

# Lygiagretaus programavimo laboratorinių darbų analizė

Pijus Petkevičius

October 23, 2022

# Contents

<b>1. 1 laboratorinis darbas</b>	<b>3</b>
1.1. Aprašymas . . . . .	3
1.1.1. Įžanga . . . . .	3
1.1.2. Užduotis . . . . .	3
1.2. Kompiuterinės įrangos ir parametrų pasirinkimas . . . . .	4
1.3. Teoriniai įverčiai . . . . .	4
1.4. Pure random search (PRS) . . . . .	5
1.5. Atstumų matricos skaičiavimas . . . . .	7
1.6. Atstumų matricos ir PRS dalių lygiagretinimo rezultatai . . . . .	8

# 1. 1 laboratorinis darbas

## 1.1. Aprašymas

### 1.1.1. Įžanga

Aibę  $A$  sudaro geografiniai taškai, nurodant platumos ir ilgumos koordinates. Iš šios aibės reikia parinkti taškų aibę  $X$  tokią, kad atstumų nuo kiekvieno aibės  $A$  taško iki jam artimiausio aibės  $X$  taško suma būtų minimali  $X \subset A$ .

Faile `lab_data.dat` pateikti 50000 geografinių taškų, kur viena eilutė aprašo vieno geografinio taško koordinates.

Faile `lab_01_2_algorithm.cpp` pateikta programa, kuri randa nurodyto  $n$  taškų aibę  $X$ , atitinkančią uždavinio sąlygą, naudojant paprastosios atsitiktinės paieškos (angl. Pure Random Search, PRS) algoritmą.

Pagrindiniai algoritmo parametrai (globalūs kintamieji):

- `num_points`: duomenų aibės  $A$  dydis (max 50000)
- `num_variables`: ieškomos taškų aibės  $X$  dydis
- `num_iterations`: sprendinio paieškai skirtų iteracijų skaičius (kuo daugiau, tuo didesnė tikimybė rasti geresnį sprendinį).

Algoritmų vykdymo pradžioje sudaroma atstumų matrica, kurioje saugomi atstumai kilometrais tarp taškų, suskaičiuoti pagal Haversino formulę. Atsižvelgiant į tai, kad atstumas nuo taško  $a$  iki taško  $b$  yra lygus atstumui nuo taško  $b$  iki taško  $a$ , yra užpildoma tik pusė matricos. Šioje matricoje saugomi atstumai yra naudojami vykdant aibės  $X$  taškų paiešką.

### 1.1.2. Užduotis

1. Pasirinkti duomenų aibės dydį ir algoritmo iteracijų skaičių, kad atstumų matricos skaičiavimas užtruktų ne mažiau 10 sekundžių, o sprendinio paieškos laikas būtų nemažesnis nei 20 sekundžių.
2. Duomenų įkėlimą ir atstumų matricos skaičiavimą laikyti nuosekliąja algoritmo dalimi, o sprendinio paiešką - lygiagretinama dalimi, įvertinti teorinius galimus algoritmo pagreitėjimus naudojant 2 ir 4 procesorius, bei didžiausią galimą pagreitėjimą.
3. Duomenų įkėlimą ir atstumų matricos skaičiavimą laikyti nuosekliąja algoritmo dalimi, sudarykite lygiagretųjį bendros atminties algoritmą ir eksperimentiniu būdu ištirkite jo pagreitėjimą naudodami 2 ir 4 procesorius.
4. Sudarykite lygiagretų bendros atminties algoritmą atstumų matricos skaičiavimui ir eksperimentiniu būdu ištirkite jo pagreitėjimą naudodami 2 ir 4 procesorius.
5. Ištirti algoritmo pagreitėjimo priklausomybes nuo procesorių skaičiaus, kai matricos skaičiavimas ir sprendinio paieška išlygiagretinti.

