

## ИНФОРМАТИКА

doi: 10.51639/2713-0576\_2025\_5\_1\_47

УДК 004.89

ГРНТИ 14.99.11

ВАК 5.12.4

### Метод роя частиц: концепция, алгоритм и анализ практического применения в задачах оптимизации

Михаил Алексеевич Астанин

*МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия**misha100904@gmail.com*

#### Аннотация

В мире информационных технологий, где алгоритмы и модели продолжают стремительно развиваться, возникает вопрос: как можно использовать принципы коллективного поведения животных для улучшения эффективности вычислительных процессов? Ответ на этот вопрос лежит в основе концепции роевых алгоритмов - инновационной области, которая сочетает в себе биологию, математическую оптимизацию и искусственный интеллект.

Статья посвящена методу роя частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) - современному метаэвристическому алгоритму оптимизации. Рассматриваются теоретические основы метода, его математическая модель и практическое применение в различных областях. Особое внимание уделяется преимуществам и ограничениям метода, а также его перспективам развития в контексте современных задач оптимизации.

*Ключевые слова:* метод роя частиц, оптимизация, метаэвристика, искусственный интеллект, численные методы, адаптивное управление

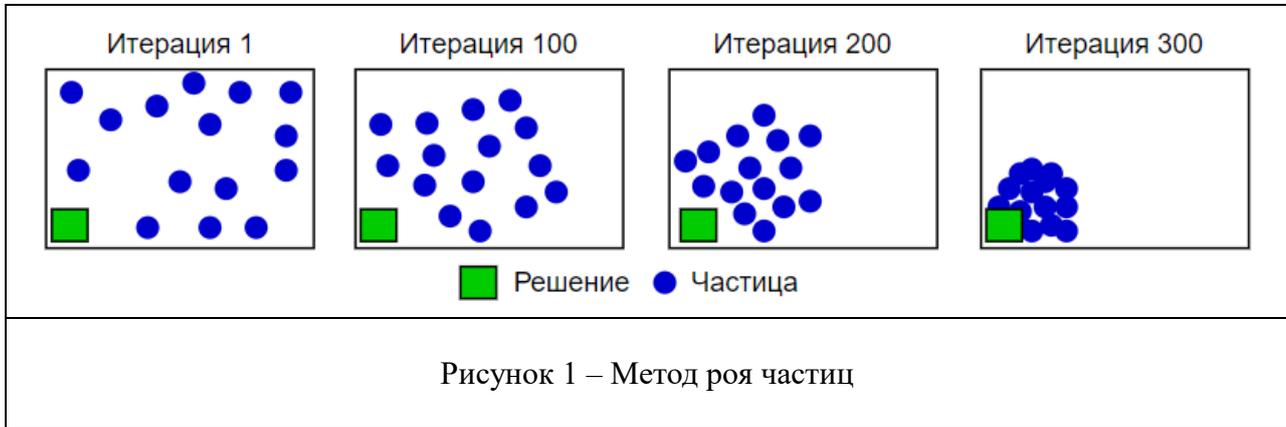
#### Введение

Современные информационные технологии требуют эффективных подходов к решению сложных задач оптимизации, для которых традиционные методы могут оказаться недостаточно гибкими или ресурсоёмкими. Одним из прогрессивных подходов, применяемых для адаптивной оптимизации, является метод роя частиц (Particle Swarm Optimization, PSO), который основывается на принципах коллективного поведения и взаимодействия агентов. Этот метод заимствует принципы из наблюдений за поведением социальных насекомых, таких как муравьи и пчёлы, адаптируя их к вычислительным процессам для поиска решений в высокоразмерных пространствах [1]. На протяжении последних лет PSO зарекомендовал себя как простой и универсальный инструмент для задач оптимизации, включая обучение нейронных сетей, маршрутизацию и задачи в энергетике.

