

**Wydział Elektroniki i Technik Informacyjnych  
Politechnika Warszawska**

**Algorytmy Ewolucyjne**

**Sprawozdanie z projektu 1**

**Michał Kwarciński, Kacper Marchlewicz**

**Warszawa, 2023**

# Spis treści

<b>1. Wstęp teoretyczny</b>	2
1.1. Treść zadania	2
1.2. Zastosowane algorytmy	2
<b>2. Prezentacja wyników</b>	3
2.1. Ograniczenia algorytmów	3
2.2. Metoda quasi-Newtona aproksymująca gradient	3
2.3. Metoda quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem	11
2.4. Obszar zaufania z gradientem aproksymowany przez solver	19
2.5. Algorytm Neldera-Meada	27
<b>3. Podsumowanie</b>	36
3.1. Porównanie i ocena działania metod	36

# 1. Wstęp teoretyczny

## 1.1. Treść zadania

Znajdź minimum funkcji Rosenbrock'a („bananowej”) bez ograniczeń:

$$f(x) = (1 - x + a)^2 + 100[y - b - (x - a)^2]^2 \quad (1.1)$$

Stałe  $a$ ,  $b$  oraz punkty startowe zostały wzięte z załączonej tablicy z wiersza o numerze 1.

a	b	X1	Y1	X2	Y2	X3	Y3	X4	Y4
-1	-1,5	1	-0,5	0	-2,5	-2	-2,5	-2	-0,5

## 1.2. Zastosowane algorytmy

W projekcie zdecydowaliśmy się porównać:

- Metoda quasi-Newtona aproksymująca gradient
- Metoda quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem
- Algorytm obszaru zaufania
- Algorytm Nelder-Meada

Metoda quasi-Newtona

Nazywana również metodą zmiennej metryki jest algorytmem znajdowania ekstremów lokalnych funkcji. Metody te bazują na metodzie Newtona, znajdują punkty stacjonarne funkcji. Hesjan minimalizowanej funkcji nie musi być obliczany - jest przybliżany przez analizowanie kolejnych wektorów gradientu. Obliczony przez nas gradient wynosi:

$$dx = 2x - 400(x - a)(-(x - a)^2 + y - b) \quad (1.2)$$

$$dy = 200(-(x - a)^2 - b + y) \quad (1.3)$$

Algorytm obszaru zaufania

W optymalizacji matematycznej region zaufania jest podzbiorem obszaru funkcji celu, który jest aproksymowany za pomocą funkcji modelu. Jeśli w regionie zaufania zostanie znaleziony adekwatny model funkcji celu, region jest rozszerzany, natomiast, jeśli przybliżenie jest słabe, region jest zmniejszany. Dopasowanie ocenia się porównując stosunek oczekiwanej poprawy z aproksymacji modelu z rzeczywistą poprawą obserwowaną w funkcji celu.

Algorytm Nelder-Meada

Zwany również sympleksową metodą spadku jest bezgradientową metodą minimalizacji bez ograniczeń  $n$ -wymiarowych funkcji, może być stosowana do funkcji nieróżniczkowalnych. Metoda sprawdza się dobrze nawet dla mocno nieliniowych funkcji, jednak wymaga sporych nakładów pracy numerycznej szczególnie przy dużej liczbie zmiennych decyzyjnych.

## 2. Prezentacja wyników

### 2.1. Ograniczenia algorytmów

W celu lepszego porównania wszystkich użytych algorytmów nadaliśmy im jedno, takie same ograniczenie:  $TolFun = 1e^{-10}$ . Oznacza to, że algorytm przerwie działanie gdy:

$$|f(x_i) - f(x_{i+1})| < TolFun.$$

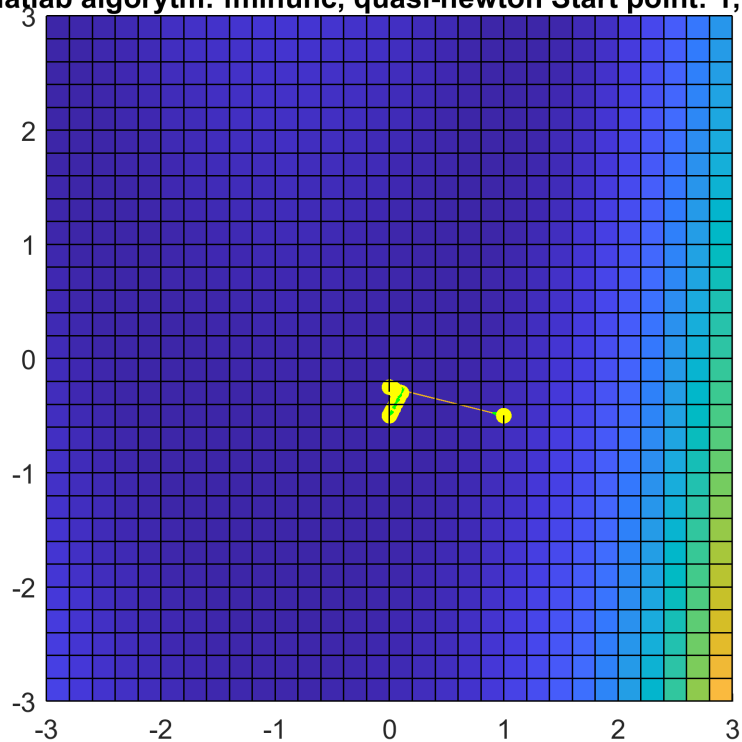
### 2.2. Metoda quasi-Newtona aproksymująca gradient

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(1, -0.5)	(1.8162e <sup>-08</sup> , -0.5)	2.9801e <sup>-15</sup>	75	20

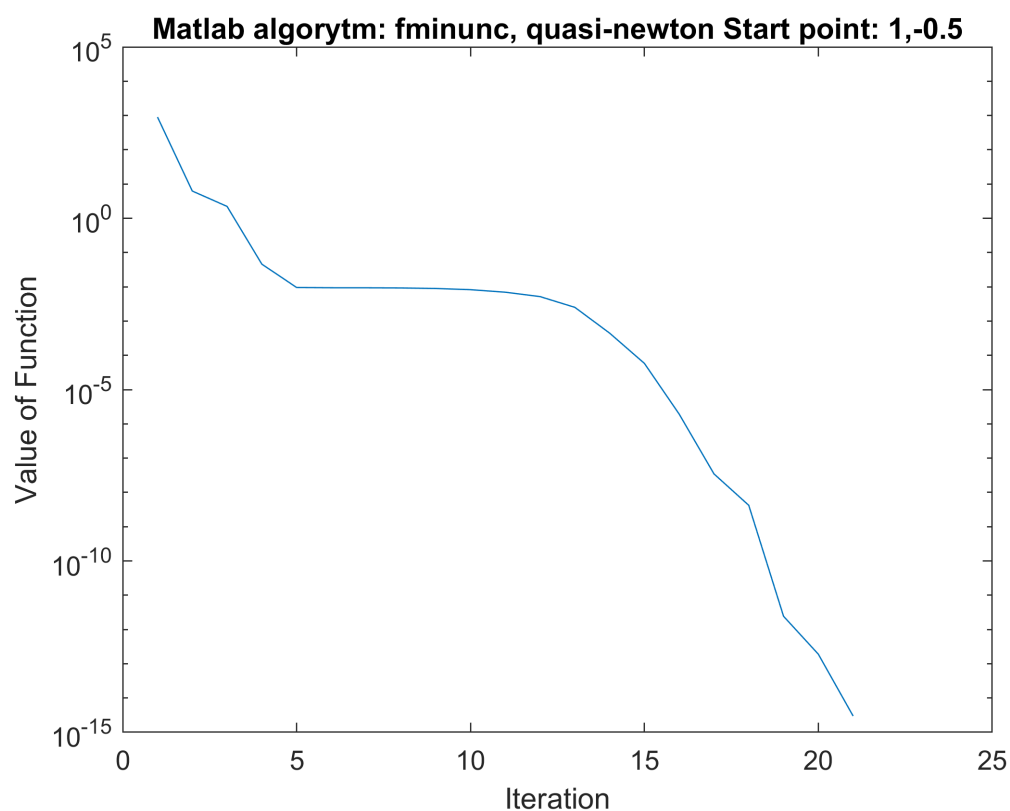
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.2.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.1.

Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton Start point: 1, -0.5



Rys. 2.1: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient



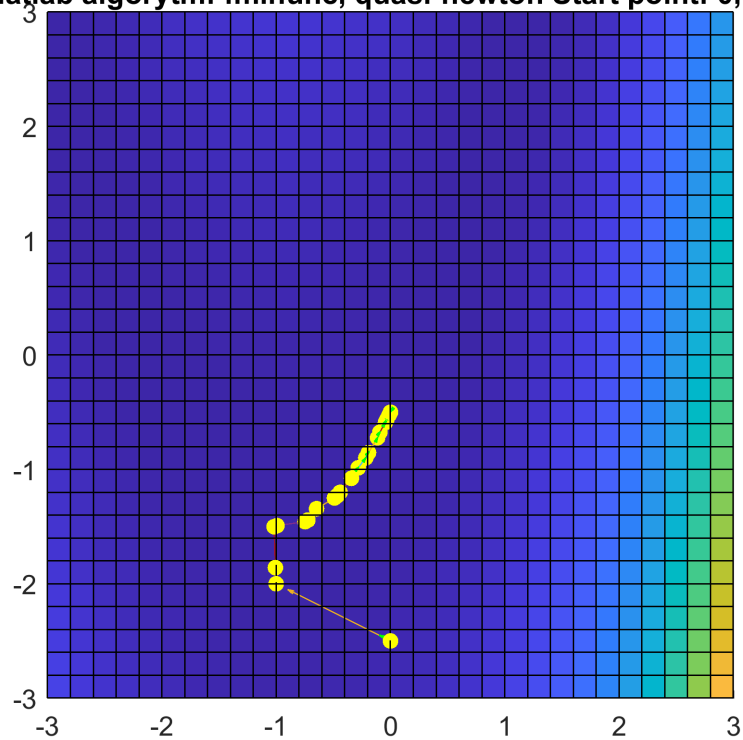
Rys. 2.2: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(0, -2.5)	$(6.1077e^{-08}, -0.5)$	$3.7308e^{-15}$	117	25

