

EVOLIUCIJOS ALGORITMŲ PARAMETRŲ TYRIMAS

Sigita Andruitytė, Marijus Bernotas

Kassel universitetas, Šiaulių universitetas, Technologijos fakultetas

Įvadas

Kassel universitete atliktas bandymas, kuris suteikė informacijos apie evoliucijos algoritmo temos aktualumą, spartų vystymosi lygį bei dideles taikymo galimybes svarbioms problemoms spręsti. Panašaus pobūdžio tyrimų, kai ieškoma sąryšių tarp savybių bei tarpusavio priklausomybės, atlikta nedaug, nes tyrimai brangūs ir reikalaujantys didelių resursų. Evoliucijos algoritmas tirtas šiais aspektais: neutralumo, optimalumo ir nelygumo. Tyrimai atlikti Kassel universitete sukurta programine įranga, rezultatai bus taikomi šio universiteto futbolo robotų komandos žaidimui gerinti, žinoma, ir kitose srityse.

Tyrimo tikslai: Nustatyti sąryšius tarp skirtingų evoliucijos algoritmo (EA) savybių, palyginti jų svarbą, rasti geriausias sprendimus lemiančias savybes. Išanalizuoti, kokius parametrus reikia rinktis norint greičiau gauti evoliucijos algoritmo sprendinį.

Konkretus parametrų įtakos žinojimas ir testavimas pagreitina evoliucijos algoritmo sprendimą.

Uždaviniai: rasti geriausias sprendimus lemiančias savybes; nustatyti sąryšius tarp skirtingų savybių, palyginti jų svarbą; surasti savybes, kurios padeda siekti geriausių rezultatų.

Tyrimo metodai: srities modeliavimas, funkcinė analizė, testavimas, loginis apibendrinimas.

Evoliucijos algoritmai ir jų taikymas

Evoliucijos algoritmas yra optimizavimo būdas, kuris remiasi biologinės evoliucijos pavyzdžiu. Algoritmuose individai turi tam tikras savybes (išreikštas skaitinėmis vertėmis), vienas jie gali paveldėti, kitų – ne. Svarbios sąvokos – individas ir populiacija. Populiacija yra galimų sprendimų – individų – rinkinys. Kuriant evoliuciją tokios populiacijos pagrindu, atsiranda kaskart vis geresnių individų. Reikia rasti optimalius kandidatus iš visų galimų sprendimų X . Tai atlieka tikslo funkcija $f: X \rightarrow R$, visiems kandidatams X , aprašytiems realiaisiais skaičiais, suteikia įvertinimą, atsižvelgiant į tam tikras jų savybes.

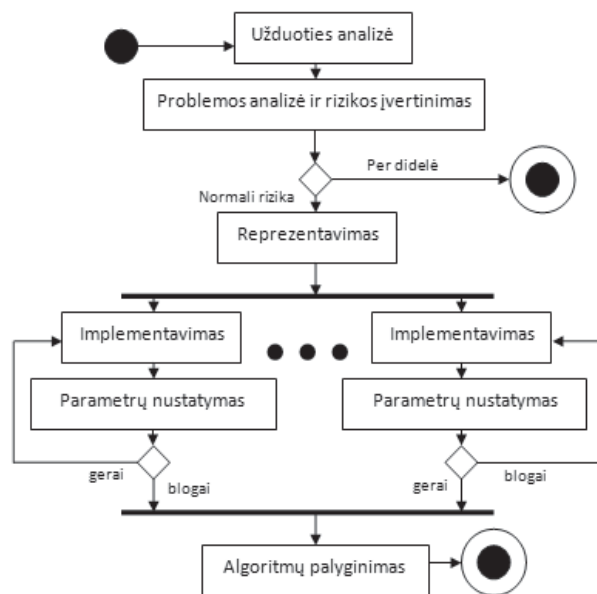
Evoliucijos algoritmai yra palyginti neseni, nuo šeštojo dešimtmečio pradžios kelios mokslininkų kartos tyrinėjo evoliucijos principus, raidą, kad vėliau tai galėtų tiksliai pritaikyti algoritmams kurti. EA, kaip ir daugelis kitų mokslo atradimų, bu-

vo nepriklausomai nustatyti ir išvystyti beveik tuo pačiu metu skirtingose vietose. Tobulinant kompiuterius ir kuriant jiems naujus algoritmus, pastebėta, kad jie gali mokytis iš gamtos [1].

