

ПОИСК ГЛОБАЛЬНОГО МИНИМУМА НА ОСНОВЕ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА С ПОВЫШЕННОЙ АДАПТИВНОСТЬЮ

Рыжикова Е.О.,

научный руководитель д-р физ.-мат. наук., Кошур В.Д.
*Институт космических и информационных технологий
Сибирский федеральный университет*

Введение

Проблема поиска решений задач глобальной оптимизации (ГО) является одной из актуальных и широко востребованных задач вычислительной математики. В связи с развитием информационных технологий, вычислительной техники и параллельных вычисленных систем, разработка эффективных численных методов, адаптивных к изменению целевой функции (ЦФ), особенно актуальна. Поскольку в прикладных задачах, ЦФ, как правило, имеет большое количество переменных, не задана в аналитической форме, а вычисляется как некоторая интегральная характеристика сложного динамического процесса. В работах [1-13] рассмотрены основные оригинальные подходы и обзоры численных методов для решения задач ГО, в работах [14-20] представлены модификации методов ГО на основе нечеткой логики, искусственных нейронных сетей, варианты параллельных вычисленных алгоритмов и использования технологии мультиагентных систем.

В последнее время для решения различных «сложных» задач все чаще используются способы, которые основаны на применении методов искусственного интеллекта [21-23]. Особенно продуктивными оказываются алгоритмы, идеи которых заимствованы в природе и лежат в основе самоорганизации природных систем, кооперативного поведения простейших и сложных организмов без внешнего управления, объединяемых понятием *коллективного интеллекта*, в частности *роевой интеллект*.

Модификация метода роя частиц

В предлагаемой модификации базового метода PSO (Particle Swarm Optimization) [10] в определенной степени удалось уменьшить число вычислений ЦФ за счет использования памяти о сделанных вычислениях на предыдущих итерационных шагах смещений роя частиц путем введения мультиагентной системы в виде модели Q-слоистой виртуальной системы частиц-агентов; а также повысить адаптивные свойства метода за счет расширенного обмена информацией между частицами-агентами полной виртуальной системы и искусственной интеллектуализации при выборе перспективного базового роя частиц на основе нечеткого логического вывода и нейронных сетей.

В работе рассмотрен вариант трехслойной системы виртуальных частиц, при этом положение роя частиц, которое соответствует текущему моменту времени, будем обозначать P_3 и рассматривать как базовый рой частиц, который совершает дальнейшее поисковое движение; P_2 и P_1 – виртуальные слои частиц, соответствующие предыдущим итерационным шагам. Логика выбора базового слоя P_3 проводится по максимальной величине вычисляемого параметра изменчивости каждого из слоев, и новая нумерация слоев виртуальных частиц P_2 и P_1 проводится в соответствие с уменьшением параметра изменчивости. В данной работе параметр изменчивости роя характеризуется максимальной величиной локальных оценок константы Липшица для каждой частицы роя.

Вычислительный процесс предлагаемого метода основан на итерационных вычислениях новых координат частиц $X^{(i)[t+1]}$ следующего вида:

$$X^{(i)[t+1]} = X^{(i)[t]} + \alpha \cdot V^{(i)[t]} + U[0, \beta] \otimes \left(X_b^{(i)[t]} - X^{(i)[t]} \right) + U[0, \gamma] \otimes \left(X_g^{[t]} - X^{(i)[t]} \right) + U[0, \delta] \otimes \left(X_b^{q(i)[t]} - X^{(i)[t]} \right) + U[0, \beta_1] \otimes \left(X_*^{[t]} - X^{(i)[t]} \right) \quad (1)$$

В формуле (1) второе слагаемое определяет «инерционную» составляющую, $V^{(i)[t]}$ - 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 характеризует смещение частицы, связанное с направлением максимального изменения ЦФ в направлении частицы $q(i)$ с координатами $X_b^{q(i)[t]}$; последнее слагаемое соответствует вкладу в перемещении частицы в направлении найденных усредненных координат $X_*^{[t]}$. Стохастичность метода заключается в использовании равномерно распределенных случайных величин: $U[0, \beta], U[0, \gamma], U[0, \delta], U[0, \beta_1]$, \otimes - символ покомпонентного умножения векторов, $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \beta_1$ - настраиваемые параметры алгоритма.