#### Метод роя частиц

Метод роя частиц является алгоритмом численной оптимизации, в котором частицы (индивидуальные агенты) координируются в пространстве решений задачи. Каждая частица представляет возможное решение и обновляет своё положение на основе личного опыта и взаимодействий с другими частицами. Принцип работы алгоритма включает два основных аспекта: индивидуальное поведение частиц и их коллективное взаимодействие. На каждом

шаге частица учитывает два показателя: наилучшее решение, которое она достигла сама (личный оптимум), и наилучшее решение, достигнутое роем в целом (роевой оптимум) [2]. Постепенно, через множество итераций, группа частиц (популяция) приближается все ближе к глобальному оптимуму, решению проблемы. Данный процесс продемонстрирован на рисунке 1.



Алгоритм PSO основан на множестве параметров, которые определяют взаимодействие частиц и их поведение в пространстве решений. Вектор скорости и положение частицы обновляются на каждой итерации с учётом случайных и детерминированных компонентов. Основные параметры алгоритма включают  $c_1$  и  $c_2$  — коэффициенты ускорения, определяющие степень влияния личного и группового оптимумов. Кроме того, в модели PSO используется вес инерции, который регулирует влияние предыдущей скорости частицы на её текущее перемещение [3].

Формула для обновления скорости представлена ниже, Формула 1.

$$v_i^{\{(t+1)\}} = v_i^{\{(t)\}} + c_1 r_1 (p_{\{best,i\}} - p_i^{\{(t)\}}) + c_2 r_2 (g_{\{best\}} - p_i^{\{(t)\}}) \quad (1)$$

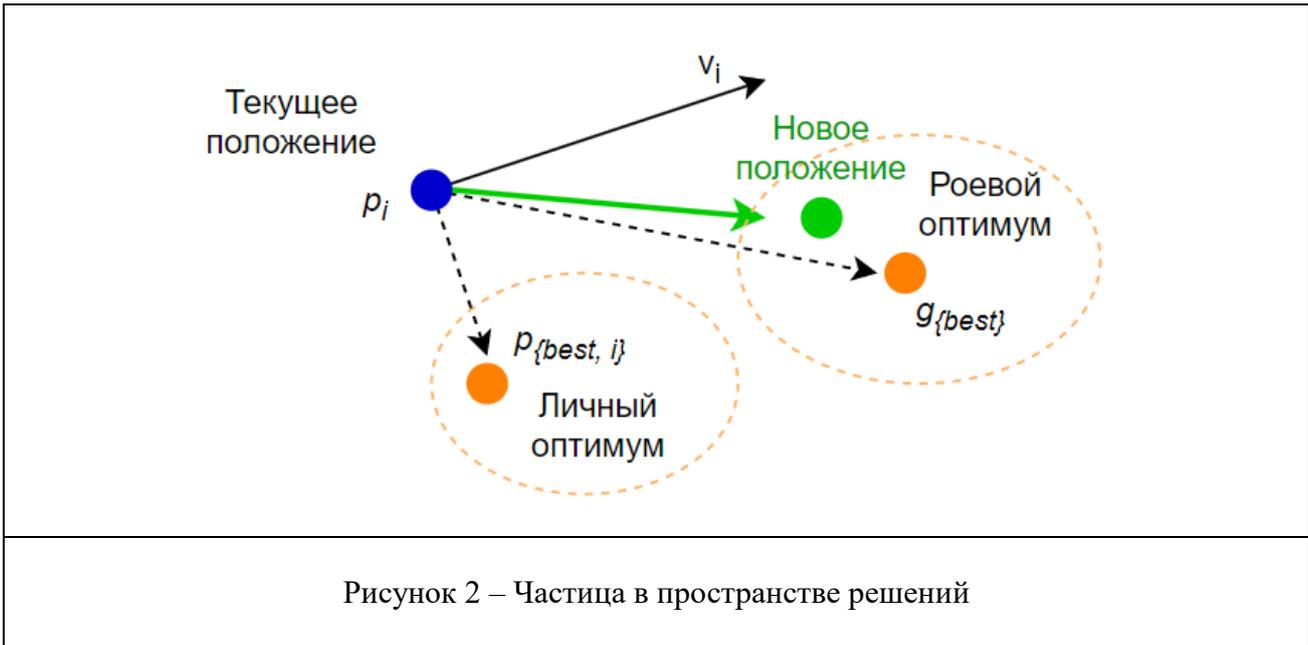
где  $v_i^{\{(t+1)\}}$  — скорость частицы на новой итерации,  $p_{\{best,i\}}$  — личный оптимум частицы, а  $g_{\{best\}}$  — глобальный оптимум, достигнутый роем [4].