Spartus EA vystymasis ir platus taikymo spektras padeda kurti programas ir spręsti sudėtingus matematinis uždavinius. Evoliuciniai algoritmai taikomi spręsti toms problemoms, kurios beveik neįveikiamos arba sunkiai įveikiamos kitais metodais. Pagrindinės evoliucijos algoritmų taikymo sritys – tai optimizavimo uždavinių sprendimas, kur neužtenka tradicinių, anksčiau taikytų metodų. Be to, EA taikomi ir kitose srityse, pavyzdžiui, trumpiausiams maršrutams sudaryti, srautus reguliuojantiems šviesoforams valdyti, žaidimų teorijoje, statybose – sudėtingų komponentų ar sistemų visumai subalansuoti, robotams programuoti, maksimaliai ir minimaliai masei bei tūriui apskaičiuoti.

Kokybiniai kriterijai ir įvertinimas

Dažniausiai vartojamas ir pažangiausias laikomas analize paremtas EA vertinimo metodas. Tai pirmasis metodas, pritaikytas genetiškai aprašytiems evoliuciniams algoritmams tirti [2]. Metodo veikimo schema pateikta 1 pav.



1 pav. EA įvertinimo metodo schema

Svarbiausi vertinimo kriterijai pateikiami 1 lentelėje.

1 lentelė. EA įvertinimo kriterijai

Kriterijus	Reikšmė
Mutacija	Parodo, kiek ir kaip individas nukrypsta nuo modelio
Rekombinacija	Iš abiejų tėvų yra paveldimos tam tikros savybės (gali būti ir geros, ir blogos)
Selekcija	Atrenkami geriausi kandidatai, iš kurių vėl bus kuriama kita karta
Sėkmės faktorius	Geras parametrų rinkinys, arba konkretūs parametrai, tam daro didžiausią įtaką

Evoliucijos algoritmų vertinimo parametrai

Kai vienu metu optimizuojamos skirtingos savybės, sunku lyginti individus. Todėl kiekvienam individui suteikiama tinkamumo vertė. Reikšmės priskyrimo procese lyginamos skirtingų individų ir visos populiacijos išsivystymo lygis. Taip galima nustatyti, ar kandidatas, lyginant jį su kitais, atitinka reikalingas savybes. Beveik visose realiose užduotyse būtina daugiau nei viena tikslinė funkcija. Yra daug būdų, kaip kelių tikslinių funkcijų rezultatus suvesti į vieną tinkamumo reikšmę. Šiame eksperimente tinkamumo reikšmės buvo randamos Pareto-Ranking metodu.

Šie parametrai buvo pasirinkti, nes jie yra patys svarbiausi bet kokiai problemai tirti. Norit gerai išnagrinėti užduotį, reikalingi ir kiti, antriniai, parametrai. Vien pagrindiniai parametrai buvo testuoti šešiais kompiuteriais, kurie dirbo be sustojimo keturis mėnesius. Tiek laiko prireikė, nes kol kas EA funkcionuoja gana lėtai. Tad dėl laiko stokos antriniai parametrai nebuvo testuojami.

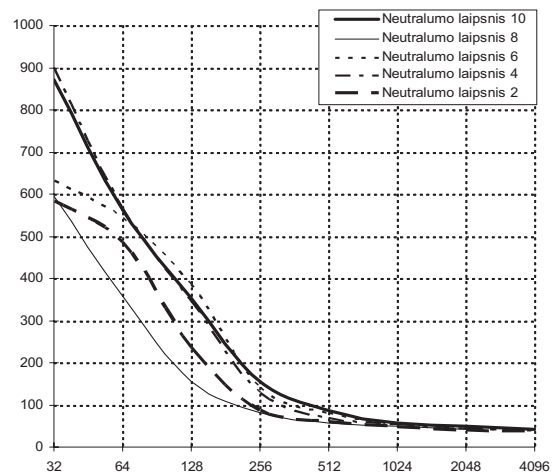
Svarbiausios evoliucijos algoritmų operacijos

Gamtoje **mutacija** yra svarbiausias veiksnys, turintis įtakos evoliucijai. Mutacija atsiranda dėl DNR reprodukcijos klaidų. Žmonių mutacijos dažnis 10^{-10} . Dideli pasikeitimai įvyksta dėl gausybės mažų ir dažniausiai greitai vėl mutuoja. Evoliucijos algoritmuose mutacija reiškia, kad vienas kandidatas pakeis savo įvertinimą į vienu skaičiumi mažesnę.

Rekombinacija atitinka poravimąsi gamtoje. Taip pernešamos tėvų genetinės medžiagos. EA rekombinacija yra naudojama vienam sprendimui iš dviejų gauti.