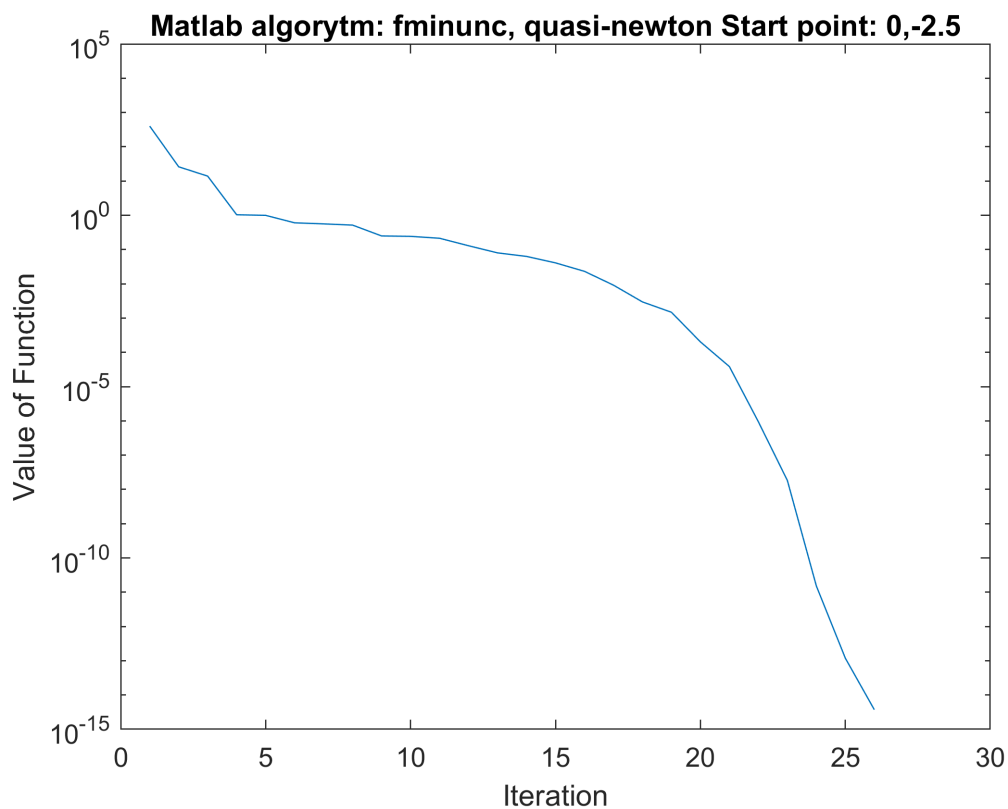
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.4 .

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.4 .

**Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton Start point: 0, -2.5**



Rys. 2.3: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient



Rys. 2.4: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient

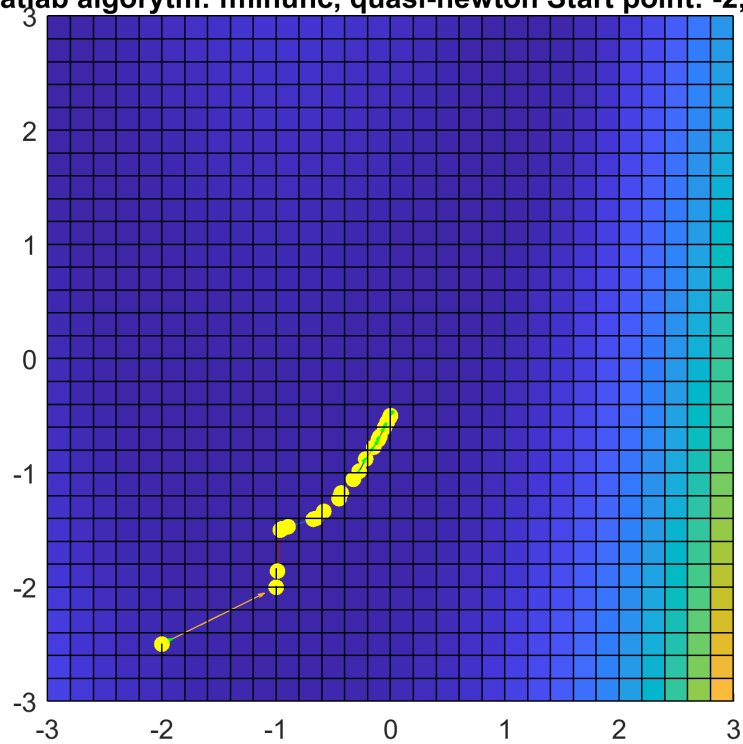
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(-2, -2.5)	$(-5.7714e^{-11}, -0.5)$	$7.2974e^{-15}$	120	26

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.5.

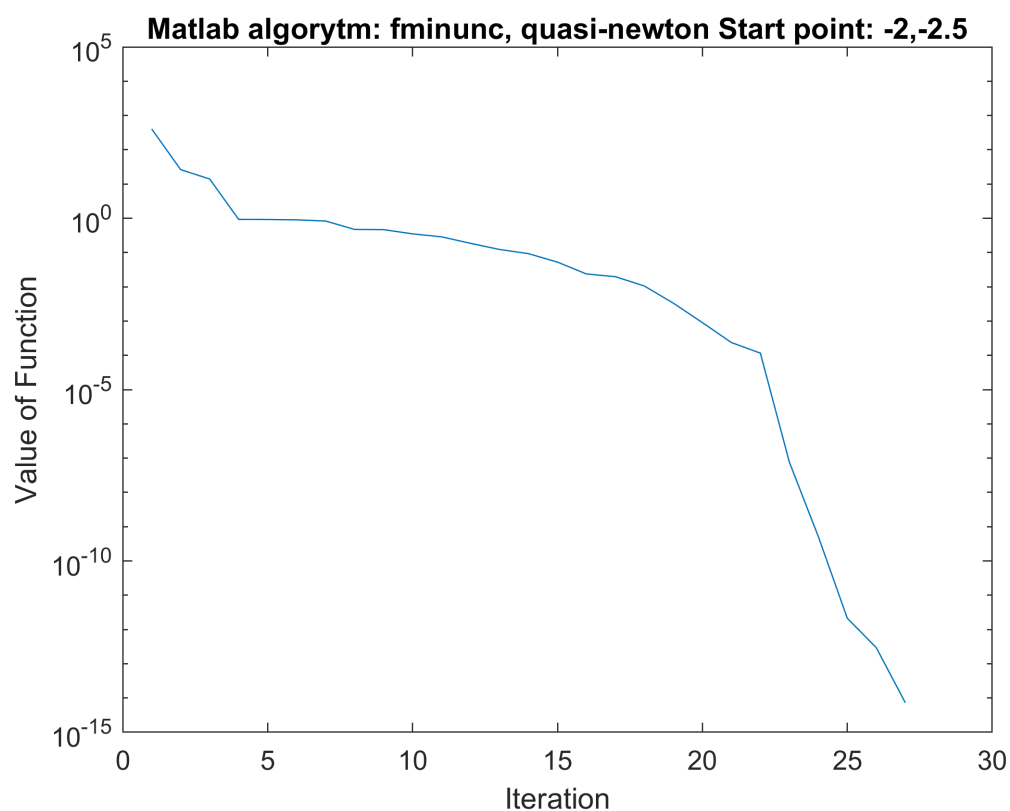
Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.6.



Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton Start point: -2, -2.5



Rys. 2.5: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient



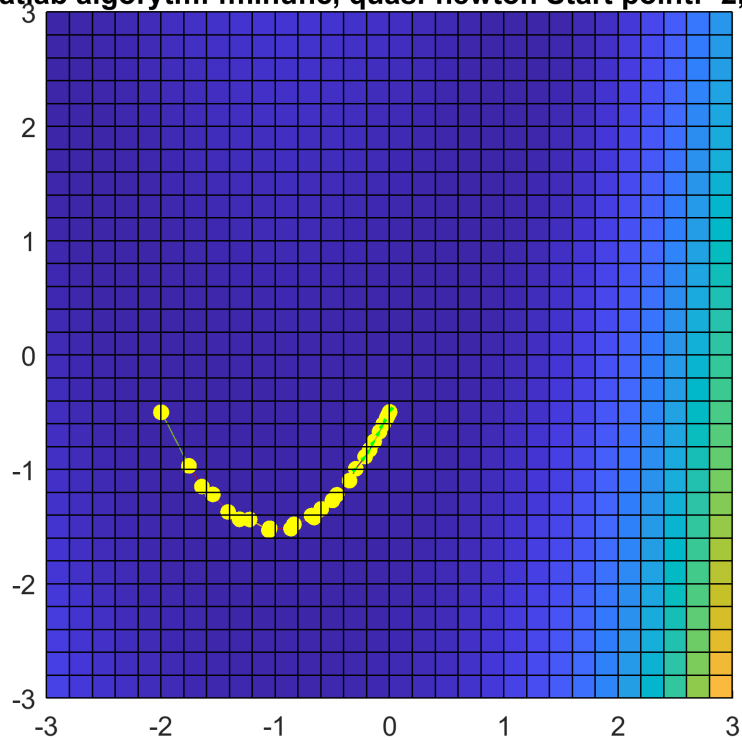
Rys. 2.6: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
$(-2, -0.5)$	$(1.8112e^{-10}, -0.5)$	$4.6097e^{-15}$	174	32

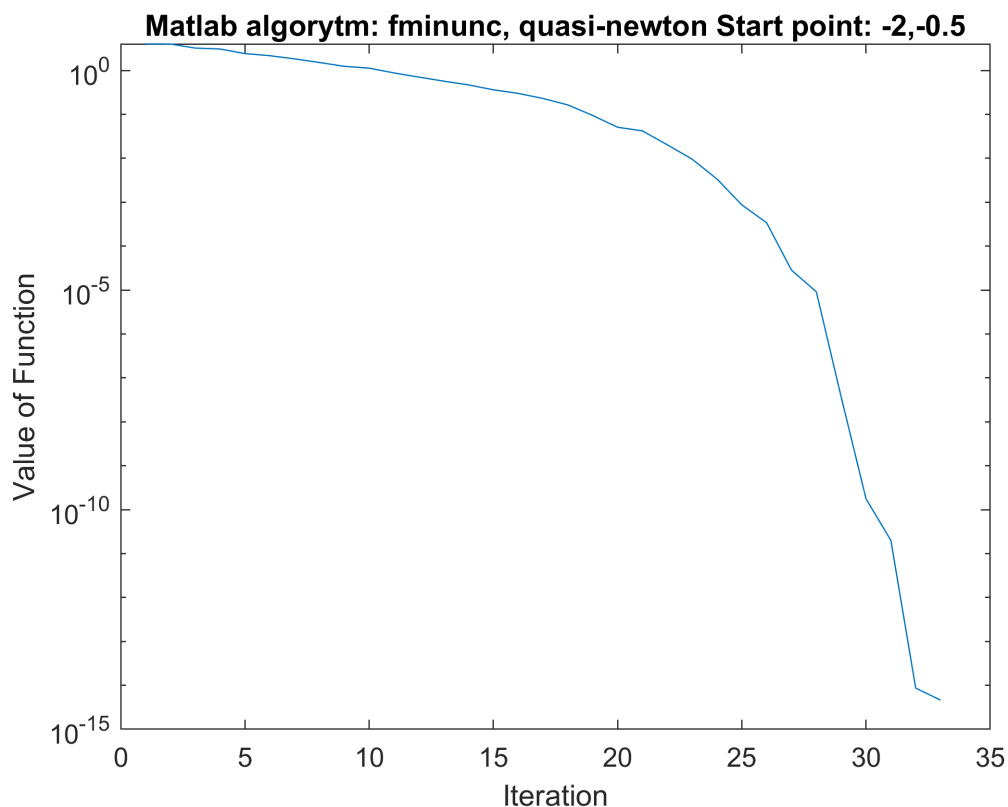
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.7.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.8.

**Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton Start point: -2, -0.5**



Rys. 2.7: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient



Rys. 2.8: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona aproksymującej gradient

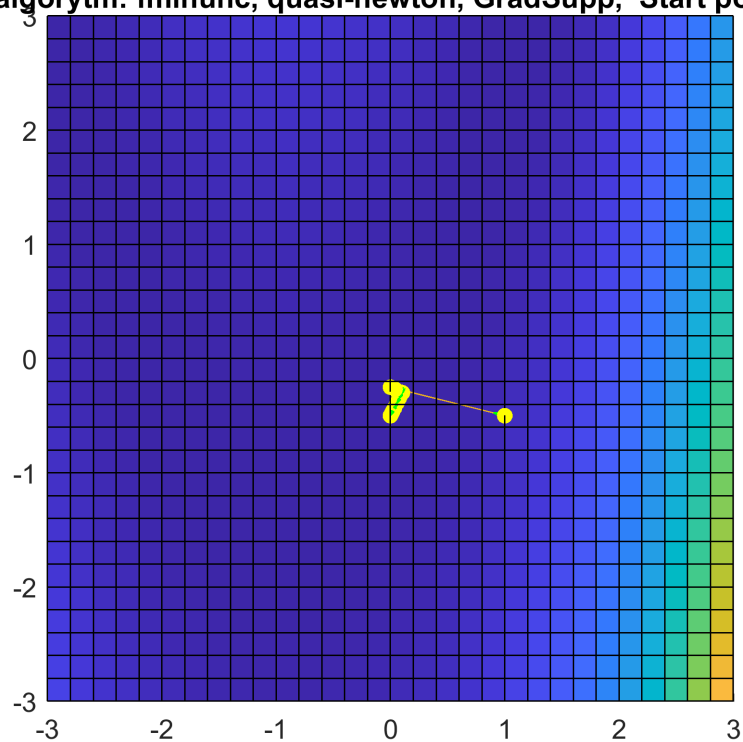
### 2.3. Metoda quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(1, -0.5)	$(-5.824e^{-08}, -0.5)$	$3.3919e^{-15}$	20	18

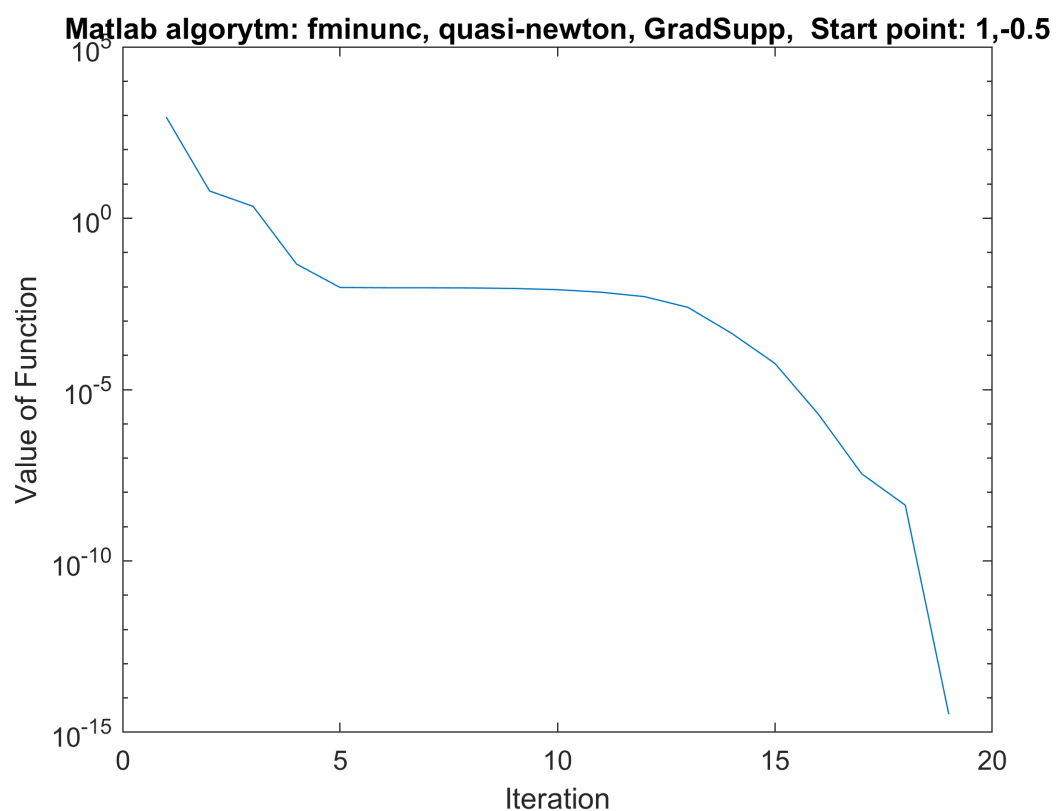
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.10.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.9.

**Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton, GradSupp, Start point: 1, -0.5**



Rys. 2.9: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem



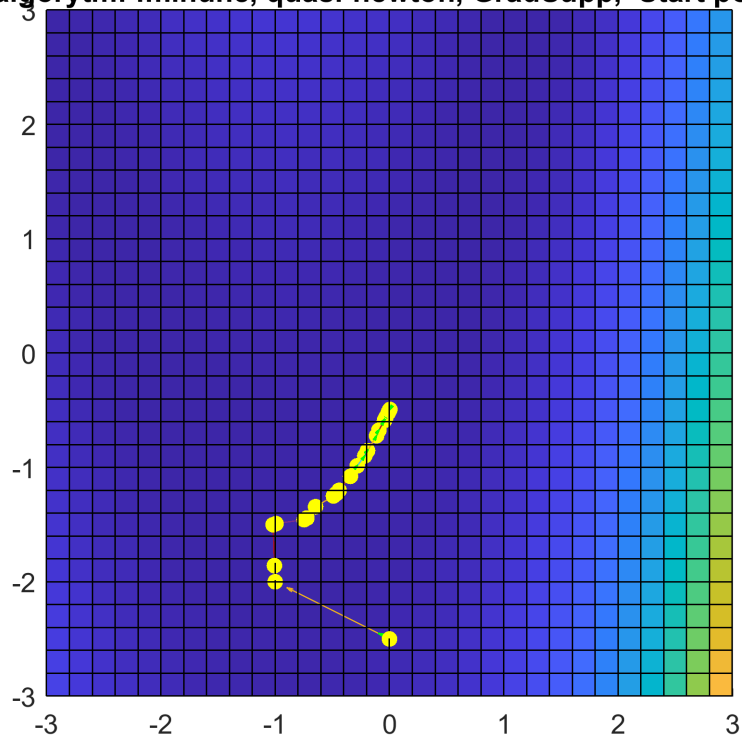
Rys. 2.10: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(0, -2.5)	(3.4398e <sup>-08</sup> , -0.5)	2.3107e <sup>-15</sup>	34	25

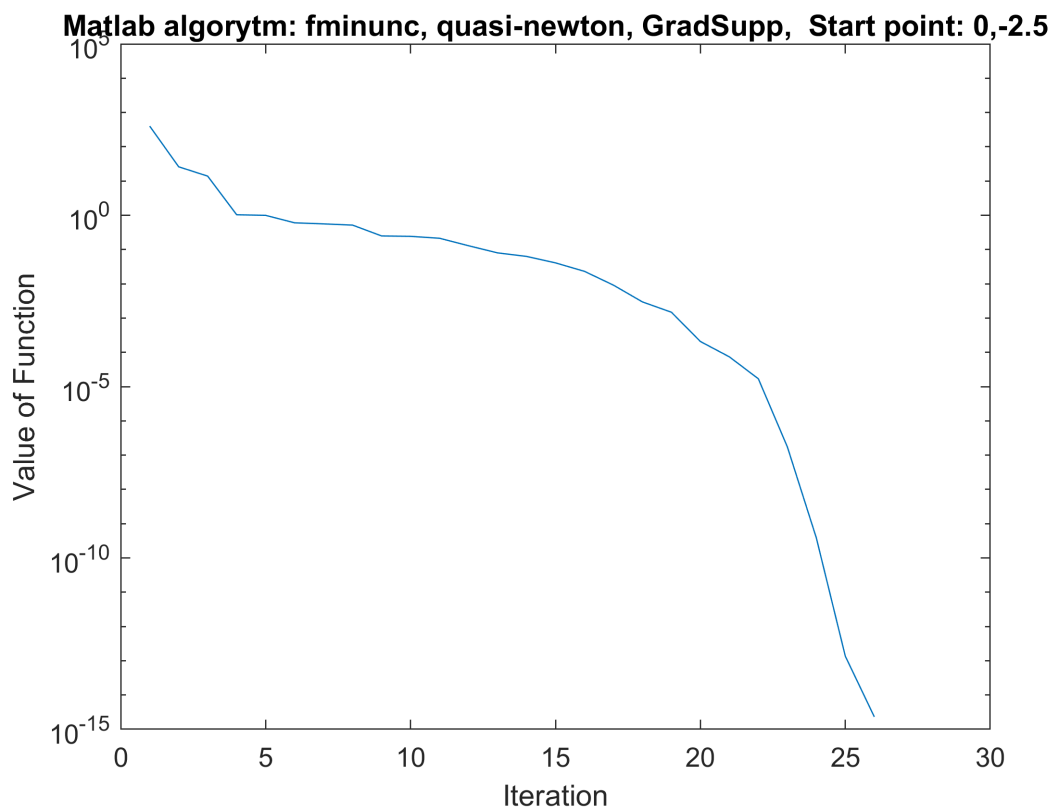
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.12.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.11.

**Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton, GradSupp, Start point: 0, -2.5**



Rys. 2.11: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem



Rys. 2.12: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem

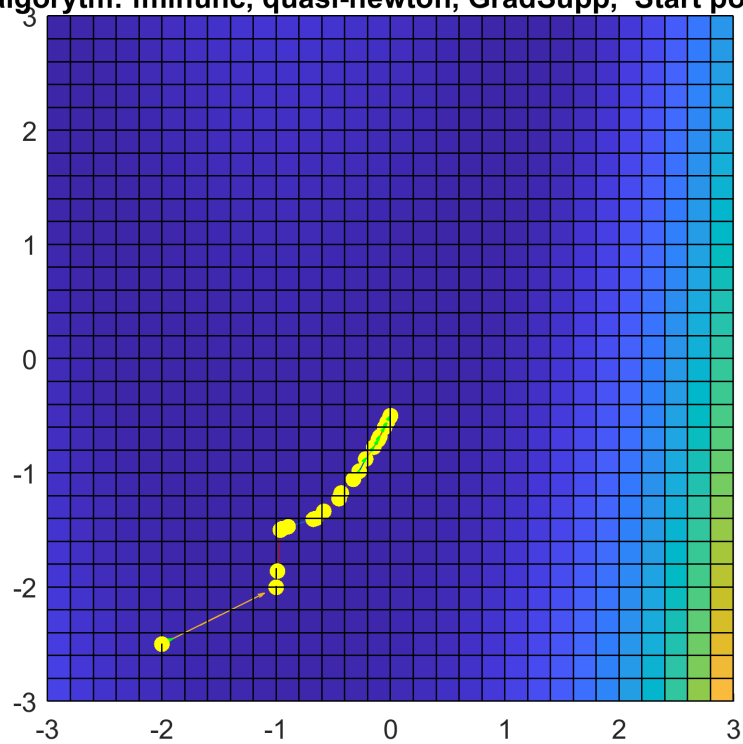
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(-2, -2.5)	$(-5.1199e^{-11}, -0.5)$	$4.1732e^{-19}$	31	25

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.14.

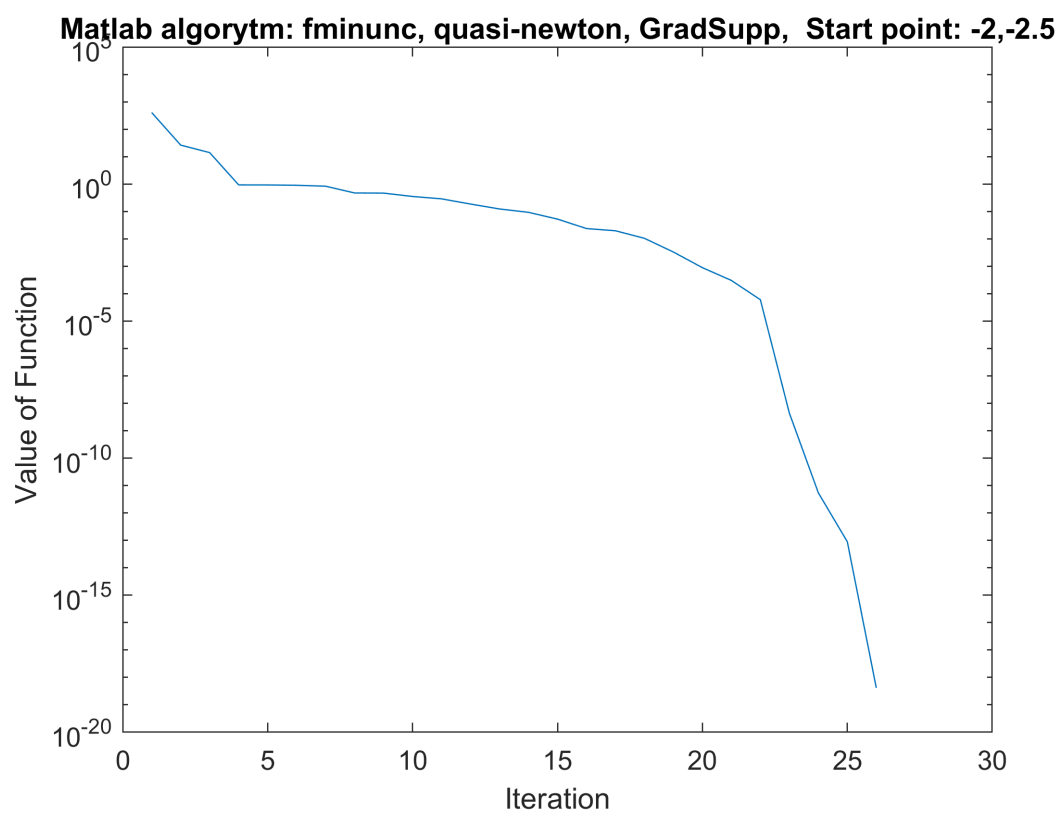
Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.13.



Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton, GradSupp, Start point: -2, -2.5



Rys. 2.13: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem



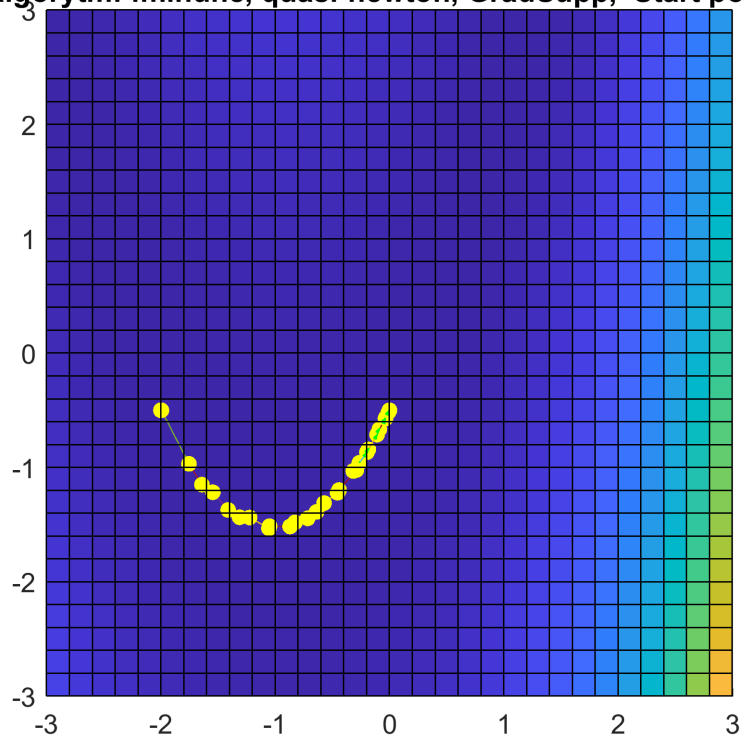
Rys. 2.14: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
$(-2, -0.5)$	$(-1.4062e^{-08}, -0.5)$	$2.1276e^{-16}$	44	31

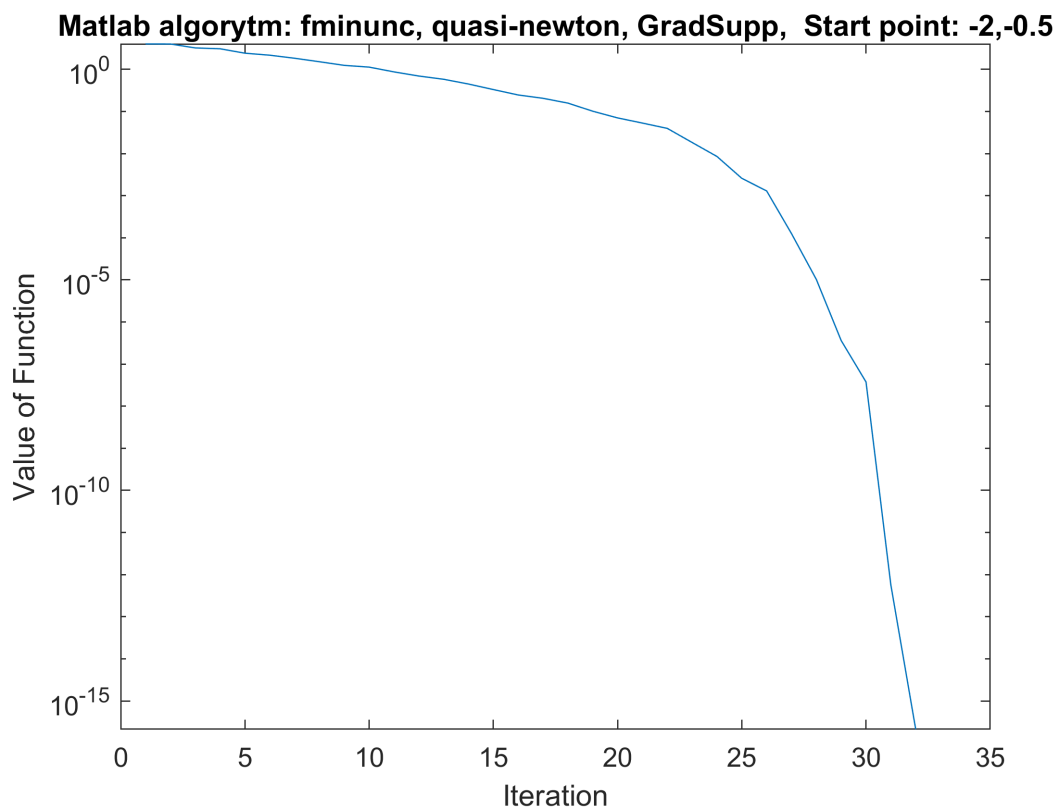
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.16.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.15.

