

ПОДОБРЯВАНЕ НА ПРОИЗВОДИТЕЛНОСТТА НА ГЕНЕТИЧНИ АЛГОРИТМИ ПРИ БАВНО ИЗЧИСЛИМИ ЖИЗНЕНИ ФУНКЦИИ

Тодор Балабанов

*Българска академия на науките
Институт по информационни и комуникационни технологии
ул. "акад. Георги Бончев", блок 2, гр. София 1113, България
todor.balabanov@iict.bas.bg*

GENETIC ALGORITHMS PERFORMANCE IMPROVEMENT IN SLOWLY- CALCULATED FITNESS FUNCTIONS

Todor Balabanov

*Bulgarian Academy of Sciences
Institute of Information and Communication Technologies
acad. Georgi Bonchev Str., block 2, 1113 Sofia, Bulgaria
todor.balabanov@iict.bas.bg*

Abstract

In the field of global optimization, genetic algorithms are one of the most effective meta-heuristics. The essence of genetic algorithms consists of a set of candidate suboptimal solutions, which set is called a population. Most often in practice, the initial population is randomly initialized. The optimization process is organized into epochs in which new generations appear in the population. The appearance of the new generation is most often the result of crossover and mutation. The mating of individuals in the population occurs after a selection process based on the fitness value that each individual. The fitness value of each individual is calculated by feeding the individual to the objective function. The efficient use of genetic algorithms is directly related to the speed of calculating the objective function. This is because the evaluation of multiple intermediate solutions is necessary before a final solution is proposed. For objective functions that take too much time to compute, the practical applicability of genetic algorithms drops sharply. In the present research, an interpolation of the objective function is proposed so as to reduce the number of calculations for the original objective function. The reduction of the number of slowly calculated functions leads to an overall speedup of the optimization process.

Keywords: genetic algorithms, performance, curve fitting.

ВЪВЕДЕНИЕ

В областта на глобалната оптимизация съществуват множество метаевристични методи, като един от най-широко разпространените е генетичният алгоритъм. В основата генетичните алгоритми стои множество от кандидат решения, наречено популация. Най-често в практиката, първоначалната популация е съставена от случайно генерирани решения (индивиди). Оптимизационният процес се организира на епохи, като във всяка епоха се създава ново поколение. Най-често използваните операции за

появата на новото поколение са кръстосване и мутация. Подборът на родители за създаване на новото поколение се извършва, чрез операция за селекция. Тази селекция се основава на оценка за жизнеността на всеки от индивидите в популацията. Надеждата е, че по-добрите индивиди в популацията имат по-големи шансове да доведат до следващо решение, което да е по-близо до търсения оптимум. В най-честия случай, жизнената стойност се изчислява, чрез целевата функция, на която е подаден,

като входен параметър, самия индивид от популацията. Изчислителните процедури по операциите в самите генетични алгоритми са относително тривиални и не са изчислително времеемки. Бързината в търсенето на решение, чрез генетични алгоритми, е пряка зависимост от сложността на целевата функция. Това се дължи на факта, че при генетичните алгоритми се налагат многократни оценки на междинните решения (индивиди) в популацията. При задачи в които изчисляването на целевата функция е изключително бавно, използването на генетични алгоритми става практически невъзможно.

По отношение на интерполацията, б-сплайн кривите са един от най-мощните инструменти за постигане на практически приложими резултати. Б-сплайн кривите са под област на числения анализ. Б-сплайн или базисен сплайн е сплайн функция, която има минимална подкрепа по отношение на дадена степен, гладкост и дял от дефиниционната област. Всяка сплайн функция от дадена степен може да бъде изразена като линейна комбинация от б-сплайн криви от тази степен. Кардиналните б-сплайн криви имат възли, които са на еднакво разстояние един от друг. Б-сплайните могат да се използват за напасване на крива и числено диференциране на експериментални данни.

В настоящото научно изследване се предлага интерполация на целевата функция, така че да бъде намален броя на изчисленията на оригиналната целева функция. Избягването на множество бавни изчисления пряко води до общо ускоряване на оптимизационния процес.