Eksperimentai su 3 savybėmis

Neutralumo įvertinimas. Buvo tiriama, kaip neutralumo reikšmė bandomoje problemoje veikia kartu su skirtingų dydžių populiacijomis. Skaičiuotas kartų kiekis, kurio reikia sprendimui rasti. Populiacijos dydis šiame eksperimente kinta nuo 16 iki 4096 per 2^2 , o neutralumas nuo 0 iki 10. Su reikšme 0 nėra neutralumo, o vertė 10 rodo didžiausią neutralumą. Kiekvienas eksperimentas kartotas ne daugiau kaip 1000 kartų, nepriklausomai nuo to, ar jis sėkmingas, ar ne. Jei iki 1000-osios testo serijos rezultatas nerandamas, testas automatiškai nutraukiamas. Kiekviena testavimo serija buvo kartota 170 kartų (2 pav.).



2 pav. Ryšys tarp kartų ir populiacijos dydžio

Iš tyrimo rezultatų matyti: kuo mažesnė populiacija, tuo daugiau kartų reikės sprendimui rasti. Esant populiacijos dydžiui 64, sprendimo radimas trunka ilgai, esant populiacijos dydžiui 16, problemą pavyko išspręsti tik iki lengviausio neutralumo laipsnio, būtent, 1. Toliau problemai spręsti populiacija buvo per maža. Esant populiacijos dydžiui 256–4096, sprendimas randamas kur kas greičiau, visi bandymai buvo sėkmingi (97%). Kai populiacijos dydis nuo 1024 iki 4096, sprendimą galima rasti beveik vienodai greitai. Ryšys tarp neutralumo ir populiacijos dydžio labai aiškus: kuo didesnė populiacija, tuo lengviau rasti sprendimą.

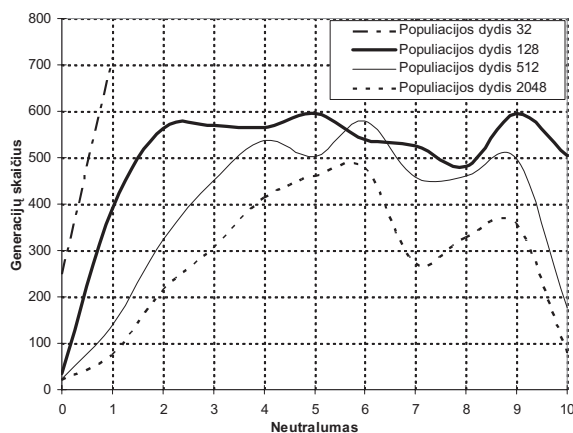
Remiantis duomenimis, pateiktais 2 pav., galima teigti, kad kuo didesnė populiacija, tuo mažiau kartų reikės sprendimui rasti. Grafike kiekviena populiacija pavaizduota su skirtingomis neutralumo vertėmis. Kai populiacijos dydis 32 ir neutralumas 4, reikia 899 generacijų sprendimui rasti. Nuo populiacijos dydžio 512 su visom generacijom vienodai greitai galima rasti sprendimą, tada reikia nuo 60 iki 44 generacijų. Kuo mažesnis gyventojų skaičius, tuo didesnę poveikį jis turi neutralumui.

Optimalumo įvertinimas. Šiuo eksperimentu buvo tiriama optimalumo vertės ir generacijų skaičiaus ryšys. Išmatuotas generacijų skaičius, reikalingas sprendimui rasti. Eksperimento populiacijos dydis kinta nuo 16 iki 4096, o optimalumas kinta nuo 0 iki 10. Kiekvienas eksperimentas nutraukiamas po 1000 bandymų, kiekvienas bandymas kartojamas maždaug 240 kartų.

Gautos panašios formos priklausomybės tarp optimalumo laipsnio ir kartų skaičiaus. Tačiau aki-

