Фина настройка на LibreOffice Calc NLP Solver за многокритериална оптимизация

Д. Първанов, П. Томов, Т. Балабанов

Fine Tuning of LibreOffice Calc NLP Solver for Multi-Objective Optimization

D. Parvanov, P. Tomov, T. Balabanov

Institute of Information and Communication Technologies, Bulgarian Academy of Sciences, Acad. G. Bonchev St., Bl. 2, 1113 Sofia, Bulgaria, dimitar.parvanov@iict.bas.bg, petar.tomov@iict.bas.bg todor.balabanov@iict.bas.bg

Key Words: *LibreOffice Calc; multi-objective optimization; NLP Solver.*

Abstract. *There is a common difference between single-objective optimization and multi-objective optimization. In the first case, there is only a single value as a result of the optimization. In the second case, there is a set of solutions called Pareto-optimal solutions. Single-objective solvers are giving only a single value as a result, even for multimodal functions. Because of this single-objective solver is not proper for multi-objective problems. Through additional adaptation, a single-objective solver is possible to start multiple times. Taking the results of multiple starts, the Pareto front is marked. When the solver is a metaheuristic, the front itself is difficult to achieve. With fine-tuning of the solver's parameters, the solutions can be as close as possible.*

1. Увод

В областта оптимизация има поддял, който е предназначен за многокритериална оптимизация. Многокритериалната оптимизация има значителна важност при оптимизационните задачи от реалната практика, тъй като повечето реални задачи често се описват с множество от критерии, които най-често си противоречат [1]. Поради допълнителната сложност в многокритериалните задачи те най-често се решават чрез свеждане до еднокритериални задачи.

Функциите и/или ограниченията, подлежащи на оптимизация в реалната практика, най-често са нелинейни [2]. Липсата на достатъчно развити и надеждни техники за решаване на многокритериални задачи води до нуждата този вид задачи да бъдат скаларизирани и сведени до еднокритериални. На свой ред еднокритериалните задачи се решават с инструментите за еднокритериална оптимизация. Основната трудност при многокритериалните задачи идва от факта, че трябва да се предложат множество от точки/решения (множество на Парето [3]), а не само една-единствена стойност. Тук се явява и основната разлика с еднокритериалната оптимизация, където резултатът е единична стойност. Изключение правят многомодални функции, които имат повече от един идентични глобални оптимуми. Основният стремеж при многокритериалните задачи е да се намерят колкото се може повече точки от Парето фронта. Важността да се предложат повече точки от този фронт е свързана с факта, че сравнени две по две, тези решения показват какви компромиси е нужно да направят лицата, вземащи решения. По този начин лицата, вземащи решения, могат да определят своите приоритети за вземането на окончателни решения [4].

При многокритериалните задачи две или повече функции $f=\{f_1,...,f_m\}$ [5] получават един и същи входен вектор $x=\{x_1,...,x_n\}$, като целта е всички функции да дадат възможно най-оптимален резултат. Поради повечето функции се оформят две пространства на търсенето – пространство на променливите и пространство на критериите [6]. В пространството на променливите много често е зададена дефиниционна област, определяща долните и горните граници, в които могат да варират компонентите на вектора x. Освен дефиниционна област в реалната практика много често има и множество неравенства/равенства, които също трябва да бъдат удовлетворени под формата на ограничения. Ако в целевите функции или ограниченията има нелинейни функции, задачата попада в класа на нелинейните задачи и трябва да се решава с инструментите за нелинейна оптимизация.

Най-често прилаганият модел за скаларизиране [7] на многокртериална задача към еднoктритериална е адитивният модел. При тази скаларизация на всеки от критериите се присвоява тегловен коефициент, а общият резултат се сумира (1):

(1) $f = w_1 f_1(x) + \ldots + w_m f_m(x)$.

Тази скаларизация е приложена и в това научно изследване, като се приема, че за всички целеви функции се търси минимум. Ако за някои от критериите трябва да се търси максимална стойност, неговото тегло участва в агрегираната функция с отрицателна стойност.

Тъй като разглежданите задачи са нелинейни, в изследването се предлага фино настройване на LibreOffice Calc NLP Solver за решаване на задачи от областта на многокритериалната оптимизация. След встъпителния раздел статията е организирана по следния начин: раздел 2 разяснява по какъв начин еднокритериалният решател в LibreOffice Calc може да се настрои фино за прилагане при многокритериални задачи; раздел 3 представя проведените експерименти и резултатите, получени от тях; раздел 4 съдържа заключение за извършеното изследване и дава насоки за бъдещи разработки.

