



RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte

Informācijas tehnoloģiju institūts

Studiju darbs mācību priekšmetā
“Ievads operāciju pētīšanā”

Neierobežota nelineāra optimizācija

Izstrādāja: **Artjoms Bogatirjovs**

2. kurss, 7. grupa

Studenta apliecības numurs: **171RDB112**

2022./2023. māc. g.

Saturs

1. Uzdevums	3
2. Funkcijas vispārēja analīze	4
3. Optimizācija ar gradienta metodi	6
4. Programmas pirmkods	7
5. Rezultātu analīze.....	8
6. Secinājumi	12
7. Izmantotās literatūras un avotu saraksts	13
8. Pielikumi.....	11

1. Uzdevums

Minimizēt $f(x_1, x_2) = x_1 - ax_2 + bx_1^2 + cx_1 * x_2 + dx_2^2$

- Izmantojiet jebkuru programmēšanas valodu pēc savas izvēles
 - Izmantojiet konstantu soli t
 - Veiciet optimizāciju trīs dažādiem sākumpunktiem
 - Mainiet soļa t vērtības
 - Variējiet precizitātes līmeni ϵ
 - Veiciet rezultātu analīzi, veidojot diagrammas
 - Katram izvēlētam sākumpunktam atšķirība no optimuma vs iterācijas
(Jūs varat izmantot Wolframalpha, lai izpētītu funkciju un vizualizētu to)
 - Soļa lielums t vs iterāciju skaits N
-

Varianta izvēle

Variants sakrīt ar studentu apliecības pēdējiem diviem cipariem, no 01 līdz 40.

Ja skaitlis ir

- 00 – tiek izvēlēts variants 40;
- virs 40 – variants tiek izvēlēts kā dalījums pēc moduļa 40
(piem., 41 atbilst 1,...50 – 10,... 64 – 24,... 72 – 32... 99 - 19)