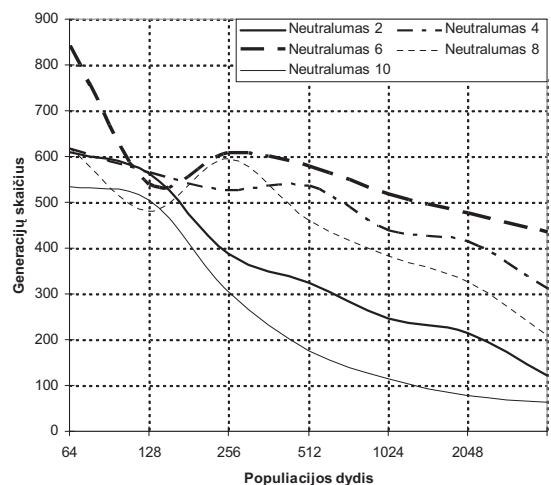
vaizdu, kad generacijų skaičius, reikalingas problemai išspręsti, smarkiai didėja nuo 0 iki 6. Su optimalumo verte 7 ar 8 reikia pastebimai mažiau generacijų problemai išspręsti, o su verte 10 problemą galima išspręsti lengviau nei su verte 2. Tokiu būdu kiekvienoje kreivėje nuo optimalumo vertės 6 iki 9 galima pamatyti „V“ raidę. Šio keisto reiškinių priežastis gali būti sukurtas problemos modelis. Taip pat galima koreguoti iki šiol nusistovėjusią nuomonę, kad visos optimalumo reikšmės yra labai paprastos. Tačiau po testavimo paaiškėjo, kad tam tikruose intervaluose (pvz., minėtasis „V“) atsiranda sunkiai paaiškinamų reiškinių.

Iš 3 pav. duomenų galima daryti išvadą, kad kuo didesnė populiacija, tuo mažiau kartų reikės sprendimui surasti. Šiame grafike kiekvienam populiacijos dydžiui priskirta viena konkreti optimalumo reikšmė. Su didelėmis populiacijomis (256–1024) galima gana greitai rasti sprendimą. Nuo populiacijos dydžio 128 pastebima, kad vis mažiau kartų reikia sprendimui rasti, nesvarbu, kiek didelė yra optimalumo vertė. Ypatinę reikšmę turi populiacijos dydis 128, nepriklausomai nuo optimalumo vertės visada reikia vienodo skaičiaus generacijų sprendimui rasti. Tai labai aktualu kuriant sistemas, kuriose reikalingas greitas sprendimas.



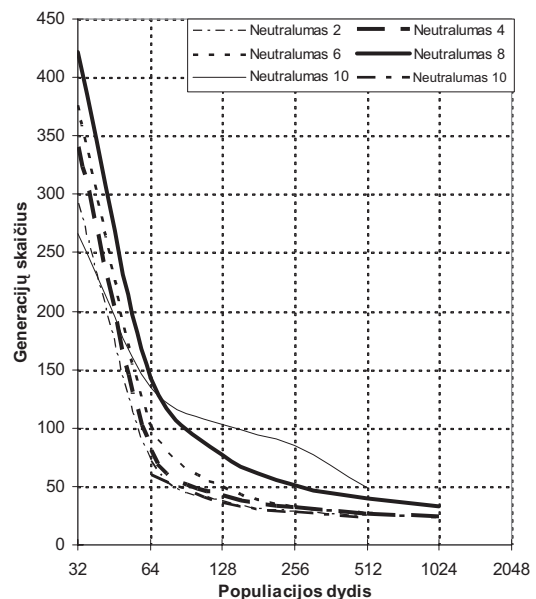
3 pav. Ryšys tarp generacijų skaičiaus ir optimalumo vertės

Nelygumo įvertinimas. Tiriama, kaip nelygumas gali išspręsti šio bandymo problemą kartu su skirtingų dydžių populiacijomis. Populiacijos dydis mūsų eksperimente kinta nuo 16 iki 4096, o nelygumo dydis nuo 0 iki 10. Reikšmė 0 rodo, kad paviršius visiškai lygus, o 10 rodo didžiausią mūsų bandyme išmatuotą nelygumą reikšmę. Kiekvienas eksperimentas buvo atliktas ne daugiau nei 1000 kartų. Nepriklausomai nuo to, ar jis buvo sėkmingas, ar ne, po 1000 bandymų buvo nutraukiamas automatiškai. Bandymų serija kartota 340 kartų.



4 pav. Ryšys tarp populiacijos ir generacijų skaičiaus

Iš tyrimo rezultatų matyti, kad kuo didesnė nelygumo vertė, tuo daugiau kartų reikia sprendimui rasti. Bandymui atlikti buvo pasirinktos 32, 128, 512 ir 2048 dydžio populiacijos. Su populiacijos dydžiu 64 sprendimo radimas trunka ilgai. Su populiacijos dydžiu 32 testavimas sėkmingas buvo tik su dviem mažiausiomis nelygumo vertėmis. Su populiacijomis nuo 128 iki 512 sprendimas randamas daug greičiau ir visi šie bandymai buvo sėkmingi. Be to, labai aiškiai matomas ryšys tarp generacijų ir nelygumo.



