10.9734/jamcs/2022/v37i630457
33. Baichoo S., Ouzounis C.A. Computational complexity of algorithms for sequence comparison, short-read assembly and genome alignment // Biosystems. 2017. Vol. 156–157. PP. 72–85. DOI:10.1016/j.biosystems.2017.03.003
34. Yang H. Analysis and study on path planning algorithms in the further mobile action // Journal of Physics: Conference Series. 2024. Vol. 2824. P. 012006. DOI:10.1088/1742-6596/2824/1/012006. EDN:YVOPJW
35. Shanmugapriya M., Manivannan K.K. Compare the Performance of Meta-Heuristics Algorithm: A Review // Thanigaivelan R., Suchithra M., Kaliappan S., Mothilal T. (ed.) Metaheuristics Algorithm and Optimization of Engineering and Complex Systems. IGI Global Scientific Publishing, 2024. PP. 247–258. DOI:10.4018/979-8-3693-3314-3.ch013
36. Cuevas E., Galvez J., Avalos O., Wario F. Machine Learning and Metaheuristic Computation. John Wiley & Sons, 2024. 437 p. DOI:10.1002/9781394229680
37. Kulkarni V.R., Desai V. ABC and PSO: A comparative analysis // Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC, Chennai, India, 15–17 December 2016). IEEE, 2016. DOI:10.1109/ICCIC.2016.7919625
38. Dorigo M., Stützle T. Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances // International Series in Operations Research & Management Science. Springer, 2019. PP. 311–351. DOI:10.1007/978-3-319-91086-4_10
39. Faris H., Aljarah I., Al-Betar M.A., Mirjalili S. Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications // Neural Computing and Applications. 2018. Vol. 30. PP. 413–435. DOI:10.1007/s00521-017-3272-5. EDN:JLGMRW
40. Chaudhari K., Thakkar A. Travelling Salesman Problem: An Empirical Comparison Between ACO, PSO, ABC, FA and GA // Proceedings of the Conference on Emerging Research in Computing, Information, Communication and Applications (ERCICA). Advances in Intelligent Systems and Computing. Singapore: Springer, 2019. Vol. 906. PP. 397–405. DOI:10.1007/978-981-13-6001-5_32
41. Negi G., Kumar A., Pant S., Ram M. GWO: a review and applications // International Journal of System Assurance Engineering and Management. 2020. Vol. 12. P. 1–8. DOI:10.1007/s13198-020-00995-8
42. Seyyedabbasi A., Kiani F. I-GWO and Ex-GWO: improved algorithms of the Grey Wolf Optimizer to solve global optimization problems // Engineering with Computers. 2021. Vol. 37. PP. 509–532. DOI:10.1007/s00366-019-00837-7
43. Миронов А.А., Файзуллин Р.В., Кузикова А.В. Оптимизация параметра величины колонии в муравьином алгоритме для решения задачи маршрутизации в сетях связи // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22. № 2. С. 63–68. DOI:10.22213/2410-9304-2024-2-63-68. EDN:YDLNPI
44. Kathane K.A., Shete R.M., Nawkhare R., Damahe L.B., Jadhav N.N., Dehankar J.N. Optimizing Dynamic Source Routing Protocol Using Computational Intelligent Approach // Proceedings of the 4th International Conference on Computer, Communication, Control & Information Technology, C3IT, Hooghly, India, 28–29 September 2024. IEEE, 2024. DOI:10.1109/C3IT60531.2024.10829484
45. Kansal V., Al-Farouni M., Bansal S., Michaelson J., Kumar S., Veena C.H. A Novel Ant Colony Optimization Algorithm for Dynamic Routing in Communication Networks // Proceedings of the International Conference on Communication, Computer Sciences and Engineering (IC3SE, Gautam Buddha Nagar, India, 09–11 May 2024). IEEE, 2024. PP. 1640–1645. DOI:10.1109/IC3SE62002.2024.10593344