Studenta apliecības numurs: 171RDB112

Variants	a	b	c	d
12	10	5	-1	5

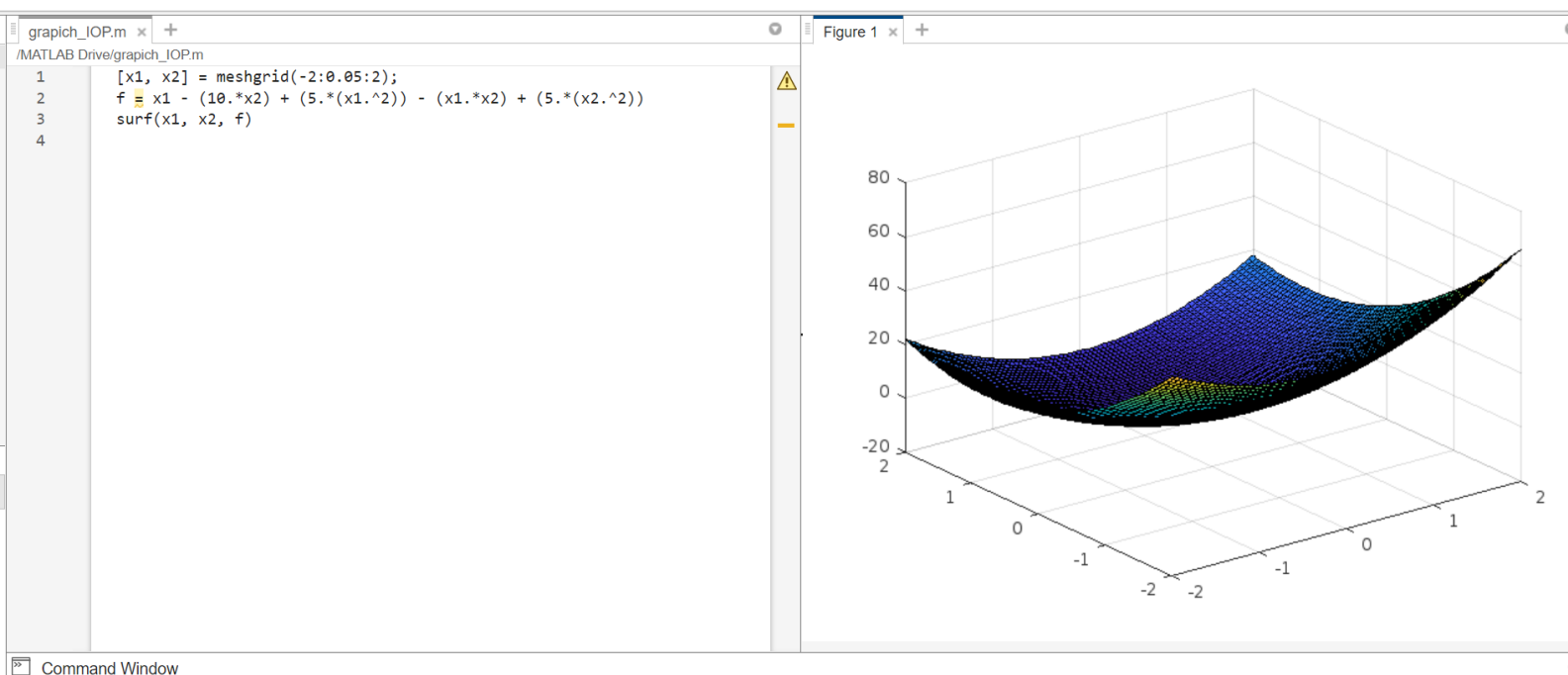
2. Funkcijas vispārēja analīze

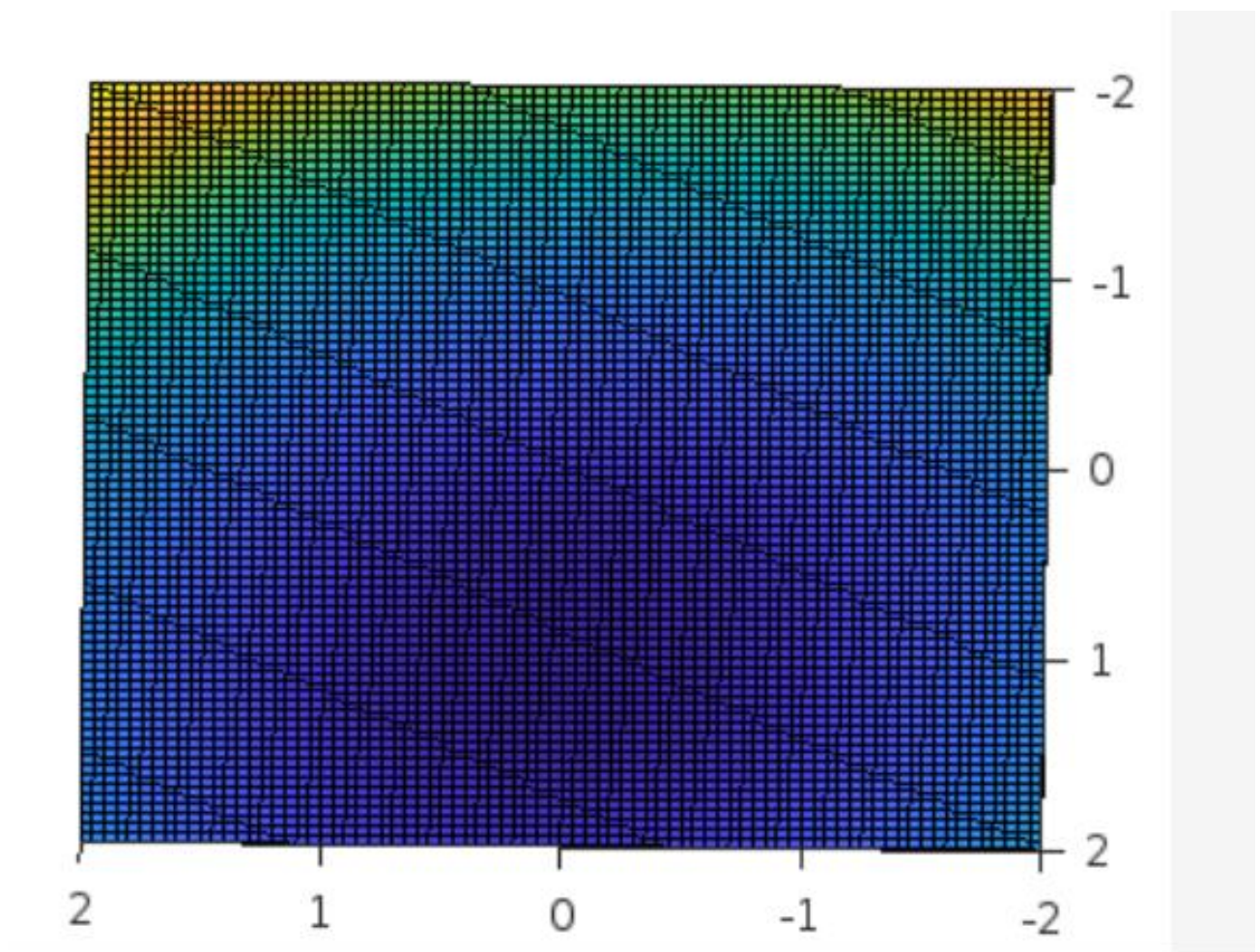
$$f(x_1, x_2) = x_1 - 10x_2 + 5x_1^2 - x_1x_2 + 5x_2^2 \rightarrow \text{MIN}$$