**Matlab algorytm: fminunc, quasi-newton, GradSupp, Start point: -2, -0.5**



Rys. 2.15: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem



Rys. 2.16: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody quasi-Newtona z wprowadzonym gradientem

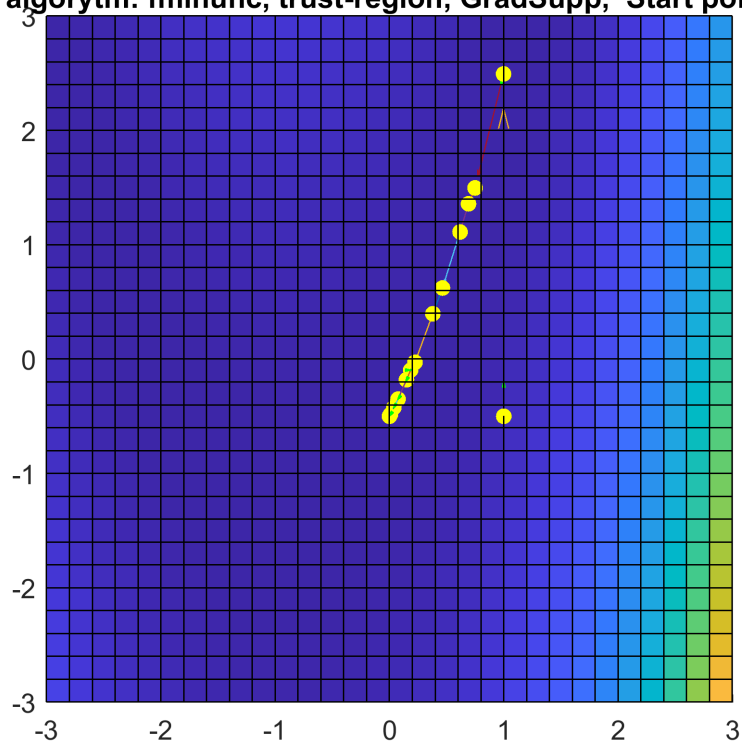
#### 2.4. Obszar zaufania z gradientem aproksymowany przez solver

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(1, -0.5)	$(2.1037e^{-14}, -0.5)$	$4.4523e^{-28}$	19	18

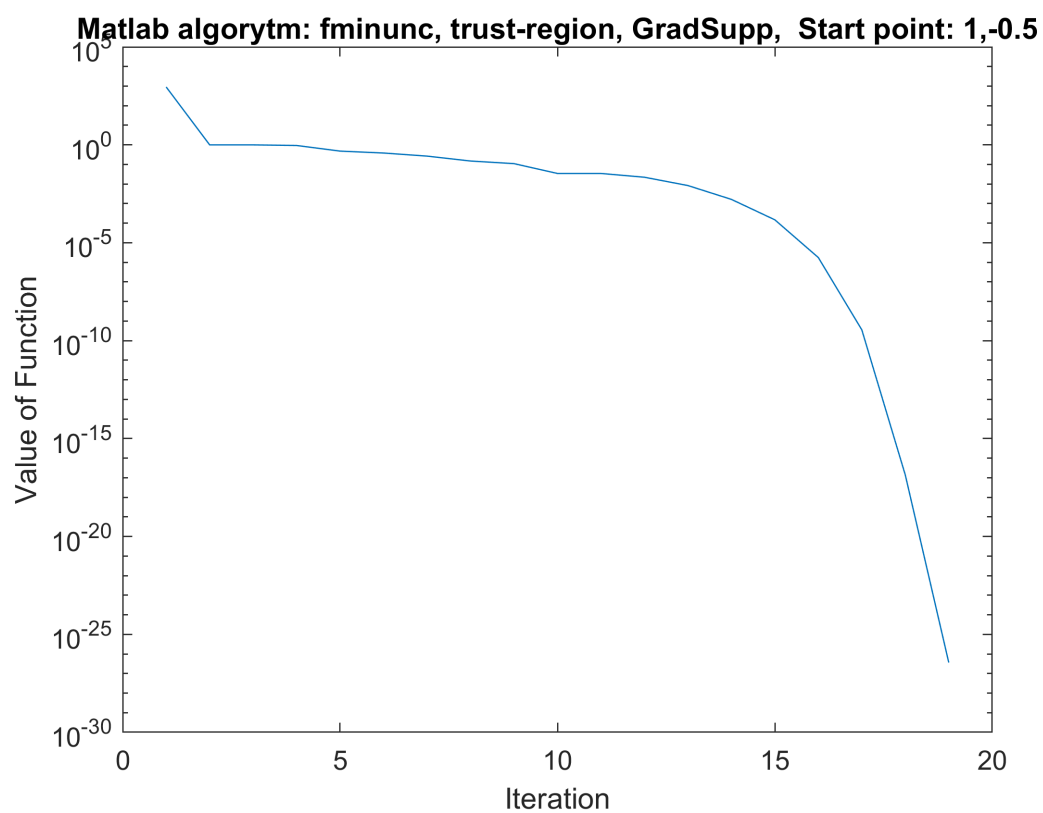
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.18.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.17.

Matlab algorytm: fminunc, trust-region, GradSupp, Start point: 1, -0.5



Rys. 2.17: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody obszaru zaufania



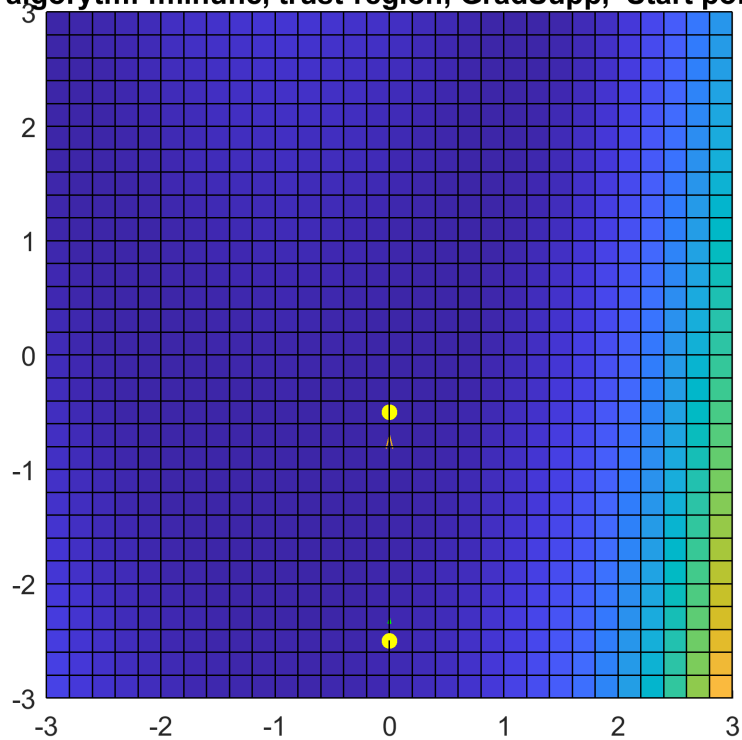
Rys. 2.18: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody obszaru zaufania

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(0, -2.5)	$(3.3307e^{-16}, -0.5)$	$7.8997e^{-29}$	2	1

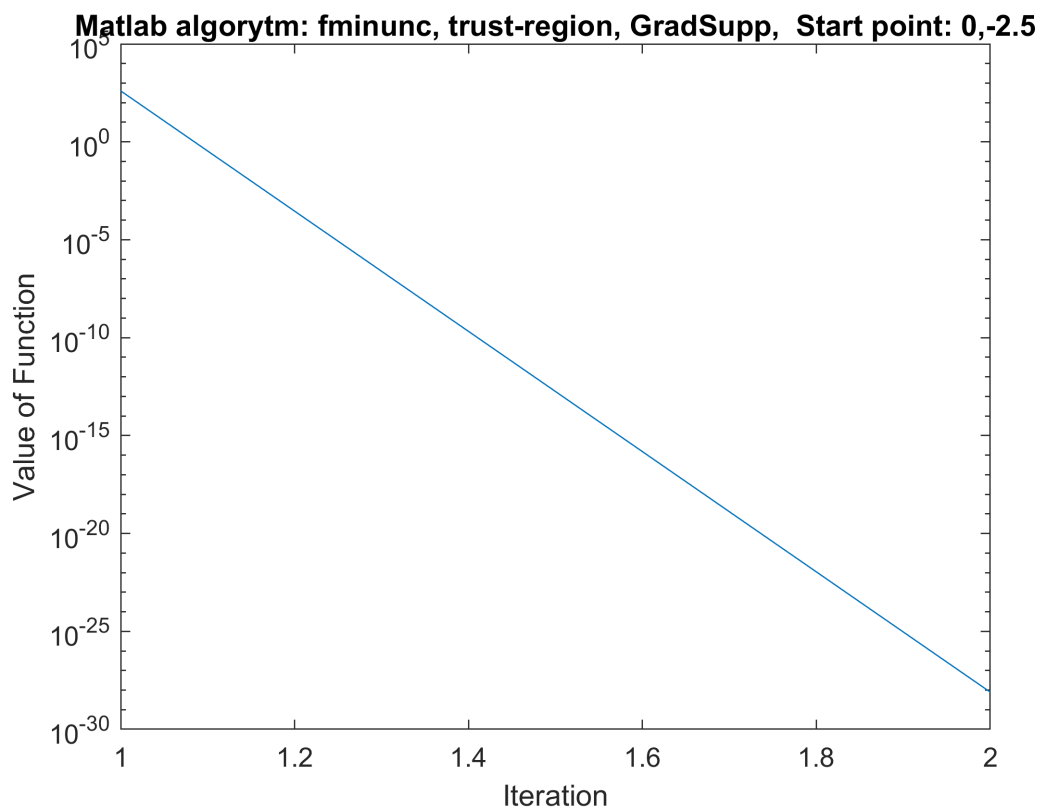
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.20.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.19.

**Matlab algorytm: fminunc, trust-region, GradSupp, Start point: 0, -2.5**



Rys. 2.19: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody obszaru zaufania



Rys. 2.20: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody obszaru zaufania

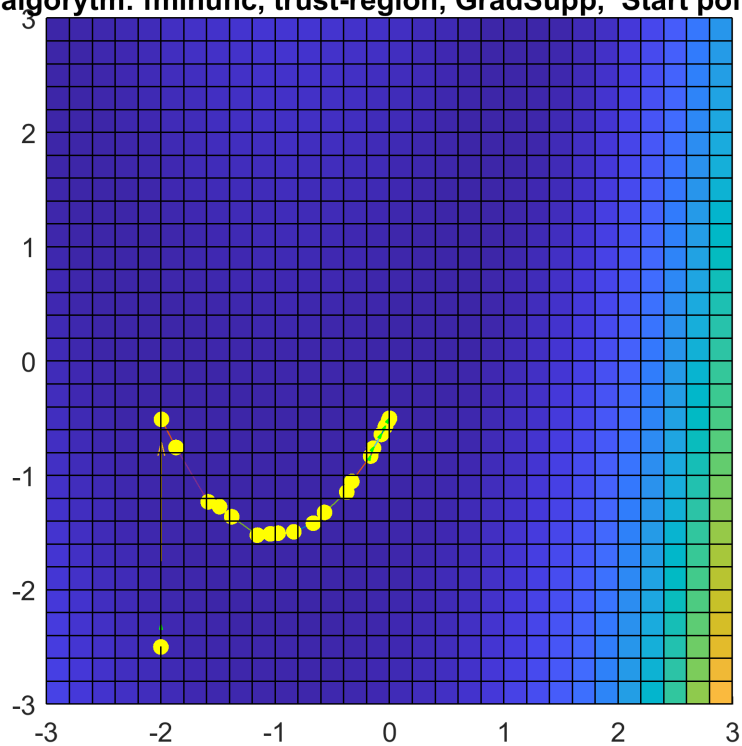
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
$(-2, -2.5)$	$(1.3791e^{-14}, -0.5)$	$1.8952e^{-28}$	27	26

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.22.

