

POLITECHNIKA WROCŁAWSKA

INTELIGENCJA OBLICZENIOWA I JEJ ZASTOSOWANIA

---

# Badanie algorytmu genetycznego z zakresu optymalizacji globalnej dla wybranych funkcji testowych

---

*Autorzy:*

Paweł ANDZIUL 200648

Marcin SŁOWIŃSKI 200638

*Prowadzący:*

dr hab. inż. Olgierd UNOLD,

prof. nadzw. PWr

29 marca 2017

# Spis treści

<b>1</b>	<b>Wprowadzenie</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Implementacja</b>	<b>2</b>
2.1	Parametryzacja skryptu . . . . .	7
<b>3</b>	<b>Przebieg badań</b>	<b>7</b>
3.1	Branin (2 parametry) . . . . .	8
3.2	Gulf (3 parametry) . . . . .	11
3.3	CosMix4 (4 parametry) . . . . .	15
3.4	EMichalewicz (5 parametrów) . . . . .	15
3.5	Hartman6 (6 parametrów) . . . . .	15
3.6	PriceTransistor (9 parametrów) . . . . .	22
3.7	Schwefel (10 parametrów) . . . . .	29
3.8	Zeldasine20 (20 parametrów) . . . . .	36
<b>4</b>	<b>Podsumowanie</b>	<b>42</b>

# 1 Wprowadzenie

Algorytmy genetyczne to

W ramach laboratorium należało przeprowadzić testy algorytmu genetycznego dla różnych parametrów. Jako benchmark oceny należało użyć pakietu „getGlobalOpts” oraz języka R.

Pomiary wykonywano na 2 różnych jednostkach roboczych. Ich parametry nie są istotne z punktu widzenia analizy i możliwości porównania rezultatów.

## 2 Implementacja

Poniżej (listing 1) zamieszczono kod napisany w języku R przygotowany w celu umożliwienia przeprowadzenia pomiarów.

Listing 1: Skrypt w języku R wykorzystany do badań

```
1
2 rm(list=ls())
3 dev.off(dev.list()["RStudioGD"])
4
5 require("GA")
6 require("globalOptTests")
7 require("rgl")
8
9 # Params ----
10
11 n <- 10 # minimum 5
12 GAPopulation <- 50 # default 50
13 GAlterations <- 100 # default 100
14 GAMutations <- 0.1 # default 0.1
15 GACrossovers <- 0.8 # default 0.8
16
17 isSingleTest <- FALSE
18 graphs <- TRUE
19 quality <- 100 #graph resolutions
20
21 mutationTests <- seq(0, 1, 0.1)
22 crossoverTests <- seq(0, 1, 0.1)
23 elitismTests <- seq(0, 1, 0.1)
24 populationTests <- seq(10, 100, 5)
25 iterationTests <- seq(10, 200, 10)
26
27 # Functions ----
28
29 #funcName <- "Branin" #2d
30 #funcName <- "Gulf" #3d
31 #funcName <- "CosMix4" #4d
32 #funcName <- "EMichalewicz" #5d
33 #funcName <- "Hartman6" #6d
34 #funcName <- "PriceTransistor" #9d
35 funcName <- "Schwefel" #10d
36 #funcName <- "Zeldasine20" #20d
37
38 # Processing ----
```

```

39
40 dim <- getProblemDimen(funcName)
41 B <- matrix(unlist(getDefaultBounds(funcName)),ncol=dim,byrow=TRUE)
42 f <- function(xx) goTest(par=c(xx, rep(0, dim-length(xx))), fnName=funcName,
    checkDim = TRUE)
43 globalOpt <- getGlobalOpt(funcName)
44
45 if (graphs) {
46   xprobes <- abs(B[2,1] - B[1,1]) / quality
47   yprobes <- abs(B[2,2] - B[1,2]) / quality
48   x <- seq(B[1,1], B[2,1], by = xprobes)
49   y <- seq(B[1,2], B[2,2], by = yprobes)
50   z <- outer(x, y, Vectorize(function(x,y) f(c(x,y))))
51   nbcol = 100
52   color = rev(rainbow(nbcol, start = 0/6, end = 4/6))
53   zcol = cut(z, nbcol)
54   persp3d(x, y, z, theta=50, phi=25, expand=0.75, col=color[zcol],
55     ticktype="detailed",axes=TRUE)
56   persp3D(x, y, z, theta = -45, phi = 20, color.palette = jet.colors)
57 }
58
59 if (isSingleTest) {
60
61   vector <- rep(NA,n)
62   for (i in 1:n) {
63     GAmin <- ga(type = "real-valued", fitness = function(xx) -f(xx),
64       min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
65       popSize = GAPopulation, maxiter = GAIterations,
66       pmutation = GAMutations, pcrossover = GACrossovers)
67     solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
68     vector[i] <- f(solution[1,])
69   }
70   result <- matrix(c(vector),nrow = n,ncol = 1)
71   write.table(result, file = "resultsSingle.csv", row.names=FALSE, na="",
    col.names=FALSE, sep=";")
72
73 } else {
74
75   gMin <- .Machine$integer.max
76   gBest <- NA
77
78   temp <- c()
79   values <- mutationTests
80   averages <- c()
81   for (mutation in values) {
82     sum <- 0
83     vector <- rep(NA,n)
84     for (i in 1:n) {
85       GAmin <- ga(type = "real-valued",
86         fitness = function(xx) -f(xx),
87         min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
88         popSize = GAPopulation, maxiter = GAIterations,
89         pmutation = mutation, pcrossover = GACrossovers)
90       solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
91       eval <- f(solution[1,])
92       if (eval < gMin) {

```

```

93     gMin <- eval
94     gBest <- GAmin
95   }
96   sum <- sum + eval
97   vector[i] <- eval
98 }
99 temp <- c(temp, vector)
100 averages <- c(averages, (sum / n))
101 }
102 result <- matrix(c(temp),nrow = n,ncol = length(values))
103 write.table(result, file = "resultsMutations.csv", row.names=FALSE, na="",
104             col.names=FALSE, sep=";")
105
106 if (graphs) {
107   plot(values, averages,
108        main="Function values for different mutation probabilities",
109        ylim=c(min(c(averages,globalOpt)),max(c(averages,globalOpt))),
110        type="l", col="red", xlab="params", ylab="value")
111   abline(globalOpt,0, col="green")
112 }
113
114 temp <- c()
115 values <- crossoverTests
116 averages <- c()
117 for (crossover in values) {
118   sum <- 0
119   vector <- rep(NA,n)
120   for (i in 1:n) {
121     GAmin <- ga(type = "real-valued",
122                fitness = function(xx) -f(xx),
123                min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
124                popSize = GAPopulation, maxiter = GAIterations,
125                pmutation = GAMutations, pcrossover = crossover)
126     solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
127     eval <- f(solution[i,])
128     if (eval < gMin) {
129       gMin <- eval
130       gBest <- GAmin
131     }
132     sum <- sum + eval
133     vector[i] <- eval
134   }
135   temp <- c(temp, vector)
136   averages <- c(averages, (sum / n))
137 }
138 result <- matrix(c(temp),nrow = n,ncol = length(values))
139 write.table(result, file = "resultsCrossover.csv", row.names=FALSE, na="",
140             col.names=FALSE, sep=";")
141
142 if (graphs) {
143   plot(values, averages,
144        main="Function values for different crossover probabilities",
145        ylim=c(min(c(averages,globalOpt)),max(c(averages,globalOpt))),
146        type="l", col="red", xlab="params", ylab="value")
147   abline(globalOpt,0, col="green")
148 }

```

```

147
148 temp <- c()
149 values <- elitismTests
150 averages <- c()
151 for (elitism in values) {
152   sum <- 0
153   vector <- rep(NA,n)
154   for (i in 1:n) {
155     GAmin <- ga(type = "real-valued",
156               fitness = function(xx) -f(xx),
157               min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
158               popSize = GAPopulation, maxiter = GAIterations,
159               pmutation = GAMutations, pcrossover = GACrossovers, elitism =
               elitism)
160     solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
161     eval <- f(solution[1,])
162     if (eval < gMin) {
163       gMin <- eval
164       gBest <- GAmin
165     }
166     sum <- sum + eval
167     vector[i] <- eval
168   }
169   temp <- c(temp, vector)
170   averages <- c(averages, (sum / n))
171 }
172 result <- matrix(c(temp),nrow = n,ncol = length(values))
173 write.table(result, file = "resultsElitism.csv", row.names=FALSE, na="",
174             col.names=FALSE, sep=";")
175
176 if (graphs) {
177   plot(values, averages,
178        main="Function values for different elitism",
179        ylim=c(min(c(averages,globalOpt)),max(c(averages,globalOpt))),
180        type="l", col="red", xlab="params", ylab="value")
181   abline(globalOpt,0, col="green")
182 }
183
184 temp <- c()
185 values <- populationTests
186 averages <- c()
187 for (population in values) {
188   sum <- 0
189   vector <- rep(NA,n)
190   for (i in 1:n) {
191     GAmin <- ga(type = "real-valued",
192               fitness = function(xx) -f(xx),
193               min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
194               popSize = population, maxiter = GAIterations,
195               pmutation = GAMutations, pcrossover = GACrossovers)
196     solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
197     eval <- f(solution[1,])
198     if (eval < gMin) {
199       gMin <- eval
200       gBest <- GAmin
201     }

```

```

201     sum <- sum + eval
202     vector[i] <- eval
203   }
204   temp <- c(temp, vector)
205   averages <- c(averages, (sum / n))
206 }
207 result <- matrix(c(temp),nrow = n,ncol = length(values))
208 write.table(result, file = "resultsPopulation.csv", row.names=FALSE, na="",
209             col.names=FALSE, sep=";")
210
211 if (graphs) {
212   plot(values, averages,
213        main="Function values for different population sizes",
214        ylim=c(min(c(averages,globalOpt)),max(c(averages,globalOpt))),
215        type="l", col="red", xlab="params", ylab="value")
216   abline(globalOpt,0, col="green")
217 }
218
219 temp <- c()
220 values <- iterationTests
221 averages <- c()
222 for (iterations in values) {
223   sum <- 0
224   vector <- rep(NA,n)
225   for (i in 1:n) {
226     GAmin <- ga(type = "real-valued",
227                fitness = function(xx) -f(xx),
228                min = c(B[1,]), max = c(B[2,]),
229                popSize = GAPopulation, maxiter = iterations,
230                pmutation = GAMutations, pcrossover = GACrossovers)
231     solution <- matrix(unlist(GAmin@solution),ncol=dim,byrow=TRUE)
232     eval <- f(solution[1,])
233     if (eval < gMin) {
234       gMin <- eval
235       gBest <- GAmin
236     }
237     sum <- sum + eval
238     vector[i] <- eval
239   }
240   temp <- c(temp, vector)
241   averages <- c(averages, (sum / n))
242 }
243 result <- matrix(c(temp),nrow = n,ncol = length(values))
244 write.table(result, file = "resultsIterations.csv", row.names=FALSE, na="",
245             col.names=FALSE, sep=";")
246
247 if (graphs) {
248   plot(values, averages,
249        main="Function values for different number of iterations",
250        ylim=c(min(c(averages,globalOpt)),max(c(averages,globalOpt))),
251        type="l", col="red", xlab="params", ylab="value")
252   abline(globalOpt,0, col="green")
253 }
254 }

```

```

255 if (graphs) {
256   summary(GAmin)
257   filled.contour(x, y, z, color.palette = jet.colors, nlevels = 24,
258     plot.axes = {
259       axis(1);
260       axis(2);
261       points(solution[1,1], solution[1,2], pch = 3, cex = 5, col = "black", lwd
        = 2)
262     }
263   )
264   plot(GAmin)
265 }

```

## 2.1 Parametryzacja skryptu

Parametryzacji podlega jedynie algorytm genetyczny. Wybór funkcji do optymalizacji odbywa się przez podanie jej nazwy. Pozostałe dane są odczytywane z pakietu „globalOpt-Tests”.

## 3 Przebieg badań

Do badań zostały wybrane funkcje o różnych wymiarach zaczynając na 2 kończąc na 20. Poniżej wymieniono te funkcje wraz z ilością wymiarów podaną w nawiasie.

- Branin (2)
- Gulf (3)
- CosMix4 (4)
- EMichalewicz (5)
- Hartman6 (6)
- PriceTransistor (9)
- Schwefel (10)
- Zeldasine20 (20)

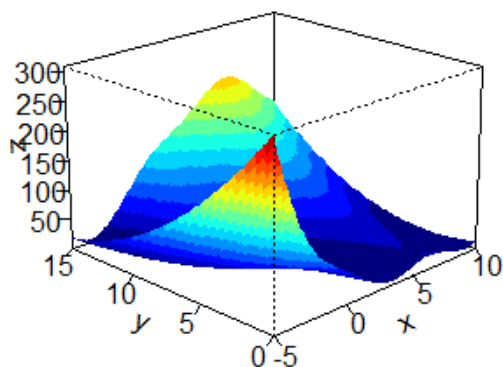
Każdy pomiar przeprowadzano 10-krotnie wyniki uśredniając. Domyślne parametry wynosiły kolejno:

- rozmiar populacji - 50
- liczba iteracji - 100
- p. mutacji - 0,1
- p. krzyżowania - 0,8



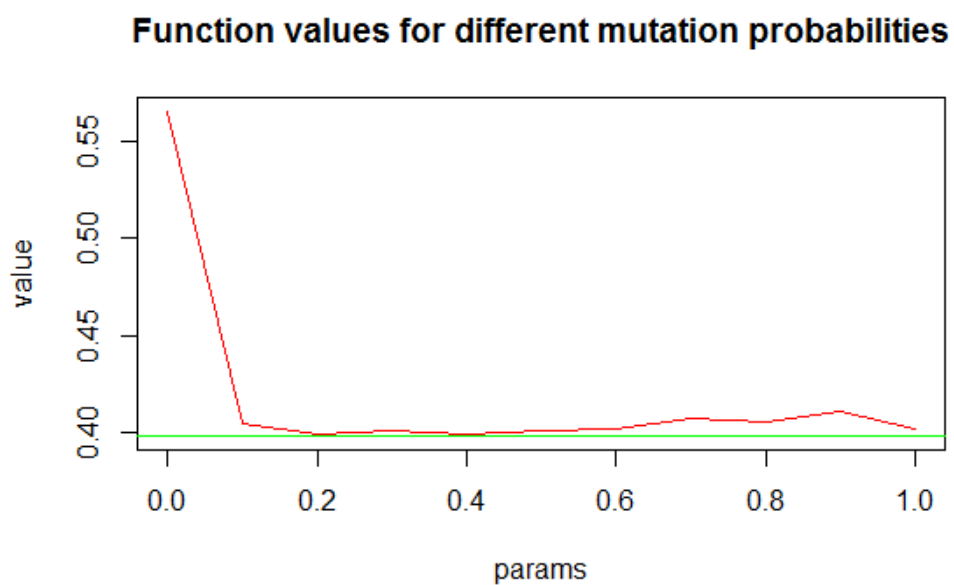
### 3.1 Branin (2 parametry)

Branin jest funkcją z dwoma parametrami. Na ilustracji (rys. 1) przedstawiono jej wykres.