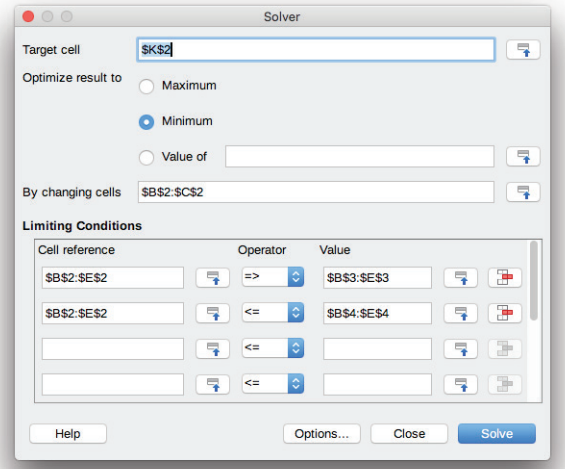
2. Настройка на параметрите

LibreOffice Calc е софтуерен продукт с отворен код, който предлага решение за нуждите на малкия и средния бизнес под формата на електронни таблици. В него могат да се използват линеен и нелинеен решател за оптимизационни задачи (Tools->Solver). Нелинейната оптимизация е със значително по-голяма важност, тъй като е по-сложна от линейната оптимизация. Основно поддържаният подмодул за нелинейна оптимизация в LibreOffice Calc е хибридна комбинация между еволюция на разликите (Differential Evolution) и рояк от частици (Particle Swarm Optimization) във варианта му на Java реализация. Този подмодул е под формата Java приставка в текущата стабилна версия на софтуера. Екипът, поддържащ подмодула, планира той да бъде пренаписан на C++, но тази реализация все още е нестабилна и не дава достатъчно надеждни резултати. Решателят е предвиден единствено за използване при еднокритериални задачи. Основно това означава, че потребителят получава единична стойност като краен резултат от пресмятанията. Едно решение се предлага на потребителя дори за многомодалните еднокритериални задачи. Стохастичната природа на двата алгоритъма, заложени в решателя, предопределя факта, че получените резултати не гарантират глобална оптималност на решенията. В общия случай полученото решение е близко до глобалния оптимум (субоптимално).

При сериозна нужда и достатъчен капацитет за софтуерна разработка решателят на Java може да бъде доработен за задачи от областта на многокритериалната оптимизация. Макар и наличието на такава възможност да е реално допустима, подобна доработка би изисквала твърде много ресурси и усилия. Значително по-малко ресурсоемък е подходът с използването на възможностите за скриптови езици (примерно Python), които LibreOffice предлага. За тази цел първата стъпка е на всеки критерии да се съпостави тегловен коефициент, така че да се изпълнява уравнение (1). Втората стъпка е скриптът да направи множество извиквания на решателя, така че вместо едно решение да бъдат получени множество от решения. Стохастичната природа на двата алгоритъма, заложени в нелинейния решател, определя факта, че получените стойности няма гаранция да бъдат върху самия Парето фронт. Решателят се стартира с различни конфигурации на коефициентите за критериите, но е нужна допълнителна (фина) настройка на параметрите за самия решател, така че получените точки да се доближат максимално до теоретичните оптимуми.

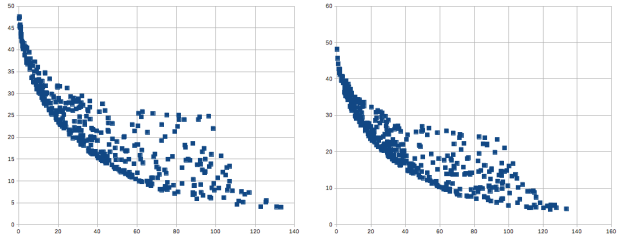
3. Експерименти и резултати

Всички експерименти с реализирани с настолна компютърна конфигурация: Intel Core i5 2,3 GHz, Single CPU with 2 cores, 8GB RAM, macOS High Sierra 10.13.6, Java SE 11.0.2, LibreOffice 7.0.6.2. Скриптът на Python е публично достъпен на [8], а числените резултати от експериментите са достъпни на [9].