Pirmkārt, lai uzreiz uzzinātu ar ko mēs strādājam, es izanalizēju doto funkciju “Wolfram Alpha” rīkā, un uzzināju globālo minimumu ([sk. Pielikums №1](#)). No tā ir redzams, kā globālais minimums atrodas punktā, kur $x_1 = 0$ un $x_2 = 1$. Algoritms, ar kuru “Wolframs Alpha” ir nonācis pie tāda secinājuma, nav zināms, jo tika izmantota tā bezmaksas versija. Ka arī, nav pieejam iespēja apskatīt funkcijas grafiku sīkāk, līdz ar to es izlemju to izdarīt [Matlab](#) rīkā, kurā es izveidoju manas funkcijas 3D grafiku ar sekojošām komandām:

```
[x1, x2] = meshgrid(-2:0.05:2);  
f = x1 - (10.*x2) + (5.*(x1.^2)) - (x1.*x2) + (5.*(x2.^2));  
surf(x1, x2, f)
```

No tā tik saņemts sekojošs grafiks:





Ņemot vērā, ka tumši zila krāsa atspoguļo mazākas funkcijas vērtības, tad ir skaidri redzams, ka funkcijas minimums apmēram punktā, kur $x_1 = 0$ un $x_2 = 1$. Tātad mēs varam uzsākt mūsu funkcijas optimizēšanu izmantojot gradienta metodi, bet jau zinot, ka optimums ir apmēram punktā **(0; 1)**, skatoties pēc “Wolfram Alpha” rezultātiem.

3. Optimizācija ar gradienta metodi

Pirmkārt, risinot šo uzdevumu, tika saprasta gradienta metodes būtība. Šo metodi izmanto, lai atrisinātu nelineāras funkcijas ar 2 vai vairāk mainīgajiem. Būtība ir tāda, ka katru iterāciju algoritms izmaina mainīgo pašreizējās vērtības gradienta virziena, jo funkcijas gradients ir visstraujākās izmaiņas virziens. Algoritms var strādāt bezgalīgi, atkārtotot sekojošas iterācijas. Šeit es aprakstīšu algoritmu tieši divu mainīgai funkcijas optimizācijai:

1. Rēķinām funkcijas gradientu punktam, kur pašlaik esam (vai sākumpunktam, ja 1. iterācija)
2. Pārvietojamies uz nākamo punktu, pēc formulas $\mathbf{x} = \mathbf{x} - t * \mathbf{grad}(\mathbf{x})$, kur t ir algoritma koeficients, kuru var rēķināt ar funkcijas parciālajiem atvasinājumiem, lai dabūtu optimālo, bet arī var izmantot konstantu, ka arī darījām mēs uzdevumā.
3. Pārbaudām nobeigšanas nosacījumu. Mana gadījumu, es pārbaudīju, vai izpildās vismaz viens nosacījums, lai pabeigtu darbības:
 - a. Ja funkcijas izmaiņas vienā solī norma (otra norma) ir mazāka par noteiktu dotu precizitāti (*eps*). Tas liecina par to, ka funkcija konverģē uz optimumu, un nepieciešama precizitāte ir sasniegta.
 - b. Ja iterāciju skaits ir lielāks par 50. Visbiežāk tas liecina par to, ka funkcija diverģē, un algoritma darbības arī vajag pabeigt.
 - c. Ir vēl viena iespēja, kuru es neizmantoju. Ja optimums jau ir zināms, vai rēķināt vienādojuma nesaisti ($norm(\mathbf{x}_{current} - \mathbf{x}_{optimal})$), un salīdzināt ar noteiktu, nepieciešamu precizitāti.

