

# ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА РОЯ ЧАСТИЦ ПРИ ОРГАНИЗАЦИИ ВЫЧИСЛЕНИЙ В РАСПРЕДЕЛЕННЫХ КИБЕРФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

**А.А. Барин**

*Институт информационных наук и технологий безопасности Российского государственного  
гуманитарного университета  
Россия, 117534, Москва, Кировоградская ул., 25, корпус 2  
E-mail: BArseniyy@yandex.ru*

**Ключевые слова:** киберфизические системы, распределенные вычисления, метод роя частиц, оптимизация.

**Аннотация:** В рамках данного исследования была проведена оценка эффективности алгоритма роя частиц при оптимизации распределенных вычислений в киберфизических системах. Анализируется использование алгоритма роя частиц для оптимизации распределения связанных задач на гетерогенной сети. Результаты эксперимента показали, что алгоритм PSO способствует значительному улучшению значений целевой функции по сравнению с результатами случайного поиска при различных уровнях ограничений на количество вызовов целевой функции. Кроме того, выявлена вариативность скорости сходимости алгоритма роя частиц, что подчеркивает важность тщательной настройки его параметров для достижения оптимальных результатов в конкретных условиях задачи распределенных вычислений в киберфизических системах. Таким образом, данное исследование подтверждает перспективность и потенциал использования алгоритма роя частиц в контексте распределенных вычислений в киберфизических системах, при этом акцентируя важность корректной настройки его параметров для достижения оптимальной эффективности в конкретных условиях задачи.

## 1. Введение

Концепция киберфизических систем получила широкое внедрение в различных прикладных областях: мониторинг и контроль протяженных или географически распределенных технических объектов, роботизированные системы и комплексы, системы «умного» дома и «умного» города. Учитывая необходимость обработки больших объемов данных, собираемых с датчиков, реализации киберфизических систем, часто используют технические решения на базе туманных и краевых вычислений [1-3], которые отличаются от облачных ресурсов тем, что являются географически распределенными, гетерогенными и динамичными [4].

Учитывая гетерогенность образующихся вычислительных сетей и вариативность нагрузки для отдельных их фрагментов, возникает задача распределения вычислительных задач с целью оптимизации расходования ресурсов таких систем.

Формальная постановка задачи распределения вычислительной нагрузки в динамичных и гетерогенных средах представлена в [4, 5]: предполагается, что система обладает гетерогенностью критериев и ограничений, что соответствует гетерогенности объединяемых в сеть устройств, а также имеются накладные ресурсные расходы по

причине транзитной передачи данных узлами. В случае, если речь идет о распределении несвязанных вычислений, задача является пр-сложной, что, при наличии большого количества задач, затрудняет использование аналитических методов поиска экстремальных значений, в том числе, методов математического программирования.

Метод роя частиц является одним из современных метаэвристических методов оптимизации, его эффективность исследовалась и подтверждена, например, для следующих задач [6-8]:

- планирование вычислений в туманном слое с оптимизацией по критериям стоимости, использования сетевого ресурса и времени выполнения задач [6],
- планирование вычислений с использованием нескольких роев частиц, что снижает вероятность преждевременного схождения алгоритма в локальном минимуме [7], по критериям времени выполнения, стоимости, энергопотребления и балансировки нагрузки между облаком и туманным слоем, агрегированными в аддитивную стоимостную функцию,
- планирование вычислений с оптимизацией по критериям времени выполнения, энергопотребления и времени выполнения.

Однако, рассматриваемая в данной работе модель задачи отличается от ранее исследованных использованием индивидуальных критериев качества распределения нагрузки, наличием свойственных узлам ограничений, а также использованием мультипликативной свертки как интегрального критерия оптимизации. Также вводятся критерии – энергопотребление, вероятность безотказной работы используемых узлов, выраженная через стоимостную мультипликативную функцию, а также объем передаваемых в сеть данных, в условиях ограничения на время и учета дополнительной нагрузки на узлы, участвующие в передаче данных. Учитывая возможность вариабельности нагрузки и топологии таких сетей, актуальным является исследование алгоритма роя частиц в условиях изменения значений параметров количества задач и количества узлов, что определяет цель данного исследования.

## 2. Метод роя частиц

Метод роя частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) представляет собой эвристический оптимизационный метод, базирующийся на моделировании колонии частиц, которые перемещаются в пространстве потенциальных решений, обмениваясь информацией о лучших найденных решениях.