Результаты вычислительных экспериментов

Для наглядного представления работы предлагаемого модифицированного метода роя частиц в графической форме приведены результаты вычислительного процесса многоэкстремальной тестовой функции.

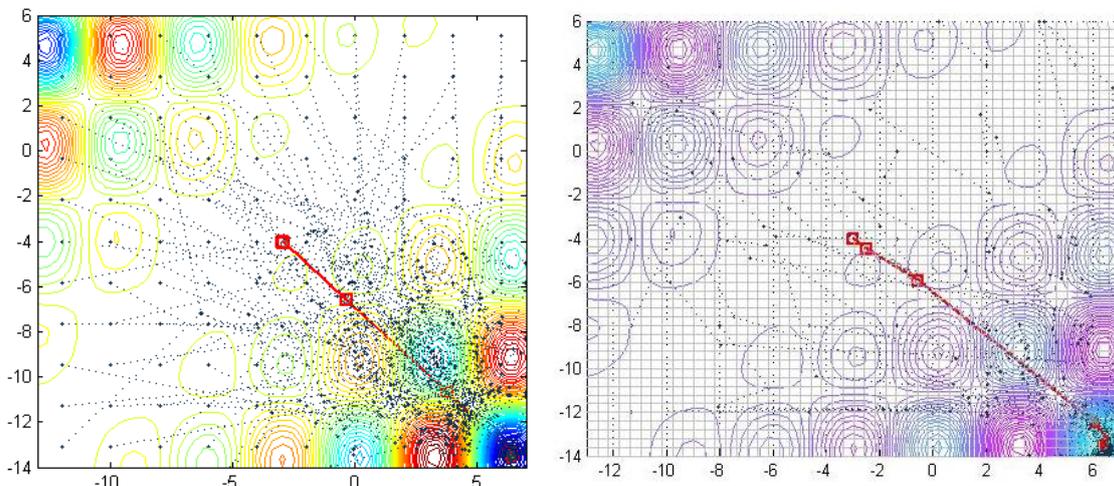


Рис.1 – Процесс поиск глобального минимума гибридным методом (110 частиц) и с введением виртуальных слоев (30 частиц)

На Рис. 1 представлены результаты процесса минимизации функции двух переменных следующего вида $F = (x - y)^2 \cdot \cos(x) \cdot \cos\left(\frac{y}{\sqrt{2}}\right) + 2$. На графиках

сплошной ломаной линией с маркерами показаны положения точек на карте изолиний функции для последовательно уточняемых значений усредненных координат полной системы виртуальных частиц, пунктирные линии соответствуют движению частиц. Сопоставление результатов расчета ГО гибридным методом (Рис.1 – левый график) и методом с введением виртуальных частиц (Рис.1 – правый график) иллюстрирует преимущество предложенной модификации. Сопоставимые результаты по точности оптимальных параметров и значения ЦФ в первом случае были получены при использовании стартовых координат частиц, заданных в узлах регулярной сетки 10x11 расчетной области, а во втором варианте было использовано значительно меньшее число частиц, стартовое положение которых соответствует узлам регулярной сетки 6x5.

Выводы

Представлен модифицированный метод роя частиц ГО с введением в мультиагентную систему частиц-агентов дополнительных слоёв виртуальных частиц, которые позволяют проводить более ёмкий обмен информацией между частицами-агентами. Гибридизация метода роя частиц с методом усреднения координат обеспечила усиление этих методов. Повышение роевого интеллекта и адаптивных свойств, предложенного метода ГО, проведено за счет введения автономного экспертно-эвристического выбора наиболее перспективного слоя частиц среди трех виртуальных слоёв для дальнейшего целенаправленного поискового движения базового роя частиц. Эффективность предложенного метода ГО при этом возросла без относительного увеличения количества вычислений ЦФ.