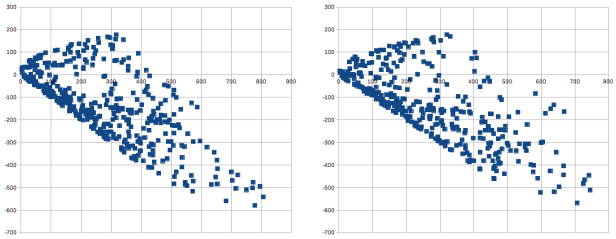


Фиг. 1. Модел на задача за оптимизация

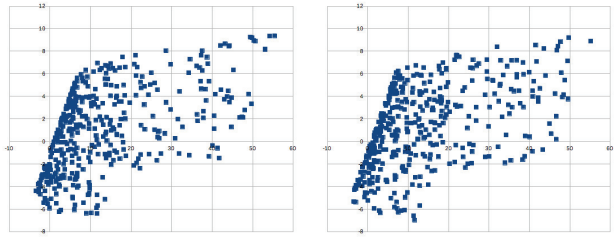
Експериментите са извършени над четири многокритериални задачи, които са еталон при тестовете на алгоритми за многокритериална оптимизация, а именно: Binh and Korn, Chankong and Haimes, Binh-4 и Constr-Ex [10]. Те имат по две целеви функции, дефиниционна област за x вектора и ограничения под формата на нелинейни неравенства. Математическият модел на решаваната задача се въвежда в интерфейса на решателя, както е показано на *фиг. 1*.



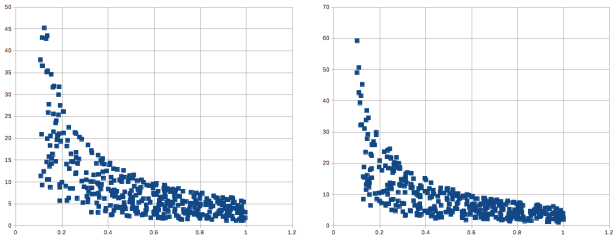
Фиг. 2. Парето фронт на Binh and Korn



Фиг. 3. Парето фронт на Chankong and Haimes



Фиг. 4. Парето фронт на Binh-4



Фиг. 5. Парето фронт на Constr-Ex

От лявата страна на *фиг. 2-5* са визуализирани резултатите, постигнати с подразбиращите се параметри на нелинейния решател в LibreOffice Calc. По подразбиране решателят е настроен да сменя с вероятност 50%, алгоритмите за еволюция на разликите и рояк от частици. Подразбиращата се стойност за брой цикли на оптимизация е 2000. Прагът за прекратяване на оптимизацията при липса на подобрение в решението по подразбиране е 0.000001. Всеки следващ цикъл на оптимизация по подразбиране започва около точките, постигнати като решение в предишното стартиране на решателя.

От дясната страна на *фиг. 2-5* са визуализирани резултатите, постигнати чрез експериментално търсене на по-добри стойности за параметрите. При тези експерименти алгоритъмът за еволюция на разликите участва само в 10% от активиранията. Алгоритъмът за еволюция на разликите дава много по-добри резултати при многомерни пространства с голям брой измерения. При експериментираните функции пространството е двумерно, тъй като векторът x има само два компонента. Алгоритъмът с рояк от частици се представя значително по-добре в маломерни пространства и поради тази причина му се дават 90% от активациите. Броят цикли на оптимизация е увеличен на 20000, но това не оказва толкова голямо влияние, тъй като оптимизацията най-често приключва поради стагнация. Прагът на стагнация е снижен на 0.00000001, а флагът за стартиране на всяка оптимизация от случайна точка е включен. Стартирайки от случайна точка, се избягва допълнителен риск за попадане в локален оптимум.

Проведените експерименти показват, че с фина настройка на параметрите получените решения се доближават до Парето фронта, макар отново да не се намират на самия фронт. Графиките на *фиг. 2-5* показват ясно, че твърде много точки стоят на неприемливо голямо разстояние от фронта. Този дефект би могъл да се отстрани, като се извърши допълнително пресяване на генерираните решения и проверката по двойки за доминираност. Допълнителна доработка в Python скрипта би изпълнила ефективно задачата за допълнително отсяване.

4. Заключение

В това научно изследване се представя възможността за използване на еднокритериален решател в задачи от многокритериалната оптимизация, като се акцентира върху параметрите на решателя. Чрез списък от тегла на целевите функции се генерират различни решения близо до Парето фронта. Стохастичният характер на алгоритмите в решателя налагат фино настройване на решателя, така че Парето фронтът да бъде максимално доближен. От математическа гледна точка, субоптиманите решения не са приемливи, но от практическа гледна точка дори приближените решения са по-добър вариант при липсата на каквито и да е решения.

Като бъдеща насока за изследване би било интересно да се проведат експерименти с линейни задачи, линейните решатели в модула, както и да се експериментира новият C++ код, който трябва да замени досега работещия Java код.

Благодарности

This research is funded by Velbazhd Software LLC and it is partially supported by the Bulgarian Ministry of Education and Science (contract D01–205/23.11.2018) under the National Scientific Program on Information and Communication Technologies for a Single Digital Market in Science, Education and Security (ICTinSES), approved by DCM No. 577/17.08.2018.

