

МУЛЬТИАГЕНТНЫЙ ПОДХОД И ПОВЫШЕНИЕ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕТОДЕ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

Рыжикова Е. О.,

научный руководитель д-р физ.-мат. наук. Кошур В. Д.

Институт космических и информационных технологий (ИКИТ)

Сибирского федерального университета (СФУ)

Введение. Представлены исследования, которые лежат в основе разработки вычислительных алгоритмов глобальной оптимизации (ГО) с повышенными адаптивными свойствами. Рассмотрены системы роевого интеллекта (swarm intelligence) в виде мультиагентной системы, которая в определенной степени моделирует поведение стаи птиц при поиске корма. Отмечены перспективные направления разработок методов глобальной оптимизации для негладких целевых функций (ЦФ) в виде «черного ящика».

В работах [1-4] рассмотрен ряд основных подходов и обзор [5] численных методов для решения задач ГО, а также представлены модификации методов ГО на основе нечеткой логики, искусственных нейронных сетей и использования технологии мультиагентных систем. Направление искусственного интеллекта представляет собой весьма широкий спектр знаний, методов и достигнутых результатов в различных областях исследований, одной из объединяющих концепций для которых является понятие рационального поведения агентов.

Усиление адаптивных свойств частиц-агентов. Рой частиц может рассматриваться как многоуровневая мультиагентная система [2], в которой каждая частица-агент функционирует по простым правилам, но при этом важным является обмен информацией между частицами-агентами, что придает системе в целом новое качество «разумности». Для усиления роевого интеллекта, проведено моделирование рационального поведения частиц-агентов на основе гибридизации классического метода частиц с методом усреднения координат и использование локализованных процедур Хука-Дживса [3], учета изменяемости ЦФ и оценок локальных констант Липшица и виртуализации нескольких роев частиц [2, 4].

Задача выбора показателей «производительности» частиц-агентов предполагает множественные реализации, в которых целесообразно учитывать как успешность работы каждой частицы-агента, так и роя в целом. При выделении показателя изменяемости функции в методе виртуальных частиц [2] эвристическое управление состояло в выборе базового роя частиц с максимальной константой Липшица. В предлагаемой модификации реализовано управление коэффициентами вкладов движения частиц-агентов по индивидуальным значениям локализованных констант Липшица для каждой из рассматриваемых частиц. Усиление функции частиц-агентов происходит за счет эвристической настройки параметров алгоритма на основе изменяющихся свойств среды, параметрами которой являются текущие координаты частиц, значения ЦФ, усредненные координаты частиц, оценочные значения констант Липшица для каждой частицы.

Если ввести относительные значения для констант Липшица в виде:

$$L_{pi}^* = \frac{L_{pi} - L_{min}}{L_{max} - L_{min}}, \quad (1)$$

где L_{pi} , L_{max} , L_{min} представляют значения оценок локальных констант Липшица в i -ой частице в p -ом рое, максимальное и минимальное значение константы Липшица по всем частице, тогда целесообразно выделить три характерных интервала изменения L_{pi}^* :

[0, 0,5); [0,5, 0,75]; (0,75, 1], для каждого из этих интервалов определяются настраиваемые коэффициенты алгоритма: α , β_1 , β_2 , β_3 , γ , δ . Переход к новым координатам $x^{(i)[t+1]}$ i -ой частицы-агента на $t+1$ итерационном шаге определяется в виде функции агента:

$$x^{(i)[t+1]} = x^{(i)[t]} + \alpha \cdot Y^{(i)[t]} + U[0, \beta_1] \otimes (x_b^{(i)[t]} - x^{(i)[t]}) + U[0, \beta_2] \otimes (x_g^{[t]} - x^{(i)[t]}) + U[0, \beta_3] \otimes (x_{g^*}^{[t]} - x^{(i)[t]}) + U[0, \gamma] \otimes (x^{(q(i))[t]} - x^{(i)[t]}) + U[0, \delta] \otimes (x_*^{[t]} - x^{(i)[t]}). \quad (2)$$

Второе слагаемое формулы (2) определяет «инерционную» составляющую, $Y^{(i)[t]}$ - скорость частицы; третье слагаемое называют «когнитивным» компонентом, которое формирует тенденцию частицы вернуться в положение $x_b^{(i)[t]}$ с минимальным значением ЦФ для данной частицы; четвертое слагаемое называют «социальным» компонентом, который выражает тенденцию движения i -той частицы в положение $x_g^{[t]}$, которое соответствует координатам лучшей частицы в рое; пятое слагаемое соответствует тенденции движения в направлении лучшей частицы по всем рассматриваемым роям частиц $x_{g^*}^{[t]}$; шестое слагаемое характеризует смещение частицы, связанное с направлением максимального изменения ЦФ в направлении частицы $q(i)$ с координатами $x^{(q(i))[t]}$; последнее слагаемое соответствует вкладу в перемещение частицы в направлении найденных усредненных координат $x_*^{[t]}$. Стохастичность метода заключается в использовании равномерно распределенных случайных величин: $U[0, \beta_1]$, $U[0, \beta_2]$, $U[0, \beta_3]$, $U[0, \gamma]$, $U[0, \delta]$ в указанных диапазонах значений; \otimes - символ покомпонентного умножения векторов. Изменения настраиваемых параметров α , β_1 , β_2 , β_3 , γ , δ , для приведенных ниже расчетов, соответствовали следующим величинам:

- если $L_{pi}^* \in [0, 0,5)$, то $\alpha = 0.3$, $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = 0$, $\beta_3 = f_3(i)$, $\gamma = 0.5$, $\delta = 0.2$;
- если $L_{pi}^* \in [0,5, 0,75]$, то $\alpha = 0$, $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = f_2(i)$, $\beta_3 = f_3(i)$, $\gamma = 1$, $\delta = 0.1$;
- если $L_{pi}^* \in (0,75, 1]$, то $\alpha = 0$, $\beta_1 = 0$, $\beta_2 = 0$, $\beta_3 = 0$, $\gamma = 2$, $\delta = 0$.

Их изменение отражает тенденцию усиления значения параметра γ , от максимального (2) до минимального (0.5) значения в соответствии с уменьшением изменчивости ЦФ по параметру L_{pi}^* ; инерционная составляющая (коэффициент α) включается только при малой изменчивости ЦФ; тенденция стремления к найденным усредненным координатам $x_*^{[t]}$ возрастает по параметру δ , вклады социальных составляющих (коэффициенты β_2 и β_3) вычисляются в зависимости от расстояния i -ой частиц до лучшей частицы в рое и лучшей частицы по всем роям через функции $f_2(i)$ и $f_3(i)$.

Результаты вычислительных экспериментов. На Рис. 1 представлены результаты процесса минимизации функции Растригина:

$$F = 20 + x^2 - 10 \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot x) + y^2 - 10 \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot y). \quad (3)$$

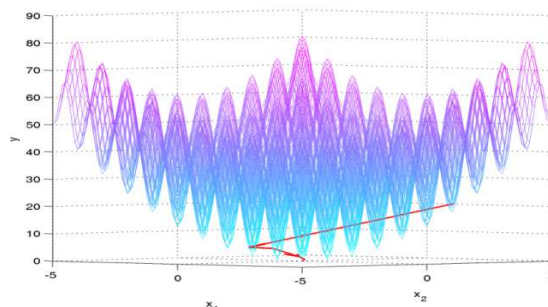


Рис. 1 – Минимизация функции Растригина для 2-х переменных

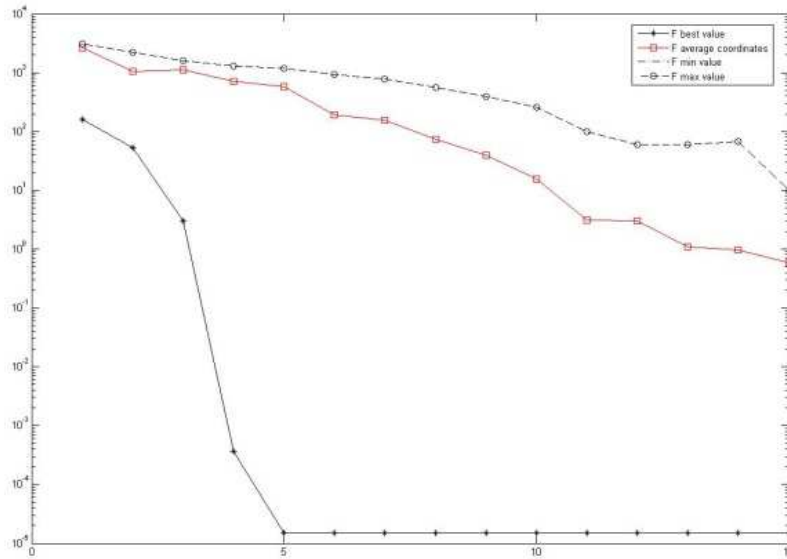


Рис. 2 - Минимизация функции Растригина для 100 переменных.

На Рис. 2 горизонтальная ось – число итераций, вертикальная ось – значение целевой функции; верхняя пунктирная линия – изменения максимальных значений целевой функции в списке частиц; сплошная линия – изменение значений целевой функции в усредненных координатах; сплошная линия с маркерами – изменения минимальных значений целевой функции в списке частиц.

На Рис. 3 показаны результаты итерационного процесса вычисления глобального минимума, функции Растригина. Глобальный минимум был достигнут за 5 итерационных шагов при заданных 15 итерациях. В расчете были использованы 10 роев частиц по 100 частиц в каждом рое; усреднение координат проводилось по всем частицам. Для данного варианта расчета на рис. 3 показано распределение значений целевой функции по частицам одного роя и значения координат лучшей частицы (с номером 93), которая достигла глобального минимума.