Пусть  $f: R^n \rightarrow R$  — целевая функция, которую требуется минимизировать,  $S = \{s_i: i \in [1, n]\}$  — множество частиц в рое, каждой из которых сопоставлена координата в пространстве решений  $x_i \in R^n$ , скорость  $v_i \in R^n$  и  $X_i^{best} \in R^n$  — лучшее из известных положений частицы с индексом  $i$ , а  $M$  — наилучше по значению фитнес-функции положение частицы среди всех положений, которые она занимала в процессе работы алгоритма. Тогда общий вид метода роя частиц включает в себя следующие основные этапы:

- 1) Генерация начальных положений и скоростей.
- 2) Вычисление фитнес-функций и определение наилучшего положения.
- 3) Перемещения частиц с учетом ограничений на положения и скорости:

$$v_{i+1} = \omega v_i + \alpha_1 r_1 (X_i^{best} - x_i) + \alpha_2 r_2 (M - x_i),$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1},$$

где  $i = 1, \dots, n$ ;  $r_1 = rand[0,1]$ ;  $r_2 = [0,1]$ ;  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  и  $\omega$  — подбираемые весовые коэффициенты.

- 4) Если на  $j$ -ой итерации выполнено условие остановки, то значение  $X_i^{best}$  используется как решение задачи. Иначе переход к этапу 2.

Параметры PSO  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  и  $\omega$  являются важными компонентами метода роя и влияют на перемещения частиц в пространстве поиска. Параметры  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  определяют, соответственно, степень учета индивидуального и группового опыта агентов. Параметр  $\omega$  характеризует инерционные свойства частиц.

### 3. Вычислительные эксперименты

Эксперимент состоял из двух стадий. На первой стадии идет оптимизация параметров  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  и  $\omega$  при помощи случайного поиска. Графические представления сетевого и заданного графов приведены на рис. 1. Некоторые результаты случайного поиска представлены на графике на рис. 2. Для наглядности результаты работы алгоритма логарифмируются.

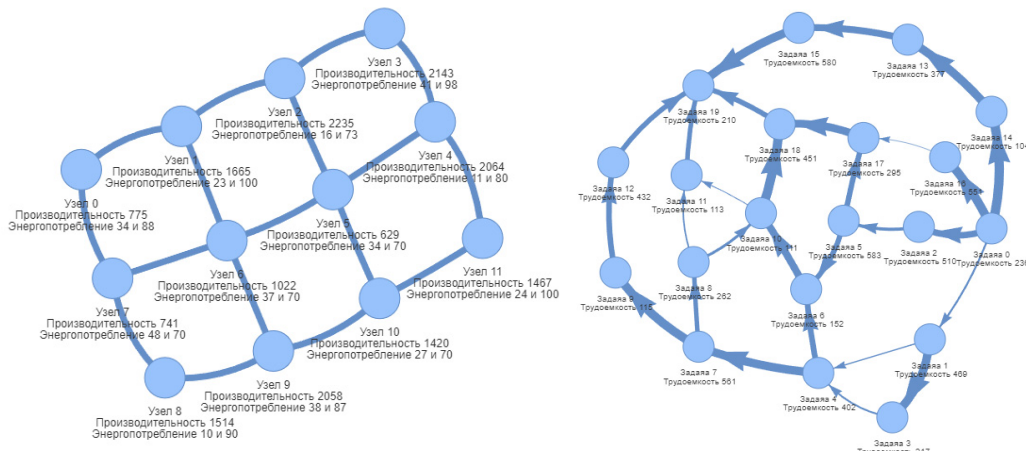


Рис. 1. Граф сети и граф задач используемые в эксперименте.

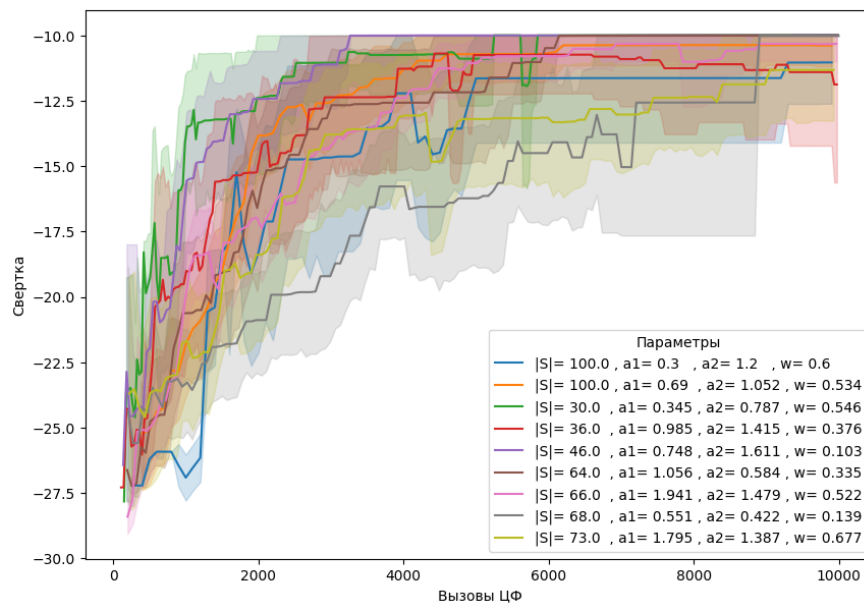


График демонстрирует зависимость среднего значения свертки с 95% доверительным интервалом от числа вызовов целевой функции (ЦФ) на основе данных, полученных в результате 20 прогонов.