## 1.2. Kompiuterinės įrangos ir parametrų pasirinkimas

Algoritmo analizei buvo naudojama **Apple Mac Mini Desktop Computer, 3.2GHz 6-Core Intel Core i7** kompiuteris, kurio dėka, buvo galima paleisti ant 2, 4 ir 6 procesorių. Kad įgyvendinti 1 nurodymą, buvo pasirinkta:

- num\_points = 12000
- num\_iterations = 30000

Duomenų nuskaitymas (s)	Atstumų matricos skaičiavimas (s)	PRS skaičiavimas (s)
0.003	10.312	19.955
0.004	10.315	19.993
0.003	10.321	19.967

Lentelė 1: Algoritmo skaičiavimo dalių rezultatai, naudojant **Mac Mini** kompiuterį

## 1.3. Teoriniai įverčiai

Paleidus programą 3 kartus, gauti skaičiavimo dalių rezultatai:

Duomenų nuskaitymas (s)	Atstumų matricos skaičiavimas (s)	PRS skaičiavimas (s)
0.004	10.316	19.972

Lentelė 2: Nuoseklaus algoritmo skaičiavimo dalių rezultatai

Pagal **2** nurodymą, nuosekliaja dalimi ( $\alpha$ ) laikoma duomenų nuskaitymas ir atstumų matricos skaičiavimas, o lygiagrečioji dalis ( $\beta$ )- PRS skaičiavimas.

$$\alpha = \frac{\text{nuoseklioji dalis}}{\text{visas laikas}}$$

$$\beta = \frac{\text{lygiagrečioji dalis}}{\text{visas laikas}}$$

Gauname kad:

$$\alpha = 0.341$$

$$\beta = 0.659$$

Teorinis pagreitis naudojant  $p$  procesorių:

$$S_p = \frac{1}{\alpha + \frac{\beta}{p}}$$

$$S_2 = \frac{1}{0.341 + \frac{0.659}{2}} = 1.492$$

$$S_4 = \frac{1}{0.341 + \frac{0.659}{4}} = 1.978$$

Teorinis maksimumas pagal Andalo Dėsni:

$$S_{max} = \lim_{p \rightarrow \infty} \frac{1}{\alpha + \frac{\beta}{p}} = \frac{1}{\alpha} = \frac{1}{0.341} = 2.935$$

## 1.4. Pure random search (PRS)

Bandymas išlygiagretinti PRS algoritmą, buvo atliktas 2 būdais.

1 algoritme buvo pasitelkta **Dynamic** scheduling strategija, ir reduction min: f\_best\_solution. Kiekvieną kartą, kai randamas geresnė sprendinio reikšmė, ji priskiriama f\_best\_solution kintamajam(jis automatiškai pasiima tik mažesnę reikšmę). Vėliau viskas geriausio sprendinio reikšmės buvo išsaugojamos naudojant critical žymę:

```
int *best_solution;
double f_solution, f_best_solution;
#pragma omp parallel reduction (min: f_best_solution ) private (f_solution)
#pragma omp for schedule(dynamic)
for (int i=0; i<num_iterations; i++) {
    // random find and evaluate solution
    f_solution = evaluate_solution(solution);
    if (f_solution < f_best_solution) {
        f_best_solution = f_solution;
        if(f_best_solution == f_solution){
            #pragma omp critical (DataCollection)
            {
                // copy solution values to the best_solution array
            }
        }
    }
}
```