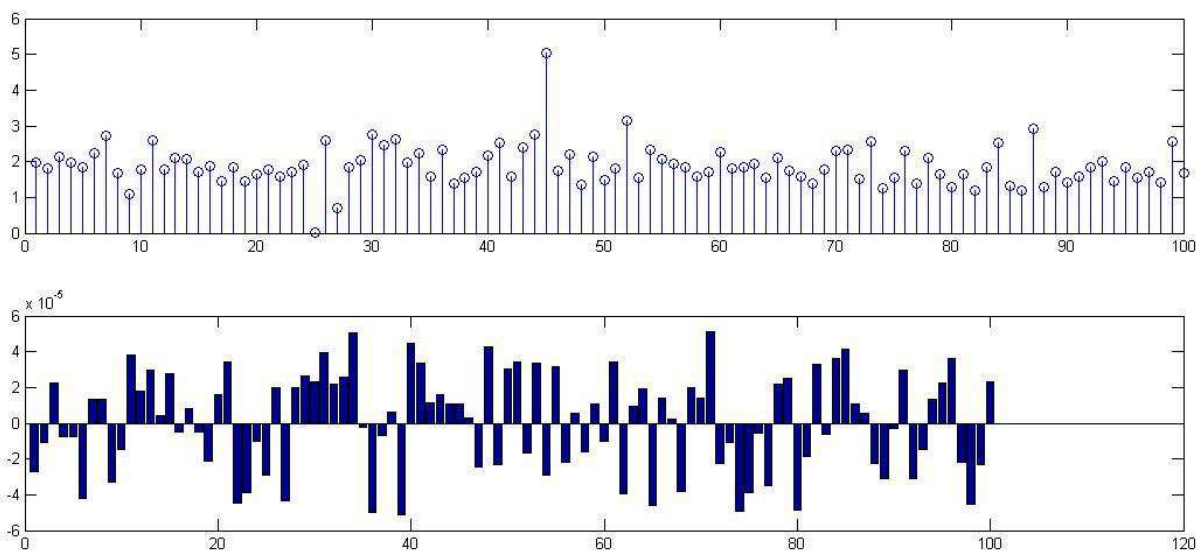


Рис.3 - На верхнем рисунке показано распределение значений целевой функции по частицам 1 роя, нижний рисунок - значения 100 координат лучшей частицы, которая достигла глобального минимума.

Проведенные вычислительные эксперименты по минимизации функции Растригина при $n=100$ показали, что если не увеличивать общее количество частиц, то гибридный алгоритм приводит к глобальному минимуму за большее число итераций. Целесообразность проведения вычислительных экспериментов по исследованию работоспособности алгоритма позволяет оценить вклады составляющих движения частиц (коэффициентов алгоритма) и приблизиться к балансу между «exploration and exploitation» т.е. «исследованием и использованием».

Заключение. Повышение адаптивных свойств вычислительных алгоритмов и усиление роевого интеллекта в мультиагентных системах, предназначенных для решения задач ГО, главным образом связано с необходимостью эффективного моделирования рационального поведения частиц-агентов и более информационного описания параметров среды, а также возможностью подстройки параметров вычислительного алгоритма.

Список литературы

1. Карпенко А.П. Обзор методов роя частиц (Particle Swarm Optimization) [Электронный ресурс] / А. П. Карпенко, Е.Ю. Селивестров // Электронное научно-техническое издание «Наука и образование». – 2009. – № 3. – Режим доступа: <http://technomag.edu.ru/doc/116072.html>
2. Кошур В.Д. Роевой интеллект, нечеткий логический вывод и мультиагентные технологии в методе глобальной оптимизации / В.Д. Кошур, Е.О. Рыжикова // XV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2013»: Сборник научных трудов. Часть. 2. – М.: НИЯУ МИФИ, 2013. – С. 12-21.
3. Кошур В.Д. Глобальная оптимизация на основе гибридного метода усреднения координат и метода роя частиц / В.Д. Кошур // Журнал Вычислительные технологии. – 2013. – Том 18, №4. – С. 36-47.
4. Кошур В.Д. Усиление роевого интеллекта в методе глобальной оптимизации на основе виртуальных частиц / В.Д. Кошур, Е.О. Рыжикова // Интеллект и наука : труды XIII междунар. молодеж. науч. конф. – Железногорск, 2013. – С. 89-90.
5. Кошур В.Д. Методы глобальной оптимизации и повышение адаптивных свойств вычислительных алгоритмов. Интеллектуализация поиска экстремумов / В.Д. Кошур // XVI Всероссийская научно-техническая конференция с международным участием «Нейроинформатика-2014»: Лекции по нейроинформатике. – М.: НИЯУ МИФИ, 2014. – С. 46-61.