46. Razooqi Y., Al-Asfoor M., Abed M.H. Optimise Energy Consumption of Wireless Sensor Networks by using modified Ant Colony Optimization // *Acta Technica Jaurinensis*. 2024. Vol. 17. Iss. 3. PP. 111–117. DOI:10.14513/actatechjaur.00742. EDN:CJUYDE
47. Kumar R., Kumar K., Sharma S. Burst Formation and Burst Assignment to Ingress Nodes in Optical Burst Switching Network Using ABC // *International Journal of Electronics and Communication Engineering*. 2023. Vol. 10. Iss. 10. PP. 25–39. DOI:10.14445/23488549/ijece-v10i10p103. EDN:YRWAEA
48. Jierui L. Research on the Application of Ant Colony Algorithm in Optimizing Transportation Routes in Cold Chain Logistics // *Proceedings of the 2nd International Conference on Mechatronics, IoT and Industrial Informatics (ICMII, Melbourne, Australia, 12–14 June 2024)*. IEEE, 2024. PP. 238–243. DOI:10.1109/ICMII62623.2024.00050
49. Umar M.M., Mohammed A., Abdulazeez A. Review of QoS-aware resource allocation schemes for 5g networks // *Dutse Journal of Pure and Applied Sciences*. 2024. Vol. 10. Iss. 3c. PP. 296–303. DOI:10.4314/dujopas.v10i3c.28. EDN:YKTOHU
50. Bikkasani D.C., Yerabolu M.R. AI-Driven 5G Network Optimization: A Comprehensive Review of Resource Allocation, Traffic Management, and Dynamic Network Slicing // *American Journal of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 8. Iss. 2. PP. 55–62. DOI:10.11648/j.ajai.20240802.14. EDN:AOHEEN
51. Zahoor S., Javaid S., Javaid N., Ashraf M., Ishmanov F., Afzal M.K. Cloud-Fog-Based Smart Grid Model for Efficient Resource Management // *Sustainability*. 2018. Vol. 10. Iss. 6. P. 2079. DOI:10.3390/su10062079
52. Zhang W., Tuo K. Research on Offloading Strategy for Mobile Edge Computing Based on Improved Grey Wolf Optimization Algorithm // *Electronics*. 2023. Vol. 12. Iss. 11. P. 2533. DOI:10.3390/electronics12112533. EDN:AYUJJB
53. Liu W., Li C., Zheng A., Zheng Z., Zhang Z., Xiao Y. Fog Computing Resource-Scheduling Strategy in IoT Based on Artificial Bee Colony Algorithm // *Electronics*. 2023. Vol. 12. Iss. 7. P. 1511. DOI:10.3390/electronics12071511. EDN:EVPFUW
54. Мутханна А.С.А. Интегральное решение проблемы размещения контроллеров и балансировки нагрузки: 2 // *Труды учебных заведений связи*. 2023. Т. 9. № 2. С. 81–93. DOI:10.31854/1813-324X-2023-9-2-81-93. EDN:FTJGMC
55. Лисов А.А., Возмилов А.Г., Гундарев К.А., Кулганатов А.З. Применение алгоритма стаи серых волков и нейронных сетей для решения дискретных задач // *Труды учебных заведений связи*. 2024. Т. 10. № 5. С. 80–91. DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-5-24-35. EDN:BEODCG
56. Волков А.Н. Динамические туманные вычисления и бессерверная архитектура: на пути к зеленым ИКТ // *Труды учебных заведений связи*. 2024. Т. 10. № 3. С. 24–34. DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-3-24-34. EDN:QOELMJ
57. Gaikwad V., Naik A. An improved resource allocation architecture utilising swarm intelligence for mm-wave MIMO communication architecture // *International Journal of Wireless and Mobile Computing*. 2023. Vol. 25. Iss. 2. PP. 190–199. DOI:10.1504/ijwmc.2023.133070. EDN:VCBTHS
58. Liang Y.-C. Artificial Intelligence for Dynamic Spectrum Management // *Dynamic Spectrum Management: From Cognitive Radio to Blockchain and Artificial Intelligence*. Singapore: Springer, 2020. PP. 147–166. DOI:10.1007/978-981-15-0776-2_6
59. Alabi C.A., Idakwo M.A., Imoize A.L., Adamu T., Sur S.N. AI for spectrum intelligence and adaptive resource management // Sur S.N., Imoize A.L., Bhattacharya A., Kandar D., Banerjee J.S. (eds.) *Artificial Intelligence for Wireless Communication Systems*. CRC Press, 2024. 27 p. DOI:10.1201/9781003517689-3
60. Khan K., Goodridge W. Swarm Intelligence-Driven Client Selection for Federated Learning in Cybersecurity applications // *arXiv:2411.18877*. 2024. DOI:10.48550/arXiv.2411.18877
61. Zhang J., Wang H., Wang X. Application of artificial bee colony algorithm based on homogenization mapping and collaborative acquisition control in network communication security // *PLoS One*. 2024. Vol. 19. Iss. 7. P. e0306699. DOI:10.1371/journal.pone.0306699. EDN:BTHRFI
62. Ma Y., Chen J., Lv W., Qiu X., Zhang Y., Liu W. An improved artificial bee colony algorithm to minimum propagation latency and balanced load for controller placement in Software Defined Network // *Computer Networks*. 2024. Vol. 250. P. 110600. DOI:10.1016/j.comnet.2024.110600. EDN:KRNCGH
63. Pliatsios D. Comparison of Swarm Intelligence Methods for Joint Resource Orchestration in Open Radio Access Network // *Proceedings of the 14th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP, Rome, Italy, 17–19 July 2024)*. IEEE, 2024. PP. 632–637. DOI:10.1109/CSNDSP60683.2024.10636586
64. Berlinski M. Ant Colony Algorithms Application for Telco Networks Performance with Multi-criteria Optimization // *Proceedings of the International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM, Split, Croatia, 21–23 September 2023)*. IEEE, 2023. DOI:10.23919/SoftCOM58365.2023.10271586
65. Venugopal P.S., Bharathy K.R., Gurusamy R., Rajkumar. Optimization of Delay and Energy in Wireless Body Area Networks Using Swarm Intelligence Based Dynamic Bandwidth Allocation Algorithm // *Proceedings of the International Conference on IoT Based Control Networks and Intelligent Systems (ICICNIS, Bengaluru, India, 17–18 December 2024)*. IEEE, 2024. PP. 127–131. DOI:10.1109/ICICNIS64247.2024.10823293
66. Zhao Y., Men L. Group Intelligence Optimization Algorithm of Adaptive Trigonometric Function and T-Distributed Perturbation Strategy // *Proceedings of the 6th International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering (CISCE, Guangzhou, China, 10–12 May 2024)*. IEEE, 2024. PP. 740–744. DOI:10.1109/CISCE62493.2024.10653078
67. Liu Y., Huo L., Wu J., Bashir A.K. Swarm Learning-Based Dynamic Optimal Management for Traffic Congestion in 6G-Driven Intelligent Transportation System // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2023. Vol. 24. Iss. 7. PP. 7831–7846. DOI:10.1109/tits.2023.3234444. EDN:ILDNTW
68. Ahmad I., Qayum F., Rahman S.U., Srivastava G. Using Improved Hybrid Grey Wolf Algorithm Based on Artificial Bee Colony Algorithm Onlooker and Scout Bee Operators for Solving Optimization Problems // *International Journal of Computational Intelligence Systems*. 2024. Vol. 17. Iss. 1. P. 111. DOI:10.1007/s44196-024-00497-6. EDN:DJQIPZ
69. Furio C., Lamberti L., Pruncu C.I. An Efficient and Fast Hybrid GWO-JAYA Algorithm for Design Optimization // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. Iss. 20. P. 9610. DOI:10.3390/app14209610

