

ПРИМЕНА ГЕНЕТСКОГ АЛГОРИТМА НА РЕШАВАЊЕ ВРЕМЕНСКИ ОГРАНИЧЕНОГ ПРОБЛЕМА ТРГОВАЧКОГ ПУТНИКА СА САКУПЉАЊЕМ НАГРАДА

GENETIC ALGORITHM FOR THE TIME-LIMITED PRIZE-COLLECTING TRAVELING SALESMAN PROBLEM

Јелена Ћурчић, Факултет техничких наука, Нови Сад

Област – МЕХАТРОНИКА

Кратак садржај – У овом раду анализирана је синтеза оптималне стратегије за такмичење у роботизици ЕУРОБОТ користећи генетски алгоритам. Основни циљеви истраживања су развој ефикасног алгоритма и оптимизација стратегије за специфичне задатке. Проблем је моделован као варијација проблема трговачког путника са сакупљањем награда. Анализирани су случајеви са различитим врстама ограничења и параметара генетског алгоритма, и упоређена је њихова ефикасност.

Кључне речи: Проблем трговачког путника, варијација проблема трговачког путника са сакупљањем награда, генетски алгоритам, Еуробот такмичење

Abstract – This paper analyzes the synthesis of an optimal strategy for the Eurobot robotics competition using a genetic algorithm. The primary objectives of the research are the development of an efficient algorithm and the optimization of the strategy for specific tasks. The tasks and constraints that must be integrated into the generated strategy are defined. The problem is modeled as a variation of the prize collecting traveling salesman problem. Various cases with different types of constraints and parameters of the genetic algorithm were analyzed, and their effectiveness was compared.

Keywords: Traveling salesman problem, variation of Prize collecting traveling salesman problem, genetic algorithm, Eurobot competition

1. УВОД

Решавање проблема трговачког путника и других НП-тешких проблема представља активну област истраживања у рачунарству још од средине прошлог века. Ови проблеми представљају значајан изазов за истраживаче и практичаре, јер моделују многе ситуације у логистици, оптимизацији путање и планирању ресурса. Сложеност ових проблема проистиче из потребе за анализом великог броја могућих решења, што чини традиционалне алгоритме непогодним за проналажење оптималних решења у разумном временском оквиру.

НАПОМЕНА:

Овај рад проистекао је из мастер рада чији ментор је био др Срђан Савић, доц.

У контексту роботике, проблем трговачког путника добија нове димензије, посебно у такмичењима као што је ЕУРОБОТ. У овом раду истражује се примена генетских алгоритама за оптимизацију стратегија које робот мора усвојити како би успешно реализовао правилима дефинисане задатке. Циљ овог рада је да пружи свеобухватан преглед методологије која се користи за оптимизацију стратегије робота у такмичењу ЕУРОБОТ, истражујући различите аспекте генетских алгоритама и њихову примену у контексту решавања варијације проблема трговачког путника са сакупљањем награда.

2. УОПШТЕЊЕ ПРАВИЛА ТАКМИЧЕЊА ЕУРОБОТ У ПРОБЛЕМ ТРГОВАЧКОГ ПУТНИКА

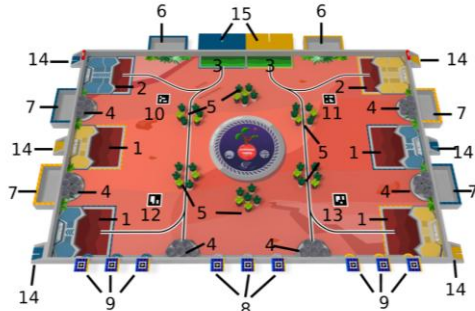
Проблем трговачког путника (TSP) представља значајан НП-тежак проблем у области рачунарства. Овај проблем захтева минимизацију укупно пређеног пута, који трговачки путник пређе приликом обиласка задатог скупа градова, уз ограничење да сваки град мора бити посећен тачно једанпут и да се путник мора вратити у тачку из које је пошао.. НП проблеми су група проблема чија решења могу бити верификована у полиномијалном времену, али за које тренутно нема доказа да се могу решити у истом времену. Са друге стране, П проблеми су они проблеми за које се решење може пронаћи у полиномијалном времену [1], [2]. На пољу рачунарских наука води се велика дискусија да ли су НП и П проблеми уопште две засебне класе проблема [3], [4]. У овом раду сматраћемо да $P \neq NP$, $P \subseteq NP$. За проблем кажемо да је НП комплетан ако важи:

$$(\exists L \in NP)(\forall L' \in NP) L' \leq L \quad (1)$$

Поред класичног проблема трговачког путника, постоји и сложенији модел – Prize collecting traveling salesman problem (PC-TSP), односно проблем трговачког путника са сакупљањем награда. У овом проблему, трговачки путник не само да треба да минимизује пређени пут, већ и да максимизује награде које прикупља током путовања. Сваком граду придружена је одређена вредност награде које путник добија посетом граду, и није у обавези да посети све градове. За сваки непосећен град, путнику се коначна вредност пенализује.