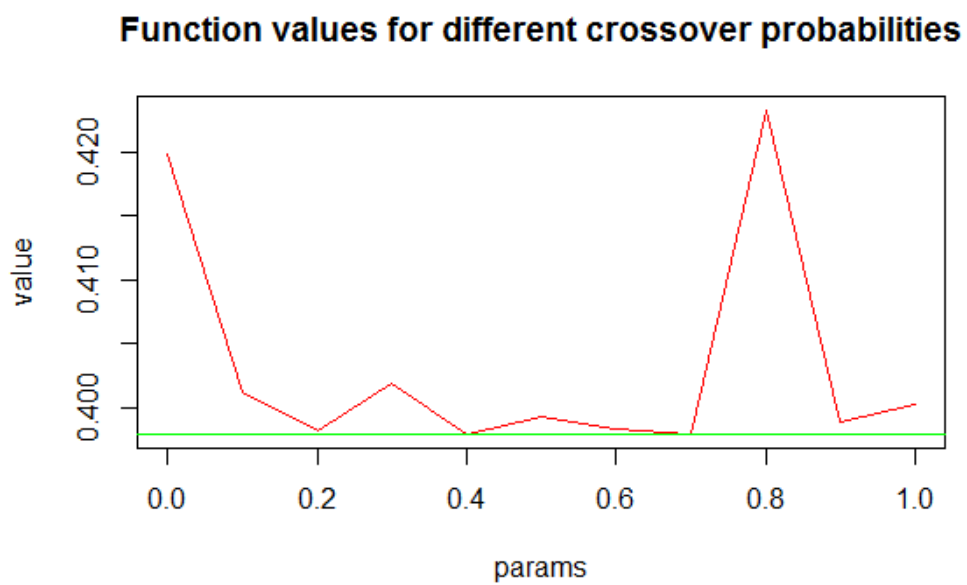


Rysunek 1: Wykres funkcji Branin (d=2)

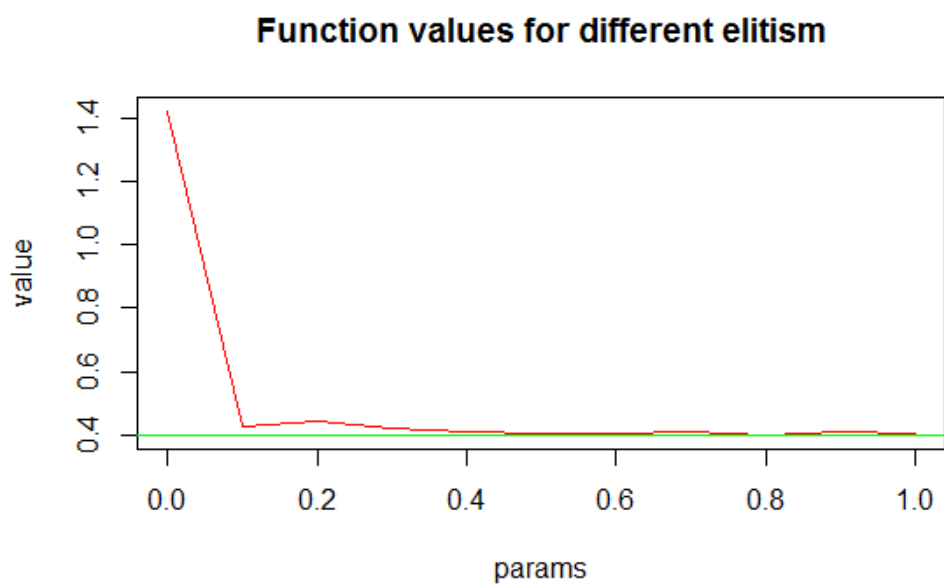
Na kolejnych stronach zamieszczono wyniki pomiarów dla różnych wartości parametrów algorytmu genetycznego.



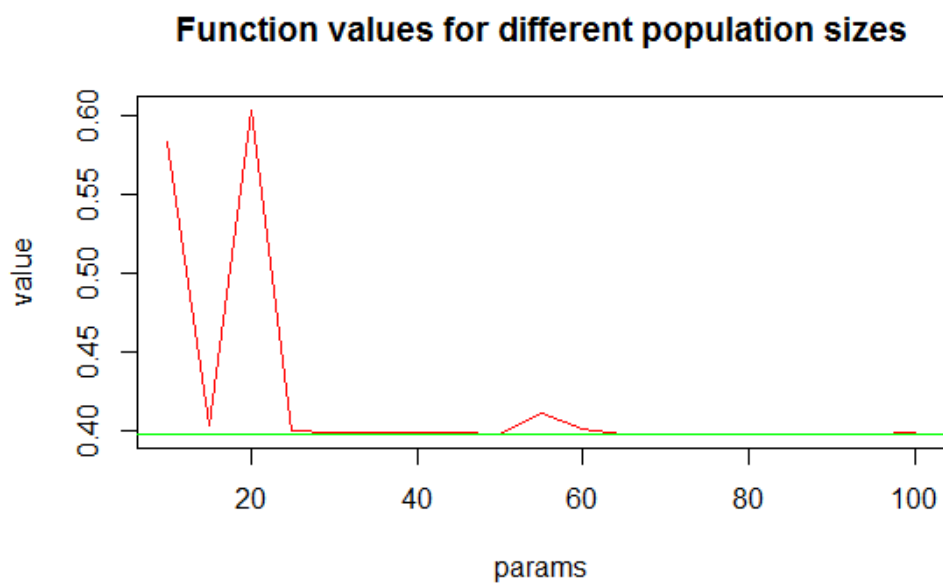
Rysunek 2: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji



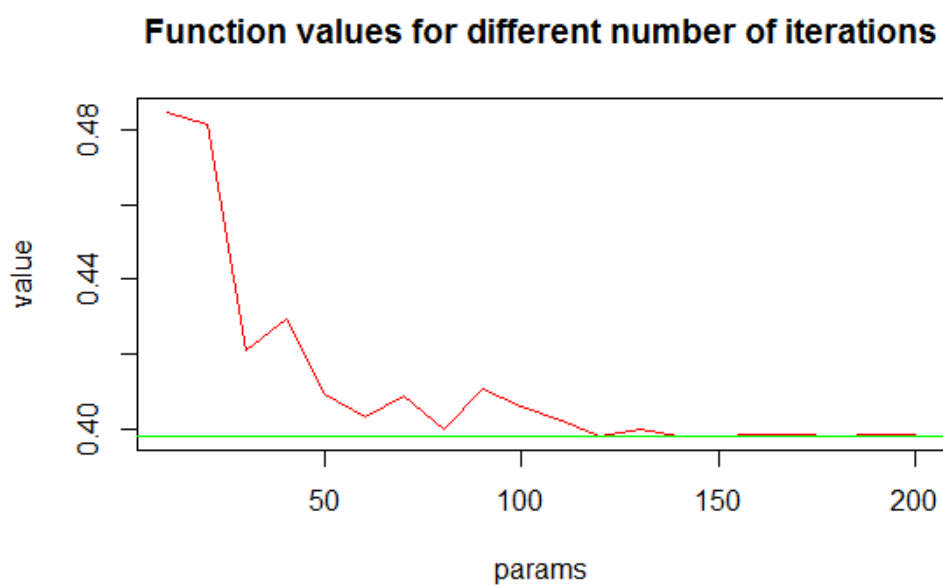
Rysunek 3: Wartość znalezione optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania



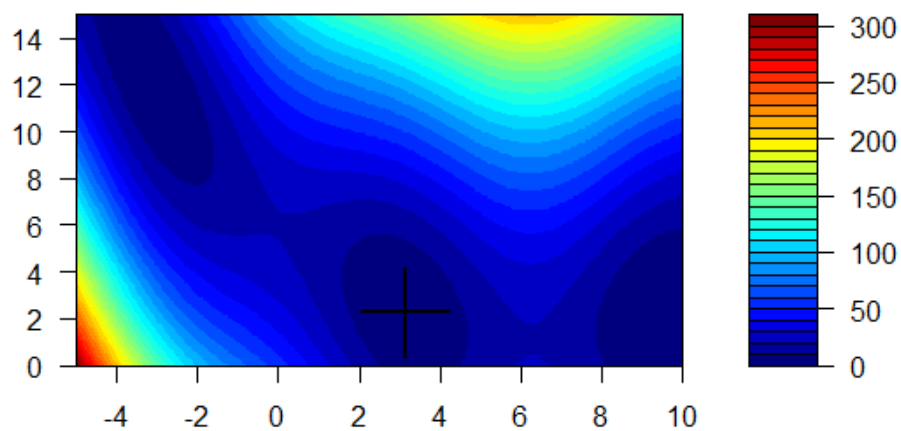
Rysunek 4: Wartość znalezione optimum w zależności od przyjętego elitizmu



Rysunek 5: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji



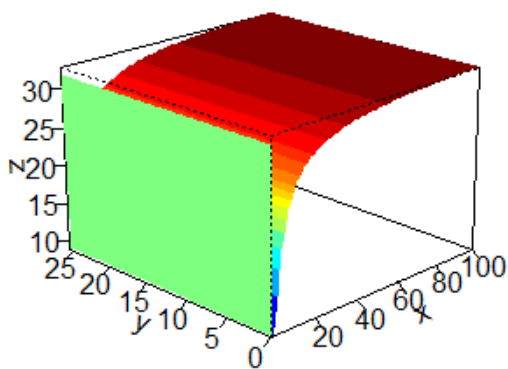
Rysunek 6: Wartość znalezionej optimum w zależności od ilości iteracji



Rysunek 7: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

### 3.2 Gulf (3 parametry)

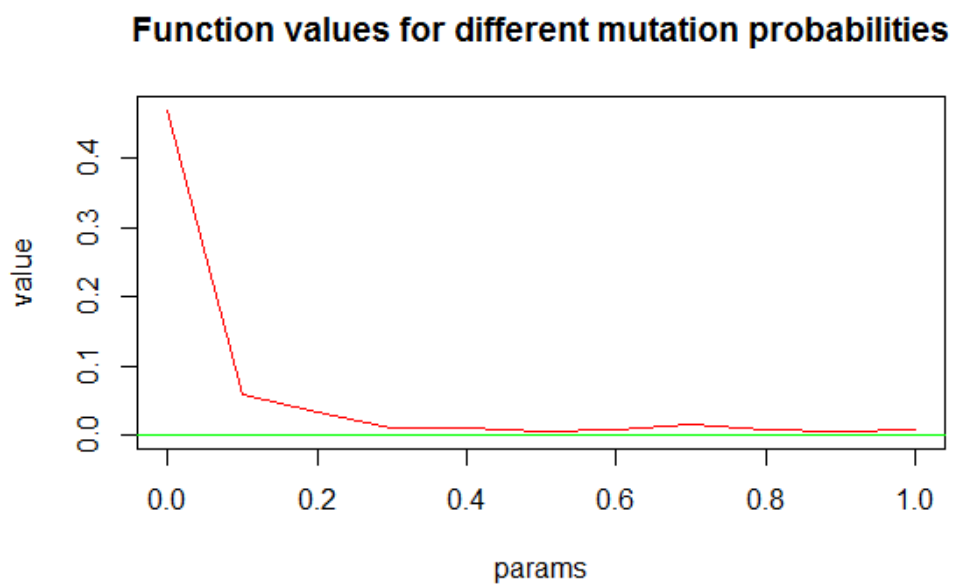
Gulf jest funkcją przyjmującą trzy parametry. Na ilustracji (rys. 8) przedstawiono jej wykres dla pierwszych dwóch wymiarów.



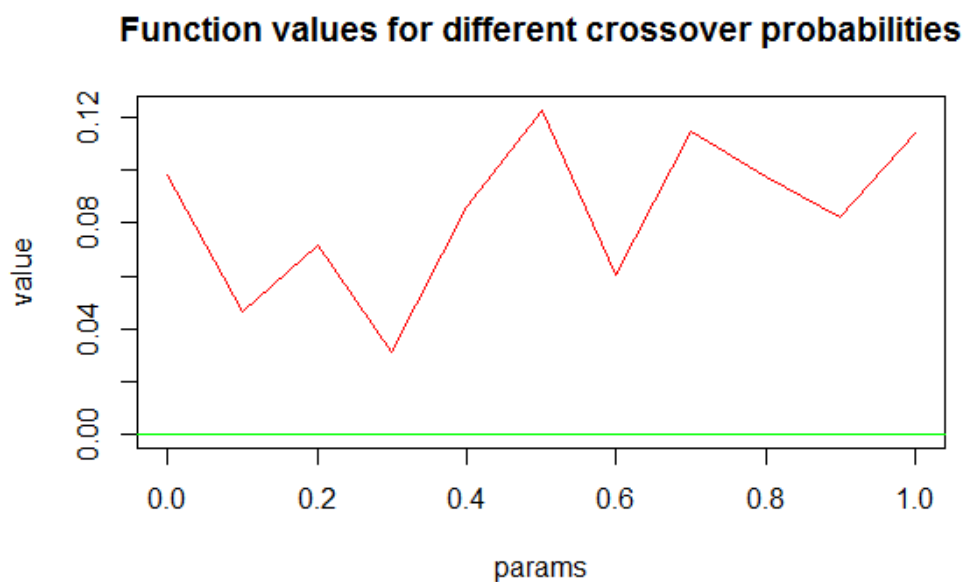
Rysunek 8: Wykres funkcji Gulf ( $d=3$ )

Na kolejnych stronach zamieszczono wyniki pomiarów dla różnych wartości parametrów

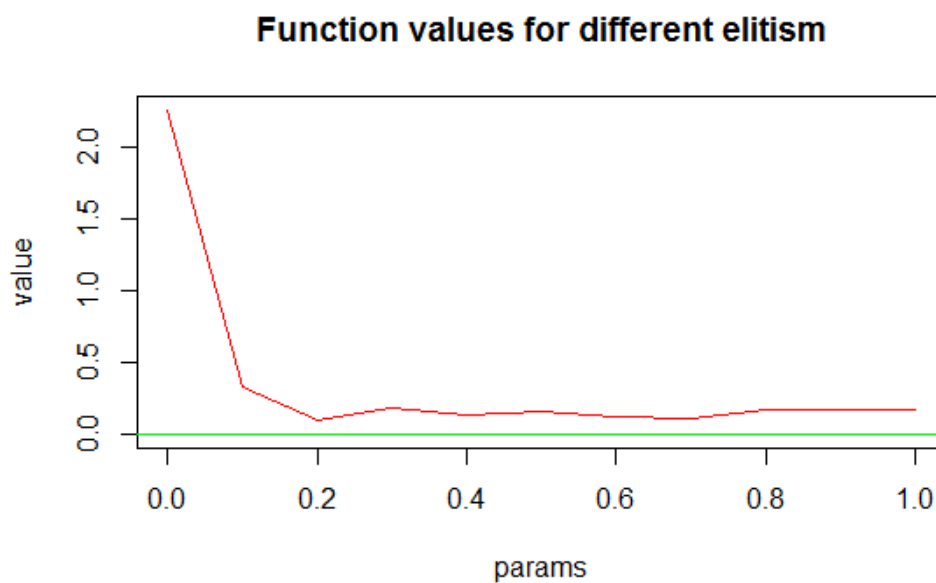
algorytmu genetycznego.