70. Li Y., Lian Z., Zhou K., Dai Y. A quasi-opposition learning and chaos local search based on walrus optimization for global optimization problems // Scientific Reports. 2025. Vol. 15. P. 2881. DOI:10.1038/s41598-025-85751-3. EDN:BZPYVY
71. Sari D.W., Dwijayanti S., Suprpto B.Y. Ant Colony Optimization-Based Path Planning for Autonomous Vehicle Navigation Systems // Proceedings of the International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS, Palembang, Indonesia, 25–26 September 2024). IEEE, 2024. PP. 135–140. DOI:10.1109/ICECOS63900.2024.10791115
72. Alfa A.A., Misra S., Abayomi-Alli A., Arogundade O., Jonathan O., Ahuja R. Comparative Analysis of Intelligent Solutions Searching Algorithms of Particle Swarm Optimization and Ant Colony Optimization for Artificial Neural Networks Target Dataset // Proceedings of Second International Conference on Computing, Communications, and Cyber-Security. Lecture Notes in Networks and Systems. Singapore: Springer, 2021. Vol. 203. PP. 459–470. DOI:10.1007/978-981-16-0733-2_32
73. Kalpana N. ABC Algorithm for Evaluating the Performance of the SVC and Optimal Power Flow // Proceedings of the International Conference on Recent Trends in Communication and Intelligent Systems (ICRTCIS, Rajasthan, India, 28–29 April 2023). Algorithms for Intelligent Systems. Singapore: Springer Nature, 2023. PP. 37–47. DOI:10.1007/978-981-99-5792-7_3
74. Almajidi A.M., Pawar V.P., Alammari A., Ali N.S. ABC-Based Algorithm for Clustering and Validating WSNs // Proceedings of the International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications (ICCCMLA, Goa, India, 16–17 August 2019). Algorithms for Intelligent Systems. Singapore: Springer, 2020. PP. 117–125. DOI:10.1007/978-981-15-1632-0_13
75. Ding W., Yao H., Ju H., Huang J., Jiang S., Chen Y. Pheromone-guided parallel rough hypercuboid attribute reduction algorithm // Applied Soft Computing. 2024. Vol. 156. P. 111479. DOI:10.1016/j.asoc.2024.111479. EDN:HKPVIE
76. Warnakulasooriya K., Segev A. Comparative analysis of accuracy and computational complexity across 21 swarm intelligence algorithms // Evolutionary Intelligence. 2024. Vol. 18. P. 18. DOI:10.1007/s12065-024-00997-6. EDN:FHRUUA
77. Khera V. Comparative Study of Evolutionary Algorithms // International Journal of Science and Research. 2023. Vol. 12. Iss. 6. PP. 836–840. DOI:10.21275/sr23610122607. EDN:LPWBXF
78. Kalpana N. Innovative Method for Assessing Optimal Power Flow and SVC Performance Using the ABC Algorithm // Proceedings of the 6th International Conference on Communications and Cyber Physical Engineering (ICCCE, Hyderabad, India, 28–29 April 2023). Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer Nature, 2024. Vol. 1096. PP. 21–31. DOI:10.1007/978-981-99-7137-4_3
79. Du H., Zhu Z., Gu S. Research on Optimization of Computer Network Routing Based on Ant Colony Algorithm // Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Autonomous Robot Systems (AIARS, Bristol, United Kingdom, 29–31 July 2023). IEEE, 2023. PP. 365–368. DOI:10.1109/AIARS59518.2023.00080
80. Makhadmeh S.N., Al-Betar M.A., Al-Obeidat F., Alomari O.A., Abasi A.K., Tubishat M., et al. A multi-objective grey wolf optimizer for energy planning problem in smart home using renewable energy systems // Sustainable Operations and Computers. 2024. Vol. 5. PP. 88–101. DOI:10.1016/j.susoc.2024.04.001. EDN:HSZMYI
81. Makhadmeh S.N., Al-Betar M.A., Al-Obeidat F., Alomari O.A., Abasi A.K., Tubishat M., et al. A Multi-objective Grey Wolf Optimizer for Power Scheduling Problem in Smart Home Using Renewable Energy Systems // Research Square. 2023. DOI:10.21203/rs.3.rs-3771300/v1
82. Huang X., Xu R., Yu W., Wu S. Evaluation and Analysis of Heuristic Intelligent Optimization Algorithms for PSO, WDO, GWO and OBO // Mathematics. 2023. Vol. 11. Iss. 21. P. 4531. DOI:10.3390/math11214531. EDN:INHEUT
83. Yadav U.K., Singh V.P. Systematically derived weights based order diminution of continuous systems using GWO algorithm // Journal of the Franklin Institute. 2022. Vol. 359. Iss. 17. P. 9902–9924. DOI:10.1016/j.jfranklin.2022.09.050. EDN:ZXUCUI
84. Shyshatskyi A., Kashkevich S., Kyrychenko I., Khakhlyuk O., Kubrak V., Koval A., et al. Methodical approach to assessing the state of hierarchical systems using a metaheuristic algorithm // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2024. Vol. 5. Iss. 4(131). PP. 82–88. DOI:10.15587/1729-4061.2024.311235. EDN:HSRFIL
85. Shahakar M., Mahajan S.A., Patil L. Optimizing System Resources and Adaptive Load Balancing Framework Leveraging ACO and Reinforcement Learning Algorithms // Journal of Electrical Systems. 2024. Vol. 20. Iss. 1s. PP. 244–256. DOI:10.52783/jes.768. EDN:DTXCKX
86. Cao B., Chen Y., Liu X., He H., Song H., Lv Z. Multiobjective Resource Allocation Strategy for Metaverse Resource Management // Proceedings of the International Conference on Metaverse Computing, Networking and Applications (MetaCom, Kyoto, Japan, 26–28 June 2023). IEEE, 2023. PP. 564–570. DOI:10.1109/MetaCom57706.2023.00100
87. Kambhampati R.T. AI Telco Research: Advancements in Telecommunications Scientific Discovery // International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology. 2024. Vol. 12. Iss. 9. PP. 1514–1519. DOI:10.22214/ijraset.2024.64339
88. Jadon S.S., Tiwari R., Sharma H., Bansal J.C. Hybrid Artificial Bee Colony algorithm with Differential Evolution // Applied Soft Computing. 2017. Vol. 58. PP. 11–24. DOI:10.1016/j.asoc.2017.04.018
89. Seyyedabbasi A., Tareq Tareq W.Z., Bacanin N. An Effective Hybrid Metaheuristic Algorithm for Solving Global Optimization Algorithms // Multimedia Tools and Applications. 2024. Vol. 83. PP. 85103–85138. DOI:10.1007/s11042-024-19437-9. EDN:HMWSUL
90. Lehre P.K., Qin X. Self-adaptation Can Improve the Noise-tolerance of Evolutionary Algorithms // Proceedings of the 17th ACM/SIGEVO Conference on Foundations of Genetic Algorithms (FOGA, Potsdam, Germany, 30 August 2023 – 1 September 2023). New York: Association for Computing Machinery, 2023. PP. 105–116. DOI:10.1145/3594805.3607128
91. Lehre P.K., Qin X. Self-adaptation Can Help Evolutionary Algorithms Track Dynamic Optima // Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO, Lisbon Portugal, 15–19 July 2023). New York: Association for Computing Machinery, 2023. PP. 1619–1627. DOI:10.1145/3583131.3590494
92. Zhang Y., Cai Y. Adaptive dynamic self-learning grey wolf optimization algorithm for solving global optimization problems and engineering problems // Mathematical Biosciences and Engineering. 2024. Vol. 21. Iss. 3. PP. 3910–3943. DOI:10.3934/mbe.2024174. EDN:UGPDBW