Pseudokodas 1: PRS pirmas algoritmas

2 antrajame algoritme veikimo principas gana panašus, tik ciklas paskirstomas keliems branduoliams, randamas lokali geriausia f\_best\_solution\_tmp reikšmė ir po ciklo ji priskiriama f\_best\_solution ir išsaugojamos geriausio sprendinio reikšmės:

```
double f_best_solution;
int *best_solution;
#pragma omp parallel reduction(min: f_best_solution)
{
    int *best_solution_tmp;
    double f_solution, f_best_solution_tmp;
    #pragma omp for schedule(dynamic)
    for (int i=0; i<num_iterations; i++) {
        // random find and evaluate solution
        f_solution = evaluate_solution(solution);
        if (f_solution < f_best_solution_tmp) {
            f_best_solution_tmp = f_solution;
            // copy solution values to the best_solution_tmp array
        }
    }
    f_best_solution = f_best_solution_tmp;
    #pragma omp barrier
    if(f_best_solution == f_best_solution_tmp){
        // copy best_solution_tmp values to the best_solution array
    }
}
```

Pseudokodas 2: PRS antras algoritmas

Abu algoritmai buvo ištestuoti su 2, 4 ir 6 branduoliais ir rezultatai matomi 1 diagramoje:

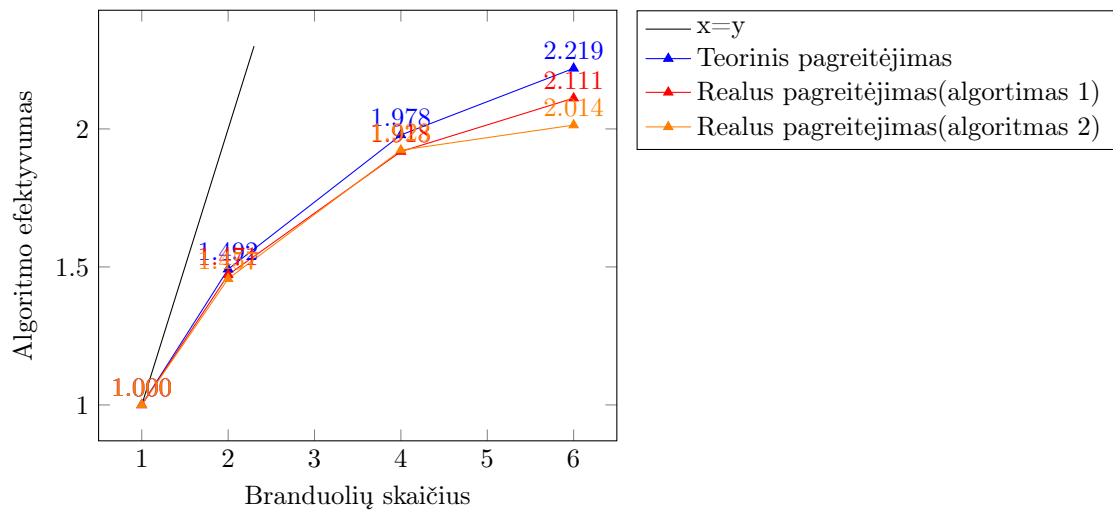


Diagrama 1: PRS algoritmo lygiagrelinimo diagrama

Pastebime, kad 1 ir 2 algoritmai su 2 ir 4 branduoliais turėjo ganėtinai panašų efektyvumą:

Branduolių skaičius	1 algoritmas	2 algoritmas
2	1.471	1.457
4	1.918	1.922
6	2.111	2.014

Lentelė 3: Algoritmų efektyvumo priklausomybė nuo branduolių skaičiaus

Tačiau, kai branduolių skaičius pasiekia 6, 2-sis algoritmas nusileidžia efektyvumu 1-jam. 1-jį algoritmą naudosime tolimesniuose 1 užduoties eksperimentuose.

