

УДК 33

DOI: 10.34670/AR.2021.47.23.004

Мета-эвристический алгоритм децентрализованного управления группой роботов в строительном комплексе

Рачков Тимофей Ильич

Бакалавр,

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,
105005, Российская Федерация, Москва, 2-я Бауманская ул., 5;
e-mail: voj000@mail.ru

Кузьмина Инна Анатольевна

Кандидат технических наук, доцент,

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,
105005, Российская Федерация, Москва, 2-я Бауманская ул., 5;
e-mail: voj000@mail.ru

Аннотация

В работе представлен мета-эвристический алгоритм решения задач мультимодальной оптимизации сложных целевых функций. В работе показано, что одним из способов решения задач мультимодальной оптимизации является многократный запуск приближенных методов глобальной оптимизации. Однако такой подход в общем случае нельзя назвать эффективным, т.к. не представляется возможным при каждом запуске учитывать результаты предыдущих исследований. Также методы глобальной оптимизации зачастую требуют многократного вычисления значений целевой функции, каждое из которых может быть сопряжено со значительными временными затратами, что делает невозможным их применение при исследовании сложных функций.

С целью проверки эффективности была выполнена программная реализация и проведен цикл вычислительных экспериментов. На основе анализа результатов экспериментов, были предложены методики, позволяющие определять параметры алгоритма при работе с разными исходными данными.

Для цитирования в научных исследованиях

Рачков Т.И., Кузьмина И.А. Мета-эвристический алгоритм децентрализованного управления группой роботов в строительном комплексе // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2021. Том 11. № 4А. С. 34-40. DOI: 10.34670/AR.2021.47.23.004

Ключевые слова

Архитектура, технология, структура, развитие, динамика, мета-эвристический алгоритм, мультимодальная оптимизация, популяционный алгоритм.

Введение

В науке и технике широко представлен класс задач мультимодальной оптимизации. Мультимодальная оптимизация занимается решением задач, целью которых является нахождение всех или большинства из нескольких экстремумов, в отличие от одного максимума или минимума, при решении задач глобальной оптимизации. Знание множества решений задачи оптимизации может быть полезно, например, при решении задач локализации мест залежей полезных ископаемых, когда может быть интересно не только месторождение с максимальным объемом залежей, но и все месторождения, пригодные для разработки.

Основное содержание

Одним из способов решения задач мультимодальной оптимизации является многократный запуск приближенных методов глобальной оптимизации. Однако такой подход в общем случае нельзя назвать эффективным, т.к. не представляется возможным при каждом запуске учитывать результаты предыдущих исследований. Также методы глобальной оптимизации зачастую требуют многократного вычисления значений целевой функции, каждое из которых может быть сопряжено со значительными временными затратами, что делает невозможным их применение при исследовании сложных функций.

В данной статье рассматривается задача мультимодальной оптимизации вида:

$$F^*(X) = \{F_1(X_1), \dots, F_n(X_n)\}; F_i(X_i) \rightarrow \max_{X \in D} (F(X)), i \in [1, n],$$

где $F(X)$ – целевая функция; X – $|X|$ -мерный вектор варьируемых параметров; $F^*(X)$ – множество решений задачи; $F_i(X_i)$ – локальный экстремум функции $F(X)$, $X_i \in D$.

Алгоритм децентрализованного управления группой роботов предназначен для решения задач мультимодальной оптимизации сложных функций. Алгоритм относится к классу «следовых» алгоритмов, т.к. в процессе эволюции агентов популяции предполагается учет координат и результатов некоторого числа предшествующих испытаний [8]. Алгоритм является мета-эвристическим алгоритмом т.е. на его основе можно построить большое число конкретных эвристических популяционных алгоритмов оптимизации. Алгоритм является популяционным. В качестве агентов алгоритма выбраны роботы, в связи с чем он и получил название.