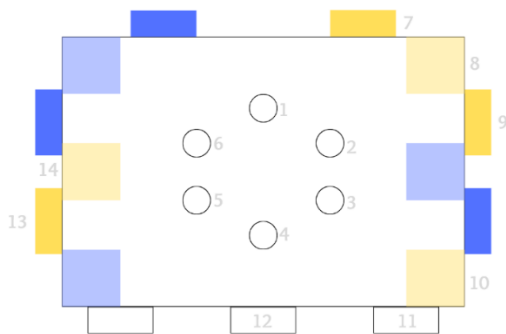
2.1 ЕУРОБОТ правила

Такмичење ЕУРОБОТ је аматерско европско првенство у мобилној роботизи који подразумева конструкцију једног или више мобилних, аутономних робота, који поседују одређене функционисности и извршавају задатке прописане пропозицијама такмичења. Задаци симболички одржавају тему такмичења која је била насељавање и тераформирање Марса. Роботи се такмиче један против другог на столу чија је дужина 3000, а ширина 2000 милиметара, и на ком се налазе сви радни елементи и неопходни објекти. Изглед стола за овогодишње такмичења ЕУРОБОТ приказан је на сл. 1.



Слика 1 Изглед ЕУРОБОТ стола [5]

Циљ такмичења је максимизирати број освојених поена за дато ограничено време извршавањем неких од следећих задатака: сакупљање радних елемената (биљчица) са поља означених бројем 5, њихово остављање на унапред дефинисаним локацијама, окретање соларних панела (означених са 8 и 9), и повратак на једно од стартних поља. Бројевима 1 и 2 означена су стартна поља на којима робот може да започне меч. Заједно с објектима 6 и 7, она представљају места за истовар радних елемената. Број поена сваке акције строго је дефинисан правилима. Укупно време трајања стратегије не сме да премашује 100 секунди, јер то представља трајање једног меча. У мечу учествују два робота из супарничких тимова, којима се пред почетак додељују боје (жута и плава) за стартне позиције. На сл. 2 су илустровани положаји елемената за игру и акције жутог тима, док су позиције плавог тима симетричне у односу на централну вертикалну осу стола. Сваком од задатака придружен је одговарајући број поена и време извршења.



Слика 2 Предефинисана поља на такмичарском столу

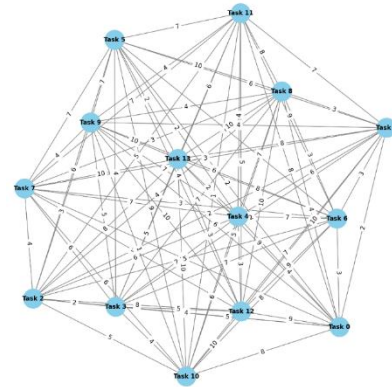
Разликујемо 5 врста задатака – старт (са позиција 8, 10 или 14), утовар (позиције 1-6), истовар (позиције 7, 8,

9, 10, 13 и 14), окретање панела (позиције 11 и 12), хоминг (8, 10 или 14).

Време преласка између задатака је израчунато за све могуће парове задатака и на тај начин је формирана матрица **Travel_time**:

$$\text{Travel_time} = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 4 & 5 & 4 & 2 & 3 & 4 & 4 & 6 & 8 & 8 & 9 & 9 \\ 2 & 0 & 2 & 2 & 6 & 6 & 3 & 3 & 3 & 4 & 7 & 7 & 10 & 8 \\ 4 & 2 & 0 & 2 & 6 & 6 & 5 & 4 & 4 & 3 & 5 & 5 & 8 & 8 \\ 4 & 2 & 2 & 0 & 2 & 4 & 7 & 6 & 7 & 5 & 4 & 2 & 5 & 5 \\ 4 & 6 & 6 & 2 & 0 & 2 & 7 & 7 & 7 & 7 & 6 & 4 & 3 & 2 \\ 2 & 6 & 6 & 4 & 2 & 0 & 6 & 7 & 10 & 7 & 9 & 7 & 4 & 2 \\ 3 & 3 & 5 & 7 & 7 & 6 & 0 & 3 & 3 & 6 & 8 & 9 & 9 & 8 \\ 4 & 3 & 4 & 6 & 7 & 7 & 3 & 0 & 3 & 4 & 6 & 7 & 9 & 10 \\ 4 & 3 & 4 & 7 & 7 & 10 & 3 & 3 & 0 & 4 & 5 & 8 & 10 & 10 \\ 6 & 4 & 3 & 5 & 7 & 7 & 6 & 4 & 4 & 0 & 1 & 4 & 10 & 10 \\ 8 & 7 & 5 & 4 & 6 & 9 & 8 & 6 & 5 & 1 & 0 & 1 & 10 & 10 \\ 8 & 7 & 5 & 2 & 4 & 7 & 9 & 7 & 8 & 4 & 1 & 0 & 5 & 6 \\ 9 & 10 & 8 & 5 & 3 & 4 & 9 & 9 & 10 & 10 & 10 & 5 & 0 & 3 \\ 9 & 8 & 8 & 5 & 2 & 2 & 8 & 10 & 10 & 10 & 6 & 3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Важно је напоменути да, поред ограничења по времену, постоји и ограничење запремине робота. Сваки од задатака има предефинисан утицај на запремински капацитет робота. Максимални капацитет робота је +15, док је минимални -5, што омогућава остављање биљака у више плантера. Ако је робот максимално попуњен (15 биљака), може истовремено испразнити садржај у два плантера, доводећи капацитет теоретски на -5, иако укупно оставља само 15 биљака. На слици 5 је приказан граф где чворови представљају задатке, а тежине ивица време потребно за прелазак између задатака при константној брзини.



Слика 3. Репрезентација проблема одређивања оптималне стратегије за ЕУРОБОТ такмичење, у форми графа

2.2 Дефинисање проблема

Проблем можемо дефинисати на следећи начин. Нека је дат скуп задатака:

$$T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\} \quad (3)$$

где сваки од задатака има своје карактеристике:

$time(t_i)$ – време потребно за извршење задатка

$volume(t_i)$ – утицај задатка на запремину

$points(t_i)$ – награду за извршени задатак

Нека је дата и матрица са временима прелазка између задатака:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & \dots & d_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & \dots & d_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

која је једнака матрици **Travel time**, где је са d_{ij} представљено време прелаза између задатака t_i и t_j .

Свако решење се може представити као низ задатака:

$$C = \{t_{i_1}, t_{i_2}, t_{i_3}, \dots, t_{i_k}\} \quad (5)$$

Ограничење по времену дефинише се као:

$$\sum_{j=1}^k \text{time}(t_{i_j}) + \sum_{j=1}^{k-1} d_{i_j, i_{j+1}} \leq \text{MAX_TIME}. \quad (6)$$

Ограничење по запремини дефинише се као:

$$\text{MIN_VOLUME} \leq \sum_{j=1}^k \text{volume}(t_{i_j}) \leq \text{MAX_VOLUME}. \quad (7)$$

3. ГЕНЕТСКИ АЛГОРИТАМ

3.1 Генетски алгоритам и НП-тешки проблеми

Генетски алгоритам представља пример стохастичког глобалног алгоритма у чијој основи се налази теорија еволуције. Имитирањем процеса селекције и еволуције, решења се побољшавају у свакој итерацији, претрага се усмерава ка регионима оптимума, уз одржавање разноликости решења. Иако генетски алгоритми показују велики потенцијал у решавању НП-тешких проблема, имају и своја ограничења. Ови алгоритми могу захтевати значајне рачунарске ресурсе због великог броја итерација и потребе за чувањем више могућих решења у популацији [7], [8].

3.3 Генерисање оптималне стратегије за ЕУРОБОТ коришћењем генетског алгоритма

Хромозом и гени

Хромозом је дефинисан као уређени скуп, тј. секвенца задатака које робот треба да изврши у оквиру стратегије. Сваки задатак у том низу симболизује један ген у хромозому. Пример структуре хромозома приказан је на сл. 4.