Параметры  $c_1$  и  $c_2$  отражают личное и коллективное влияние на поведение частицы, а случайные коэффициенты  $r_1$  и  $r_2$ , выбираемые в диапазоне от 0 до 1, обеспечивают стохастическую природу алгоритма. Такая структура позволяет PSO находить баланс между исследованием новых областей пространства и использованием уже найденных оптимальных решений.

Уравнение положения в пространстве решений, в котором каждая частица обновляет свою позицию с помощью рассчитанной на предыдущем этапе скорости  $v_i^{\{(t+1)\}}$  представлена ниже, Формула 2.

$$p_i^{\{(t+1)\}} = p_i^{\{(t)\}} + v_i^{\{(t+1)\}} \quad (2)$$

В рамках данной математической модели частица, движущаяся в пространстве решений изображена на рисунке 2.



### Преимущества и ограничения PSO

Метод роя частиц обладает рядом преимуществ, таких как параллельная обработка данных и независимость от информации о градиенте функции, что делает его эффективным для задач с высокоразмерными и многомодальными функциями [5]. В то же время PSO подвержен риску преждевременной сходимости в локальные минимумы, особенно при малых значениях популяции или неудачном выборе параметров инерции и ускорения. Выделенные основные преимущества и ограничения метода роя частиц представлены в Таблице 1.

Таблица 1. Основные преимущества и ограничения метода роя частиц

Преимущества PSO	Ограничения PSO
Интеллектуальное поведение	Зависимость от начальных условий
Параллельная обработка	Трудности настройки параметров инерции и ускорения
Простота реализации	Высокая вычислительная сложность для больших популяций

Метод роя частиц активно используется для решения разнообразных задач оптимизации. Один из значимых примеров — обучение нейронных сетей. В данном случае каждая частица представляет собой набор весов, которые обновляются на каждом шаге алгоритма. Цель PSO в этом контексте — минимизация функции ошибки, что позволяет найти оптимальные значения весов для улучшения точности предсказаний сети. Кроме того, PSO находит своё применение в задачах маршрутизации, где он позволяет находить оптимальные маршруты передачи данных в сетях с высокой степенью сложности и иерархии [6].

Примеры других применений включают:

- оптимизацию планирования производственных процессов;
- балансировку нагрузки в энергетических сетях;
- оптимизацию конфигураций отопительных систем.

## Влияние на адаптивные системы и смежные исследования

Применение метода роя частиц находит отклик в ряде задач адаптивного управления и оптимизации транспортной инфраструктуры. Например, аналогичные подходы, основанные на генетических алгоритмах, используются для решения задач управления городской транспортной системой. Это подтверждает эффективность адаптивных эвристических методов в условиях сложной городской среды, требующих гибкой настройки параметров под воздействием постоянно меняющихся условий [7]. В этом контексте PSO обеспечивает баланс между точностью и вычислительной эффективностью, что делает его перспективным для решения задач адаптивного управления.