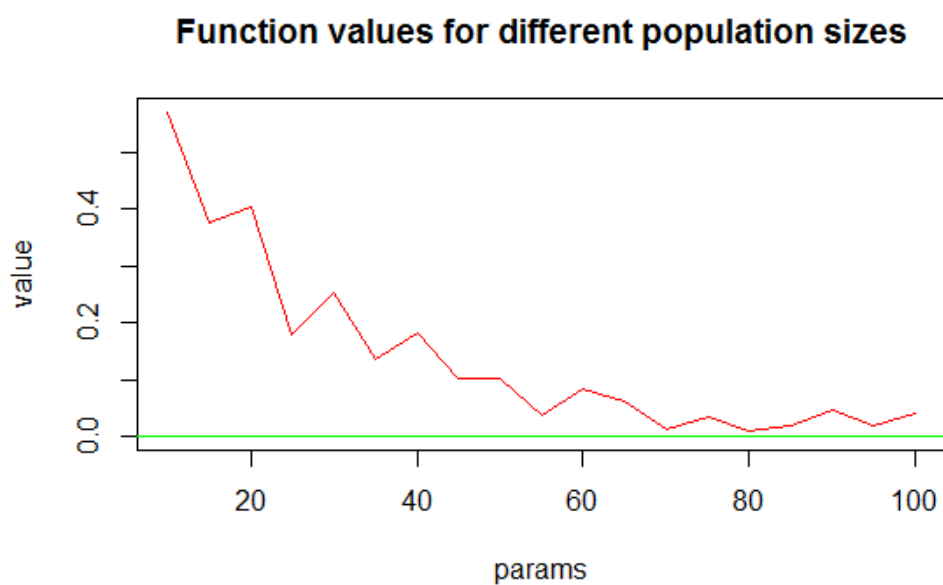
Rysunek 9: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji



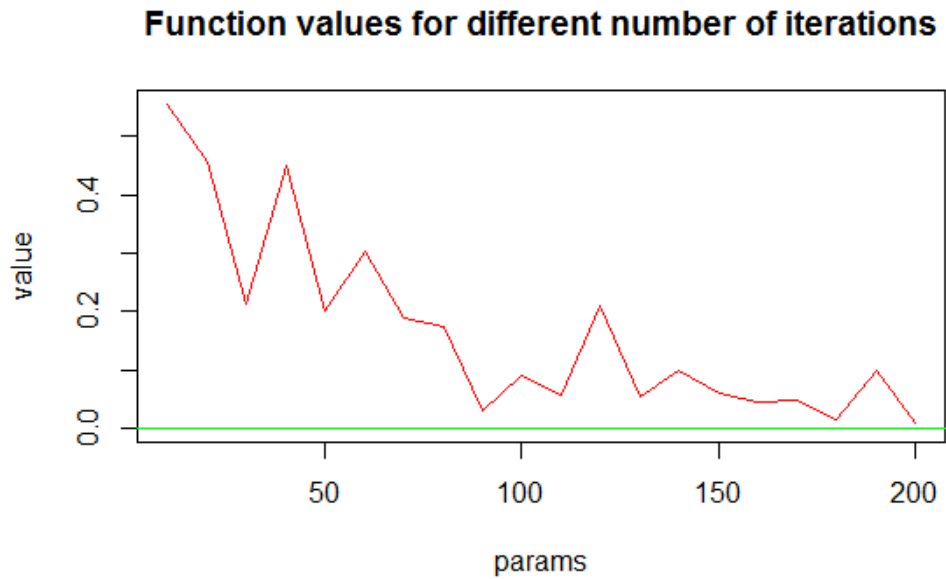
Rysunek 10: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowanie



Rysunek 11: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elityzmu

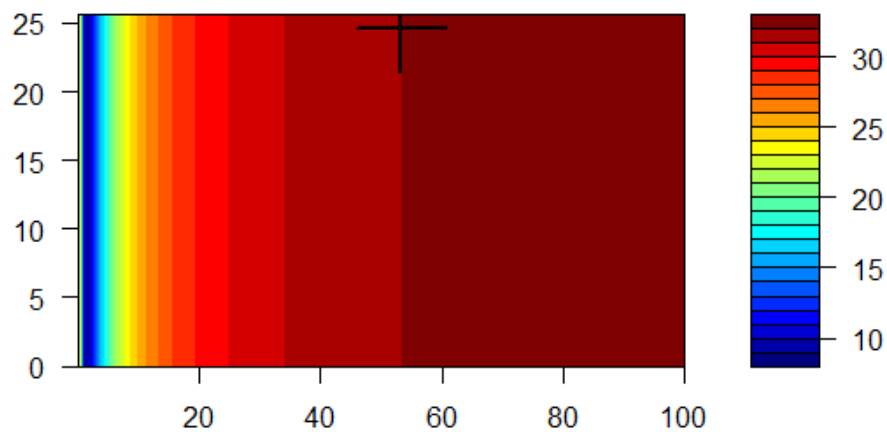


Rysunek 12: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji



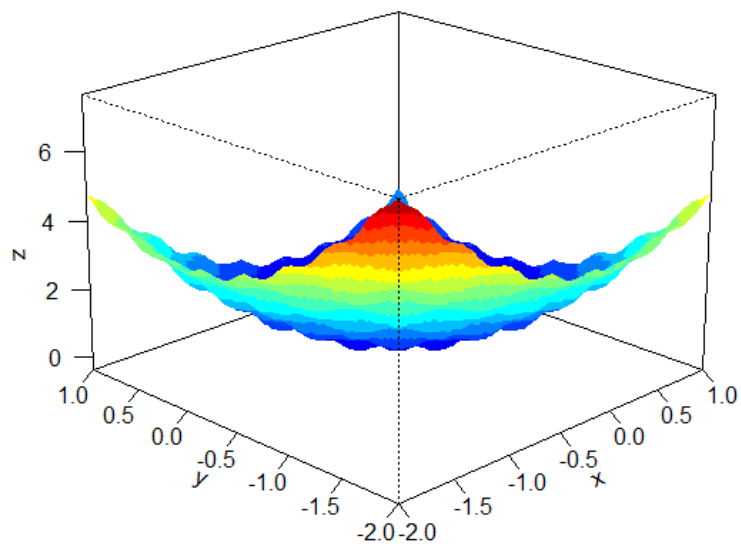
Rysunek 13: Wartość znalezionej optimum w zależności od ilości iteracji

Jak możemy zauważyć na ilustracji poniżej (rys. 42) przedstawiona lokalizacja optimum nie jest poprawna, gdyż optymalizacji poddano wersję z 3 parametrami. Ogólnie rzecz biorąc gdyby 3 wymiar przedstawić w postaci gradientu kolorystycznego wtedy byłaby to poprawna lokalizacja niemniej trudna dla intuicyjnego sprawdzenia.



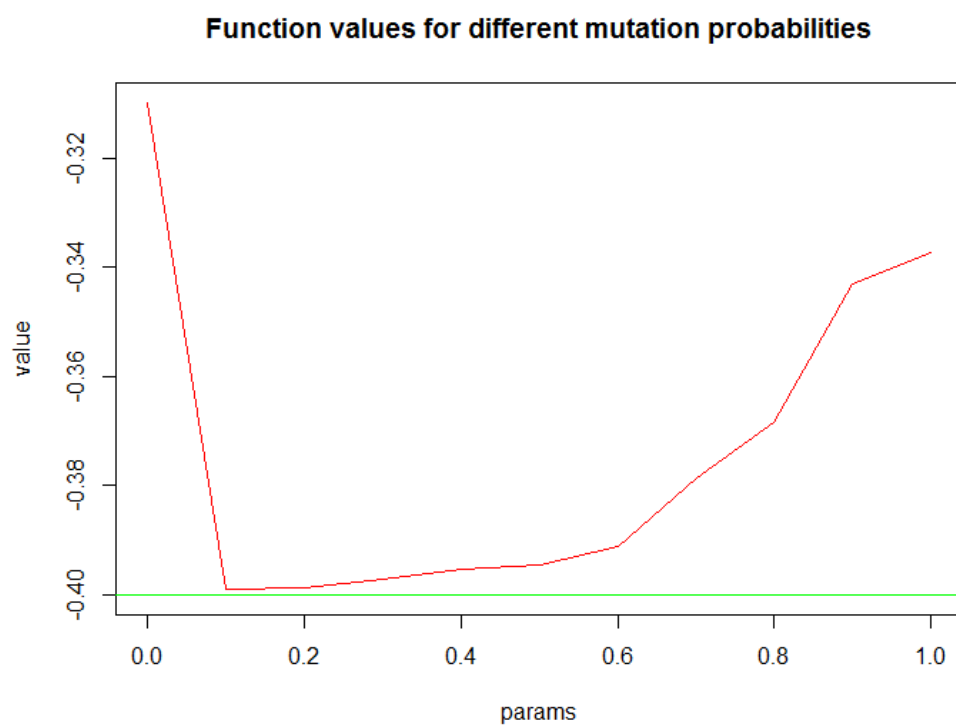
Rysunek 14: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

### 3.3 CosMix4 (4 parametry)

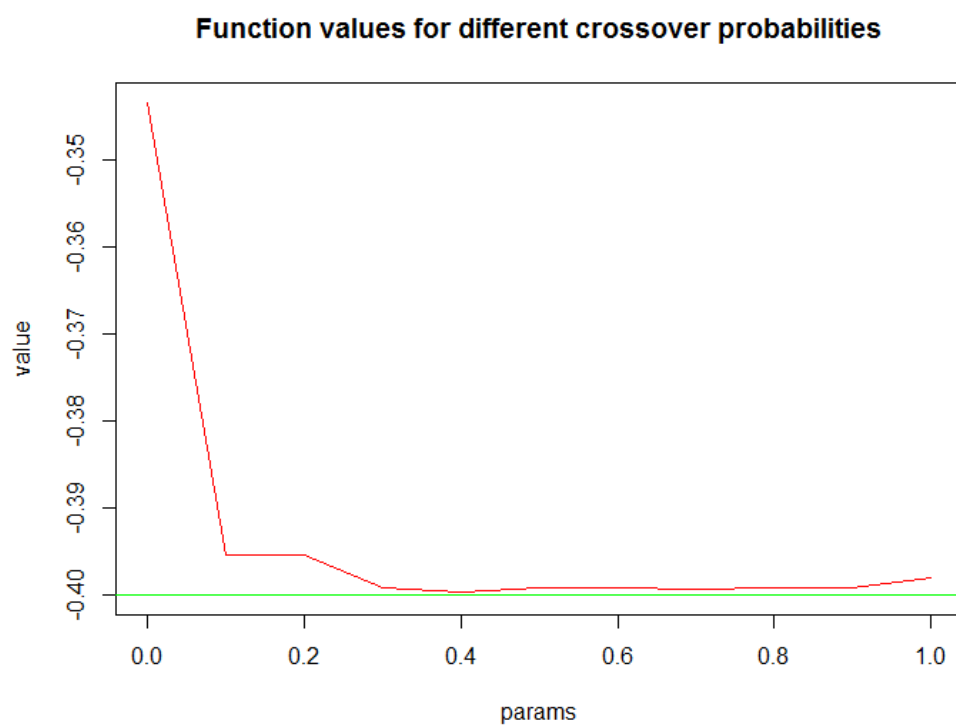


Rysunek 15: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

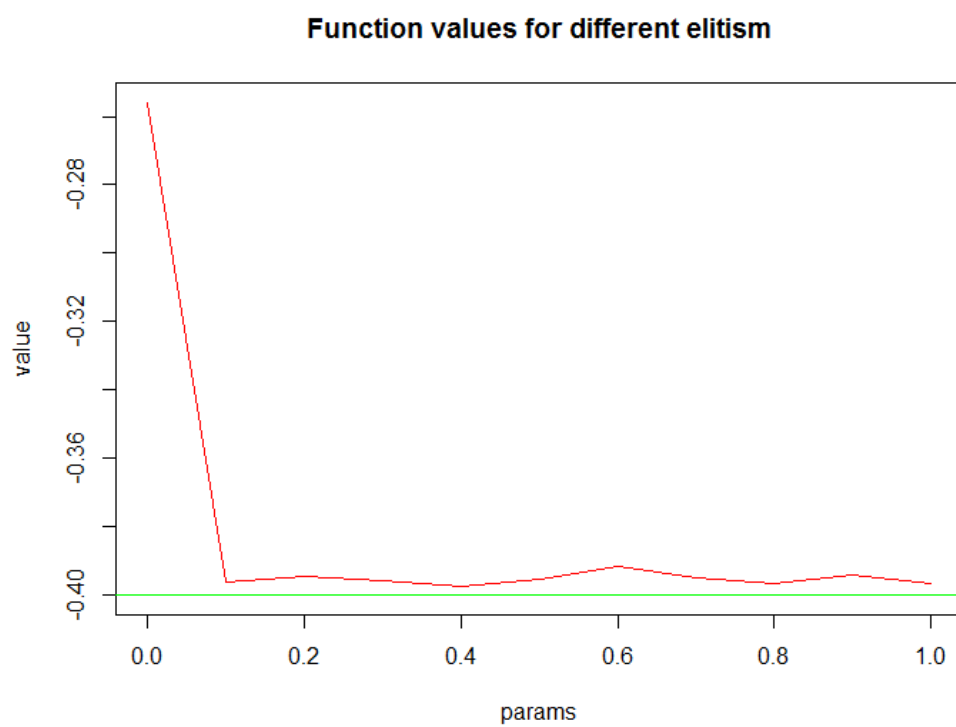




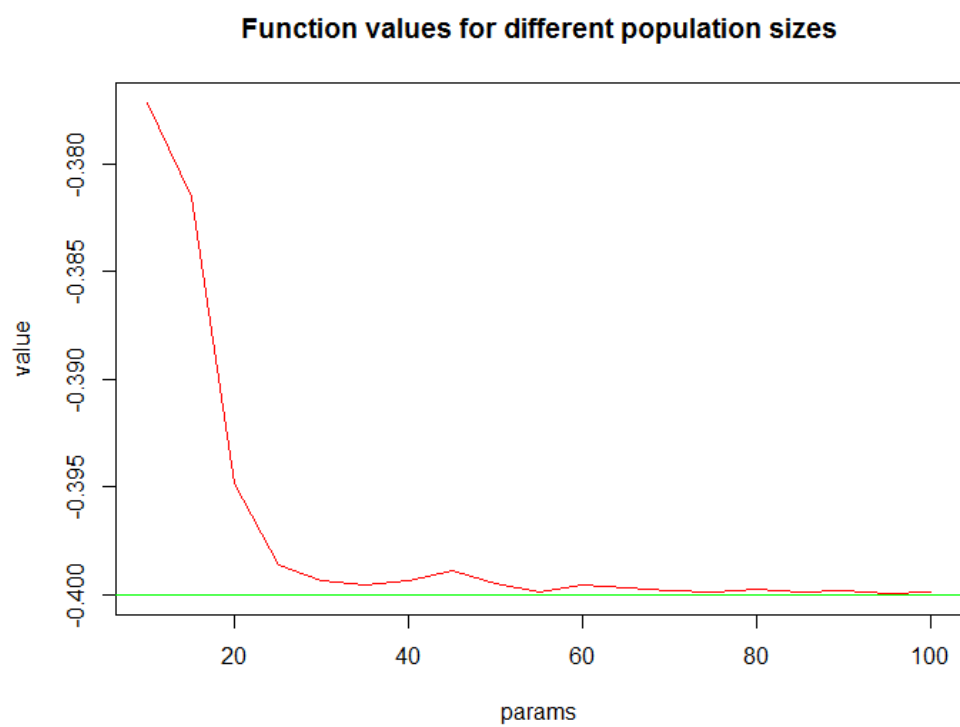
Rysunek 16: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji



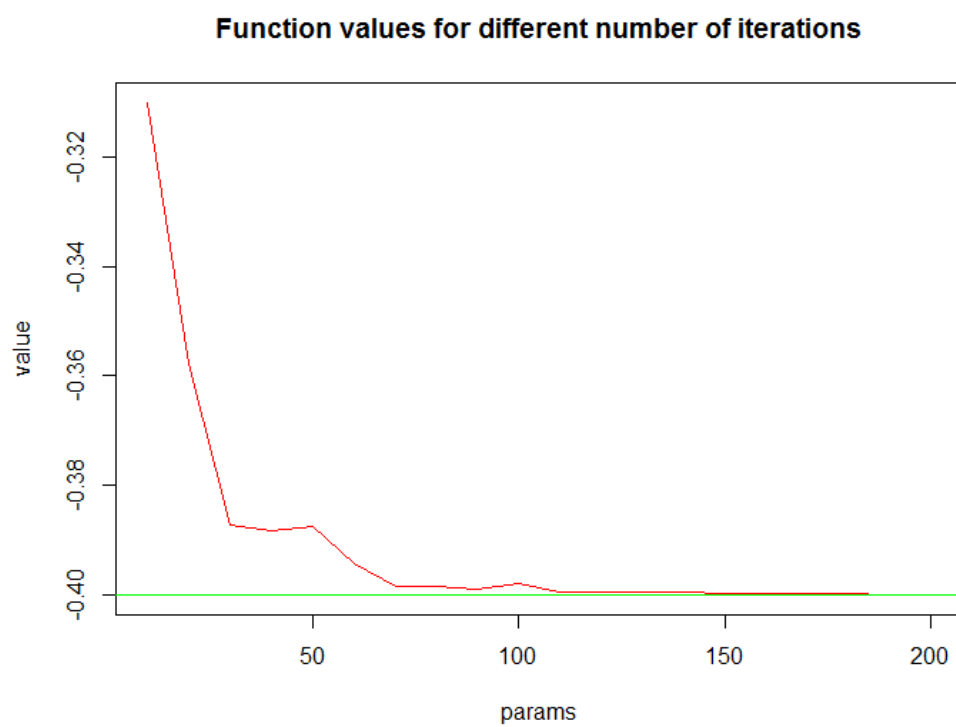
Rysunek 17: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania



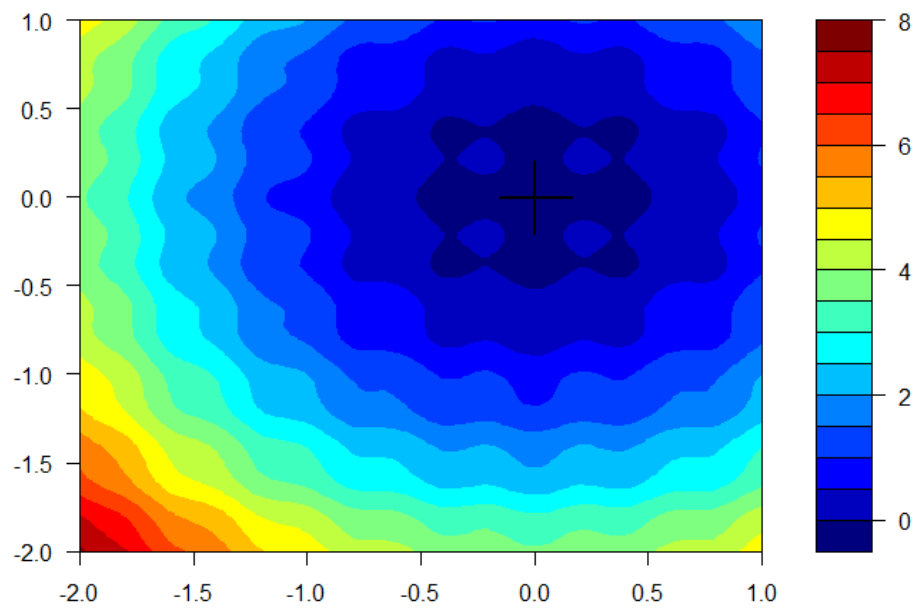
Rysunek 18: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elitizmu



Rysunek 19: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji

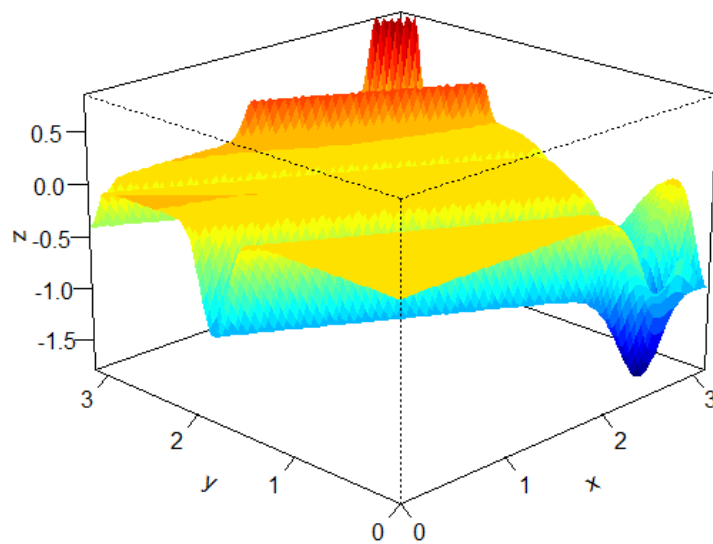


Rysunek 20: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji

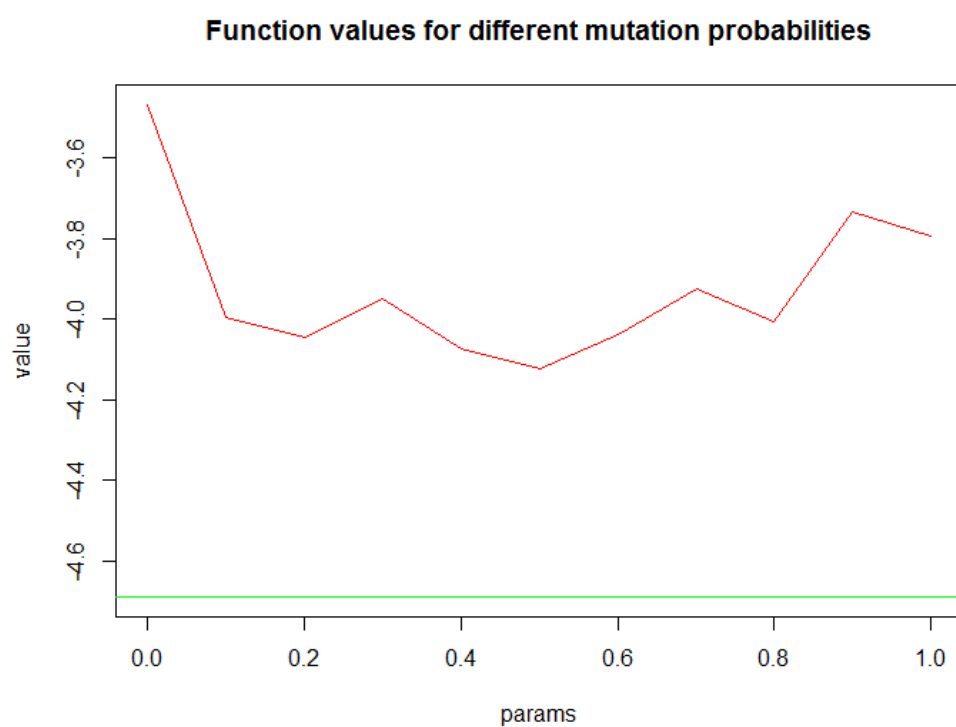


Rysunek 21: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezione optimum

### 3.4 EMichalewicz (5 parametrów)

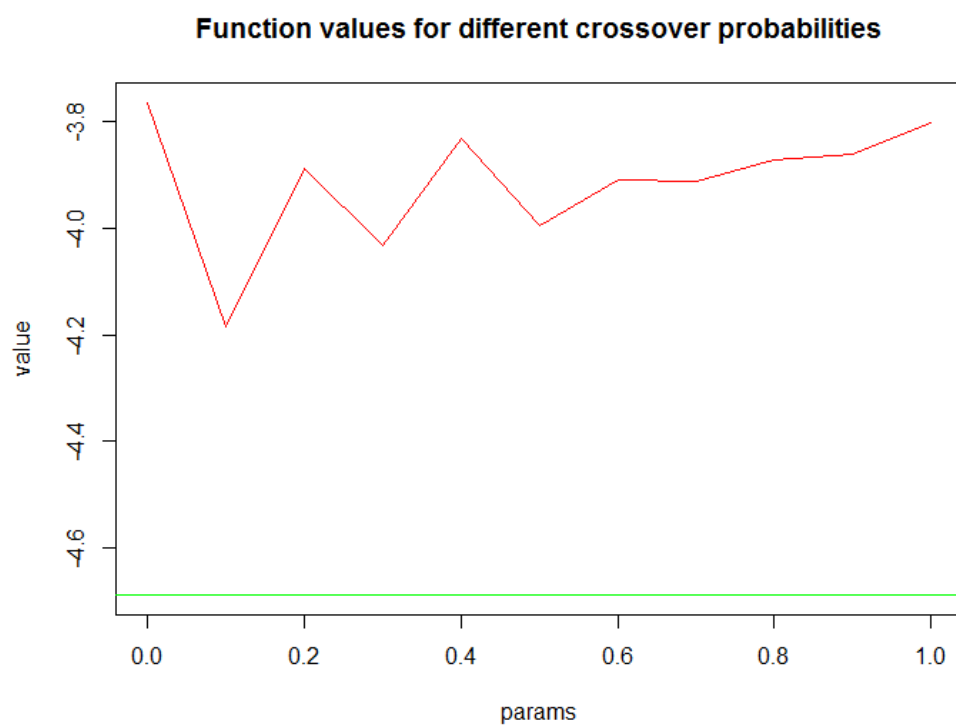


Rysunek 22: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

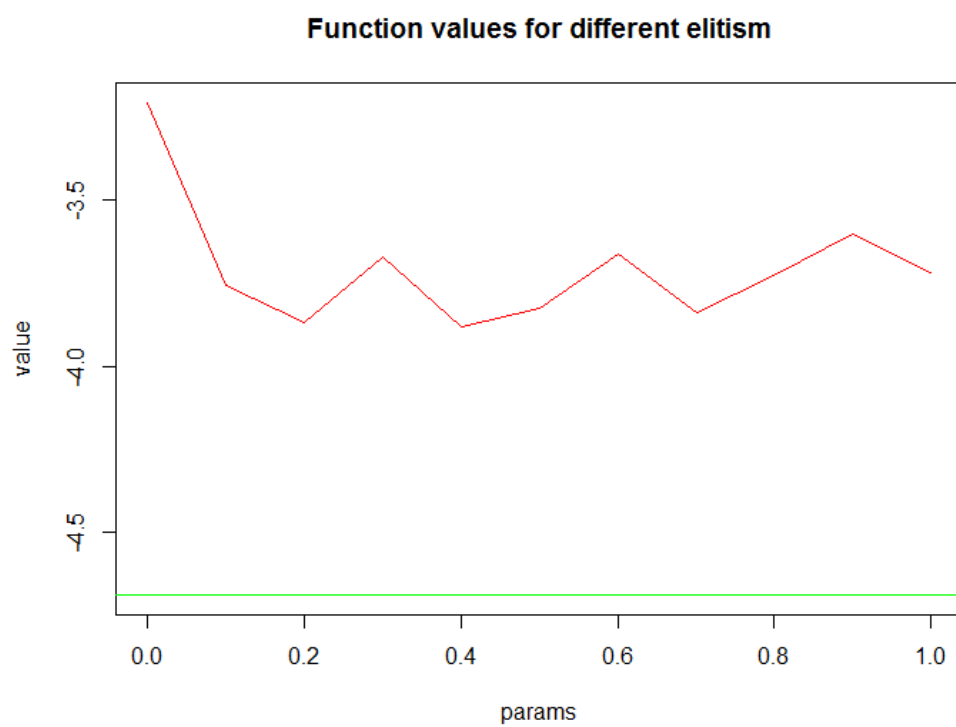


Rysunek 23: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

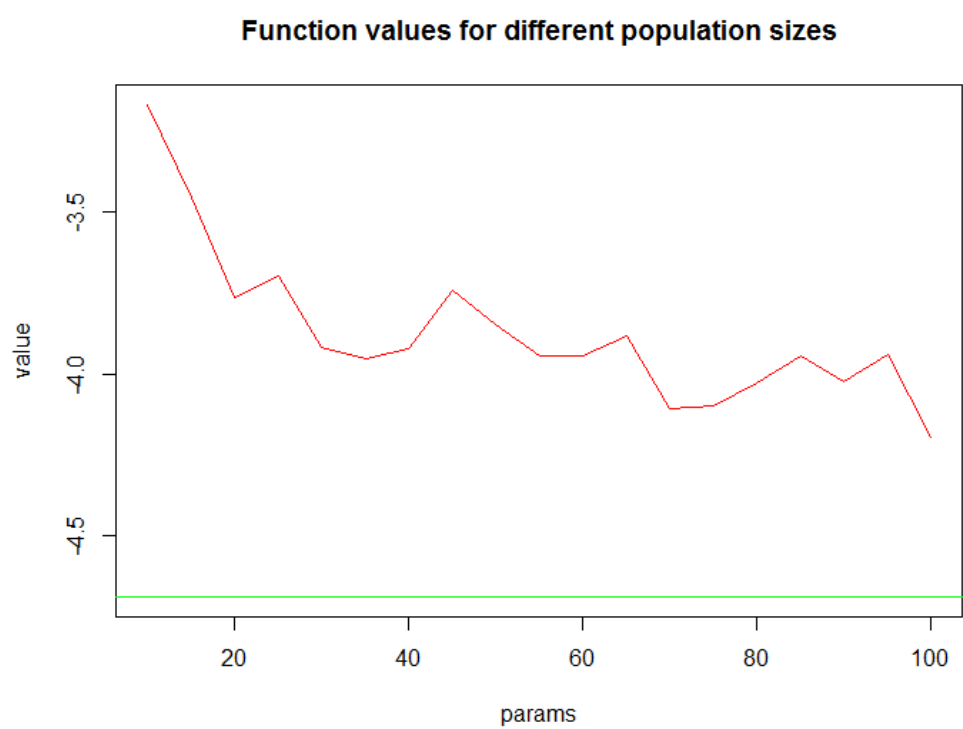




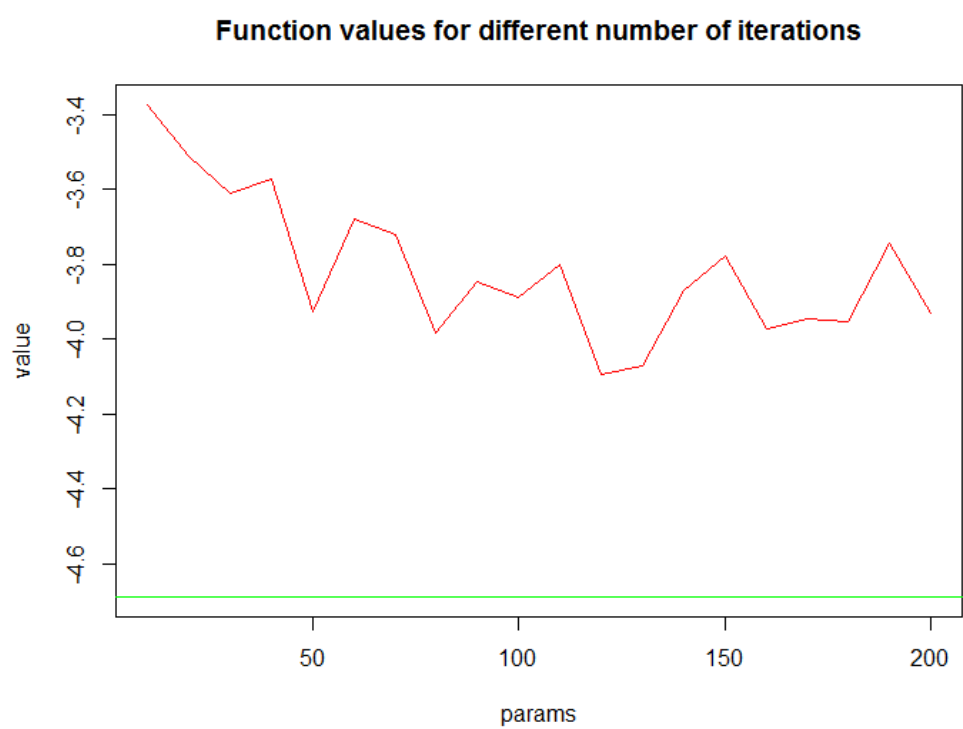
Rysunek 24: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania



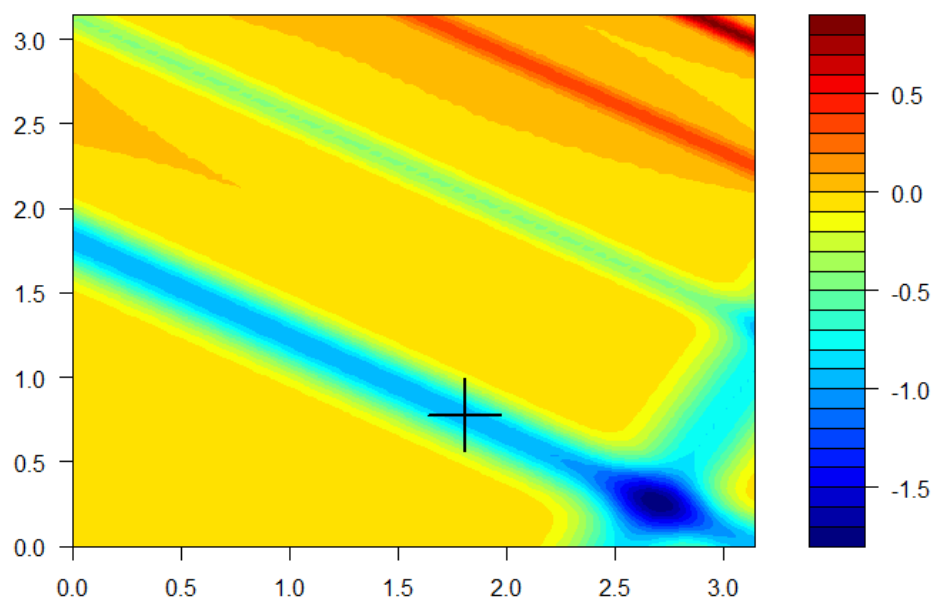
Rysunek 25: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elitizmu



Rysunek 26: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji

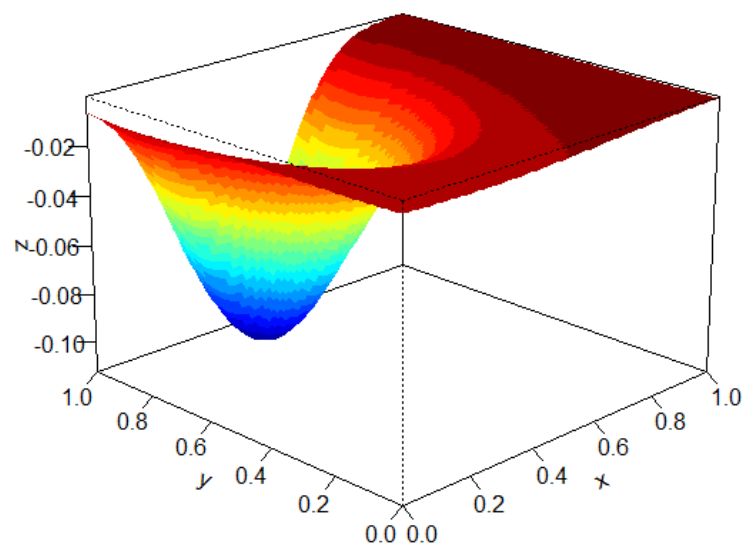


Rysunek 27: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji

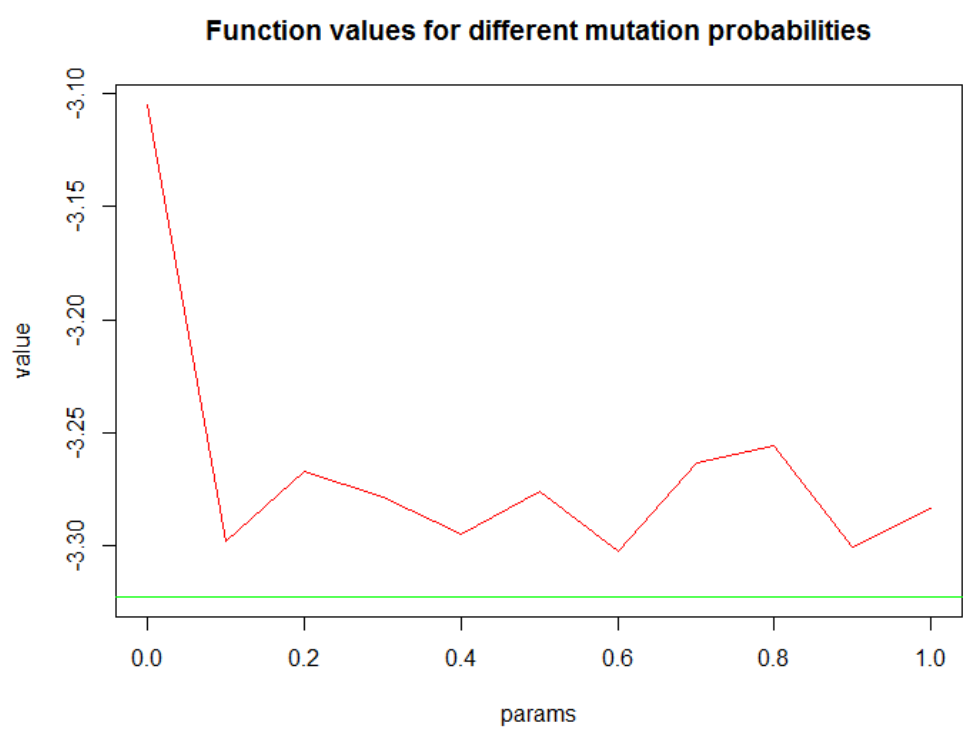


Rysunek 28: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezione optimum

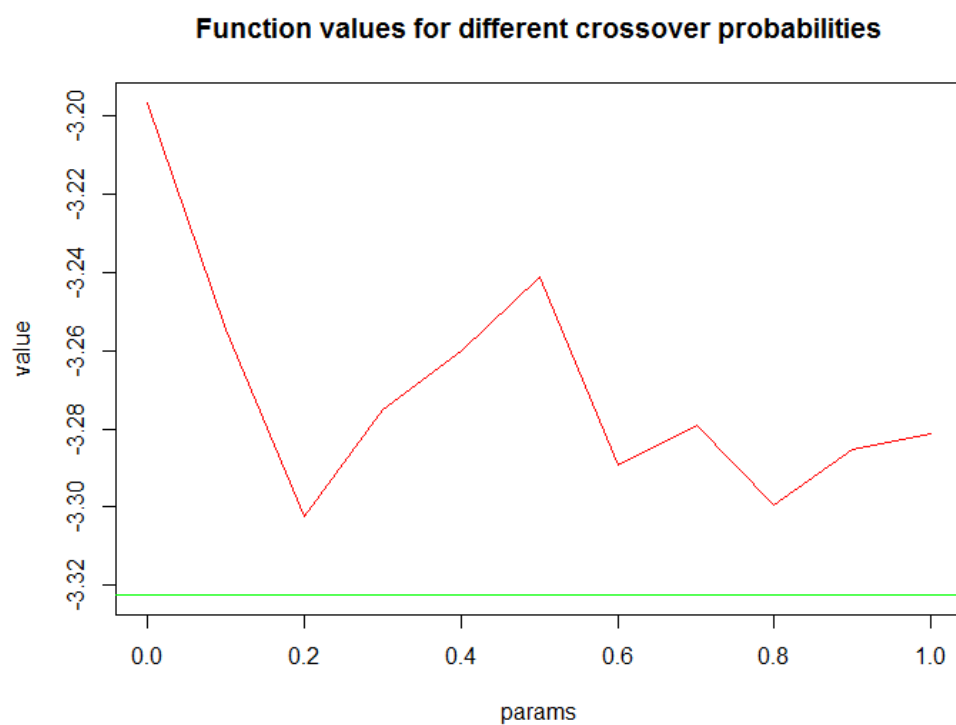
### 3.5 Hartman6 (6 parametrów)