На второй стадии происходит сопоставление результатов работы алгоритма PSO, полученных в результате оптимизации случайным поиском, с результатами алгоритма оптимизации распределения задач по сети на тех же входных данных, полученными путем случайного поиска при ограничении в 1000, 4000, 1000 вызовов ЦФ. Усредненные результаты представлены в таблице 1.

**Таблица 1.** Результаты экспериментов.

	<b>2000 вызовов ЦФ</b>	<b>4000 вызовов ЦФ</b>	<b>10000 вызовов ЦФ</b>
<b>RS</b>	-30.077559	-29.936879	-26.904157
<b>PSO</b>	-12.663360	-10.005420	-9.985089

В таблице 1 видно, что у алгоритма оптимизации с помощью PSO удалось достичь значительного улучшения значений целевой функции по сравнению с результатами случайного поиска при различных уровнях ограничений на количество вызовов целевой функции. На рис. 1 также видно различную скорость сходимости алгоритма PSO, что говорит о вариативности его эффективности в зависимости от конкретных параметров. Это подчеркивает важность настройки параметров PSO для достижения оптимальных результатов в конкретных условиях задачи.

## 4. Заключение

В данном исследовании была проведена оценка эффективности использования алгоритма роя частиц в контексте распределенных вычислений в киберфизических системах. В основе исследования лежит анализ эффективности алгоритма роя частиц при оптимизации распределения связанных задач на гетерогенной сети.

Результаты эксперимента показали, что алгоритм оптимизации с помощью PSO позволил достичь значительного улучшения значений целевой функции по сравнению с результатами случайного поиска при различных уровнях ограничений на количество вызовов целевой функции. Более того, вариативность скорости сходимости алгоритма PSO указывает на необходимость тщательной настройки его параметров для достижения оптимальных результатов в конкретных условиях задачи распределенных вычислений в киберфизических системах.

Таким образом, проведенное исследование подтверждает перспективность использования алгоритма роя частиц в контексте распределенных вычислений в киберфизических системах, при этом подчеркивая важность тщательной настройки его параметров для достижения оптимальных показателей эффективности в конкретных условиях задачи.

## Список литературы

1. Rodriguez P., Mejía-Muñoz J., Cruz-Mejía O., Torres-Escobar R., López L., Fog Computing for Control of Cyber-Physical Systems in Industry Using BCI // Sensors. 2023. Vol. 24. P. 149. DOI: 10.3390/s24010149.
2. Božić V. Applications of fog computing for smart sensors // 2023. DOI: 10.13140/RG.2.2.22491.75042.
3. Joo Moon-II, Dong-Yoon Kang, Min-Soo Kang, Hee-Cheol Kim. A Patient Management System Using an Edge Computing-Based IoT Pulse Oximeter // Applied Sciences. 2024. Vol. 14, No. 1. P. 414.

4. Klimenko A. Multicriteria Data Processing Management in the Geographically Distributed Computing Systems with QoS Time Requirements // 2023 16th International Conference Management of large-scale system development (MLSD), Moscow, Russian Federation, 2023. P. 1-5, DOI: 10.1109/MLSD58227.2023.10303770.
5. Klimenko A., Barinov A. Resource-Saving Multiobjective Task Distribution in the Fog- and Edge-Robotics // Ronzhin A., Sadigov A., Meshcheryakov R. (Eds.) Interactive Collaborative Robotics. ICR 2023. Lecture Notes in Computer Science, 2023. Vol. 14214. Cham: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-43111-1\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-031-43111-1_25).
6. Xu R., et al.. Improved Particle Swarm Optimization Based Workflow Scheduling in Cloud-Fog Environment // Daniel F., Sheng Q., Motahari H. (Eds.) Business Process Management Workshops. BPM 2018. Lecture Notes in Business Information Processing, 2019. Vol. 342. Cham: Springer, [https://doi.org/10.1007/978-3-030-11641-5\\_27](https://doi.org/10.1007/978-3-030-11641-5_27).
7. Subramoney D., Nyirenda C.N. Multi-Swarm PSO Algorithm for Static Workflow Scheduling in Cloud-Fog Environments // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 117199-117214. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3220239.
8. Vispute S.D., Vashisht P. Energy-Efficient Task Scheduling in Fog Computing Based on Particle Swarm Optimization // SN COMPUT. SCI. 2023. Vol. 4. P. 391. <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01639-3>.