

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНЕНИЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ РОСТА ПОПУЛЯЦИИ В ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМАХ

Тарасов А.А. (Самарский университет)

Научный руководитель – доцент, доктор технических наук, Куликовских И.М.
(Самарский университет)

Введение. В популяционных алгоритмах размер популяции является одним из ключевых параметров. Это обосновывается тем, что именно он отвечает за баланс между разведывательными и эксплуатационными способностями алгоритма [1-2]. Также в работе [3] было отмечено, что настройка размера популяции даёт больший выигрыш в увеличении точности алгоритма в сравнении с другими параметрами. Однако, несмотря на свою важность, данный параметр остаётся одним из наиболее сложно настраиваемых [2].

Предыдущие исследования по популяционным алгоритмам в большинстве случаев оставляют размер популяции константным [4] либо зависящим от размерности оптимизируемой функции [5-7]. Также часть исследований была посвящена построению различных эвристик по изменению размера популяции. В работе [8] для управления размером популяции использовался подсчёт разнообразия популяции, в [9] время жизни особей, а в [10] построение конкурирующих субпопуляций.

Основная часть. В данной работе было произведено исследование модели роста популяции, основанной на методах экологического моделирования. В естественных средах размер популяции быстро растёт до истощения ресурсов, останавливаясь на значении, называемом ёмкостью среды. Данная модель описывается уравнением Ферхюльста [11].

До момента достижения ёмкости в популяцию добавляются новые особи, а существующие индивидуумы порождают потомков. Новое поколение строится путём отбора наиболее приспособленных особей. Данная часть алгоритма обосновывается следующим образом - больший размер популяции должен способствовать большим разведывательным функциям алгоритма. Соответственно, в начальный момент времени, когда сведения о пространстве поиска минимальны, алгоритм должен быть сосредоточен на разведке, а популяция должна расти.

После достижения ёмкости среды алгоритм переходит от разведки к эксплуатации, и начинается отслеживание стагнации алгоритма. В качестве меры стагнации используется информация о том, происходило ли изменение функции приспособленности в сравнении с прошлым поколением. Если алгоритм не улучшает своё положение на протяжении нескольких итераций, то мы осуществляем следующее:

- 1) Удаляем из системы некоторое количество худших особей. Данный шаг качественно увеличивает генотип популяции, удаляя индивидов из неоптимальных областей пространства поиска. В экологическом моделировании данный процесс называется сбором [12].
- 2) Увеличиваем ёмкость среды на некую величину, тем самым давая ещё больше жизненного пространства новым особям. Данный шаг направлен на получение большого разнообразия внутри популяции.

Алгоритм продолжает свою работу на протяжении заранее заданного количества шагов.

Было проведено сравнение работы предлагаемой модели с отслеживанием стагнации (ECO-CAP) и без отслеживания стагнации (ECO) с генетическим алгоритмом (GA) на трёх тестовых функциях из набора CEC-2015 [13]. В качестве меры ошибки использовалась метрика MSE. Размерность пространства была равна 4, параметры алгоритмов оптимальны. Ниже приведены нормированные в интервал [0, 1] значения MSE для тестовых функций:

- 1) AckleyFunction: ECO - 0.26, ECO-CAP - 0.11, GA - 1.
- 2) RastriginFunction: ECO - 0.48, ECO-CAP - 0.21, GA - 1.
- 3) GriewankFunction: ECO - 0.00, ECO-CAP - 0.00, GA - 1.

Выводы. Основываясь на полученных результатах, был сделан вывод об адекватности предложенного метода управления размером популяции. К недостаткам предложенного метода стоит отнести большее число настраиваемых параметров.

Полученные результаты могут быть применены в задачах поиска оптимального управления нелинейными динамическими системами.

Направления дальнейших исследований будут связаны с выбором используемых моделей размножения, а также с автоматической настройкой параметров сбора и увеличения ёмкости среды.

Список использованных источников:

1. Harik G. R. et al. A parameter-less genetic algorithm //GECCO. – 1999. – Т. 99. – С. 258-267.
2. Smith R. E., Smuda E. Adaptively resizing populations: Algorithm, analysis, and first results. – 1993. – №. NAS 1.26: 194277.
3. Bäck T., Eiben A. E., van der Vaart N. A. L. An empirical study on GAs “without parameters” //Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI: 6th International Conference Paris, France, September 18–20, 2000 Proceedings 6. – Springer Berlin Heidelberg, 2000. – С. 315-324.
4. Lobo F. G., Lima C. F. A review of adaptive population sizing schemes in genetic algorithms //Proceedings of the 7th annual workshop on Genetic and evolutionary computation. – 2005. – С. 228-234.
5. Ronkkonen J., Kukkonen S., Price K. V. Real-parameter optimization with differential evolution //2005 IEEE congress on evolutionary computation. – IEEE, 2005. – Т. 1. – С. 506-513.
6. Gämperle R., Müller S. D., Koumoutsakos P. A parameter study for differential evolution //Advances in intelligent systems, fuzzy systems, evolutionary computation. – 2002. – Т. 10. – №. 10. – С. 293-298.
7. Mohamed A. W., Sabry H. Z. Constrained optimization based on modified differential evolution algorithm //Information Sciences. – 2012. – Т. 194. – С. 171-208.
8. Poláková R., Tvrđík J., Bujok P. Differential evolution with adaptive mechanism of population size according to current population diversity //Swarm and Evolutionary Computation. – 2019. – Т. 50. – С. 100519.
9. Zbigniew M. Genetic algorithms+ data structures= evolution programs //Comput Stat. – 1996. – С. 372-373.
10. Schlierkamp-Voosen D., Mühlenbein H. Strategy adaptation by competing subpopulations //Parallel Problem Solving from Nature—PPSN III: International Conference on Evolutionary Computation The Third Conference on Parallel Problem Solving from Nature Jerusalem, Israel, October 9–14, 1994 Proceedings 3. – Springer Berlin Heidelberg, 1994. – С. 199-208.
11. Ризниченко Г.Ю., Рубин А.Б. Математические модели биологических продукционных процессов. М., Изд. МГУ, 1993. 301 с.
12. Legović T. Dynamic population models //Developments in Environmental Modelling. – Elsevier, 2016. – Т. 28. – С. 39-63.
13. Škvorc U., Eftimov T., Korošec P. CEC real-parameter optimization competitions: Progress from 2013 to 2018 //2019 IEEE congress on evolutionary computation (CEC). – IEEE, 2019. – С. 3126-3133.

Тарасов А.А. (автор)

Куликовских И.М. (научный руководитель)