Izmantojot iepriekš doto pirmkodu, es pārbaudīju visus nepieciešamus algoritma parametrus:

- Sākumpunktu \mathbf{x} , ņemot vērā, ka optimums ir pie (0; 1), es izmantoju sekojošus sākumpunktus: (-1, -1), (0, 0) un (1, 1).
- Precizitāti *eps*, ar kuru es pārbaudīju funkcijas konverģenci. Es izmantoju sekojošas precizitātes: 0.1, 0.01 un 0.001
- Soli t , tam es piešķīru ļoti daudz dažādu vērtību, kurus es paskaidrošu vēlāk.

4. Programmas pirmkods

Programmas kodu es uztaisīju [Matlaba Online](#). Taču vēl izmantoju MS Excel priekš vizualizācijas. Tas kods bija izmantots rēķinot funkcijas minimumu pie $\text{eps} = 0.001$ un $x_{\text{sakuma}} = [1; 1]$. Tas pats kods, bet ar eps , t un x_{sakuma} izmainām tika izmantots arī citiem rēķiniem.

```
clc; clear;
%Dota funkcija
syms f(x1, x2)
f(x1, x2) = x1 - (10.*x2) + (5.*(x1.^2)) - (x1.*x2) + (5.*(x2.^2));
%Funkcijas abi parciālie atvasinājumi
dif_x1(x1, x2) = diff(f, x1);
dif_x2(x1, x2) = diff(f, x2);
%Pie šīs vērtības visticamāk vairs nekonverģē
will_not_converge = 50;
%Sakuma punkts
x_start = -1
%Visas testējamās T vērtības. Bus paskaidrots protokola
t = [1 0.95 0.9 0.85 0.8 0.75 0.7 0.65 0.6 0.55 0.5 0.45 0.4 0.35
0.3 0.25 0.2 0.15 0.1 0.05];
%Funkcijas izmaiņas viena soli robeža
eps = 0.001;
%Masīvs prieks rezultātu atspoguļošanas
data = [];
%Cikls prieks katras t vērtības
for i = 1:size(t, 2)
    %Iterācijas numurs
    iter = 1;
    %Pašreizējās x1 un x2 vērtības
    x = [x_start, x_start];
    %Pagājušās x1 un x2 vērtības (lai rēķinātu starpību)
    x_last = [1000000, 1000000];
    %Funkcijas gradients
    grad_x = [0, 0];
    %Izmantojam gradienta meklēšanas metodi, kamēr:
    % Funkcijas vērtības izmaina ir mazākā par EPS (vērtības
    konverģē)
    % Iterāciju skaits ir > 'will_not_converge'
    while ( norm(x-x_last) > eps) && (iter < will_not_converge)
        grad_x(1) = dif_x1(x(1), x(2));
        grad_x(2) = dif_x2(x(1), x(2));
        x_last(1) = x(1);
        x_last(2) = x(2);
        x(1) = x(1) - t(i)*grad_x(1);
        x(2) = x(2) - t(i)*grad_x(2);
        iter = iter + 1;
    end
    % Nepieciešams iterāciju skaits pie dota t
    % (ja ir vienāds ar 'will_not_converge' - diverģē)
    data=[data; t(i) iter];
end
%Parādīt rezultātus masīv rindu veida
data = data.'
```