Това изследване е финансирано от Велбъжд Софтуер ЕООД и е подкрепено частично от българското Министерство на образованието и науката (договор Д01–205/23.11.2018 г.) по Националната научна програма „Информационни и комуникационни технологии за единен цифров пазар в науката, образованието и сигурност (ICTinSES)“, одобрен с ПМС № 577/17.08.2018 г.

Литература

1. Abraham, A., L. Jain. Evolutionary Multiobjective Optimization. Evolutionary Multiobjective Optimization. Advanced Information and Knowledge Processing. Springer, London, 2005, 1-6. ISBN 978-1-85233-787-2 DOI 10.1007/1-84628-137-7_1.

2. Zitzler, E., M. Laumanns, S. Bleuler. A Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization. – *Metaheuristics for Multiobjective Optimisation*, 535, 2004, 3-37. ISBN 978-3-540-20637-8 DOI 10.1007/978-3-642-17144-4_1.

3. Zitzler, E., L. Thiele. Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms – A Comparative Case Study. Parallel Problem Solving from Nature. 1498, 1998, 292-301. ISBN 978-3-540-49672-4 DOI 10.1007/BFb0056872.

4. Deb, K. Multi-objective Optimization. Search Methodologies. 2014, 403-449. ISBN 978-1-4614-6939-1 DOI 10.1007/978-1-4614-6940-7_15.

5. Emmerich, M., A. Deutz. A Tutorial on Multiobjective Optimization: Fundamentals and Evolutionary Methods. – *Natural Computing,* 17, 2018, 585-609. ISSN 1567-7818 DOI 10.1007/s11047-018-9685-y.

6. Deb, K., L. Thiele, M. Laumanns, E. Zitzler. Scalable Test Problems for Evolutionary Multiobjective Optimization. Evolutionary Multiobjective Optimization. Advanced Information and Knowledge Processing, 2005, 105-145. ISBN 978-1-85233-787-2 DOI 10.1007/1-84628-137-7_6.

7. Miettinen, K., M. Makela. On Scalarizing Functions in Multiobjective Optimization. – *OR Spectrum*, 24, 2002, No. 2, 193-213, ISSN 0171-6468 DOI 10.1007/s00291-001-0092-9.

8. Balabanov, T. LibreOffice Single-Objective Solver Used for Multi-Objective Optimization. ResearchGate. 2021, DOI 10.13140/RG.2.2.16761.19041.

9. Balabanov, T. UniTech 2021 Multi-Objective Benchmark Functions. ResearchGate. 2021, DOI 10.13140/RG.2.2.24048.79363.

10. Test functions for optimization. Wikipedia, https://en.wikipedia.org/wiki/Test_functions_for_optimization.

За контакти:
Докторант инж. **Димитър Първанов**
Секция „Моделиране и оптимизация“
dimitar.parvanov@iict.bas.bg
Д-р инж. **Петър Томов**
Секция „Информационни процеси и системи за вземане на решения“
petar.tomov@iict.bas.bg
Гл. ас. д-р инж. **Тодор Балабанов**
Секция „Моделиране и оптимизация“
todor.balabanov@iict.bas.bg
Институт по информационни и комуникационни технологии – БАН

Софийска енергийна агенция –

Софийска енергийна агенция – СОФЕНА е основана през 2001 г. и оттогава извършва:

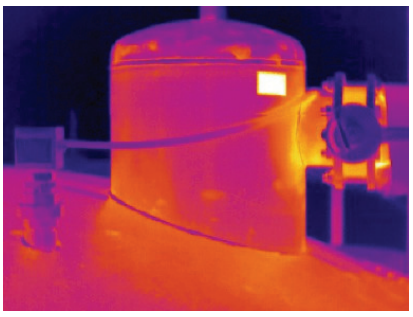
✓ Проучвания и анализи за енергийна ефективност и възобновяеми енергийни източници.

✓ Внедряване на международни стандарти за управление на околната среда и енергиен мениджмънт (ISO 14001 и ISO 50001).

✓ Технико-икономически анализи на енергоспестяващи мерки и техническа помощ при осигуряване на финансиране за тяхното осъществяване.

✓ Обучения на служители на фирми, общини и експерти.

✓ Други специфични за клиента консултации в областите на дейност.

СОФЕНА ЕООД е дъщерно дружество на агенцията, създадено за извършване на енергийни обследвания и сертифициране на сгради и енергийни обследвания на промишлени системи и системи за осветление.

За контакти:
1124 София, ул. Цар Иван Асен II № 65, ет. 1
тел. 02 9434401
e-mail: office@sofena.com
www.sofena.com