93. Barrion M.H., Bandala A., Maningo J.M., Dadios E., Naguib R. Advancing Robotic Swarms with Blockchain Technology: A Dynamic Two-Factor Authentication Consensus Framework // Research Square. 2024. DOI:10.21203/rs.3.rs-5301694/v1
94. Yang H. Swarm Contract: A Multi-Sovereign Agent Consensus Mechanism // arXiv:2412.19256. 2024. DOI:10.48550/arXiv.2412.19256
95. Li Y. Quantum Ant Colony Algorithm for Solving the Traveling Salesman Problem: A Theoretical and Practical Analysis // Applied and Computational Engineering. 2024. Vol. 110. Iss. 1. PP. 175–181. DOI:10.54254/2755-2721/110/2024MELB0121
96. Tajabadi M., Heider D. Fair swarm learning: Improving incentives for collaboration by a fair reward mechanism // Knowledge-Based Systems. 2024. Vol. 304. P. 112451. DOI:10.1016/j.knosys.2024.112451. EDN:UOAGIK
97. Moustafa N. GH-Twin: Graph Learning Empowered Hierarchical Digital Twin for Optimizing Self-Healing Networks // Sustainable Machine Intelligence Journal. 2024. Vol. 8. PP. 35–45. DOI:10.61356/smij.2024.8289. EDN:DNPELS
98. Wang N., Wu Y., Lorenzo B., Liu B. Semantic-Aware Architecture Design for a Lifelong Swarm Metaverse // IEEE Internet of Things Journal. 2025. Vol. 12. Iss. 9. PP. 12468–12482. DOI:10.1109/JIOT.2024.3520518

References

1. Ateya A.A., El-Latif A.A.A., Muthanna A., Volkov A., Koucheryavy A. *Enabling Metaverse and Telepresence Services in 6G Networks*. NY: River Publishers; 2025. 254 p. DOI:10.1201/9788770046749
2. Zangana H.M., Sallow Z.B., Alkawaz M.H., Omar M. Unveiling the Collective Wisdom: A Review of Swarm Intelligence in Problem Solving and Optimization. *Inform: Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*. 2024;9(2):101–110. DOI:10.25139/inform.v9i2.7934. EDN:WJAKIJ
3. Mao S., Hu F., Lang J., Chen T., Cheng S. Comparative Study of Impacts of Typical Bio-Inspired Optimization Algorithms on Source Inversion Performance. *Frontiers in Environmental Science*. 2022;10:894255. DOI:10.3389/fenvs.2022.894255
4. Duan H., Li P. *Bio-inspired computation in unmanned aerial vehicles*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2014. DOI:10.1007/978-3-642-41196-0
5. Hao Z., Huang H., Cai R. Bio-inspired Algorithms for TSP and Generalized TSP. In: Greco F. (ed.) *Traveling Salesman Problem*. IntechOpen; 2008. DOI:10.5772/5583
6. Ateya A.A., Muthanna A., Vybornova A., Algarni A.D., Abuarqoub A., Koucheryavy Y., et al. Chaotic salp swarm algorithm for SDN multi-controller networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*. 2019;22(4):1001–1012. DOI:10.1016/j.jestch.2018.12.015. EDN:DOSQQF
7. Alanis A.Y., Arana-Daniel N., López-Franco C. Bio-inspired Algorithms. In: *Bio-inspired Algorithms for Engineering*. Elsevier; 2018. p.1–14. DOI:10.1016/B978-0-12-813788-8.00001-9
8. Subramanian S., Bhojaneet N., Madhnani H., Pant S., Kumar A., Kotecha K. A Comprehensive Review of Nature-Inspired Optimization Techniques and Their Varied Applications. In: *Nature-Inspired Optimization Algorithms for Cyber-Physical Systems*. IGI Global Scientific Publishing; 2025. p.105–174. DOI:10.4018/979-8-3693-6834-3.ch005
9. Li P., Duan H. Bio-inspired Computation Algorithms // *Bio-inspired Computation in Unmanned Aerial Vehicles*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014. PP. 35–69. DOI:10.1007/978-3-642-41196-0_2
10. Almufti M.S., Marqas R.B., Saeed V.A. Taxonomy of bio-inspired optimization algorithms. *Journal of Advanced Computer Science & Technology*. 2019;8(2):23–31. DOI:10.14419/jacst.v8i2.29402
11. Zhang Z., Xu T., Zou K., Tan S., Sun Z. Multi-Objective Grey Wolf Optimizer Based on Improved Head Wolf Selection Strategy. *Proceedings of the 43rd Chinese Control Conference, CCC, 28–31 July 2024, Kunming, China*. IEEE; 2024. p.1922–1927. DOI:10.23919/CCC63176.2024.10662658
12. Peng Q., Zhan R., Wu H., Shi M. Comparative Study of Wolf Pack Algorithm and Artificial Bee Colony Algorithm: Performance Analysis and Optimization Exploration. *International Journal of Swarm Intelligence Research*. 2024;15(1):1–24. DOI:10.4018/IJSIR.352061
13. Yang J., Gu W. A multi-stage time-backtracking grey wolf optimizer introducing a new hierarchy mechanism. *Research Square*. 2024. DOI:10.21203/rs.3.rs-4126903/v1
14. Zhao S. Research on the Application of Swarm Behavior to Artificial Intelligence Systems. *Applied and Computational Engineering*. 2025;120:158–163. DOI:10.54254/2755-2721/2025.19403. EDN:OGCKKC
15. Tyagi N., Bhargava D., Ahlawat A. Implementation of Particle Swarm Optimization Algorithm Inspired by the Social Behaviour of Birds. *Proceedings of the 4th International Conference on Technological Advancements in Computational Sciences, ICTACS, 13–15 November 2024, Tashkent, Uzbekistan*. IEEE; 2024. p.750–754. DOI:10.1109/ICTACS62700.2024.10840529
16. Cai T., Zhang S., Ye Z., Zhou W., Wang M., He Q., Chen Z., et al. Cooperative metaheuristic algorithm for global optimization and engineering problems inspired by heterosis theory. *Scientific Reports*. 2024;14(1):28876. DOI:10.1038/s41598-024-78761-0. EDN:QOGXNY
17. Wu Y., Zhu X., Zhao W., Xia X. A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm for Meta-Heuristic Analysis Mechanism Based on Population Learning Strategies and Adaptive Selection of Leadership Particles. *Proceedings of the 11th International Conference on Data Science and Advanced Analytics, DSAA, 06–10 October 2024, San Diego, USA*. IEEE; 2024. p.1–9. DOI:10.1109/DSAA61799.2024.10722812
18. Yazıcı A.M., Ömür G.A., Celik D.A. Applications and Future Perspectives of Swarm Intelligence in Unmanned and Autonomous Systems: Innovative Conceptual Approaches to Social Sciences. *Sosyal Mucit Academic Review*. 2024;5(Innovative Conceptual Approaches to Social Sciences):106–130. DOI:10.54733/smar.1555925. EDN:QVHXT