5. Rezultātu analīze

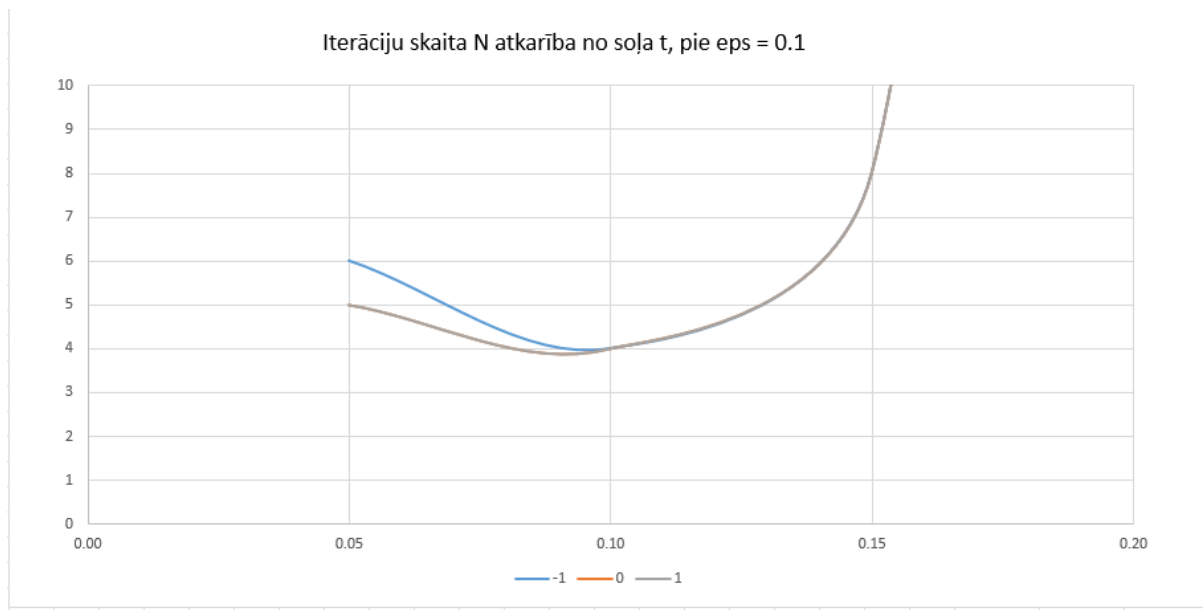
Izmantojot tikko parādīto kodu, es pārbaudīju iterāciju skaitus pie daudziem soļa t vērtībām visiem norādītām sākumpunktiem pie precizitātes līmeni **eps = 0.1**. Zemāk Jūs variet apskatīt tabulu ar iegūtiem datiem, kur pirmā kolonā ir x sākumvērtības, bet pirmā rinda ir t vērtības.

	1.00	0.95	0.90	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65	0.60	0.55	0.50	0.45	0.40	0.35	0.30	0.25	0.20	0.15	0.10	0.05
-1	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	8	4	6
0	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	8	4	5
1	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	8	4	5

Pirmā lieta, kuru var redzēt no tabulas, ir tas, ka vairāk nekā puse no visām vērtībām ir “50”: tas nozīmē, ka pie dota soļa t un pie dota sākumpunkta x_0 funkcija diverģē, un nevar sasniegt optimumu. No tā var secināt, ka t vērtības lielākas vai vienādas ar **0.2** nedod mums rezultātu. Visas pārējās vērtības ļauj mums sasniegt rezultātu ar mazāku iterāciju skaitu. Zemāk var apskatīt grafiku izveidotu no tabulas:



Ir skaidri redzams, ka grafika labā pusē, kur funkcija diverģē, un iterāciju skaiti ir 50, ir pilnīgi bezjēdzīga un tikai traucē adekvāti vizualizēt iegūtus datus. Tāpēc tika nolemts izveidot vēl vienu grafiku ar soļa t vērtībām mazākam par **0.2**:



Ir skaidri redzams, ka vislabākais sākuma punkts ir $(0; 0)$ un $(1; 1)$, tāpēc ka tas ļauj optimizēt iterāciju skaitu gandrīz ar visām t vērtībām, un pie tam, pieder vismazākais iterāciju skaits eksperimentā – 4 iterācijas, lai sasniegtu precizitāti $\text{eps} = 0.1$. Citam punktam $(-1; -1)$ ir sliktākie rezultāti – tie konverģē lēnāk. Visticamāk tas notiek tieši tā, jo šis punkts ir tālāk no optimuma, kas ir $(0; 1)$.