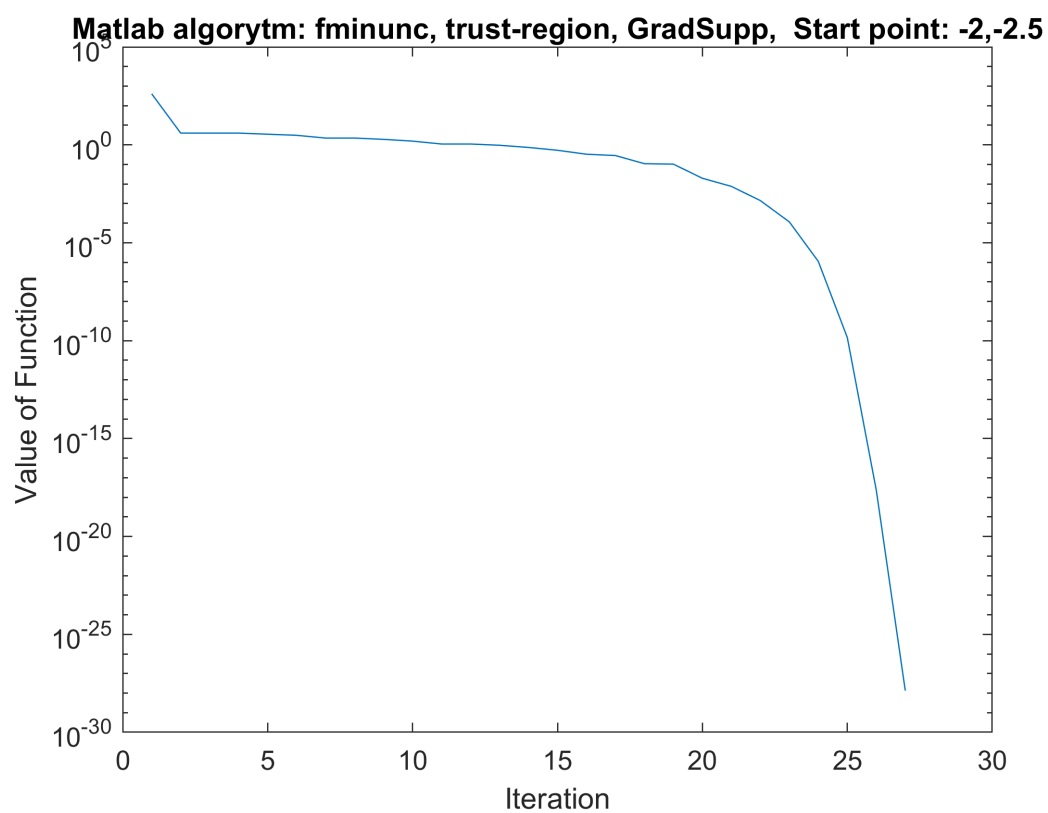
Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.21.



Matlab algorytm: fminunc, trust-region, GradSupp, Start point: -2, -2.5



Rys. 2.21: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody obszaru zaufania



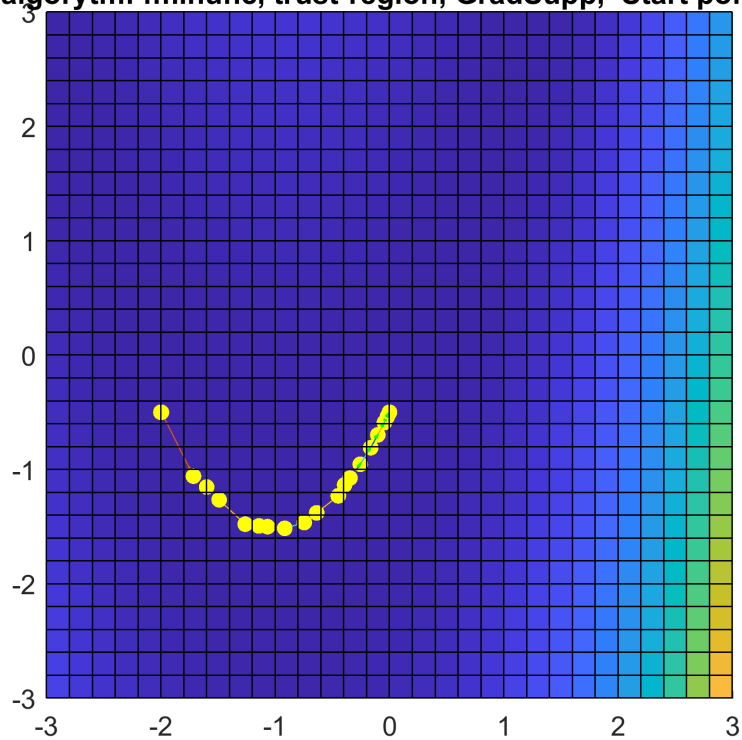
Rys. 2.22: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody obszaru zaufania

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
$(-2, -0.5)$	$(-6.3511e^{-13}, -0.5)$	$4.0968e^{-25}$	28	27

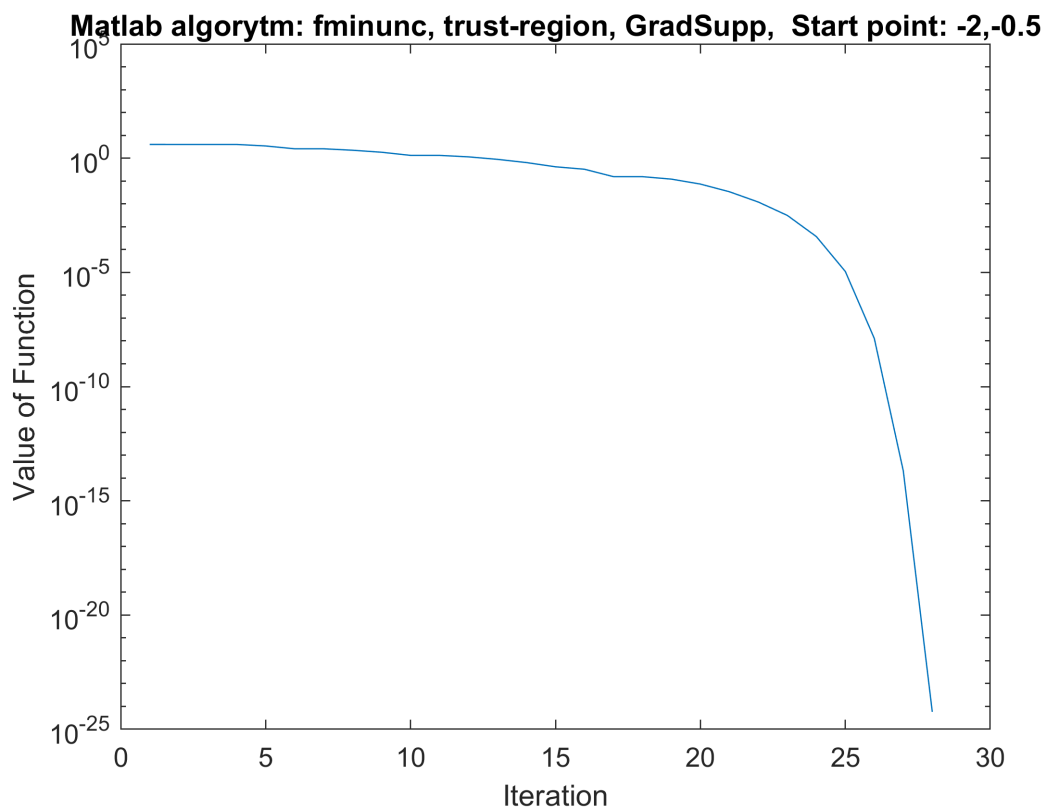
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.24.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.23.

**Matlab algorytm: fminunc, trust-region, GradSupp, Start point: -2, -0.5**



Rys. 2.23: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody obszaru zaufania



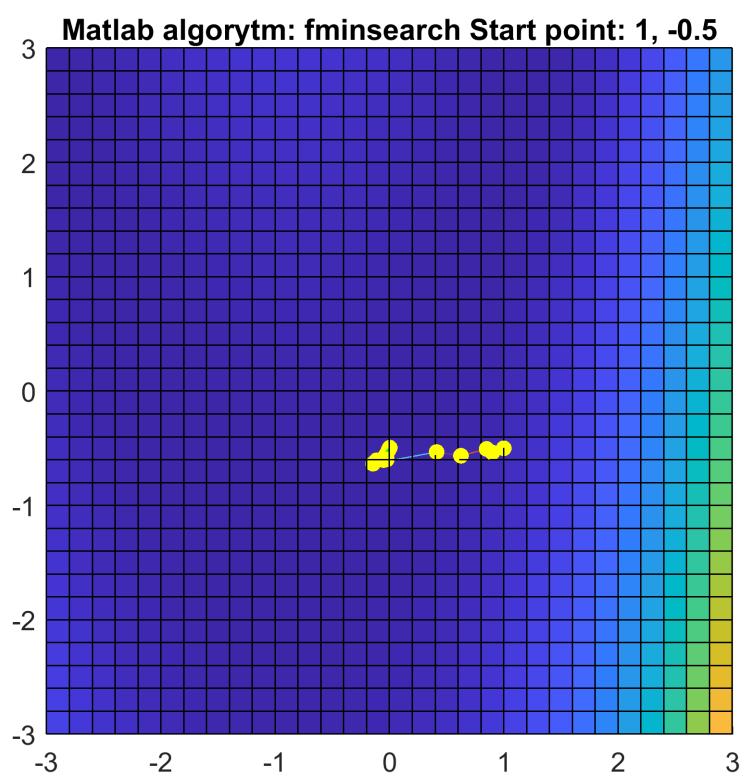
Rys. 2.24: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody obszaru zaufania