19. Pachajoa G.M.M., Achicanoy W., Garzón Ramos D. Automating the Evaluation of the Scalability, Flexibility, and Robustness of Collective Behaviors for Robot Swarms. *Proceedings of the Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2024 Workshop on Robotics in Education, WRE, 13–15 November 2024, Goiania, Brazil*. Piscataway: IEEE; 2024. p.144–149. DOI:10.1109/SBR/WRE63066.2024.10837963
20. Paköz B. Swarm Intelligence and Decentralized AI. *Human Computer Interaction*. 2024;8(1):97–100. DOI:10.62802/k7xh47. EDN:GLVTOB
21. Yogi M.K., Chakravarthy A.S.N. Application of Variants of Nature-Inspired Optimization for Privacy Preservation in Cyber-Physical Systems. *Nature-Inspired Optimization Algorithms for Cyber-Physical Systems*. IGI Global Scientific Publishing; 2025. DOI:10.4018/979-8-3693-6834-3.ch009
22. Cheng H., Zhou H., Shen Y. An improved grey wolf optimization algorithm based on bounded subpopulation re-search strategy. *Journal of Physics: Conference Series*. 2024;2902:012035. DOI:10.1088/1742-6596/2902/1/012035. EDN:ONSHBZ
23. Zhang J., Dai Y., Shi Q. An improved grey wolf optimization algorithm based on scale-free network topology. *Heliyon*. 2024;10(16):e35958. DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e35958. EDN:VACDIH
24. Karaboga D. *An idea based on honey bee swarm for numerical optimization*. Technical Report-tr06. 2005. URL: https://abc.erciyes.edu.tr/pub/tr06_2005.pdf [Accessed 02.07.2025]
25. Xiao W.-S., Li G., Liu C., Tan L. A novel chaotic and neighborhood search-based artificial bee colony algorithm for solving optimization problems. *Scientific Reports*. 2023;13:20496. DOI:10.1038/s41598-023-44770-8. EDN:MDLWOS
26. Dorigo M., Maniezzo V., Colnari A. *Ant system: An Autocatalytic Optimizing Process*. 1991.
27. Misra B., Chakraborty S. Ant Colony Optimization – Recent Variants, Application and Perspectives. In: *Dey N. (ed.) Applications of Ant Colony Optimization and its Variants: Case Studies and New Developments*. Singapore: Springer Nature; 2024. p.1–17. DOI:10.1007/978-981-99-7227-2_1
28. Olivari L. Reducing ACO Population Size to Increase Computational Speed. *Tehnički glasnik*. 2024;18(4):532–539. DOI:10.31803/tg-20230825125127. EDN:ZSJBRX
29. Jiang H., Liu D., Liu X., Wu W., Jiang H. *Efficient Grey Wolf Optimization: A High-Performance Optimizer with Reduced Memory Usage and Accelerated Convergence*. 2024. DOI:10.20944/preprints202412.1974.v1
30. Kaveh A., Yosefpoor H. Competition of Three Chaotic Meta-heuristic Algorithms with Physical Inspiration for Optimal Design of Truss Structures. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*. 2024;68(4):1211–1228. DOI:10.3311/PPci.36853. EDN:SEVTPJ
31. Rodriguez J.S., Parker R.B., Laird C.D., Nicholson B.L., Siirola J.D., Bynum M.L. Scalable Parallel Nonlinear Optimization with PyNumero and Parapint. *INFORMS Journal on Computing*. 2023;35(2):509–517. DOI:10.1287/ijoc.2023.1272. EDN:MQKQXF
32. Fuentes P.A., Tirado F.F., Quintas D.G., Meana J.J., Muniz A.P. On the Fast Evaluation of Polynomials. *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*. 2022;37(6):20–35. DOI:10.9734/jamcs/2022/v37i630457
33. Baichoo S., Ouzounis C.A. Computational complexity of algorithms for sequence comparison, short-read assembly and genome alignment. *Biosystems*. 2017;156-157:72–85. DOI:10.1016/j.biosystems.2017.03.003
34. Yang H. Analysis and study on path planning algorithms in the further mobile action. *Journal of Physics: Conference Series*. 2024;2824:012006. DOI:10.1088/1742-6596/2824/1/012006. EDN:YVOPJW
35. Shanmugapriya M., Manivannan K.K. Compare the Performance of Meta-Heuristics Algorithm: A Review. In: *Thanigaivelan R., Suchithra M., Kaliappan S., Mothilal T. (ed.) Metaheuristics Algorithm and Optimization of Engineering and Complex Systems*. IGI Global Scientific Publishing; 2024. p.247–258. DOI:10.4018/979-8-3693-3314-3.ch013
36. Cuevas E., Galvez J., Avalos O., Wario F. *Machine Learning and Metaheuristic Computation*. John Wiley & Sons; 2024. 437 p. DOI:10.1002/97811394229680
37. Kulkarni V.R., Desai V. ABC and PSO: A comparative analysis. *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, ICCIC, 15–17 December 2016, Chennai, India*. IEEE; 2016. DOI:10.1109/ICCIC.2016.7919625
38. Faris H., Aljarah I., Al-Betar M.A., Mirjalili S. Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications. *Neural Computing and Applications*. 2018;30:413–435. DOI:10.1007/s00521-017-3272-5. EDN:JLGMRW
39. Faris H., Aljarah I., Al-Betar M.A., Mirjalili S. Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications. *Neural Computing and Applications*. 2018;30:413–435. DOI:10.1007/s00521-017-3272-5. EDN:JLGMRW
40. Chaudhari K., Thakkar A. Travelling Salesman Problem: An Empirical Comparison Between ACO, PSO, ABC, FA and GA. *Proceedings of the Conference on Emerging Research in Computing, Information, Communication and Applications (ERCICA). Advances in Intelligent Systems and Computing, vol.906*. Singapore: Springer; 2019. p.397–405. DOI:10.1007/978-981-13-6001-5_32
41. Negi G., Kumar A., Pant S., Ram M. GWO: a review and applications. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. 2020;12:1–8. DOI:10.1007/s13198-020-00995-8
42. Seyyedabbasi A., Kiani F. I-GWO and Ex-GWO: improved algorithms of the Grey Wolf Optimizer to solve global optimization problems. *Engineering with Computers*. 2021;37:509–532. DOI:10.1007/s00366-019-00837-7
43. Mironov A.A., Fayzullin R.V., Kuzikova A.V. Optimization of the Colony Size Parameter in the Ant Algorithm for Solving the Routing Problem In Communication Networks. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2024;22(2):63–68. DOI:10.22213/2410-9304-2024-2-63-68. EDN:YDLNPI
44. Kathane K.A., Shete R.M., Nawkhare R., Damahe L.B., Jadhav N.N., Dehankar J.N. Optimizing Dynamic Source Routing Protocol Using Computational Intelligent Approach. *Proceedings of the 4th International Conference on Computer, Communication, Control & Information Technology, C3IT, 28–29 September 2024, Hooghly, India*. IEEE; 2024. DOI:10.1109/C3IT60531.2024.10829484