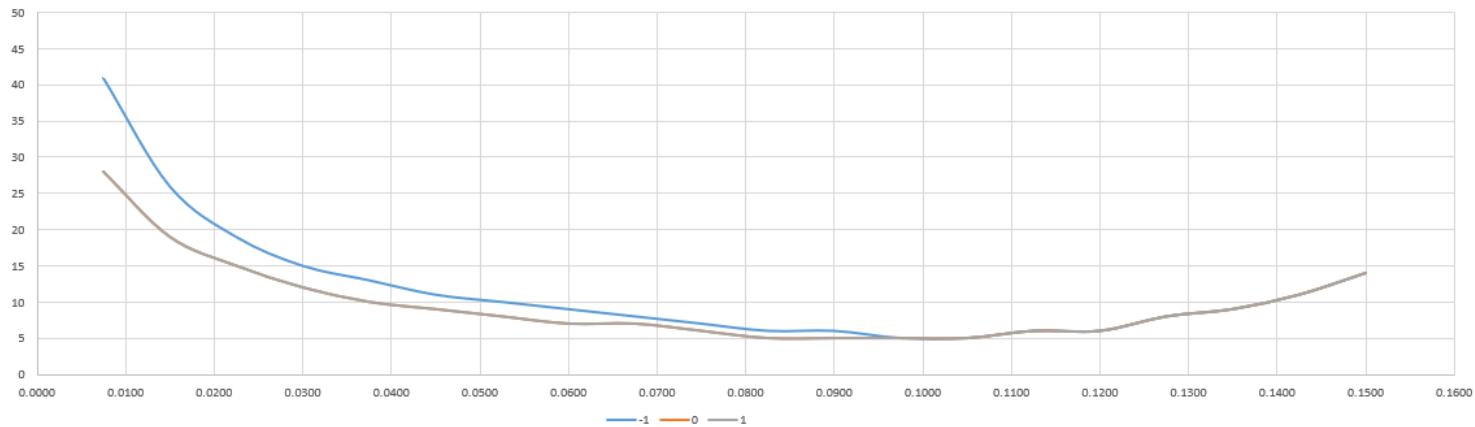
Tagad var pārbaudīt to pašu algoritmu, bet izmantojot precizitātes līmeni **$\text{eps} = 0.01$** , kas ir desmit reizēs mazāku.

	0.1500	0.1425	0.1350	0.1275	0.1200	0.1125	0.1050	0.0975	0.0900	0.0825	0.0750	0.0675	0.0600	0.0525	0.0450	0.0375	0.0300	0.0225	0.0150	0.0075
-1	14	11	9	8	6	6	5	5	6	6	7	8	9	10	11	13	15	19	26	41
0	14	11	9	8	6	6	5	5	5	5	6	7	7	8	9	10	12	15	19	28
1	14	11	9	8	6	6	5	5	5	5	6	7	7	8	9	10	12	15	19	28

Šajā gadījumā tika izmainīts soļa t diapazons, sākot ar 0.0075 un ar 0.0075 soliemi ejot uz 0.15.

Šajā konfigurācijā ir redzams, ka visas vērtības dod rezultātu un funkcija pie tiem konverģē.

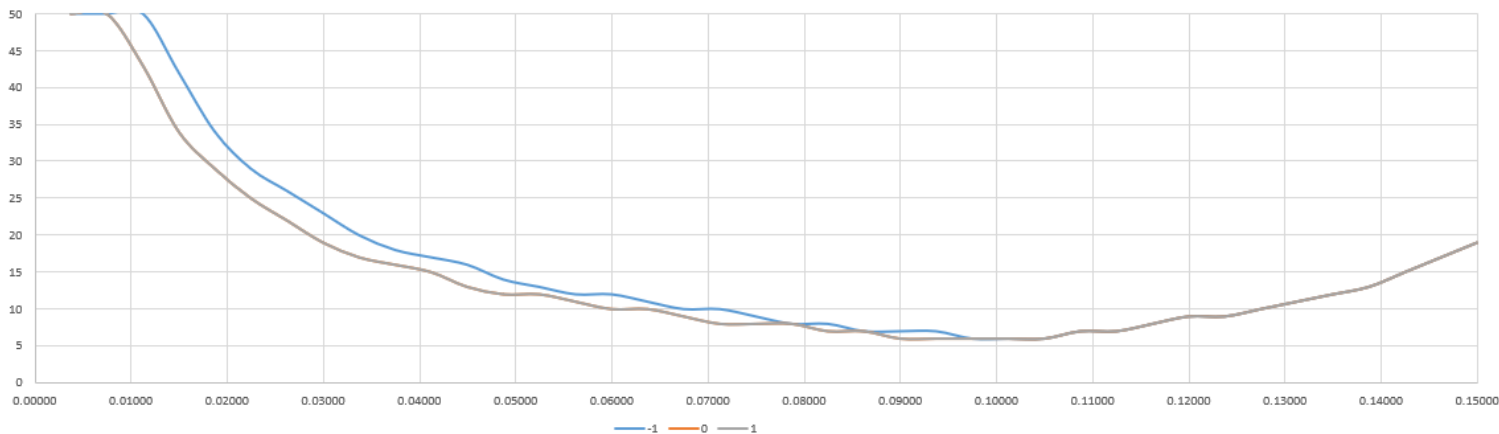
Iterāciju skaita N atkarība no soļa t , pie $\text{eps} = 0.01$



No grafika var ļoti labi redzēt, ka pie t vērtībām mazākām par 0.02 un lielākām par 0.12 iterāciju skaits saka strauju palielināties, bet vismazākais iterāciju skaits (pie $\text{eps} = 0.1$) ir joprojām pie sākumpunkta (0; 0) un ir vienāds ar 5.