Структурата на доклада е както следва: Част първа е въведение; Част втора представя предложеното нововъведение; Част трета е посветена на проведените експерименти и някои от получените резултати; Част четвърта съдържа заключение и препоръки за бъдещи изследвания.

ИНТЕРПОЛАЦИЯ НА ЦЕЛЕВАТА ФУНКЦИЯ

Както вече бе споменато, бързодействието на генетичните алгоритми пряко зависи от времето необходимо за изчисляване на целевата функция. Това се дължи на факта,

че всяко ново генерирано кандидат решение (индивид) трябва да бъде подадено на целевата функция, а резултата от нейното изчисление да послужи, като числена оценка за жизнеността на кандидат решението. Жизнеността на индивида определя неговите шансове за преживяване в популацията и неговите шансове за участие в създаването на потомство. Изключвайки времето, необходимо за пресмятане на целевата функция, останалите изчислителни процедури в генетичните алгоритми са относително бързи.

В практиката, повечето целеви функции се изчисляват бързо. В редки случаи обаче пресмятането на целевите функции изисква значително изчислително време. Пример за такъв вид функции са Монте Карло симулациите [1, 2, 3]. Втори пример за такава функция е сравнението за сходство на растерни изображения [4]. Трети пример за такива функции е изчислението на комбинаторни задачи [5, 6]. Още по-голямо забавяне се получава в случаите, в които целевата функция изисква участието на човек, което се случва в проектите за разпределение изчисления от тип човек-машина [7, 8].

За да бъде намалено изчислителното време, при бавно пресмятани целеви функции, един от подходите е тези бавно пресмятани функции да се смятат по-малък брой пъти. Въпреки, че не е възможно да се избегне изцяло пресмятането на бавните целеви функции, то броя на тези пресмятания може да се редуцира, чрез въвеждането на интерполиращи функции. Всяко кандидат решение представлява вектор от стойности в многомерното пространство на променливите. По всяко от измеренията в това пространство може да се изгради интерполираща функция. Един от най-подходящите инструменти за интерполиране са б-сплайн кривите. При n мерно пространство се пресмятат б-сплайн коефициентите за n интерполационни криви. За пресмятане на жизнената стойност, когато се използват интерполационните криви, се взема средната стойност от резултата даден от n -те интерполационни функции.

Процесът за употреба на интерполационни криви започва с няколко пресмятания на оригиналната целева функция, така че резултатите от тези пресмятания да дадат

входните данни за определяне на първоначалните коефициенти за б-сплайн кривите. Тези коефициенти се определят от кандидат решенията в първоначалната популация. При намиране на по-добро кандидат решение, според жизнената функция, получена от интерполацията, задължително се пресмята и оригиналната функция, така че да се потвърди дали съответното кандидат решение действително е по-добро от вече известните. Ако кандидат-решението е по-добро и според оригиналната целева функция, то то влиза в процедура по преизчисляване на всички коефициенти за б-сплайн кривите.

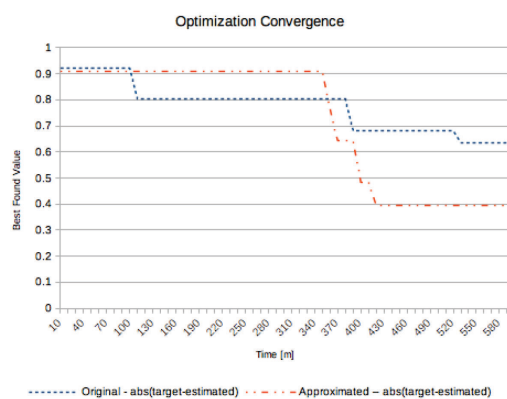
Така предложената добавка, за определяне жизнеността на индивидите, значително ускорява процеса по оценка на всеки един от тях. Това подобрение е изключително полезно за задачи, при които еднократно пресмятане на целевата функция отнема часове, дни или дори седмици. По този начин, генетичните алгоритми могат да се приложат за задачи, за които практически биха били неприложими.