## 2.5. Algorytm Nelder-Meada

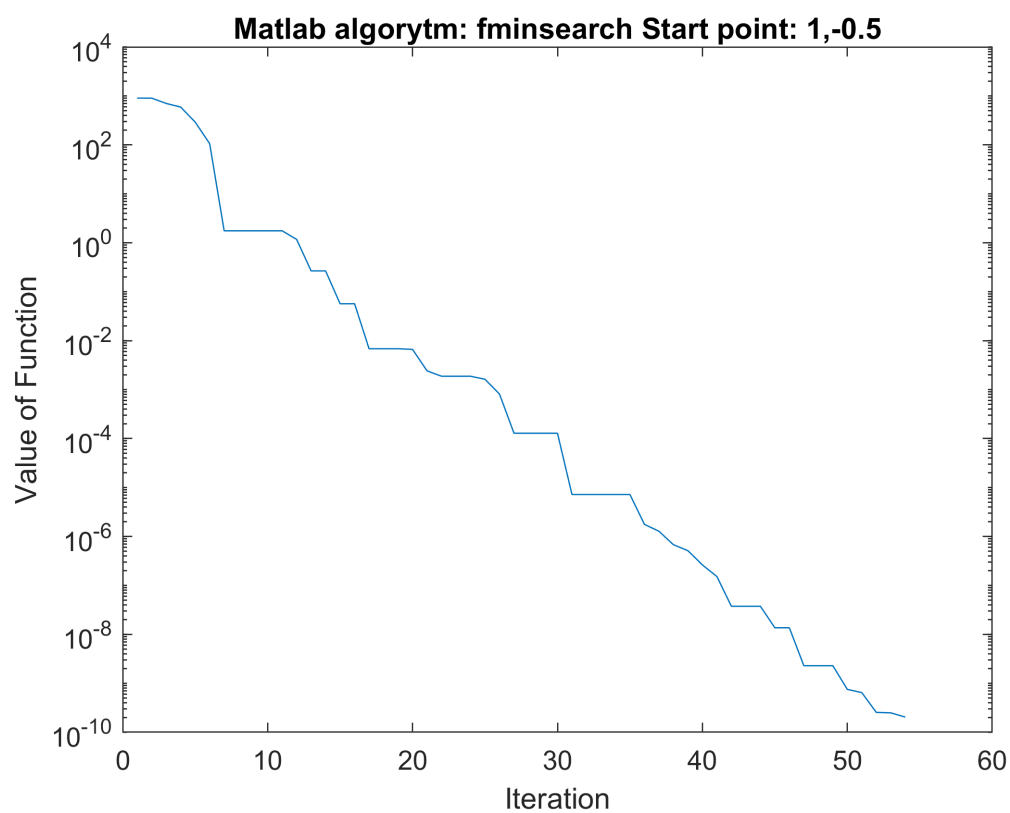
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(1, -0.5)	$(1.428e^{-05}, -0.49997)$	$2.0399e^{-10}$	100	53

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.26.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.25.



Rys. 2.25: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody Nelder-Meada

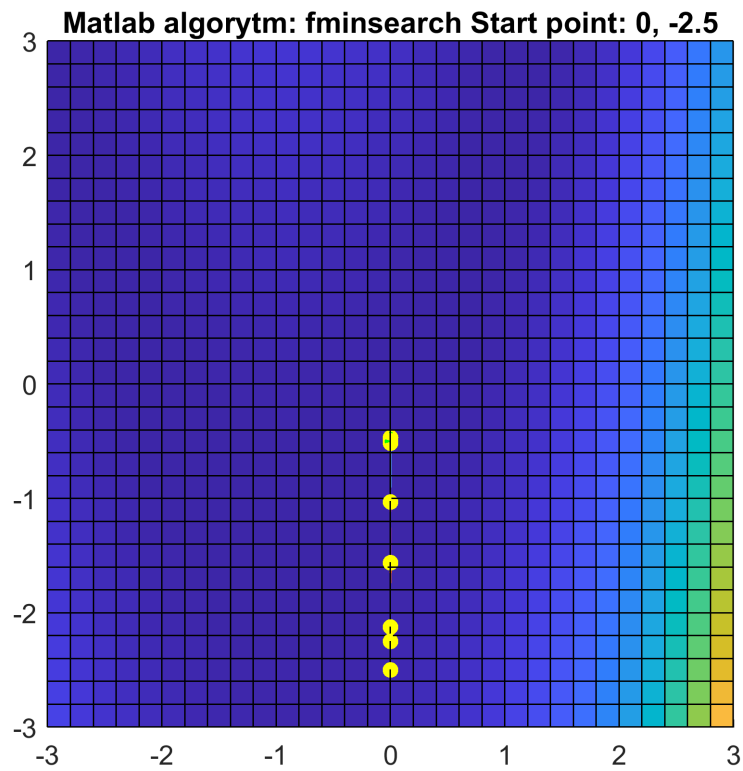


Rys. 2.26: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody Nelder-Meada

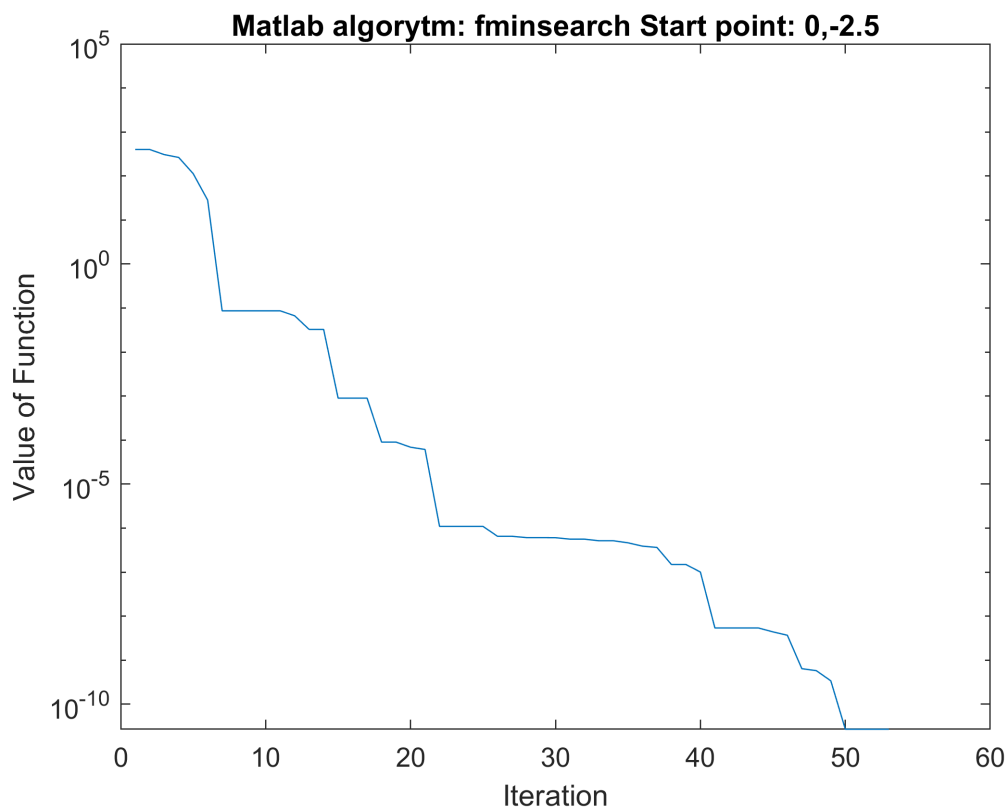
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(0, -2.5)	(2.5916e <sup>-06</sup> , -0.5)	2.6934e <sup>-11</sup>	98	52

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.28.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.27.



Rys. 2.27: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody Nelder-Mead



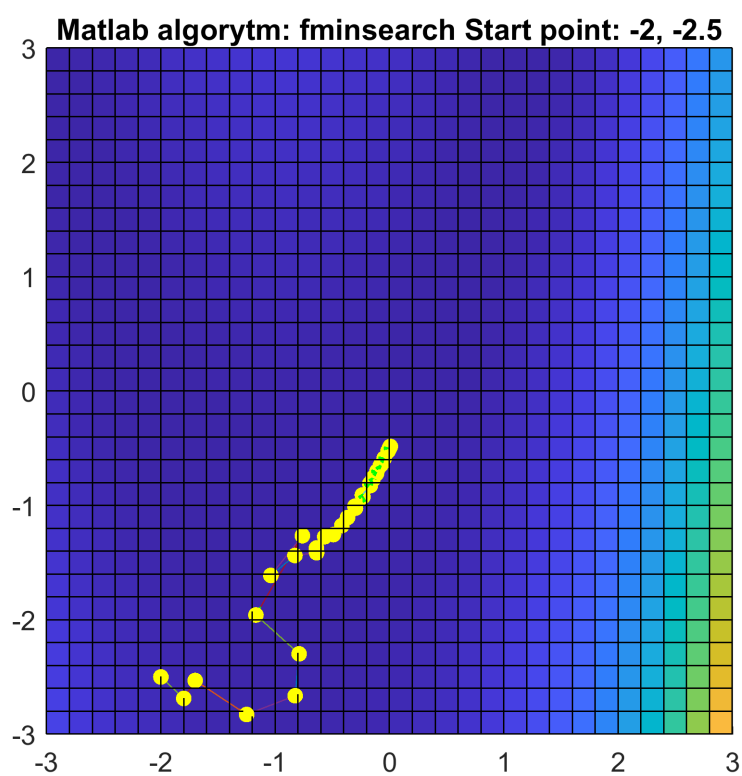
Rys. 2.28: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody Nelder-Mead

p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
(-2, -2.5)	$(-4.544e^{-06}, -0.50001)$	$2.9339e^{-11}$	146	77

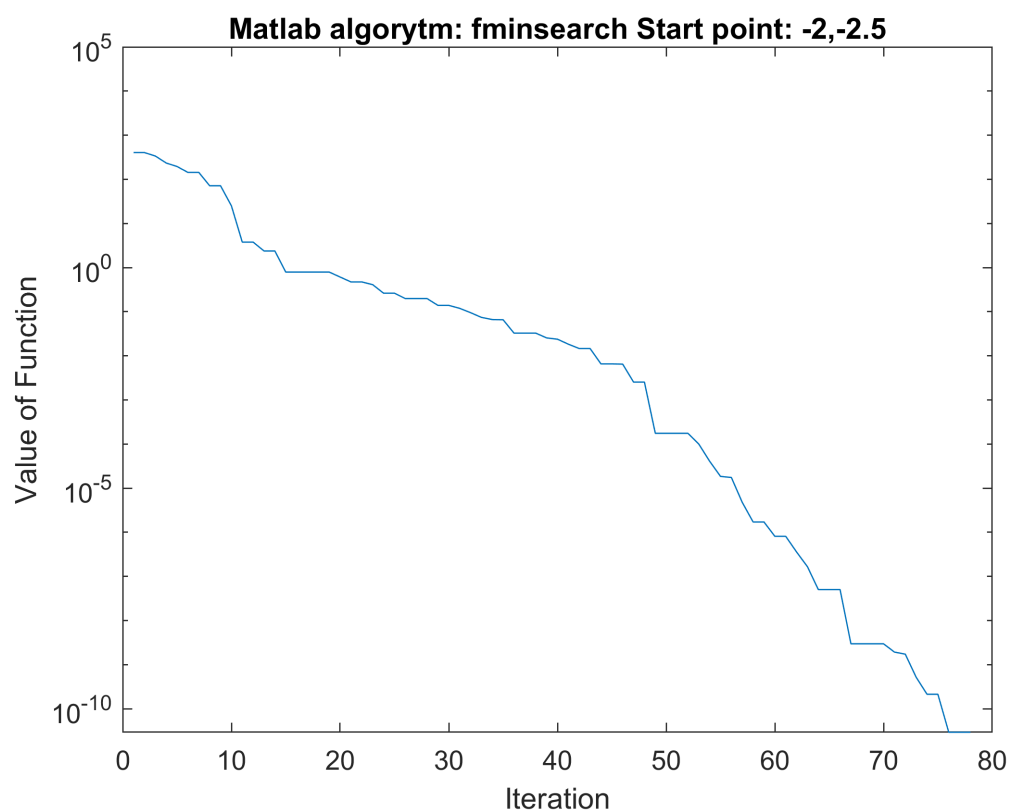
Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.30.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.29.