Pēdējais apskatītais gadījums ir pie precizitātes līmeņa $\text{eps} = 0.001$, kas ir vēl desmit reizēs mazākas. Nomainot koda *eps* un t vērtības, tika dabūts sekojošs grafiks:

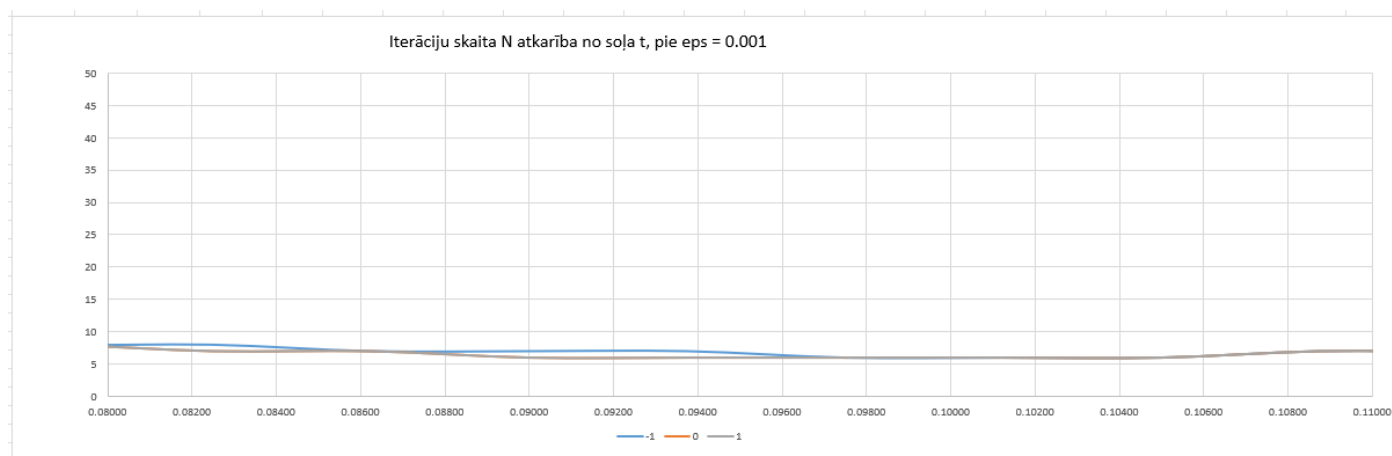
Iterāciju skaita N atkarība no soļa t , pie $\text{eps} = 0.001$



	0.15000	0.14625	0.14250	0.13875	0.13500	0.13125	0.12750	0.12375	0.12000	0.11625	0.11250	0.10875	0.10500	0.10125	0.09750	0.09375	0.09000	0.08625	0.08250	0.07875
-1	19	17	15	13	12	11	10	9	9	8	7	7	6	6	6	7	7	7	8	8
0	19	17	15	13	12	11	10	9	9	8	7	7	6	6	6	6	6	7	7	8
1	19	17	15	13	12	11	10	9	9	8	7	7	6	6	6	6	6	7	7	8

0.07500	0.07125	0.06750	0.06375	0.06000	0.05625	0.05250	0.04875	0.04500	0.04125	0.03750	0.03375	0.03000	0.02625	0.02250	0.01875	0.01500	0.01125	0.00750	0.00375
9	10	10	11	12	12	13	14	16	17	18	20	23	26	29	34	42	50	50	50
8	8	9	10	10	11	12	12	13	15	16	17	19	22	25	29	34	43	50	50
8	8	9	10	10	11	12	12	13	15	16	17	19	22	25	29	34	43	50	50

No tabulas un grafikiem atkal var redzēt, ka pie t vērtībām mazākām par ≈ 0.03 un lielākām par 0.12 iterāciju skaits saka strauju palielinies, bet vismazākais iterāciju skaits (pie $\text{eps} = 0.1$) ir joprojām pie sākumpunkta (0; 0) un ir vienāds ar 6. Šī vērtība ir no $t=0.105$ līdz $t=0.09$, līdz ar to, pēc intereses dēļ, var pārbaudīt šo diapazonu ar vēl mazāko t soļu ($\Delta t = 0.002$) vērtībām:



No grafika droši vien var redzēt, ka nekas nav mainījušies, un sākumpunkts (0; 0) un (1; 1) joprojām ir visoptimāls ar 6 iterācijām pie $\text{eps} = 0.001$.