Роботы $M_i, i \in [1: N_M]$ – группа роботов, имеют ограниченное число ячеек. Каждая из ячеек $O_i, i \in [1: N_\mu]$ работа может быть однократно заполнена образцами. Наличие числа ячеек позволяет ввести ограничение на число расчетов целевой функции в ходе работы алгоритма. Алгоритм подразумевает одновременную работу нескольких агентов и имеет децентрализованное управление, что означает минимальный стратегический контроль и управление агентами со стороны центрального алгоритма. Каждый робот строит суррогатную модель и определяет следующий шаг (продолжать локальный поиск или совершить перебазирование). Замеры $F = \{f_i, i \in [1 \dots N_M]\}$, произведенные всеми роботами известны каждому роботу.

Шаги алгоритма можно разделить на 2 уровня. На верхнем уровне осуществляется общее руководство всеми роботами. На нижнем уровне осуществляется самоуправление робота т.е. решаются вопросы, связанные с действиями робота (движением, взятием анализа, построение модели относительно одного робота).

Рассмотрим каждый шаг подробнее.

Инициализация. В процессе инициализации алгоритма группа роботов $M_i, i \in [1 \dots N_M]$ размещается в области поиска. Варианты способов размещения могут быть разными: равномерно, случайным образом и т.д.

Локальная серия поиска. Общая схема проведения локальной серии поиска имеет следующий вид:

1. Робот $M_i, i \in [1 \dots N_M]$, делает замер и заполняет одну из ячеек.
2. На основании ограниченного количества ближайших замеров $F = \{f_i, i \in [1 \dots N_M]\}$ строится суррогатная модель $S(X)$ [10].
3. Исходя из построенной модели, определяется дальнейшее направление движения робота $M_i, i \in [1 \dots N_M]$ в сторону возрастания функции $S(X)$.
4. Определяется необходимость перебазирования.

Робот $M_i, i \in [1 \dots N_M]$ совершает перебазирование, если выполняется одно из двух условий:

- имеет место стагнация в результатах замеров;
- если робот локализовал экстремум.

Пребазирование. Процедура перебазирования реализуется с целью обеспечения исследования значительного пространства области D . Область поиска разбивается на зоны нанесением на нее прямоугольной сетки с шагом h . Каждой D_j -ой зоне $D = \{D_j, j \in [1 \dots N_D]\}$ зоне ставится в соответствие критерий, имеющий смысл «привлекательности» области для дальнейшего исследования. Критерий зависит от исследованности области.

Из множества $D = \{D_j, j \in [1 \dots N_D]\}$ областей выбирается область с наименьшим значением критерия и расположенная на ближайшем расстоянии от робота.

Окончание поиска. Условием окончания выполнения работы алгоритма является заполнение каждым роботом $M_i, i \in [1 \dots N_M]$ всех отсеков для взятия образцов O_i .

Для проверки работоспособности и эффективности мета-эвристического алгоритма децентрализованного управления группой роботов для решения задач мультимодальной оптимизации сложных функций была выполнена программная реализация алгоритма на языке c++ и проведен вычислительный эксперимент.

Вычислительный эксперимент проводился с варьированием исходных данных:

- исследуемая область 400-3500 метров;
- количество роботов 9-70;
- количество ячеек роботов 10-140;
- количество экстремумов 4-71.

В качестве результативности работы алгоритма установлен порог локализации 80% экстремумов.

Для всесторонней оценки алгоритма было проведено 2 серии экспериментов.

Во время первой серии варьировалось количество роботов, при фиксированном количестве ячеек роботов. На рисунке 1 представлена графическая интерпретация результатов серии экспериментов №1.

Во время второй серии экспериментов варьировалось количество ячеек, при фиксированном количестве ячеек роботов для каждого размера исследуемой области. На рисунке 2 представлена графическая интерпретация серии №2.