45. Kansal V., Al-Farouni M., Bansal S., Michaelson J., Kumar S., Veena C.H. A Novel Ant Colony Optimization Algorithm for Dynamic Routing in Communication Networks. *Proceedings of the International Conference on Communication, Computer Sciences and Engineering, IC3SE, 09–11 May 2024, Gautam Buddha Nagar, India.* IEEE; 2024. p.1640–1645. DOI:10.1109/IC3SE62002.2024.10593344
46. Razooqi Y., Al-Asfoor M., Abed M.H. Optimise Energy Consumption of Wireless Sensor Networks by using modified Ant Colony Optimization. *Acta Technica Jaurinensis.* 2024;17(3):111–117. DOI:10.14513/actatechjaur.00742. EDN:CJUYDE
47. Kumar R., Kumar K., Sharma S. Burst Formation and Burst Assignment to Ingress Nodes in Optical Burst Switching Network Using ABC. *International Journal of Electronics and Communication Engineering.* 2023;10(10):25–39. DOI:10.14445/23488549/ijece-v10i10p103. EDN:YRWAEA
48. Jierui L. Research on the Application of Ant Colony Algorithm in Optimizing Transportation Routes in Cold Chain Logistics. *Proceedings of the 2nd International Conference on Mechatronics, IoT and Industrial Informatics, ICMIII, 12–14 June 2024, Melbourne, Australia.* IEEE; 2024. p.238–243. DOI:10.1109/ICMIII62623.2024.00050
49. Umar M.M., Mohammed A., Abdulazeez A. Review of QoS-aware resource allocation schemes for 5g networks. *Dutse Journal of Pure and Applied Sciences.* 2024;10(3c):296–303. DOI:10.4314/dujopas.v10i3c.28. EDN:YKTOHU
50. Bikkasani D.C., Yerabolu M.R. AI-Driven 5G Network Optimization: A Comprehensive Review of Resource Allocation, Traffic Management, and Dynamic Network Slicing. *American Journal of Artificial Intelligence.* 2024;8(2):55–62. DOI:10.11648/j.ajai.20240802.14. EDN:AOHEEN
51. Zahoor S., Javaid S., Javaid N., Ashraf M., Ishmanov F., Afzal M.K. Cloud–Fog–Based Smart Grid Model for Efficient Resource Management. *Sustainability.* 2018;10(6):2079. DOI:10.3390/su10062079
52. Zhang W., Tuo K. Research on Offloading Strategy for Mobile Edge Computing Based on Improved Grey Wolf Optimization Algorithm. *Electronics.* 2023;12(11):2533. DOI:10.3390/electronics12112533. EDN:AYUJJB
53. Liu W., Li C., Zheng A., Zheng Z., Zhang Z., Xiao Y. Fog Computing Resource-Scheduling Strategy in IoT Based on Artificial Bee Colony Algorithm. *Electronics.* 2023;12(7):1511. DOI:10.3390/electronics12071511. EDN:EVPFUW
54. Muthanna A. Controller Location and Load Balancing Integrated Solution. *Proceedings of Telecommunication Universities.* 2023;9(2):81–93. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2023-9-2-81-93
55. Lisov A.A., Vozmilov A.G., Gundarev K.A., Kulganatov A.Z. Application of the Gray Wolf Optimization. Algorithm and Neural Networks for Solving Discrete Problems. *Proceedings of Telecommunication Universities.* 2024;10(5):80–91. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-5-24-35. EDN:BEODCG
56. Volkov A.N. Dynamic Fog Computing Towards Green ICT. *Proceedings of Telecommunication Universities.* 2024;10(3):24–34. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-3-24-34. EDN:QOELMJ
57. Gaikwad V., Naik A. An improved resource allocation architecture utilising swarm intelligence for mm-wave MIMO communication architecture. *International Journal of Wireless and Mobile Computing.* 2023;25(2):190–199. DOI:10.1504/ijwmc.2023.133070. EDN:VCBTHS
58. Liang Y.-C. Artificial Intelligence for Dynamic Spectrum Management. In: *Dynamic Spectrum Management: From Cognitive Radio to Blockchain and Artificial Intelligence.* Singapore: Springer; 2020. p.147–166. DOI:10.1007/978-981-15-0776-2_6
59. Alabi C.A., Idakwo M.A., Imoize A.L., Adamu T., Sur S.N. AI for spectrum intelligence and adaptive resource management. In: Sur S.N., Imoize A.L., Bhattacharya A., Kandar D., Banerjee J.S. (eds.) *Artificial Intelligence for Wireless Communication Systems.* CRC Press; 2024. 27 p. DOI:10.1201/9781003517689-3
60. Khan K., Goodridge W. Swarm Intelligence-Driven Client Selection for Federated Learning in Cybersecurity applications. *arXiv:2411.18877.* 2024. DOI:10.48550/arXiv.2411.18877
61. Zhang J., Wang H., Wang X. Application of artificial bee colony algorithm based on homogenization mapping and collaborative acquisition control in network communication security. *PLoS One.* 2024;19(7):e0306699. DOI:10.1371/journal.pone.0306699. EDN:BTHRFI
62. Ma Y., Chen J., Lv W., Qiu X., Zhang Y., Liu W. An improved artificial bee colony algorithm to minimum propagation latency and balanced load for controller placement in Software Defined Network. *Computer Networks.* 2024;250:110600. DOI:10.1016/j.comnet.2024.110600. EDN:KRNCGH
63. Pliatsios D. Comparison of Swarm Intelligence Methods for Joint Resource Orchestration in Open Radio Access Network. *Proceedings of the 14th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, CSNDSP, 17–19 July 2024, Rome, Italy.* IEEE; 2024. p.632–637. DOI:10.1109/CSNDSP60683.2024.10636586
64. Berlinski M. Ant Colony Algorithms Application for Telco Networks Performance with Multi-criteria Optimization. *Proceedings of the International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks, SoftCOM, 21–23 September 2023, Split, Croatia.* IEEE; 2023. DOI:10.23919/SoftCOM58365.2023.10271586
65. Venugopal P.S., Bharathy K.R., Gurusamy R., Rajkumar. Optimization of Delay and Energy in Wireless Body Area Networks Using Swarm Intelligence Based Dynamic Bandwidth Allocation Algorithm. *Proceedings of the International Conference on IoT Based Control Networks and Intelligent Systems, ICI CNIS, 17–18 December 2024, Bengaluru, India.* IEEE; 2024. p.127–131. DOI:10.1109/ICICNIS64247.2024.10823293
66. Zhao Y., Men L. Group Intelligence Optimization Algorithm of Adaptive Trigonometric Function and T-Distributed Perturbation Strategy. *Proceedings of the 6th International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering, CISCE, 10–12 May 2024, Guangzhou, China.* IEEE; 2024. p.740–744. DOI:10.1109/CISCE62493.2024.10653078
67. Liu Y., Huo L., Wu J., Bashir A.K. Swarm Learning-Based Dynamic Optimal Management for Traffic Congestion in 6G-Driven Intelligent Transportation System. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.* 2023;24(7):7831–7846. DOI:10.1109/tits.2023.3234444. EDN:ILD TNW
68. Ahmad I., Qayum F., Rahman S.U., Srivastava G. Using Improved Hybrid Grey Wolf Algorithm Based on Artificial Bee Colony Algorithm Onlooker and Scout Bee Operators for Solving Optimization Problems. *International Journal of Computational Intelligence Systems.* 2024;17(1):111. DOI:10.1007/s44196-024-00497-6. EDN:DJQIPZ

