**ИССЛЕДОВАНИЕ РАБОТЫ МОДИФИЦИРОВАННОГО АЛГОРИТМА PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ**

**Артюхина Дарья Дмитриевна, Загоруйко Николай**

Старооскольский технологический институт им. А.А. Угарова

(филиал) федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС», Оскольский политехнический колледж, г. Старый Оскол

Поиск оптимальных решений занимает все более значимую роль при решении прикладных задач. Для поиска разработано множество поисковых методов, таких как методы нулевого порядка: Метод бисекций, Метод покоординатного спуска, Метод деформируемого многогранника Нелдера-Мида и т.д.; методы первого порядка: Метод наискорейшего спуска, Метод сопряженного градиента Флетчера-Ривса и т.д.; методы второго порядка: Метод Ньютона-Рафсона, Метод Дэвидона-Флетчера-Пауэла и так далее. Так же, все большей популярностью пользуются стохастические алгоритмы, имеющие слабую доказательную базу, но, зачастую, показывающие хорошие результаты при решении прикладных задач.

Все больший научный и практический интерес вызывают эволюционные алгоритмы глобальной оптимизации, одним из них является алгоритм particle swarm optimization (PSO) [1]. Проведено множество исследований эффективности алгоритма PSO при решении задач глобальной оптимизации [2, 3] выделены преимущества и недостатки, обуславливающие необходимость модификации данного алгоритма.

В методе оптимизации PSO решениями являются частицы. Каждая частица характеризуется: координатами частицы в пространстве поиска, вектором скорости, памятью частицы о наилучшей, по значению целевой функции, позиции, найденной частицей за все время поиска, памятью частицы о наилучшей, по целевой функции, позиции, найденной группой в которую входит частица. Используя эти характеристики, частицы перемещаются, подчиняясь определенным законам, по поисковому пространству, осуществляя поиск точки глобального оптимума целевой функции.

Рассмотрим задачу глобальной безусловной минимизации целевой функций:

  (1)

Множество частиц обозначим  , где - количество частиц. В момент времени  координаты частицы определяются вектором , а ее скорость – вектором . Начальные координаты и скорости частицы равны , соответственно.

            Итерации в каноническом методе PSO выполняются по следующей схеме:

  (2)

  (3)

            Здесь как , так и  представляют собой n-мерный вектор псевдослучайных чисел, равномерно распределенных в интервале.  - наилучшая по значению целевой функции позиция, найденная частицей за все время поиска.  – наилучшая по целевой функции позиция, найденная группой в которую входит частица. –параметр инерции скорости,  и  – это коэффициенты индивидуальной и групповой сходимости частицы. Параметр w может изменяться динамически по согласно формуле:

  (4)

где – максимальное значение параметра , – минимальное значение параметра ,  – номер итерации, – максимальное количство итераций.

Важным параметров в PSO является топология группы частиц, на которые разбивается все частицы. Другими словами топология группы определяет структуру соседства частиц в группе. В данной работе для исследования выбраны такие топологии: «клика», «кластер» размерности 3 и размерности 4. Топология «клика» это наиболее очевидная структура соседства частиц – каждая с каждой в группе, то есть каждая частица в группе знает информацию о каждой частице в группе, и самое главное «знает» . Топология «кластера» - состоит из нескольких топологий «клика» или групп, в каждой группе свой  и частицы из других групп его не «знают», для нагляности данную топологию можно представить графически, как изображено на рис. 1.



Рис. 1. Топология кластера, размер кластера 5. Например, для  соседними являются частицы: 

В ходе этой работы был разработан программный комплекс для решения оптимизационных методов глобальной PSO разработанные тестирования алгоритма на представительный набор функций, включая масштабируемых функций и многоэкстремальной унимодальны, с возможностью любого изменения точки экстремумов. Список тестовых функций включал в себя следующие функции: сферическое, эллиптическое вращение, Розенброк, Гринволк, Экли, Растригина, Самбреро.

В этой работе я исследовал поведение модифицированного алгоритма PSO для разных измерений целевой функции.

Изменение алгоритма PSO заключается в использовании «выбора турнира» при построении топологии кластера. В топологии кластерного типа соседи частицы являются только частицами, которые являются частью ее кластера, так что исходная частица связывается только с некоторыми рутинами, но не со всеми. Поэтому, чем ближе соседи, тем более «качественное» решение будет найдено.

При построении топологии кластера создает турнир с определенным размером, например, размером 3. Этого турнир состоит из трех частиц, и из них выбирается лучшая частица с точкой зрения оптимизации, то есть частицы, координаты объективная ценность которого минимальна по отношению ко всем частицам турнира (когда проблема минимизации решена). Эта частица является первой частицей кластера. Процедура повторяется до тех пор, пока группа не будет заполнена.

Стохастичность алгоритма, подвергнутого исследованию, определяла оценку эффективности через несколько средних раундов и три показателя качества: скорость, надежность, дисперсию.

Во всех запусках алгоритма число прогонов равнялось 50 точность поиска экстремума равна 0.01, значения параметров алгоритма с1=1.5, с2=1.5. Параметр инерции скорости изменялся динамически, либо был статическим и равным 0,71.

Область определения функций по всем координатам: для Сферической функции , для Повернутой Эллиптической , для Розенброка , для Гринвока , для Экли , для Растригина .

Пример сводной таблицы полученных в ходе исследования результатов для каждой тестовой функции выглядит, как приведено в табл. 1.

Анализ полученных результатов показал, что данная модификация, в некоторых случаях, повышает надежность работы алгоритма, а именно, на функциях Гринвока, Экли и Растригина размерности 8, 16 и 32. На этих функциях топология кластера работает лучше любых других и модификация показывает себя наилучшим образом.

Табл. 1. Результаты эффективности алгоритма на функции Гринвока.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| кол. аген-в | кол. перех-ов | грани-цы | разм-ноть | тип скор-ти | над-сть | разброс | скорость | сред. лучш |
| 600 | 6000 | -100;100 | 16 | динам | 100 | 1351:2665 | 1672 | 0,0003942 |
| 600 | 6000 | -100;100 | 16 | статич | 100 | 345:1682 | 496 | 0,0000018 |
| 600 | 8000 | -100;100 | 32 | динам | 100 | 2310:3586 | 23988 | 0,000013 |
| 600 | 8000 | -100;100 | 32 | статич | 100 | 1049:1519 | 1227 | 0,0009854 |

Так же, приведенная модификация, в случае эффективности кластерной топологии, повышает точность найденного решения.

Пример гистограммы, отражающей повышение точности найденного решения модифицированным алгоритмом, относительно канонического, на функции Гринвока представлена на рис. 2. Синим, изображена точность найденного решения, модифицированным PSO, красным изображена точность найденного решения каноническим PSO, при одинаковых настройках.



Рис. 2. Повышение точности найденного решения модифицированным алгоритмом, относительно канонического

Необходимо в дальнейшем провести опробацию PSO и его модификаций при решении прикладных задач оптимизации.

**Список использованных источников**

1. Kennedy, J. Particle swarm optimization [Text]/ J. Kennedy, R. Eberhart // in Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks. - Piscataway, 1995. – PP. 1942–1948.
2. J. J. Liang and P. N. Suganthan, Dynamic Multi-Swarm Particle Swarm Optimizer [Text]/ IEEE International Swarm Intelligence Symposium, 2005.

J. Kennedy, Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance [Text]/ Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1999), Piscataway, NJ. pp. 1931-1938, 1999