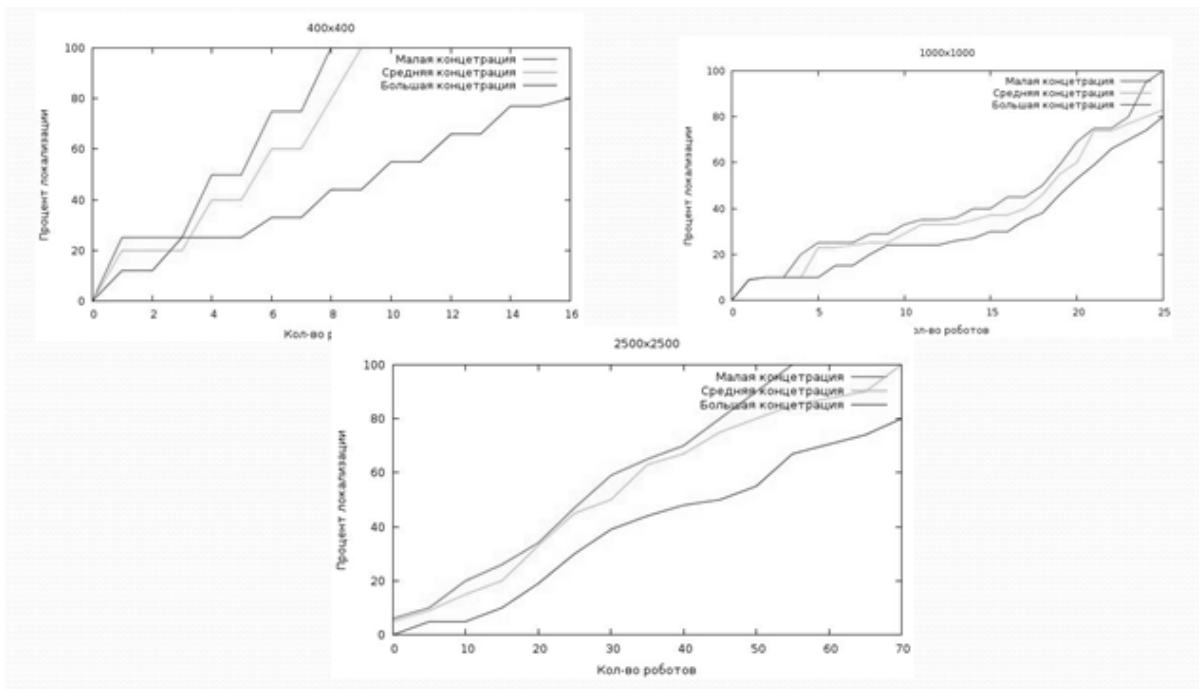


Рисунок 1 - Графическая интерпретация серии экспериментов №1

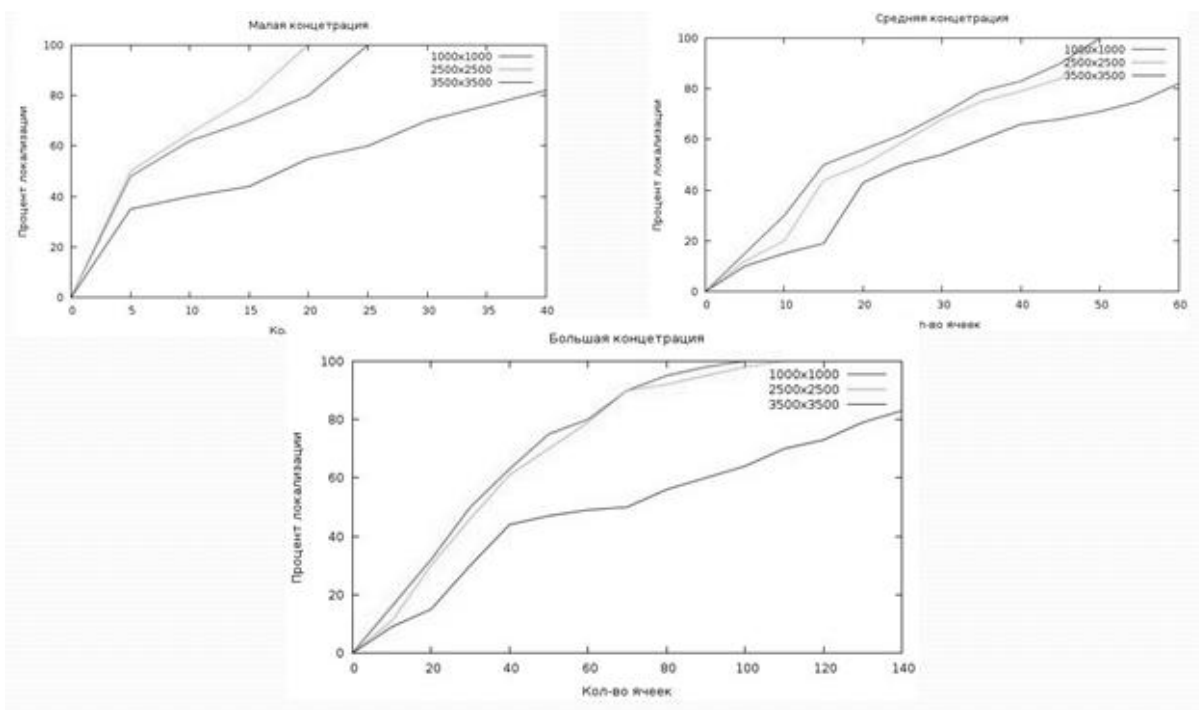


Рисунок 2 - Графическая интерпретация серии экспериментов №2

В качестве результата всех серий экспериментов была составлена сводная таблица 1, в которой содержится информация об оптимальном количестве ячеек и роботов для размеров площадей 400-3500 метров, где M – количество роботов, ε_a – количество экстремумов, ε_f – количество найденных экстремумов (0 найденных экстремумов – 0 %, все экстремумы найдены – 100%), S – размерность исследуемой области.

Таблица 1 - Оптимальные значения параметров для 4 размеров площадей

S, м	400x400	1000x1000	2500x2500	3500x3500
M	16	25	49	49
N	10	25	40	70
ε_a	9	23	50	71
ε_f	88%	80%	80%	80%

Полученные результаты вычислительных экспериментов могут быть использованы для настройки параметров алгоритма. Например, на рисунке 6 изображен график локализации максимумов. Примерно оценив расстояние между точками пересечения линии, соответствующей 80% локализации экстремумов и кривыми, соответствующие областям 2500x2500 и 3500x3500, можно найти число ячеек робота, обеспечивающих заданный уровень локализации для области 3000x3000.

Заключение

Был разработан мета-эвристический децентрализованного управления группой роботов для решения задач мультимодальной оптимизации сложных функций. Для оценки эффективности и работоспособности мета-эвристического алгоритма была выполнена его программная реализация и проведен ряд вычислительных экспериментов. В ходе вычислительных экспериментов был проведен анализ, позволяющий дать рекомендации по выбору параметров алгоритма при работе на областях разных площадей.