Слика 4. Изглед хромозома са n гена, где су гени дефинисани изразом 3

Иницијална популација

Да би хромозом имао смисла у контексту стратегије, процес креирања иницијалне популације подразумевао је одређена ограничења у погледу распореда гена. Хромозоми морају бити фиксне дужине, која је у случају класичног TSP проблема одређена укупним бројем градова (задатака). На прву позицију у хромозому поставља се насумично једно од 3 стартна поља, односно задатка типа *STARTING POSITION*. Такође, на последње место се, опет насумично, поставља један од 3 хоминг задатка. Остали задаци се распоређују у преостале гене хеуристички, узимајући у обзир искуствену компоненту и смисленост стратегије.

Функција прилагођености

Функција прилагођености (енгл. *Fitness function*) сваком хромозому додељује вредност која недвосмислено означава квалитет датог решења, и представља критеријум оптималности. Функција прилагођености за проблем проналаска оптималне

стратегије за такмичење ЕУРОБОТ 2024 дефинисана је на следећи начин:

$$\text{fitness} = \begin{cases} \sum_{j=1}^k \text{points}(t_{i_j}), & \text{ако су сва ограничења задовољена} \\ -99, & \text{ако је неко од ограничења премашено} \end{cases} \quad (8)$$

Селекција

Као што је већ наглашено, процес селекције подразумева одабир јединки које ће у процесу репродукције бити кориштене за стварање наредне генерације хромозома. Одабир јединки може се урадити на више начина. Најчешће кориштена и најједноставнија врста селекције је метода рулетског точка (енгл. *Roulette wheel selection*). Ова техника осигурава да јединке са већом прилагођеношћу (већим сегментима на точку) имају веће шансе да буду одабране за родитеље у следећој генерацији, чиме се повећава квалитет потомства, и задржава се разноликост.

Укрштање и елитизам

Укрштање је процес који доводи до промена у популацији, комбиновањем генетског материјала две јединке. У овом раду је, због природе проблема, кориштено ОХ (енгл. *Order crossover*) укрштање. Ова техника омогућава да се потомци креирају тако да задржавају валидну пермутацију елемената родитеља, тј. да у потомку не буде дубликата елемената. На слици 5 приказан је процес укрштања.



Слика 5 Кораки поступка укрштања

Да би се спречио губитак најквалитетнијих хромозома из генерације у процесу укрштања и мутације, најбоље јединке директно се преносе у наредну генерацију методом елитизма. У нашем случају, у наредну генерацију директно се преноси 5% најбољих јединки.

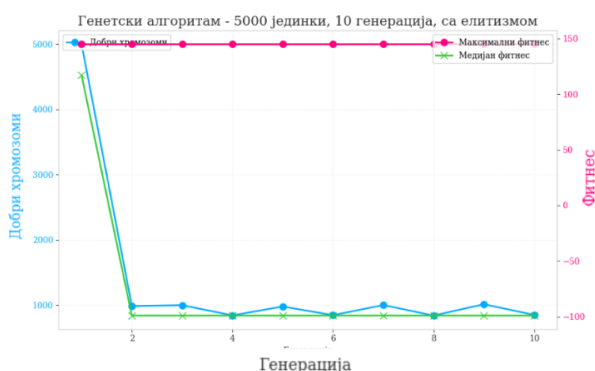
Мутација

Мутација је још један од оператора генетских алгоритама. Она уноси случајне промене у генотип потомака, уводећи варијације које можда нису постојале у претходним генерацијама. Техника мутације која је кориштена је мутација заменом места (енгл. *Swap mutation*). Ова техника насумично узима два гена у хромозому и мења им места.

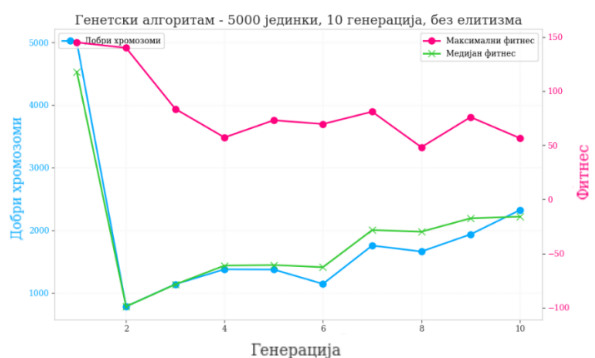
4. РЕЗУЛТАТИ

У овом поглављу анализирају се резултати примене генетског алгоритма, са нагласком на значај