69. Furio C., Lamberti L., Pruncu C.I. An Efficient and Fast Hybrid GWO-JAYA Algorithm for Design Optimization. *Applied Sciences*. 2024;14(20):9610. DOI:10.3390/app14209610
70. Li Y., Lian Z., Zhou K., Dai Y. A quasi-opposition learning and chaos local search based on walrus optimization for global optimization problems. *Scientific Reports*. 2025;15:2881. DOI:10.1038/s41598-025-85751-3. EDN:BZPYVY
71. Sari D.W., Dwijayanti S., Suprpto B.Y. Ant Colony Optimization-Based Path Planning for Autonomous Vehicle Navigation Systems. *Proceedings of the International Conference on Electrical Engineering and Computer Science, ICECOS, 25–26 September 2024, Palembang, Indonesia*. IEEE; 2024. p.135–140. DOI:10.1109/ICECOS63900.2024.10791115
72. Alfa A.A., Misra S., Abayomi-Alli A., Arogundade O., Jonathan O., Ahuja R. Comparative Analysis of Intelligent Solutions Searching Algorithms of Particle Swarm Optimization and Ant Colony Optimization for Artificial Neural Networks Target Dataset. *Proceedings of Second International Conference on Computing, Communications, and Cyber-Security. Lecture Notes in Networks and Systems, vol.203*. Singapore: Springer; 2021. p.459–470. DOI:10.1007/978-981-16-0733-2_32
73. Kalpana N. ABC Algorithm for Evaluating the Performance of the SVC and Optimal Power Flow. *Proceedings of the International Conference on Recent Trends in Communication and Intelligent Systems, ICRTCIS, 28–29 April 2023, Rajasthan, India. Algorithms for Intelligent Systems*. Singapore: Springer Nature; 2023. p.37–47. DOI:10.1007/978-981-99-5792-7_3
74. Almajidi A.M., Pawar V.P., Alammari A., Ali N.S. ABC-Based Algorithm for Clustering and Validating WSNs. *Proceedings of the International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications, ICCMLA, 16–17 August 2019, Goa, India. Algorithms for Intelligent Systems*. Singapore: Springer; 2020. p.117–125. DOI:10.1007/978-981-15-1632-0_13
75. Ding W., Yao H., Ju H., Huang J., Jiang S., Chen Y. Pheromone-guided parallel rough hypercuboid attribute reduction algorithm. *Applied Soft Computing*. 2024;156:111479. DOI:10.1016/j.asoc.2024.111479. EDN:HKPVIE
76. Warnakulasooriya K., Segev A. Comparative analysis of accuracy and computational complexity across 21 swarm intelligence algorithms. *Evolutionary Intelligence*. 2024;18:18. DOI:10.1007/s12065-024-00997-6. EDN:FHRUUA
77. Khara V. Comparative Study of Evolutionary Algorithms. *International Journal of Science and Research*. 2023;12(6):836–840. DOI:10.21275/sr23610122607. EDN:LPWBXF
78. Kalpana N. Innovative Method for Assessing Optimal Power Flow and SVC Performance Using the ABC Algorithm. *Proceedings of the 6th International Conference on Communications and Cyber Physical Engineering, ICCCE, 28–29 April 2023, Hyderabad, India. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol.1096*. Singapore: Springer Nature; 2024. p.21–31. DOI:10.1007/978-981-99-7137-4_3
79. Du H., Zhu Z., Gu S. Research on Optimization of Computer Network Routing Based on Ant Colony Algorithm. *Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Autonomous Robot Systems, AIARS, 29–31 July 2023, Bristol, United Kingdom*. IEEE; 2023. p.365–368. DOI:10.1109/AIARS59518.2023.00080
80. Makhadmeh S.N., Al-Betar M.A., Al-Obeidat F., Alomari O.A., Abasi A.K., Tubishat M., et al. A multi-objective grey wolf optimizer for energy planning problem in smart home using renewable energy systems. *Sustainable Operations and Computers*. 2024;5:88–101. DOI:10.1016/j.susoc.2024.04.001. EDN:HSZMYI
81. Makhadmeh S.N., Al-Betar M.A., Al-Obeidat F., Alomari O.A., Abasi A.K., Tubishat M., et al. A Multi-objective Grey Wolf Optimizer for Power Scheduling Problem in Smart Home Using Renewable Energy Systems. *Research Square*. 2023. DOI:10.21203/rs.3.rs-3771300/v1
82. Huang X., Xu R., Yu W., Wu S. Evaluation and Analysis of Heuristic Intelligent Optimization Algorithms for PSO, WDO, GWO and OOB0. *Mathematics*. 2023;11(21):4531. DOI:10.3390/math11214531. EDN:INHEUT
83. Yadav U.K., Singh V.P. Systematically derived weights based order diminution of continuous systems using GWO algorithm. *Journal of the Franklin Institute*. 2022;359(17):9902–9924. DOI:10.1016/j.jfranklin.2022.09.050. EDN:ZXUCUI
84. Shyshatskyi A., Kashkevich S., Kyrychenko I., Khakhlyuk O., Kubrak V., Koval A., et al. Methodical approach to assessing the state of hierarchical systems using a metaheuristic algorithm. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024;5(4(131)):82–88. DOI:10.15587/1729-4061.2024.311235. EDN:HSRFIL
85. Shahakar M., Mahajan S.A., Patil L. Optimizing System Resources and Adaptive Load Balancing Framework Leveraging ACO and Reinforcement Learning Algorithms. *Journal of Electrical Systems*. 2024;20(1s):244–256. DOI:10.52783/jes.768. EDN:DTXCKX
86. Cao B., Chen Y., Liu X., He H., Song H., Lv Z. Multiobjective Resource Allocation Strategy for Metaverse Resource Management. *Proceedings of the International Conference on Metaverse Computing, Networking and Applications, MetaCom, 26–28 June 2023, Kyoto, Japan*. IEEE; 2023. p.564–570. DOI:10.1109/MetaCom57706.2023.00100
87. Kambhampati R.T. AI Telco Research: Advancements in Telecommunications Scientific Discovery. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*. 2024;12(9):1514–1519. DOI:10.22214/ijraset.2024.64339
88. Jadon S.S., Tiwari R., Sharma H., Bansal J.C. Hybrid Artificial Bee Colony algorithm with Differential Evolution. *Applied Soft Computing*. 2017;58:11–24. DOI:10.1016/j.asoc.2017.04.018
89. Seyyedabbasi A., Tareq Tareq W.Z., Bacanin N. An Effective Hybrid Metaheuristic Algorithm for Solving Global Optimization Algorithms. *Multimedia Tools and Applications*. 2024;83:85103–85138. DOI:10.1007/s11042-024-19437-9. EDN:HMWSUL
90. Lehre P.K., Qin X. Self-adaptation Can Improve the Noise-tolerance of Evolutionary Algorithms. *Proceedings of the 17th ACM/SIGEVO Conference on Foundations of Genetic Algorithms, FOGA, 30 August 2023 – 1 September 2023, Potsdam, Germany*. New York: Association for Computing Machinery; 2023. p.105–116. DOI:10.1145/3594805.3607128
91. Lehre P.K., Qin X. Self-adaptation Can Help Evolutionary Algorithms Track Dynamic Optima. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO, 15–19 July 2023, Lisbon, Portugal*. New York: Association for Computing Machinery; 2023. p.1619–1627. DOI:10.1145/3583131.3590494
92. Zhang Y., Cai Y. Adaptive dynamic self-learning grey wolf optimization algorithm for solving global optimization problems and engineering problems. *Mathematical Biosciences and Engineering*. 2024;21(3):3910–3943. DOI:10.3934/mbe.2024174. EDN:UGPDBW