Список литературы

1. Сухарев А.Г. Глобальный экстремум и методы его отыскания // М.: Изд. МГУ. 1981.
2. Стронгин Р.Г. Поиск глобального минимума // М.: Знание. 1990.
3. Жиглявский А.А., Жилинскас А.Г. Методы поиска глобального экстремума // М.: Наука. 1991.
4. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial System // University of Michigan Press, Ann Arbor. 1975.
5. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning // Addison-Wesley. 1989.
6. Ali M., Storey C. Aspiration Based Simulated Annealing Algorithm // J. of Global Optimization. 1996. N. 11. P. 181-191.
7. Kennedy J., Eberhard R. Particle swarm optimization // Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks. 1995. P. 1942-1948.
8. Horst R, Pardalos P.M. (eds) Handbook of Global Optimization // Dordrecht, Kluwer. 1995.
9. Орлянская И.В. Современные подходы к построению методов глобальной оптимизации // Электронный журнал «Исследовано в России». 2002. С. 2097-2108. <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2002/189.pdf>
10. Карпенко А.П., Селивестров Е.Ю. Обзор методов роя частиц (Particle Swarm Optimization) // Электронное научно-техническое издание «Наука и образование». 2009. № 3. <http://technomag.edu.ru/doc/116072.html>
11. Рубан А.И. Глобальная оптимизация методом усреднения координат. Красноярск: ИПЦ КГТУ. 2004. 302 с.

12. Сергеев Я.Д., Квасов Д.Е. Диагональные методы глобальной оптимизации // М.: ФИЗМАТЛИТ. 2008.
13. Евтушенко Ю.Г., Малкова В.У., Станевичюс А.А. Параллельный поиск глобального экстремума функций многих переменных // ЖВМ и МФ. 2009. Том 49. № 2. С. 255-269.
14. Кошур В.Д. Адаптивный алгоритм глобальной оптимизации на основе взвешенного усреднения координат и нечетко-нейронных сетей // Нейроинформатика. Электронный рецензируемый журнал. 2006. Том 1. N2. С. 106-124. <http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/N2/Koshur.pdf>
15. Кошур В.Д., Пушкарёв К.В. Глобальная оптимизация на основе инверсных соотношений и обобщённо регрессионных нейронных сетей // X Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2008». Сборник научных трудов. Часть 2. М.: МИФИ. 2008. С. 182-192.
16. Koshur V., Kuzmin D., Lagalov A., Pushkaryov K. Solution of Large-Scale Problems of Global Optimization on the Basis of Parallel Algorithms and Cluster Implementation of Computing Processes // Parallel Computing Technologies, 10th International Conference, PaCT 2009, Novosibirsk, Russia, August/September 2009, Proceedings, Ed. By V. Malyshkin, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2009. P. 121-125.
17. Кошур В.Д., Пушкарёв К.В. Глобальная оптимизация на основе нейросетевой аппроксимации инверсных соотношений // XIII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2011». Сборник научных трудов. Часть 1. М.: НИЯУ МИФИ. 2010. С. 89-98.
18. Кошур В.Д. Компьютерные технологии мультиагентных систем и глобальная оптимизация // Сборник научных трудов по материалам Международной заочной научно-практической конференции «Теоретические и прикладные проблемы науки и образования в 21 веке», 31 января 2012 г., в 10 частях. Часть 9; Министерство образования и науки Российской Федерации. – Тамбов: Изд-во ТРОО «Бизнес-Наука-Общество», 2012. С. 63-65.
19. Кошур В.Д. Мультиагентные системы и поиск глобального минимума негладких потенциальных функций // Материалы III Международной научно-практической конференции «Системный анализ. Информатика. Управление», САИУ-2012, (Украина, Запорожье, 14-16 марта 2012г.) / Министерство образования и науки Украины, Академия наук высшей школы Украины, Классический приватный университет. – Запорожье: КПУ. 2012. С. 157-159.
20. Кошур В.Д., Рыжикова Е.О. Роевой интеллект, нечеткий логический вывод и мультиагентные технологии в методе глобальной оптимизации // XV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2013»: Сборник научных трудов. Часть 2. М.: НИЯУ МИФИ. 2013. С. 12-21.
21. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы // М.: Горячая линия – Телеком. 2004.
22. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Поисковая адаптация: теория и практика. М.: Физматлит. 2006.
23. Shoham Y., Leyton-Brown K. Multiagent Systems. Algorithm, Game-Theoretic, and Logical Foundations // Cambridge University Press. 2009.