Библиография

1. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой : учебное пособие / А. П. Карпенко. — Москва : Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014.
2. Карпенко А.П., Кузьмина И.А. Мета-эвристический алгоритм глобальной оптимизации: алгоритм интеллектуальной подледной рыбной ловли, в печати
3. Бурнаев Е.В., Зайцев А.А. Суррогатное моделирование разноточных данных в случае выборок большого размера //Информационные процессы. Том 15. № 1.2015. С. 97–109
4. Майк Прейс, Мультимодальная оптимизация с помощью эволюционных алгоритмов // 2015 год.
5. Е. В. Бурнаев, «Обнаружение аномалий на основе суррогатных моделей», УБС, 86 2020, 5–31.
6. Бурнаев Е., Бернштейн А., «Методы анализа данных, предсказательного моделирования и обслуживания», Перспективные технологии для авиационной промышленности: Аналитический обзор, Наука, М., 2017, 463 с.
7. Прокопенко Н. Ю. Методы оптимизации [Текст]: учеб. пособие /Н. Ю. Прокопенко; Ниже-гор. гос. архитектур. - строит. ун-т. – Н. Новгород: ННГАСУ, 2018. – 118 с.
8. Sudakov O., Koroteev D., Belozero V., Burnaev E., “Artificial neural network surrogate modeling of oil reservoir: A case study”, Proc. of Advances in Neural Networks, Springer International Publishing, 2019, 232–241
9. Michalewicz Z., Schoenauer M. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems // Evolutionary computation. 1996. Vol. 4. No. 1. pp. 1-32.
10. Построение информационно-вычислительной мета-модели деформирования и разрушения структурно-сложных конструкций – режим доступа - <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-informatsionno-vychislitelnoy-metamodeli-deformirovaniya-i-razrusheniya-strukturno-slozhnyh-konstruktsiy>