93. Barrion M.H., Bandala A., Maningo J.M., Dadios E., Naguib R. Advancing Robotic Swarms with Blockchain Technology: A Dynamic Two-Factor Authentication Consensus Framework. *Research Square*. 2024. DOI:10.21203/rs.3.rs-5301694/v1
94. Yang H. Swarm Contract: A Multi-Sovereign Agent Consensus Mechanism. *arXiv:2412.19256*. 2024. DOI:10.48550/arXiv.2412.19256
95. Li Y. Quantum Ant Colony Algorithm for Solving the Traveling Salesman Problem: A Theoretical and Practical Analysis. *Applied and Computational Engineering*. 2024;110(1):175–181. DOI:10.54254/2755-2721/110/2024MELB0121
96. Tajabadi M., Heider D. Fair swarm learning: Improving incentives for collaboration by a fair reward mechanism. *Knowledge-Based Systems*. 2024;304:112451. DOI:10.1016/j.knosys.2024.112451. EDN:UOAGIK
97. Moustafa N. GH-Twin: Graph Learning Empowered Hierarchical Digital Twin for Optimizing Self-Healing Networks. *Sustainable Machine Intelligence Journal*. 2024;8:35–45. DOI:10.61356/smij.2024.8289. EDN:DNPELS
98. Wang N., Wu Y., Lorenzo B., Liu B. Semantic-Aware Architecture Design for a Lifelong Swarm Metaverse. *IEEE Internet of Things Journal*. 2025;12(9):12468–12482. DOI:10.1109/JIOT.2024.3520518

Статья поступила в редакцию 23.05.2025; одобрена после рецензирования 27.06.2025; принята к публикации 01.07.2025.

The article was submitted 23.05.2025; approved after reviewing 27.06.2025; accepted for publication 01.07.2025.

Информация об авторах:

АДОНИН
Леонид Сергеевич

кандидат биологических наук, и. о. заведующего кафедрой конструирования и производства радиоэлектронных средств Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0000-0003-1563-4615>

ВЛАДЫКО
Андрей Геннадьевич

кандидат технических наук, декан факультета радиоэлектронных систем и робототехники Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0000-0002-8852-5607>

Владыко А.Г. является заместителем главного редактора журнала «Труды учебных заведений связи» с 2023 г., но не имеет никакого отношения к решению опубликовать эту статью. Статья прошла принятую в журнале процедуру рецензирования. Об иных конфликтах интересов авторы не заявляли.

Vladyko A.G. has been Deputy editor-in-chief of "Proceedings of Telecommunication Universities" since 2023, but has nothing to do with the decision to publish this article. The article has passed the review procedure accepted in the journal. The authors have not declared any other conflicts of interest.