доменског знања при формирању иницијалне популације. Испитане су три верзије алгоритма које се разликују у степену коришћења информација о проблему приликом генерисања почетних јединки. Прва верзија користи дубоко разумевање такмичења за пажљиво креирање иницијалне популације. Друга верзија фиксира почетне и крајње задатке, док су остали насумично одређени, а трећа је потпуно насумична. Тестирани су различити параметри: величина популације (500, 5000 и 50000 јединки), број генерација (10 и 20), као и утицај присуства елитизма. Резултати показују да је алгоритам са контролисаним генерисањем и елитизмом често већ у првој генерацији достигао оптимално решење, што је последица ригорозних ограничења у иницијалној популацији. Без елитизма, вредности фитнеса показују веће осцилације, јер мутације и укрштање могу довести до деградације решења.



Слика 6 Резултати извршавања генетског алгоритма након 10 покретања, са елитизмом.



Слика 7. Резултати извршавања генетског алгоритма након 10 покретања, без елитизма.

Са популацијом од 5000 јединки, генетски алгоритам увек конвергира ка оптималном решењу (фитнес 145). Иако се оптимално решење понекад нађе већ у првој генерацији, значај примене генетског алгоритма лежи у томе што се у последњој генерацији појави већи број алтернативних стратегија са максималним фитнесом, што је корисно за прилагођавање специфичним карактеристикама робота или противника. Друга верзија кода давала је резултате сличне првој, уз ограничење да оптимално решење скоро никада није достигнуто. Максимални фитнес износио је, у ретким случајевима, до 140, али најчешће око 100. Трећа верзија није давала задовољавајуће резултате, и врло ретко се дешавало да уопште постоје јединке са позитивним фитнесом.

5. ЗАКЉУЧАК

У овом раду представљен је приступ оптимизацији стратегије за такмичење ЕУРОБОТ 2024 применом генетског алгоритма, моделујући проблем као варијацију проблема трговачког путника са сакупљањем награда. Анализа показује да генетски алгоритам може ефикасно да реши овај НП-тежак проблем, омогућавајући оптимизацију стратегије робота и ефикасно управљање ресурсима, попут времена и запремине. Примењени модел укључује више врста ограничења и различите параметре алгоритма, што омогућава прилагођавање стратегије специфичним захтевима такмичења. Међутим, генетски алгоритам има и одређене мане. Због своје стохастичке природе, алгоритам може захтевати велики број итерација за проналажење оптималног решења, што може бити рачунарски интензивно. Поред тога, због потребе за одржавањем разноликости решења у популацији, постоји ризик да алгоритам остане заглављен у локалном оптимуму или да не постигне стабилну конвергенцију. Иако ове слабости могу ограничити примену у реалном времену, резултати показују да генетски алгоритам остаје вредан алат за решавање сложених проблема у роботској оптимизацији.

6. ЛИТЕРАТУРА

- [1] M. Sipser, „Introduction to the Theory of Computation“, 3rd ed., Cengage Learning, 2012
- [2] M. Garey, S. Johnson, „Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness“, 1st ed., W. H. Freeman, 1979
- [3] T. Baker, J. Gill, R. Solovay, „Relativizations of P =? NP question“, SIAM Journal on Computing, vol. 4, no. 4, pp. 431–442, Dec. 1975, doi: <https://doi.org/10.1137/0204037>.
- [4] D. S. Johnson, „The NP-Completeness Column: An Ongoing Guide“, Journal of Algorithms, vol. 7, no. 4, pp. 584–601, Dec. 1986, doi: [https://doi.org/10.1016/0196-6774\(86\)90020-9](https://doi.org/10.1016/0196-6774(86)90020-9).
- [5] EUROBOT 2024 rules, <https://www.eurobot.org/eurobot-contest/eurobot-2024/> (приступ: септембар 2024)
- [6] B. Bryson, „The Body“, Anchor, 2019
- [7] Ж. Кановић, З. Јеличић, М. Рапаић, „Еволутивни оптимизациони алгоритми у инжењерској пракси“, Нови Сад, ФТН, 2017.
- [8] Наставни материјали из предмета Методе оптимизације, <http://www.automatika.ftn.uns.ac.rs/nastavni-materijali-mo-meh-geo> (приступ: септембар 2024)

Кратка биографија:



Јелена Ђурчић, рођена је 2001. године у Новом Саду. Дипломски рад под називом „Праћење играча у реалном времену коришћењем камере и генерисање тренутног понашања роботизованог дефанзивног играча“ на Факултету техничких наука одбранила је 2023. године.