## 1.5. Atstumų matricos skaičiavimas

```
#pragma omp parallel for schedule(dynamic)
for (int i=0; i<num_points; i++) {
    ...
    for (int j=0; j<=i; j++) {
        distance_matrix[i][j] = Haversine_distance(...);
    }
}
```

Pseudokodas 3: Atstumų matricos skaičiavimas

3 algoritmas, eksperimentiniu būdu buvo išbandytos įvairios lygiagretinimo strategijos (**Dynamic**, **Guided**, **Static**). Gauti rezultatai matomi 2 diagramoje:

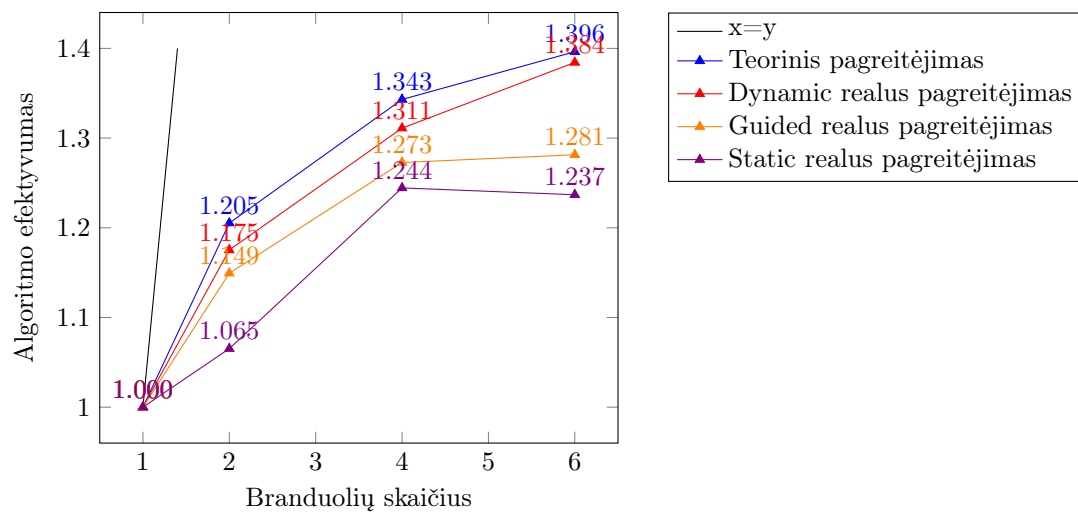


Diagrama 2: Įvairių strategijų efektyvumo diagrama

Pastebime, jog **Dynamic** yra kur kas efektyvesnis, lyginant su **Static** ir **Guided** lygiagretinimo strategijomis ir kur kas labiau priartėja prie teorinio pagreitėjimo.

**Dynamic** direktyvą naudosime tolimesniuose 1 užduoties eksperimentuose.

## 1.6. Atstumų matricos ir PRS dalių lygiagrelinimo rezultatai

Iš ankstesnių eksperimentų radome, jog **1** PRS algoritmas ir **Dynamic** direktyva atstumų matricai skaičiuoti buvo efektyviausi sprendimo būdai. Eksperimentiniu būdu ištestavus progamą, buvo gauti tokie rezultatai:

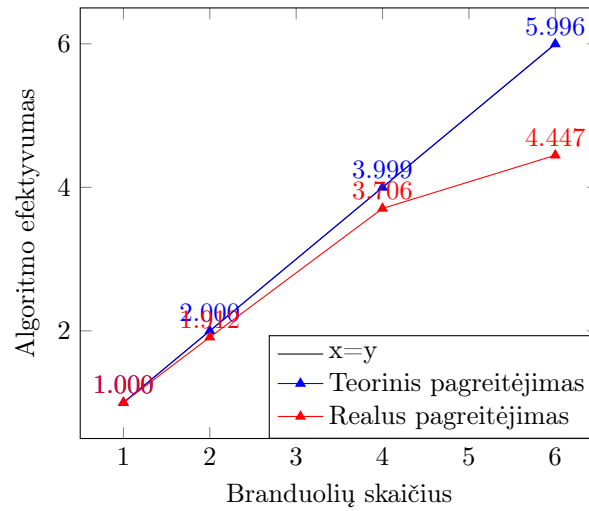


Diagrama 3: Efektyvumo diagrama, kai PRS ir matricos skaičiavimas lygiagretinami