6. Secinājumi

Darba gaitā, izmantojot Matlab programmatūru, es optimizēju (minimizēju) funkciju $f(x_1, x_2) = x_1 - 10x_2 + 5x_1^2 - x_1x_2 + 5x_2^2$, izmantojot gradienta metodi ar dažādiem parametriem. Bija izmantoti 3 sākuma punkti: (-1; -1), (0; 0) un (1, 1), kuri bija izvēlēti pēc optimāla punkta (0; 1) atrašanas ar “Wolfram Alpha” palīdzību. Kā arī darbā bija izmantoti 3 dažādi precizitātes līmeni $\text{eps} = \{0.1; 0.01; 0.001\}$.

Bija izmantoti daudz dažādu soļu t vērtību, sākot no 0.01 un beidzot ar 1, bet, ka bija noteikts, tomēr ir noteiktais intervāls ar t vērtībām, pie kurām funkcija konverģē, un tas intervāls ir apmērām (0.09 : 0.1). Tas ir iespējams tikai pateicoties tam, ka bija izmantots konstants solis t , bet, ja solis t būtu rēķināts no jaunā pēc katras iterācijas, izmantojot funkcijas parciālus atvasinājumus, tad funkcija konverģētu daudz ātrāk.

Galu galā, varu secināt, ka Gradients metode ir ļoti noderīga, kad mēs runājam par nelineāras funkcijas neierobežotu optimizāciju. Viena no priekšrocām ir tas, ka metode paliek ne īpaši daudz sarežģītākā, ja mēs strādājam ar vairākiem mainīgajiem. Metodes būtība ir ļoti vienkārša, un ja ir runa tikai par dažām iterācijām, tad var vispār bez skaitļošanas programmatūras palīdzības visu aprēķināt, bet, ja ir nepieciešama liela precizitāte, kā mūsu gadījumā, tad labāk izmantot palīg rīkus, tādas kā Matlab.

7. Izmantotās literatūras un avotu saraksts

- [1] [Nelineāras programmēšanas praktiskā nodarbība 20.03 - 27.03. Ortus.](#)
- [2] <https://matlab.mathworks.com/>
- [3] https://www.wolframalpha.com/input?i2d=true&i=minimize+x1-10*x2%2B5*Power%5Bx1%2C2%5D-x1*x2%2B5*Power%5Bx2%2C2%5D
- [4] https://github.com/ArtjomsBogatirov/IOP_2darbs

8. Pielikumi

Pielikums: “Wolfram Alpha” risinājums

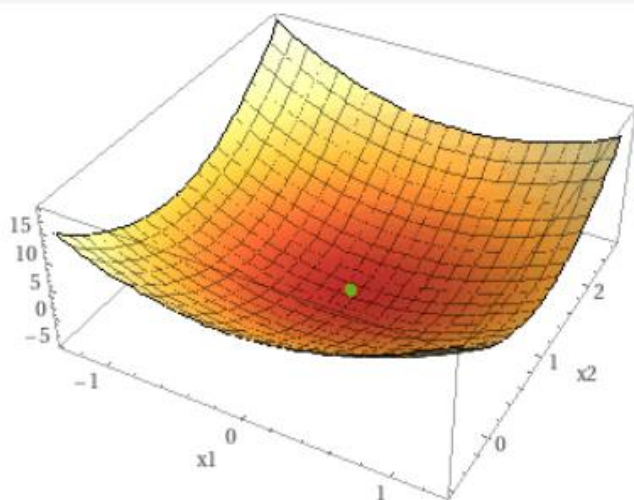
Input interpretation

minimize $x_1 - 10 x_2 + 5 x_1^2 - x_1 x_2 + 5 x_2^2$

Global minimum

$\min\{x_1 - 10 x_2 + 5 x_1^2 - x_1 x_2 + 5 x_2^2\} = -5$ at $(x_1, x_2) = (0, 1)$

3D plot



Contour plot