Meta-heuristic algorithm for decentralized management of a group of robots in a construction complex

Timofei I. Rachkov

Bachelor's degree
Bauman Moscow State Technical University
105005, 5, 2nd Baumanskaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: voj000@mail.ru

Inna A. Kuz'mina

PhD in Technical science, Associate Professor
Bauman Moscow State Technical University
105005, 5 2nd Baumanskaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: voj000@mail.ru

Abstract

The paper presents a meta-heuristic algorithm for solving problems of multimodal optimization of complex objective functions. The paper shows that one of the ways to solve the problems of multimodal optimization is to repeatedly run approximate methods of global optimization. However, such an approach in general cannot be called effective, since it is not possible to take into account the results of previous studies at each launch. Also, global optimization methods often require multiple calculations of the values of the objective function, each of which can be associated with significant time costs, which makes it impossible to use them in the study of complex functions.

In order to test the effectiveness, a software implementation was performed and a cycle of computational experiments was conducted. Based on the analysis of the experimental results, methods were proposed that allow determining the parameters of the algorithm when working with different source data.

For citation

Rachkov T.I., Kuz'mina I.A. (2021) Meta-evristicheskiy algoritm detsentralizovannogo upravleniya gruppoy robotov v stroitel'nom komplekse [Meta-heuristic algorithm for decentralized control of a group of robots in a construction complex]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 11 (4A), pp. 34-40. DOI: 10.34670/AR.2021.47.23.004

Keywords

Architecture, technology, structure, development, dynamics, meta-heuristic algorithm, multimodal optimization, population algorithm

References

1. Karpenko A. P. Modern search engine optimization algorithms. Algorithms inspired by nature : a textbook / A. P. Karpenko. - Moscow: Publishing House of Bauman Moscow State Technical University, 2014.
2. Karpenko A. P., Kuz'mina I. A. Meta-heuristic algorithm of global optimization: algorithm of intelligent ice fishing, in

print

3. Burnaev E. V., Zaitsev A. A. Surrogate modeling of heterogeneous data in the case of large samples //Information processes. Volume 15. No. 1.2015. pp. 97-109
4. Mike Preis, Multimodal optimization using evolutionary algorithms // 2015.
5. E. V. Burnaev, "Detection of anomalies based on surrogate models", UBS, 86 2020, 5-31.
6. Burnaev E., Bernstein A., "Methods of data analysis, predictive modeling and maintenance", Promising technologies for the aviation industry: An analytical review, Nauka, Moscow, 2017, 463 p.
7. Prokopenko N. Yu. Optimization methods [Text]: textbook. the manual /N. Y. Prokopenko; Below-city state architecture-builds. un – T.-N. Novgorod: NNGASU, 2018 – - 118 p.
8. Sudakov O., Koroteev D., Belozerov B., Burnaev E., "Artificial neural network surrogate modeling of oil reservoir: A case study", Proc. of Advances in Neural Networks, Springer International Publishing, 2019, 232–241
9. Michalewicz Z., Schoenauer M. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems // Evolutionary computation. 1996. Vol. 4. No. 1. pp. 1-32.
10. Construction of an information and computational metamodel of deformation and destruction of structurally complex structures-access mode - <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-informatsionno-vychislitelnoy-metamodeli-deformirovaniya-i-razrusheniya-strukturno-slozhnyh-konstruktsiy>