5 pav. Ryšys tarp kartų ir populiacijos dydžio nelygumo

Remiantis 5 pav. duomenimis, galima teigti: kuo didesnė populiacija, tuo mažiau kartų bus reikalinga sprendimui rasti. Grafike kiekvienam populiacijos dydžiui galima priskirti nelygumo reikšmę. Populiacijos dydžiui 32 ir nelygumo laipsniui 8 reikia apie 421 generacijų, kol randamas sprendimas. Su didesnėmis populiacijomis, pavyzdžiui, nuo 256 iki

1024, gana greitai galima rasti sprendimą. Nuo populiacijos dydžio 256 nelygumo dydis nebeturi didelės įtakos. Tada reikia nuo 27 iki 84 kartų sprendimui rasti. Kuo mažesnė populiacija, tuo stipresnė nelygumo įtaka. Su nelygumo verte 10 eksperimentai buvo sėkmingi tik su populiacijos dydžiu nuo 64 iki 512. Su nelygumo reikšme 0 populiacijoms nuo 64 iki 512 reikia daugiau generacijų sprendimui rasti.

Išvados

1. Populiacijos dydis atvirkščiai proporcingas generacijų kiekiui.
2. Neutralumo vertė tiesiogiai proporcinga bandymų skaičiui.
3. Nelygumo vertė tiesiogiai proporcinga kartų skaičiui.
4. Nustatyti nežinomi optimalumo funkcijos kitimo reiškiniai, pavadinti „V“ reiškiniumi (3 pav.) bei „mazginiu reiškiniumi“ (4 pav.).

Literatūra

1. Ably P., 1997, *Optimierung mit Evolutionstrategien Spektrum der Wissenschaften*. Darmstadt.
2. Bormann A., 1989, *Parallesierungsmöglichkeiten für direkte Optimierungsverfahren auf Transputersystemen*. Dortmund.
3. Feldmann M. W., 1989, *Mathematical Evolutionary*. Princeton.
4. Heß D., 1972, *Genetik Grundlagen – Erkenntnisse*. Freiburg.
5. Hofbauer J., Sigmund K., 1994, *Evolutionstheory und dynamische Systeme Mathematische Aspekte der Selektion*. Berlin.
6. Mandelbrot B. B., 1987, *Die fraktale Geometrie der Natur*. Bosto.
7. Mühlenbein H., 1991, *Parallel Genetic Algorithms, Population Genetics and Combinatorial Optimization*.
8. Winston P. H., 2001, *Künstliche Intelligenz*.
9. Wuketits F. M., 1989, *Grundriß der Evolutionstheorie*. Darmstadt.

ANALYSIS OF PARAMETERS OF EVOLUTIONARY ALGORITHMS

Sigita Andrulytė, Marijus Bernotas

Summary

There has been analysed one of the evolutionary algorithms mechanisms inspired by biological evolution: reproduction, mutation, recombination, and selection. It is essential to choose the appropriate settings for each issue. This helps solve the problem quickly and well. Evolutionary algorithms is one of the most customizable fields.

Evolutionary algorithms often perform well when approximating solutions to all types of problems because they ideally do not make any assumption about the underlying landscape; this generality is shown by successes in fields as diverse as engineering, art, biology, economics, marketing, genetics, operations research, robotics, social sciences, physics, politics.

Keywords: algorithms, evolutionary algorithms.

EVOLIUCIJOS ALGORITMŲ PARAMETRŲ TYRIMAS

Sigita Andrulytė, Marijus Bernotas

Santrauka

Atlikti eksperimentai, tiriant evoliucijos algoritmų parametrų įtaką sprendimo greičiui. Ištirtos trys savybės: neutralumas, optimalumas ir nelygumas. Tyrimo tikslas – nustatyti, kaip skirtingos probleminės savybės siejasi su kartų skaičiumi, kurio prireikia problemai išspręsti. Konkretus parametrų įtakos veikimo pažinimas, paremtas testavimu, gali padėti greitai išspręsti evoliucijos algoritmą. Taip būtų galima spręsti uždavinius, kuriems dėl įvairių priežasčių neužtenka tradicinių, anksčiau taikytų sprendimo metodų. Tyrimo rezultatai leidžia daryti išvadas apie parametrų reikšmių įtaką ir nustatyti nežinomą optimalumo funkcijos kitimo tendenciją.

Prasminiai žodžiai: algoritmai, evoliucijos algoritmai.

Įteikta 2009-09-02