ЕКСПЕРИМЕНТИ И РЕЗУЛТАТИ

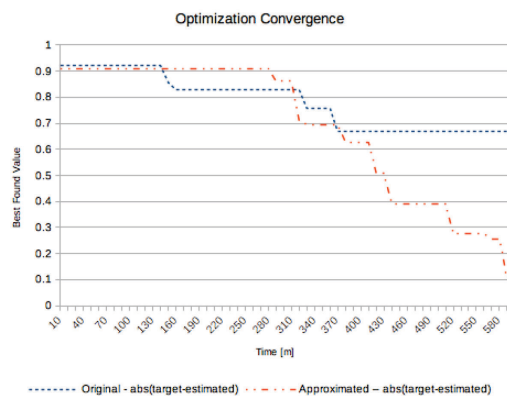
Всички експерименти са извършени на настолна компютърна конфигурация Intel Core i5 2.3GHz, 1 CPU 2 ядра, 8GB RAM и операционна система macOS High Sierra 10.13.6. Решаваната оптимизационна задача е свързана с подредбата на барабани в хазартна игра от тип ротативка [2]. Целта е символите по виртуалните барабани да се подредят, така че играта да постига желаният RTP (Return to Player) процент. Пресмятанията са извършени на изследователска хазартна игра, която не е публикувана и използвана в хазартната индустрия. Играта е с пет барабана, от които са видими по три символа. Таблицата с печалбите и печелившите комбинации са предварително дефинирани. Подредбата по барабаните се извършва с девет, предварително известни символа.

Генетичният алгоритъм се използва с приложено правило за елита. Експериментално, основно свързано с продължителността на оценяващата функция, размерът на популацията е деветнадесет. Компромисът е за относително малка популация, но

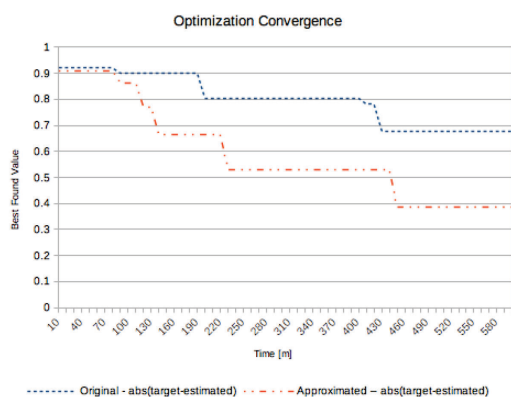
достатъчна за да дава генетично разнообразие. Всяко стартиране на оптимизационния процес е ограничено до шестстотин минути. Оценката на кандидат решенията (индивидите) се извършва в следствие от Монте Карло симулация, с един милион завъртания. Препоръчителната в практиката стойност за брой завъртания е сто милиона, но при тази стойност забавянето на изчисленията би било толкова голямо, че цялата оптимизация би се обезсмислила. Вероятността за кръстосване (равномерно кръстосване) е експериментално заложена на 90%. Вероятността за мутация е заложена експериментално на 1% и представлява случайна подмяна на случайно избран символ в барабаните. С цел успешно извършване на експериментите, първоначалната популация не е случайно инициализирана. На база на ръчно формирани, начални барабани, се създават случайни девиации от първоначално заложения еталон. Целевата функция е абсолютната стойност от разликата между желаният RTP и получения от Монте Карло симулацията RTP.