Исследования также показывают, что использование PSO в совокупности с имитационным моделированием (например, на платформе AnyLogic) способствует повышению точности прогнозирования и управляемости транспортных потоков. Это применимо к задачам, требующим точной настройки параметров светофоров для минимизации задержек и улучшения транспортных условий [8]. Таким образом, PSO и подобные ему эвристические алгоритмы, объединяющие биологически инспирированные методы с математическими моделями оптимизации, являются эффективными инструментами для моделирования сложных систем, демонстрируя высокие результаты в реальных условиях.

## Заключение

В данной статье рассмотрен метод роя частиц (PSO) как универсальный и эффективный подход к решению задач оптимизации, демонстрирующий особую актуальность в условиях растущей сложности информационных и транспортных систем. Преимущества PSO, включая независимость от градиента и возможность параллельной обработки данных, делают его предпочтительным выбором для решения многомерных задач, требующих адаптивного и быстрого отклика. Однако необходимость подбора параметров и риск застревания в локальных минимумах остаются значимыми вызовами, которые могут быть решены за счет гибридизации PSO с другими методами, такими как генетические алгоритмы и методы Монте-Карло [7, 8]. Перспективы дальнейшего развития PSO связаны с его внедрением в имитационные модели сложных систем для получения более точных и адаптивных решений.

## Конфликт интересов

Автор статьи заявляет, что на момент подачи статьи в редакцию, у него нет возможного конфликта интересов с третьими лицами.

## Список источников

1. Microsoft Learn: Particle Swarm Optimization. URL: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/archive/msdn-magazine/2011/august/artificial-intelligence-particle-swarm-optimization> (дата обращения 25.10.24).
2. Jenuay.net: Введение в алгоритм роя частиц. URL: <https://jenuay.net/Programming/ParticleSwarm#intro> (дата обращения 27.10.24).
3. MetaQuotes Language 5: Основы метода роя частиц. URL: <https://www.mql5.com/ru/articles/11386?ysclid=m2vtpjx7b2293761832> (дата обращения 29.10.24).
4. VisualStudioMagazine.com: Обучение нейронных сетей с помощью метода роя частиц. URL: <https://visualstudiomagazine.com/articles/2013/12/01/neural-network-training-using-particle-swarm-optimization.aspx> (дата обращения 30.10.24).

5. Kennedy, J., Eberhart, R. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995.
6. Poli, R., Kennedy, J., Blackwell, T. Particle Swarm Optimization: An Overview. Swarm Intelligence. 2007.
7. Акопов А.С., Зарипов Е.А., Мельников А.М. Адаптивное управление транспортной инфраструктурой в городской среде с использованием генетического алгоритма вещественного кодирования // Бизнес-информатика. 2024. Т. 18. № 2. С. 48–66. DOI: 10.17323/2587-814X.2024.2.48.66.
8. Имитационное моделирование и оптимизация транспортных потоков в локальных участках уличной дорожной сети с использованием системы AnyLogic / Е. А. Зарипов, А. М. Мельников, А. С. Акопов // Информационные технологии. – 2024. – Т. 30, № 4. DOI: 10.17587/it.30.183-189.

### **Particle Swarm Optimization: Concept, Algorithm, and Analysis of Practical Application in Optimization Problems**

Mikhail Alekseevich Astanin\*

MIREA – Russian Technological University, 119454, Russia, Moscow, Vernadsky Avenue 78, \*misha100904@gmail.com

#### **Abstract**

In the world of information technology, where algorithms and models continue to develop rapidly, the question arises: how can the principles of collective behavior of animals be used to improve the efficiency of computational processes? The answer to this question lies at the heart of the concept of swarm algorithms - an innovative field that combines biology, mathematical optimization, and artificial intelligence.

The article is devoted to the Particle Swarm Optimization (PSO) method - a modern metaheuristic optimization algorithm. The theoretical foundations of the method, its mathematical model, and practical application in various fields are considered. Particular attention is paid to the advantages and limitations of the method, as well as its development prospects in the context of modern optimization problems.

*Keywords:* particle swarm method, optimization, metaheuristics, artificial intelligence, numerical methods, adaptive control