Rys. 2.29: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody Nelder-Meada

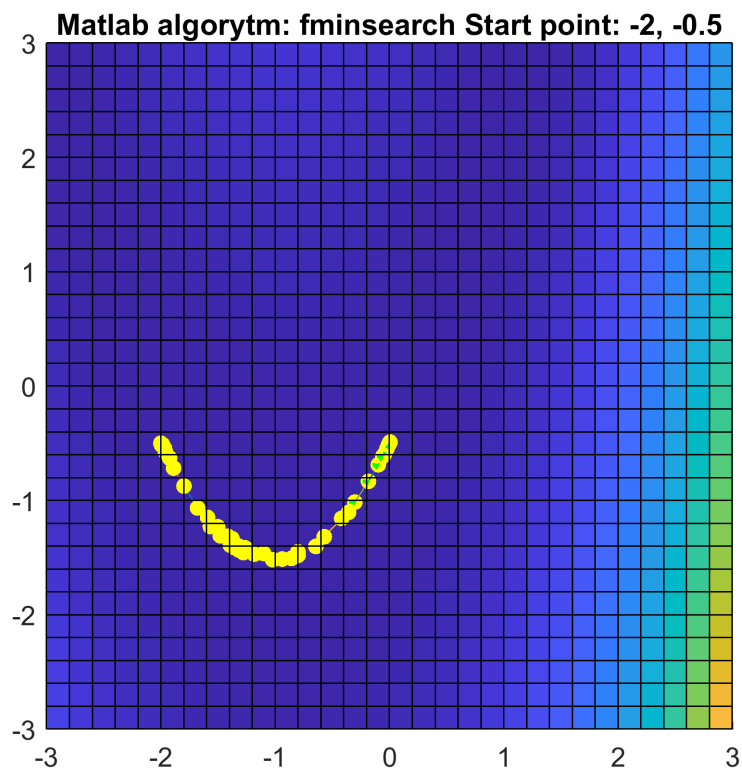


Rys. 2.30: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody Neldera-Meada

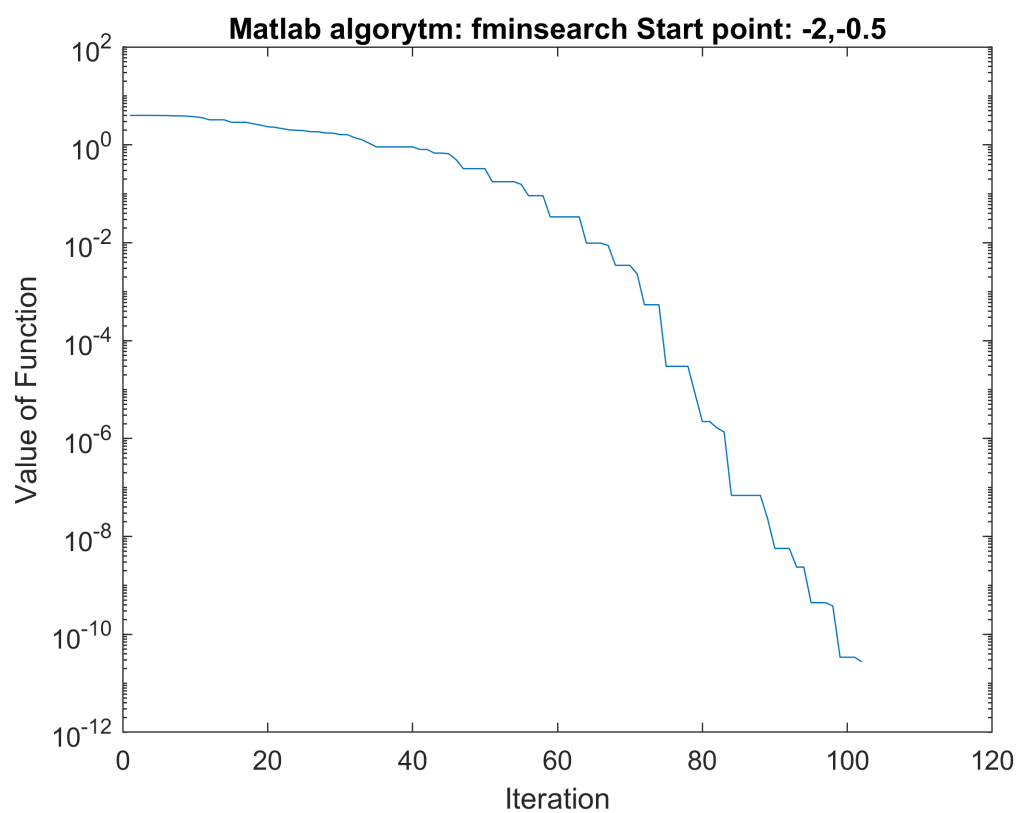
p. startowy	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
$(-2, -0.5)$	$(4.4202e^{-06}, -0.49999)$	$2.7413e^{-11}$	188	101

Wykres wartości funkcji celu (w formie logarytmicznej) w funkcji numeru iteracji znajduje się na rysunku 2.32.

Wykres konturowy funkcji z naniesionymi trajektoriami znajduje się na rysunku 2.31.



Rys. 2.31: Wykres konturowy funkcji z wykorzystaniem metody Nelder-Mead



Rys. 2.32: Wykres wartości funkcji w formie logarytmicznej z wykorzystaniem metody Neldera-Meada

### 3. Podsumowanie

#### 3.1. Porównanie i ocena działania metod

Dla punktu startowego: (1, -0.5)

algorytm	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
q-n aproks.	$(1.8162e^{-08}, -0.5)$	$2.9801e^{-15}$	75	20
q-n grad	$(-5.824e^{-08}, -0.5)$	$3.3919e^{-15}$	20	18
ob. zaufania	$(2.1037e^{-14}, -0.5)$	$4.4523e^{-28}$	19	18
n-m	$(1.428e^{-05}, -0.49997)$	$2.0399e^{-10}$	100	53

Dla punktu startowego: (0, -2.5)

algorytm	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
q-n aproks.	$(6.1077e^{-08}, -0.5)$	$3.7308e^{-15}$	117	25
q-n grad	$(3.4398e^{-08}, -0.5)$	$2.3107e^{-15}$	34	25
ob. zaufania	$(3.3307e^{-16}, -0.5)$	$7.8997e^{-29}$	2	1
n-m	$(2.5916e^{-06}, -0.5)$	$2.6934e^{-11}$	98	52

Dla punktu startowego: (-2, -2.5)

algorytm	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
q-n aproks.	$(-5.7714e^{-11}, -0.5)$	$7.2974e^{-15}$	120	26
q-n grad	$(-5.1199e^{-11}, -0.5)$	$4.1732e^{-19}$	31	25
ob. zaufania	$(1.3791e^{-14}, -0.5)$	$1.8952e^{-28}$	27	26
n-m	$(-4.544e^{-06}, -0.50001)$	$2.9339e^{-11}$	146	77

Dla punktu startowego: (-2, -0.5)

algorytm	p. końcowy	wartość k. wyniku	l. obliczeń funkcji celu	l. iteracji
q-n aproks.	$(1.8112e^{-10}, -0.5)$	$4.6097e^{-15}$	174	32
q-n grad	$(-1.4062e^{-08}, -0.5)$	$2.1276e^{-16}$	44	31
ob. zaufania	$(-6.3511e^{-13}, -0.5)$	$4.0968e^{-25}$	28	27
n-m	$(4.4202e^{-06}, -0.49999)$	$2.7413e^{-11}$	188	101

Licząc minimum ręcznie 1.2 i 1.3 otrzymaliśmy punkt (0, -0.5). Jest to zgodne z uzyskanymi wynikami otrzymanymi z testowanych algorytmów.

Można zauważyć, że metoda obszaru zaufania daje najdokładniejsze wyniki w najkrótszej liczbie iteracji. Dzieje się tak, gdyż algorytm aproksymując funkcję celu stara się przewidywać

odległość estymaty od optimum. Odpowiednie ograniczenia kroków zapobiegają nadmiernemu przesuwaniu się w przestrzeni.

Można zauważyć, że wersja metody quasi-Newtonowskiej, której podajemy gradient generuje podobny wynik końcowy, potrzebuje do tego niewiele więcej iteracji ale dużo więcej obliczeń funkcji celu (około 4 razy więcej). Jest to prawdopodobnie spowodowane potrzebą aproksymacji gradientu w każdej iteracji tj. w każdej iteracji wybierane są dodatkowe punkty, znajdujące się w otoczeniu punktu głównego, służące do aproksymacji gradientu.

Metoda Nelder-Mead sprawdza się najgorzej ze wszystkich algorytmów. Wyniki były w porównaniu do reszty obarczone niższą dokładnością, która została osiągnięta w największej liczbie iteracji. Wynika to z korzystania jedynie z wartości funkcji celu - metoda ta nie oblicza bezpośrednio, ani nie estymuje gradientu funkcji celu. Funkcje na wykresach 2.26, 2.28 i 2.30 (z pominięciem 2.20 - przy dwóch iteracjach ciężko próbować cokolwiek wnioskować z wykresu) można przybliżyć do prostej, algorytm powoli, krok po kroku dochodzi do rozwiązania.