Фиг. 1. Първи експеримент



Фиг. 2. Втори експеримент



Фиг. 3. Трети експеримент

Проведени са три независими експеримента, като сравнението е между генетичен алгоритъм с оригинална целева функция и генетичен алгоритъм с интерполация на целевата функция. Получените резултати са близки, но вариантът с интерполирана целева функция дава малко по-добри стойности. При първия експеримент (Фиг. 1), алгоритъма с интерполация взема превес малко преди достигането на критерия за прекратяване на оптимизационния процес. При втория експеримент (Фиг. 2), алгоритъмът с интерполация рязко води до подобрение, малко след средата на предварително заложеното време за работа на двата алгоритъма. При третия експеримент (Фиг. 3), двата алгоритъма вървят паралелно, но този с интерполация взема превес още в самото начало на отделното време за работа. Макар и първоначални, получените резултати са обещаващи и дават основание за допълнителни изследвания в предложената насока за подобрения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящото научно изследване е предложена интерполация на целевата функция, за ускорение на процеса по оптимизация в генетични алгоритми, когато основната целева функция е изчислително времеемка. Интерполацията по всяко от измеренията, в многомерното пространство на търсене, е извършена с помощта на б-сплайн криви. Резултатите от проведените експерименти ясно показват, че предложената интерполация ефективно може да помогне за ускоряване на процеса по оптимизация в оптимизационни задачи от реалната практика.

Като насока за бъдещи изследвания, предложената интерполация би било интересно да се експериментира в мета евристики, като еволюция на разликите, еволюционни стратегии и рояк от частици.

БЛАГОДАРНОСТИ

This research is funded by Velbazhd Software LLC. It is partially supported by the Ministry of Education and Science of the Republic Bulgaria under the National Science Program “Intelligent animal husbandry”, grant agreement No. D01-62/18.03.2021/, the National Research Programme “Young scientists and postdoctoral students” approved by DCM No. 577/17.08.2018, and the Bulgarian National Science Fund by the project “Mathematical models, methods and algorithms for solving hard optimization problems to achieve high security in communications and better economic sustainability”, KP-06-N52/7/19-11-2021.

REFERENCE

- [1] Balabanov, T., Zankinski, I., Shumanov, B. (2015). Slot Machine RTP Optimization and Symbols Wins Equalization with Discrete Differential Evolution. In: Lirkov, I., Margenov, S., Waśniewski, J. (eds) Large-Scale Scientific Computing. LSSC 2015. Lecture Notes in Computer Science(), vol 9374. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26520-9_22
- [2] Balabanov, T., Zankinski, I., Shumanov, B. (2015). Slot Machines RTP Optimization with Genetic Algorithms. In: Dimov, I., Fidanova, S., Lirkov, I. (eds) Numerical Methods and Applications. NMA 2014. Lecture Notes in Computer Science(), vol 8962. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-15585-2_6
- [3] Balabanov, T., Estimation of Volatility based on the Estimation of Segmentation, Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, vol. 77, 2021, pp. 3-10. <https://doi.org/10.7546/PECR.77.21.01>
- [4] P. Petrov, G. Kostadinov, P. Zhivkov, V. Velichkova, S. Ivanov and T. Balabanov, "Multi-Objective Optimization in Image Approximation," 2020 International Conference Automatics and Informatics (ICAI), 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICAI50593.2020.9311351.
- [5] Balabanov, T., Ivanov, S., Ketipov, R. (2020). Solving Combinatorial Puzzles with Parallel

- Evolutionary Algorithms. In: Lirkov, I., Margenov, S. (eds) Large-Scale Scientific Computing. LSSC 2019. Lecture Notes in Computer Science(), vol 11958. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-41032-2_56
- [6] Balabanov, T., Sevova, J., Kolev, K. (2019). Optimization of String Rewriting Operations for 3D Fractal Generation with Genetic Algorithms. In: Nikolov, G., Kolkovska, N., Georgiev, K. (eds) Numerical Methods and Applications. NMA 2018. Lecture Notes in Computer Science(), vol 11189. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-10692-8_5
- [7] Ketipov, R., Kostadinov, G., Petrov, P., Zankinski, I., Balabanov, T. (2019). Human-Computer Mobile Distributed Computing for Time Series Forecasting. In: Vishnevskiy, V., Samouylov, K., Kozyrev, D. (eds) Distributed Computer and Communication Networks. DCCN 2019. Communications in Computer and Information Science, vol 1141. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-36625-4_40
- [8] Balabanov, T. (2015). Distributed Evolutional Model for Music Composition by Human-Computer Interaction. Proceedings of International Scientific Conference UniTech 2015 Gabrovo, University publishing house V. Aprilov, vol. 2, pp. 389-392. ISSN:1313-230X.