Rysunek 29: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

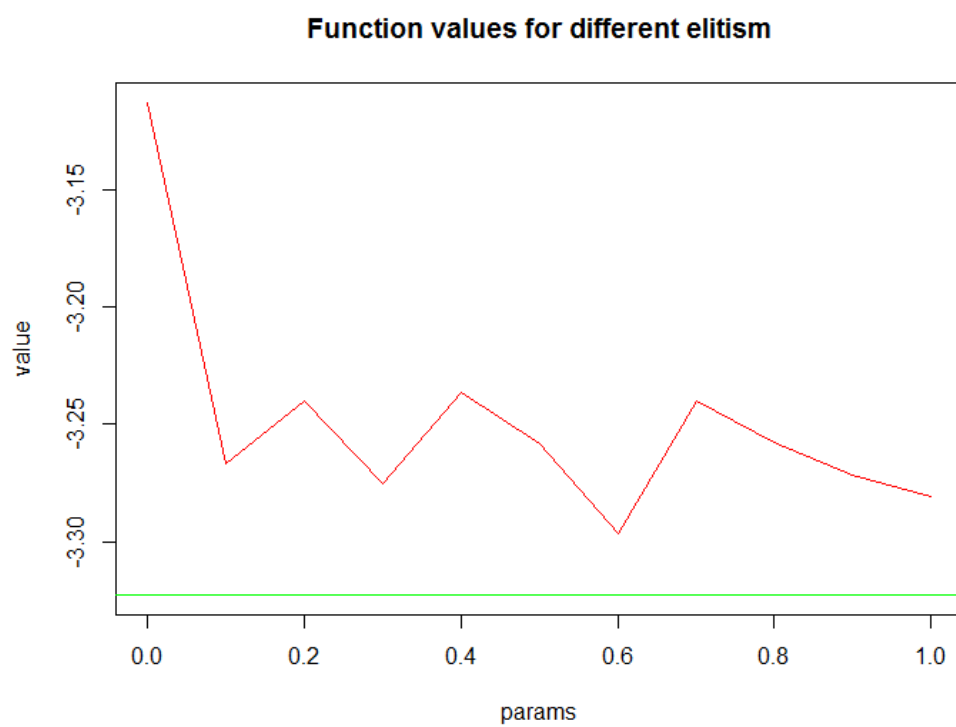


Rysunek 30: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

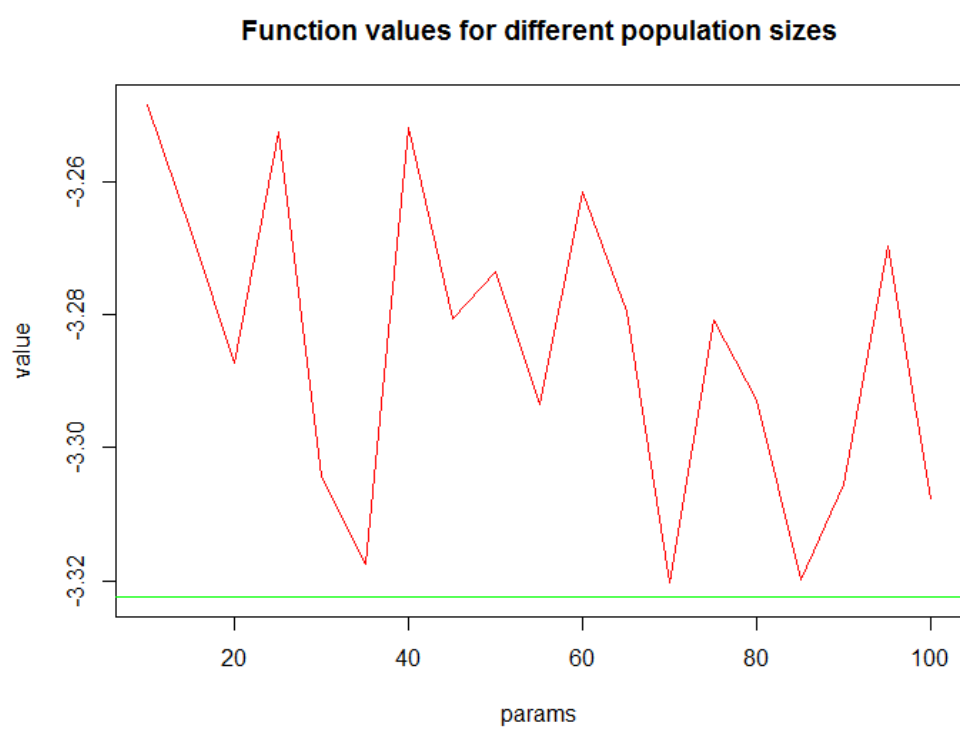


Rysunek 31: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

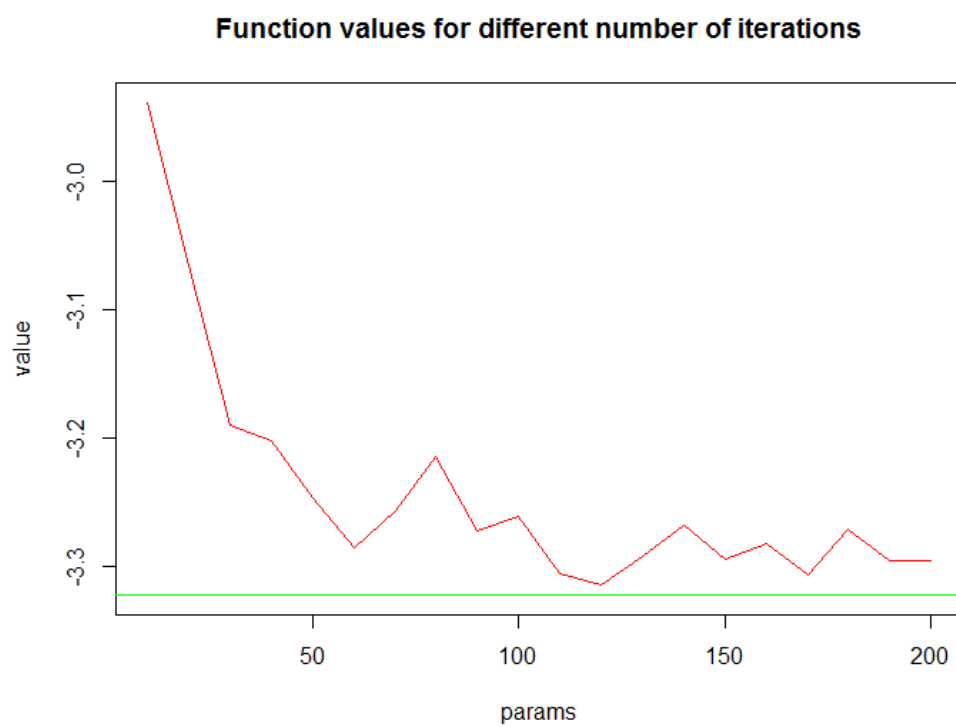




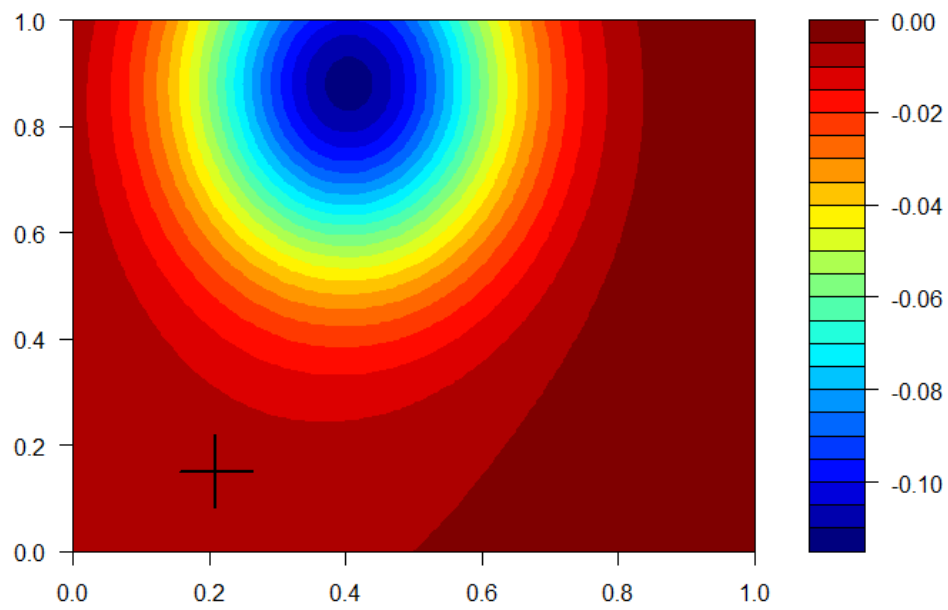
Rysunek 32: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elitizmu



Rysunek 33: Wartość znalezione optimum w zależności od rozmiarów populacji

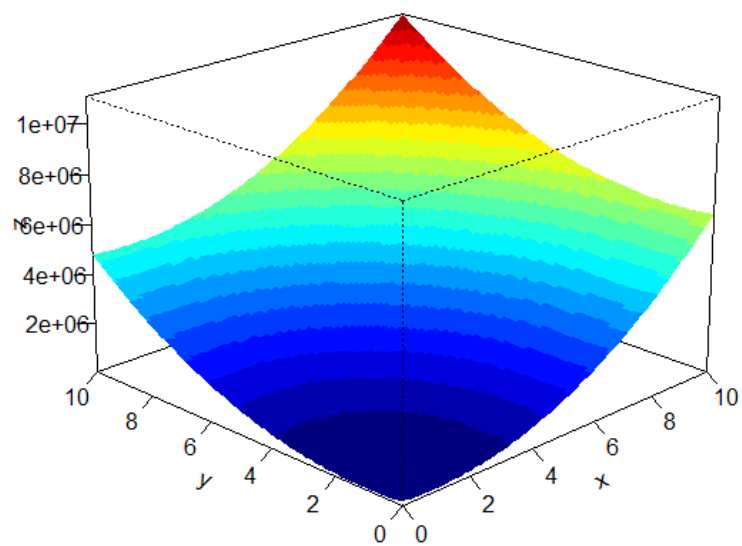


Rysunek 34: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji

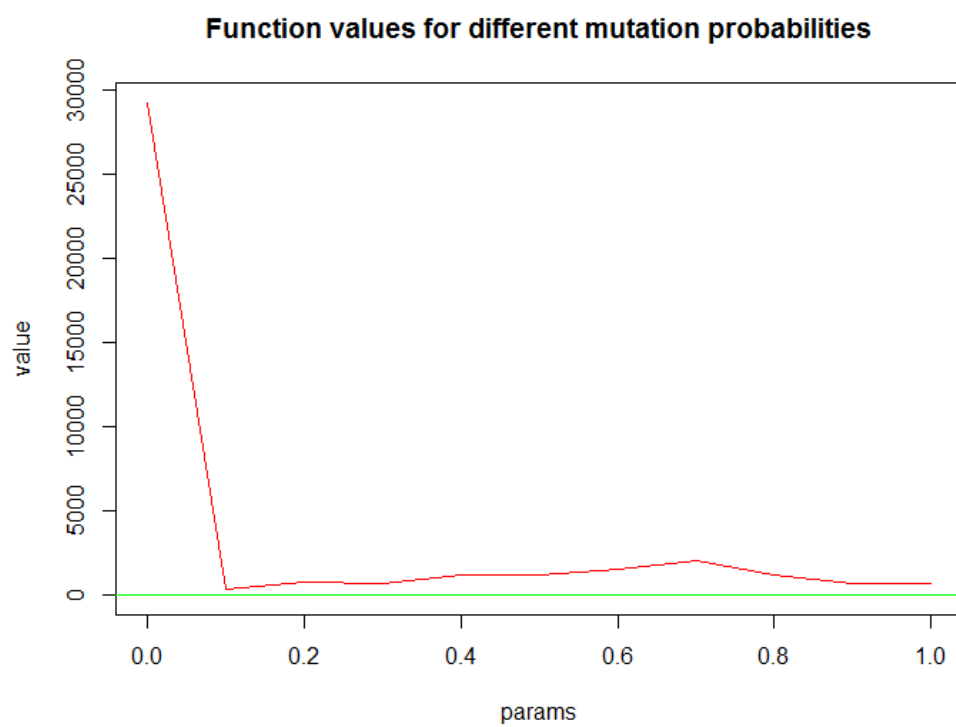


Rysunek 35: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezione optimum

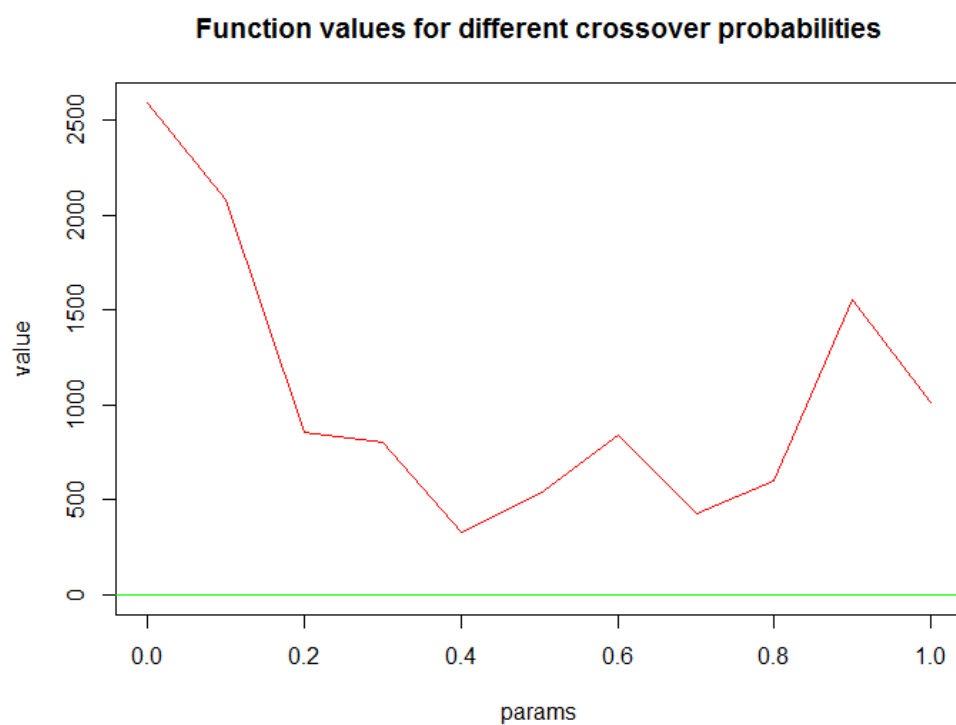
### 3.6 PriceTransistor (9 parametrów)



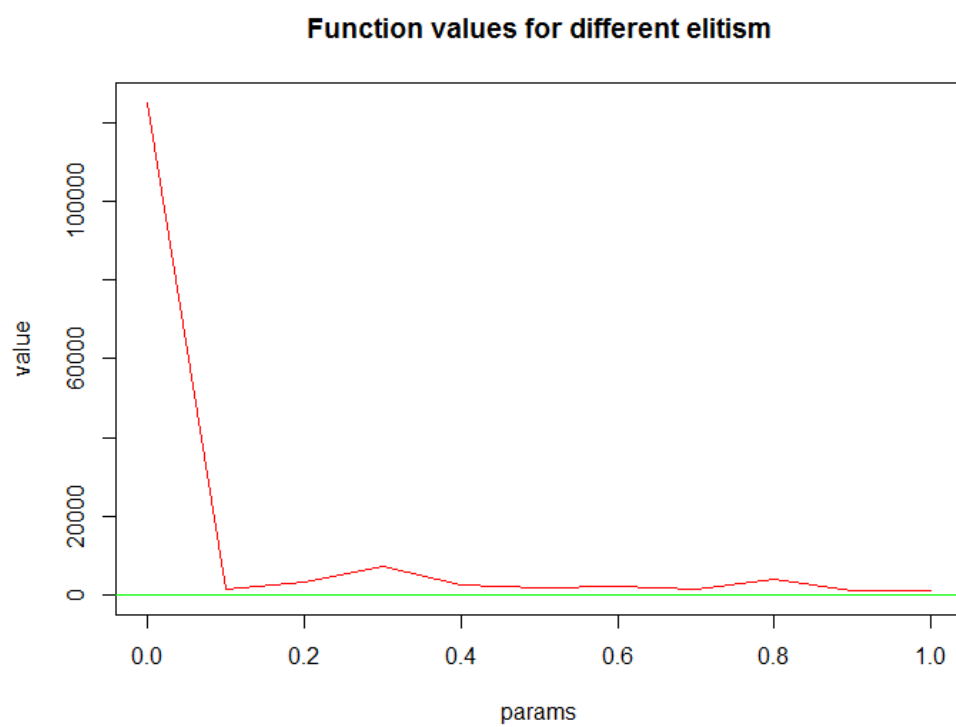
Rysunek 36: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum



Rysunek 37: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

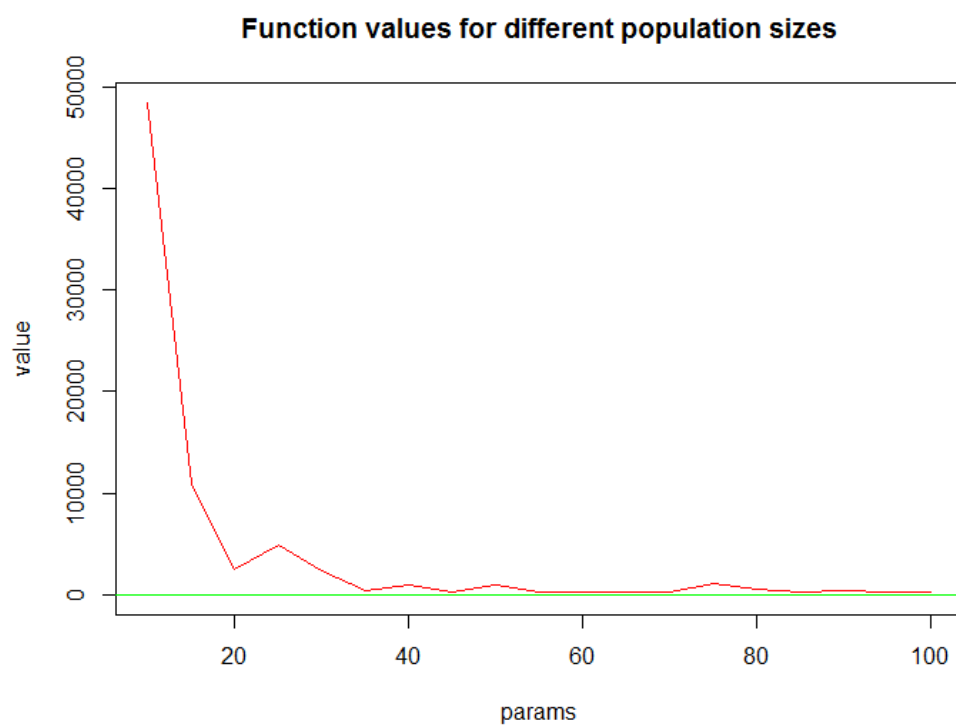


Rysunek 38: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

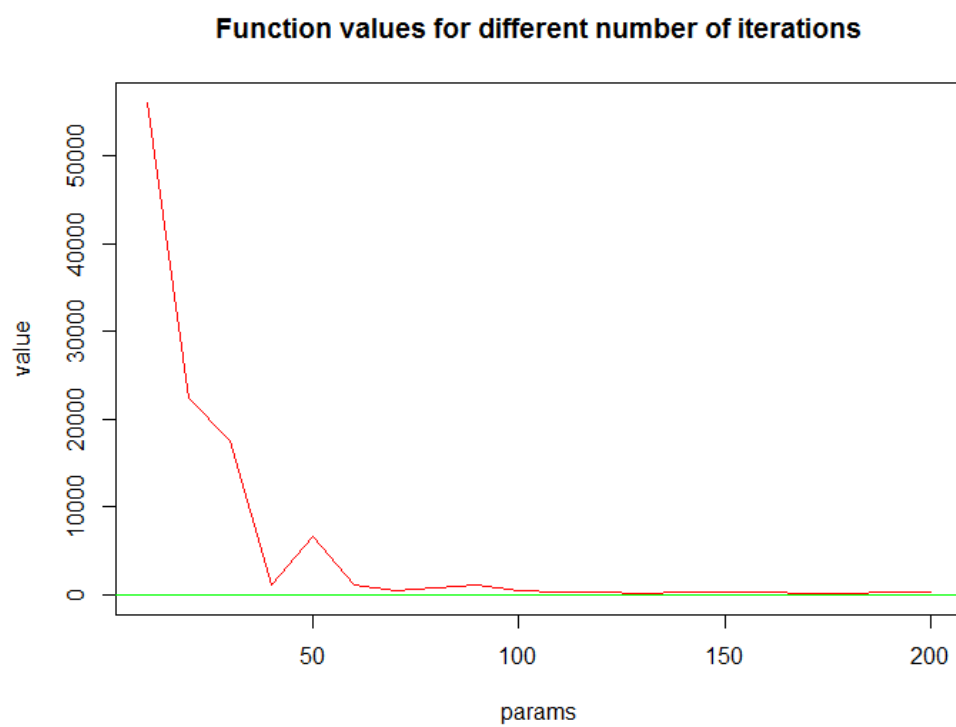


Rysunek 39: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elitizmu

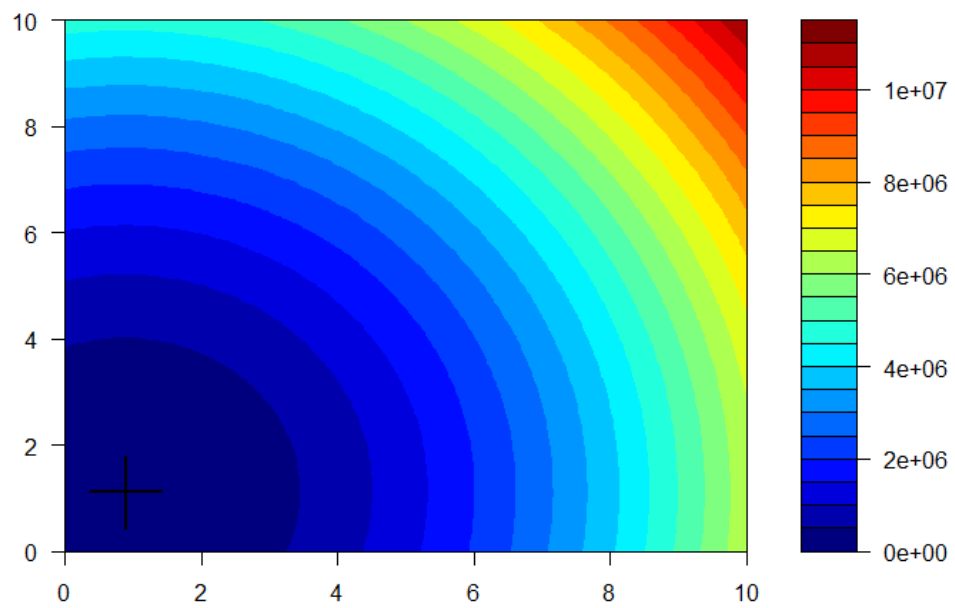




Rysunek 40: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji

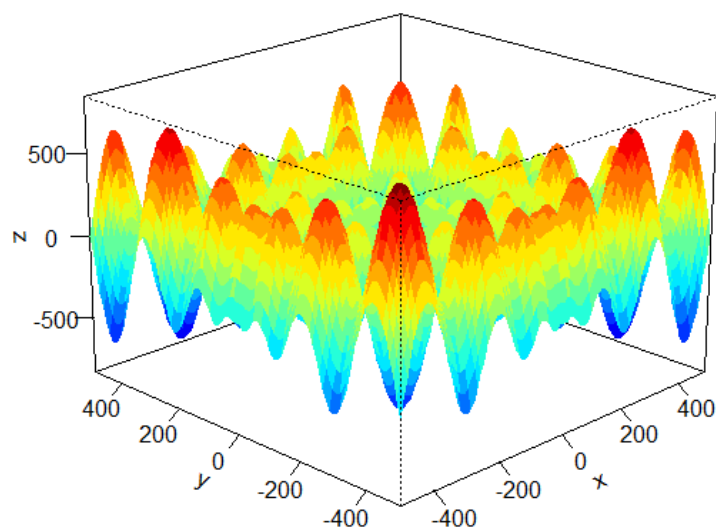


Rysunek 41: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji

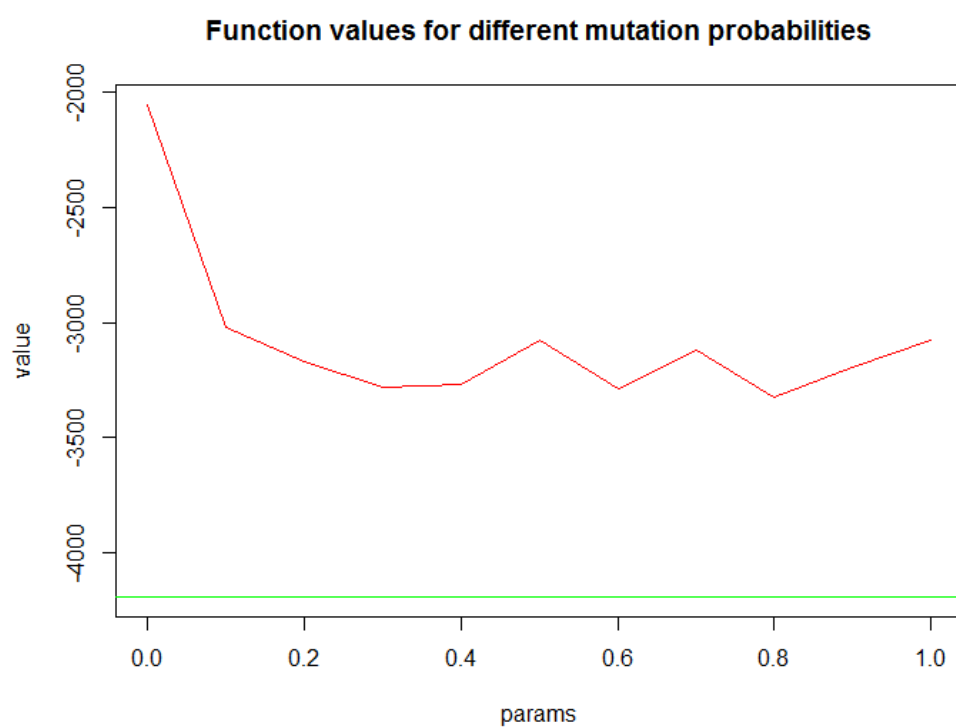


Rysunek 42: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezione optimum

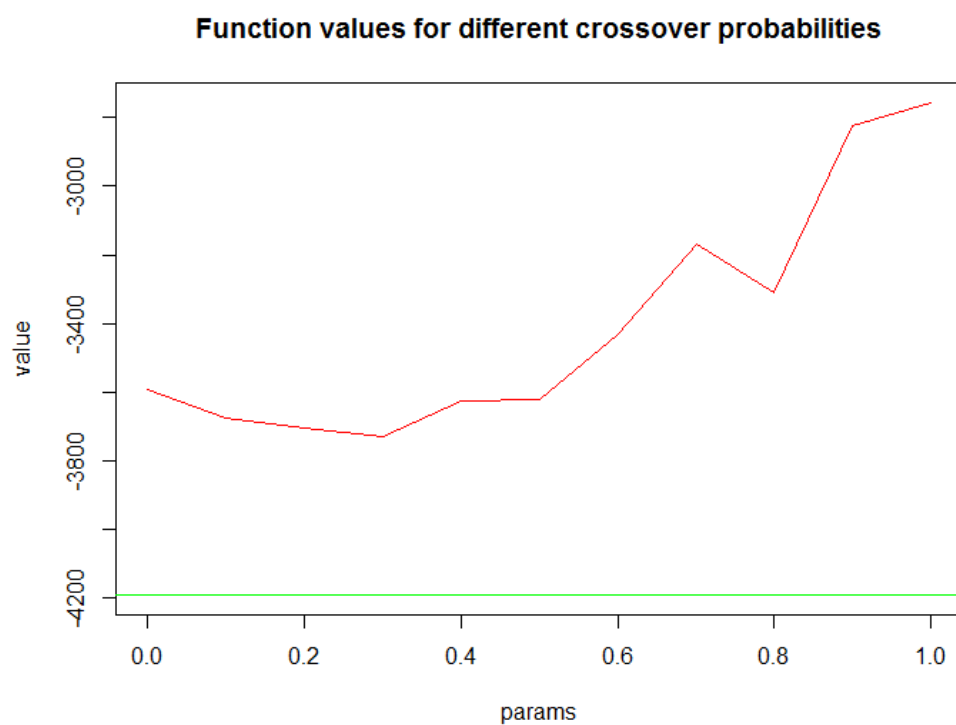
### 3.7 Schwefel (10 parametrów)



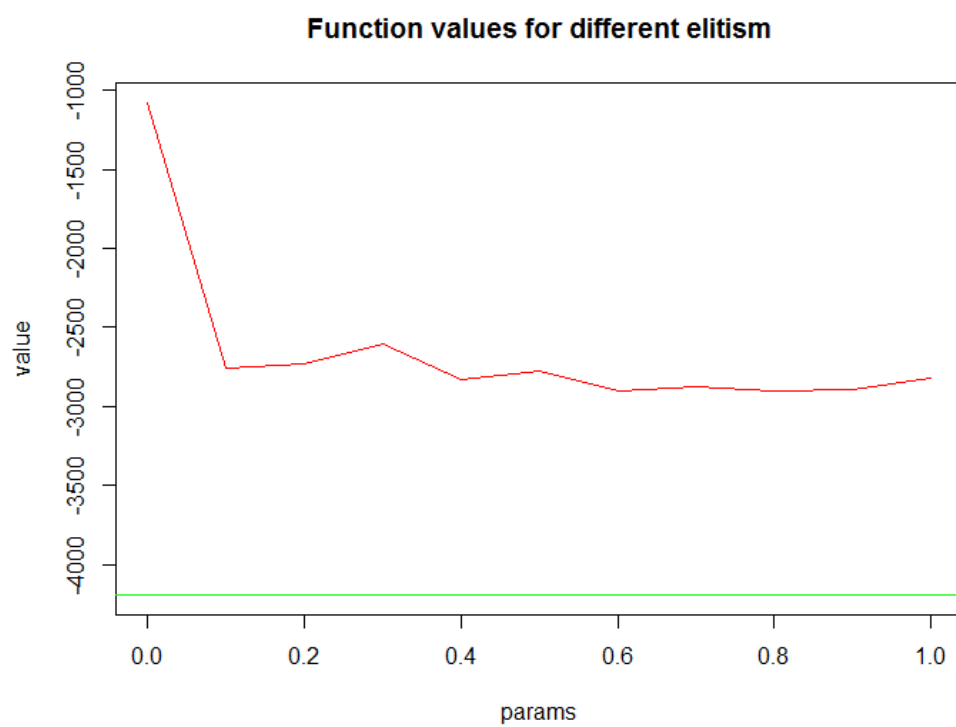
Rysunek 43: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum



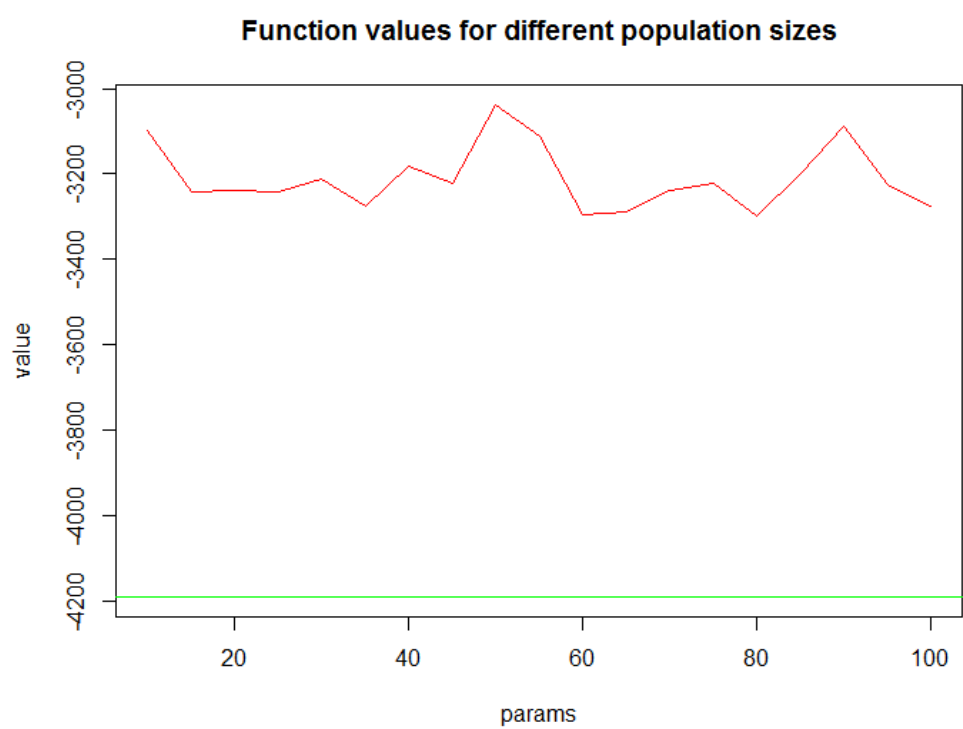
Rysunek 44: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji



Rysunek 45: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

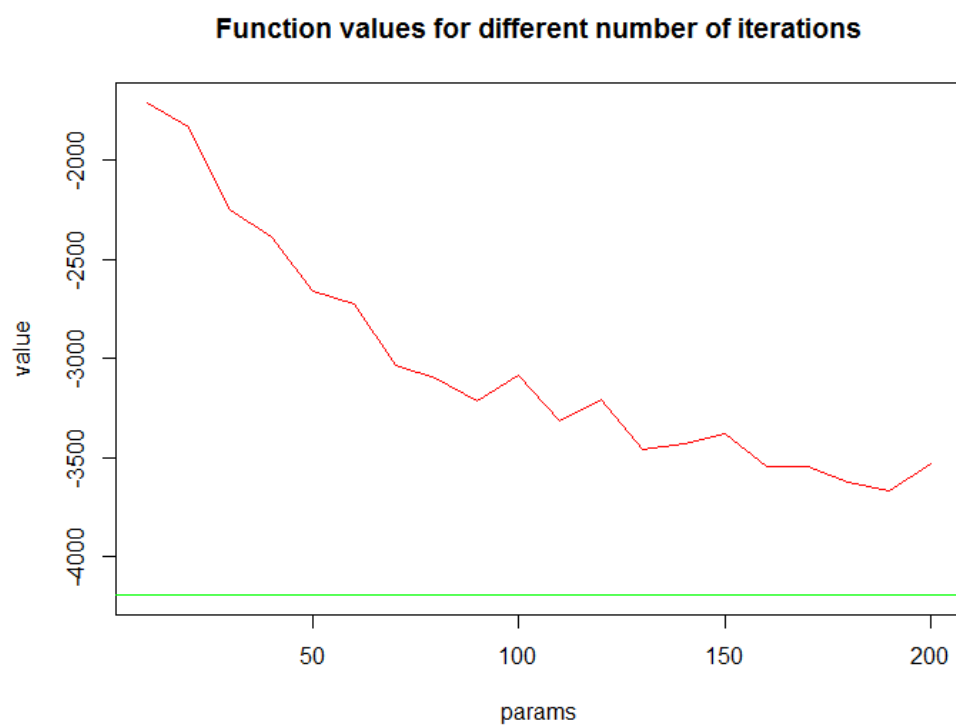


Rysunek 46: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elityzmu

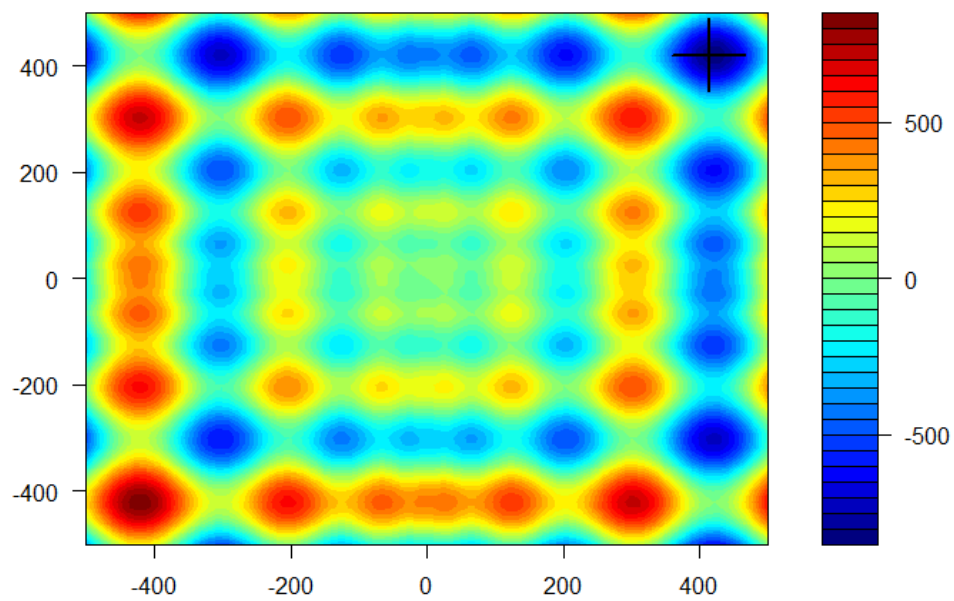


Rysunek 47: Wartość znalezione optimum w zależności od rozmiarów populacji



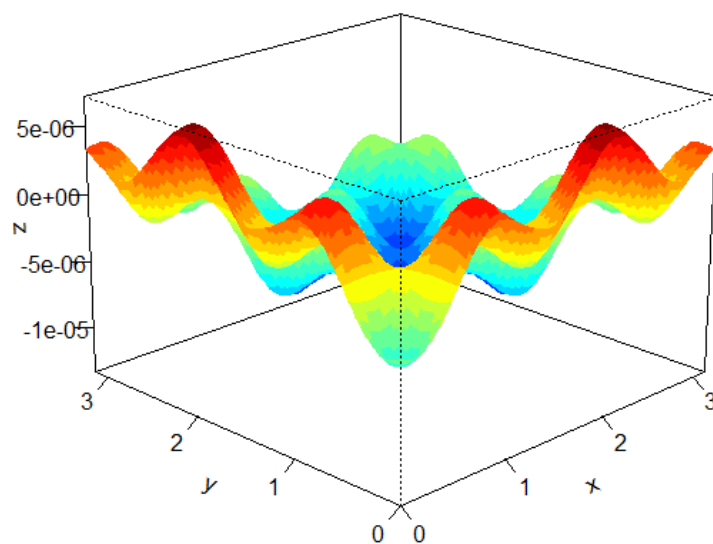


Rysunek 48: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji

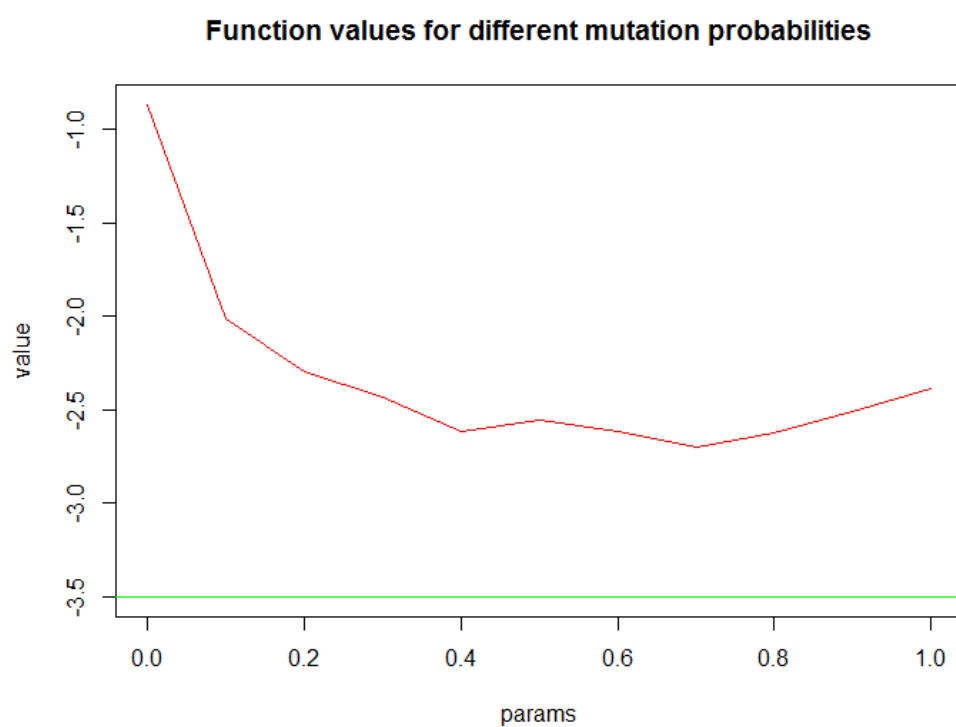


Rysunek 49: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum

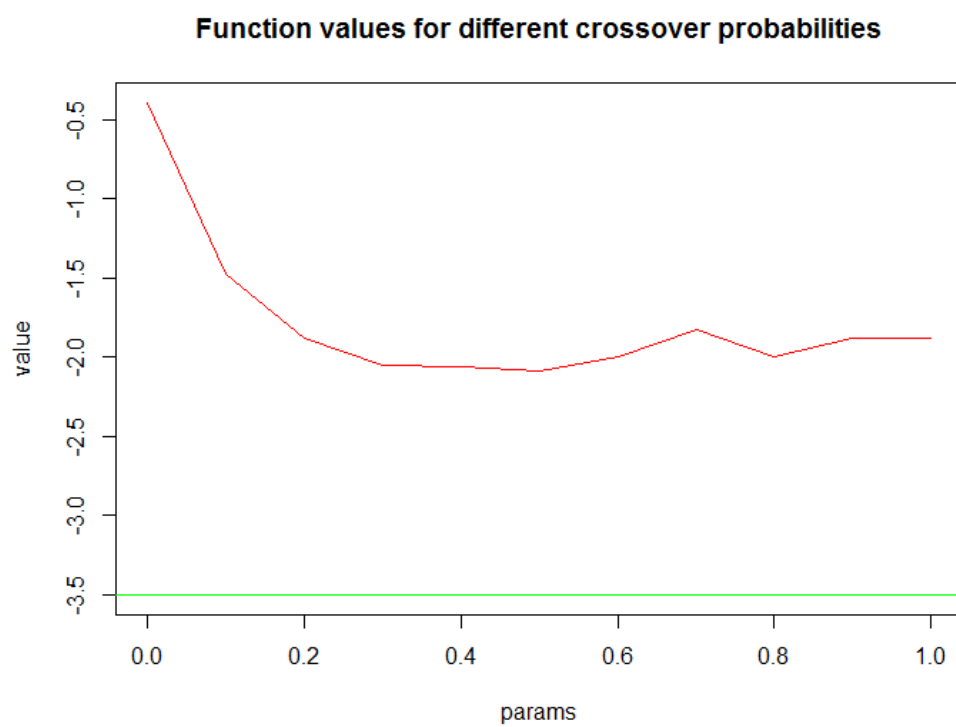
### 3.8 Zeldasine20 (20 parametrów)



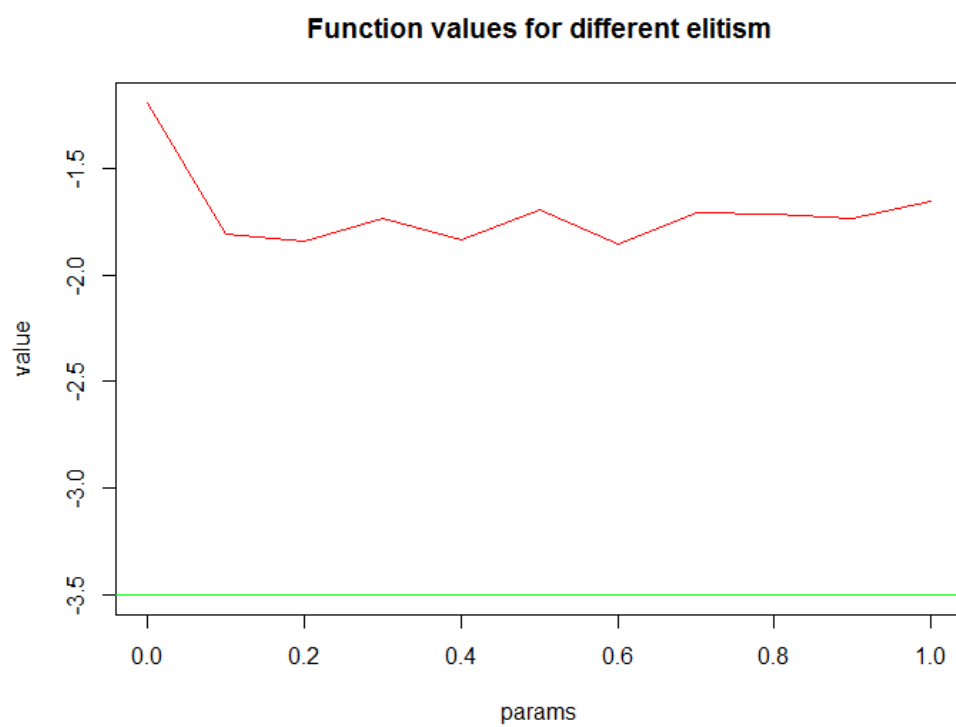
Rysunek 50: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionej optimum



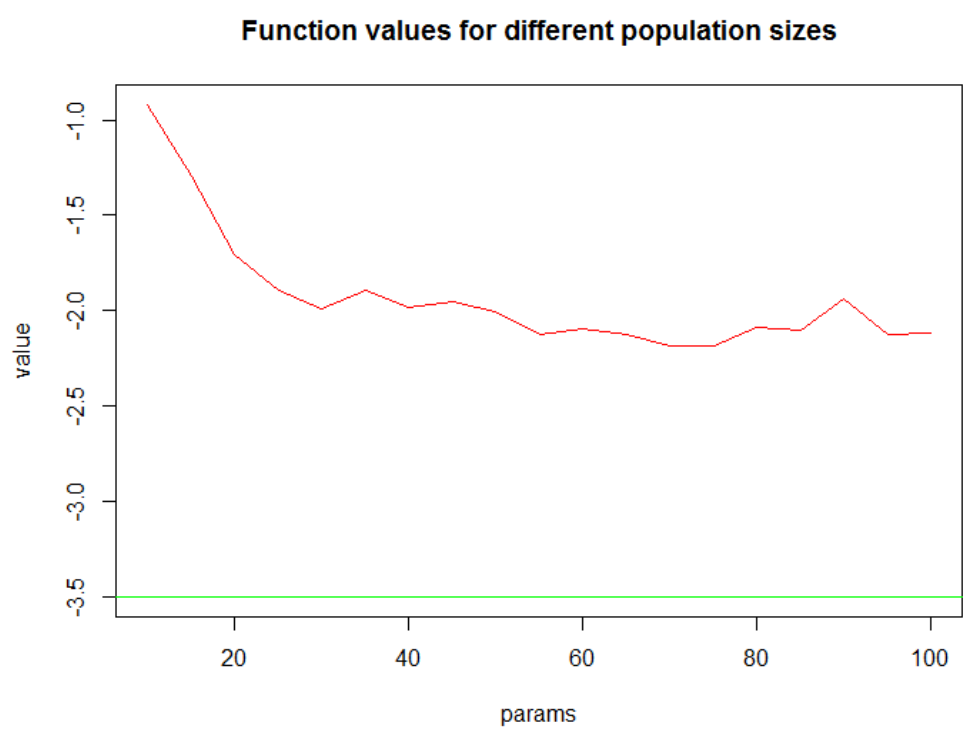
Rysunek 51: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji



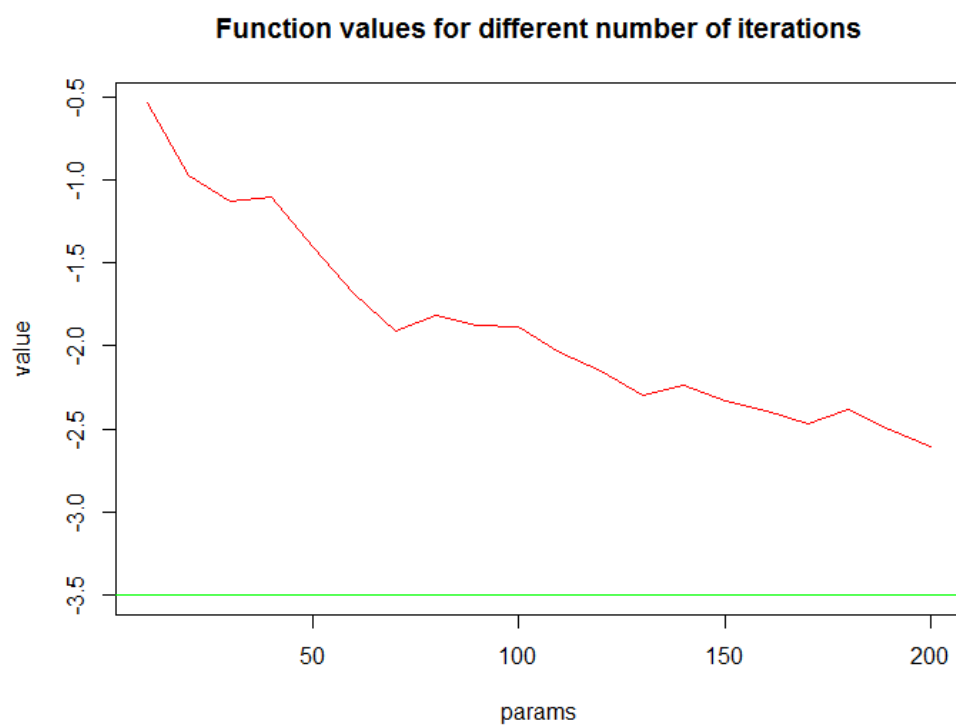
Rysunek 52: Wartość znalezionej optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania



Rysunek 53: Wartość znalezionej optimum w zależności od przyjętego elitizmu

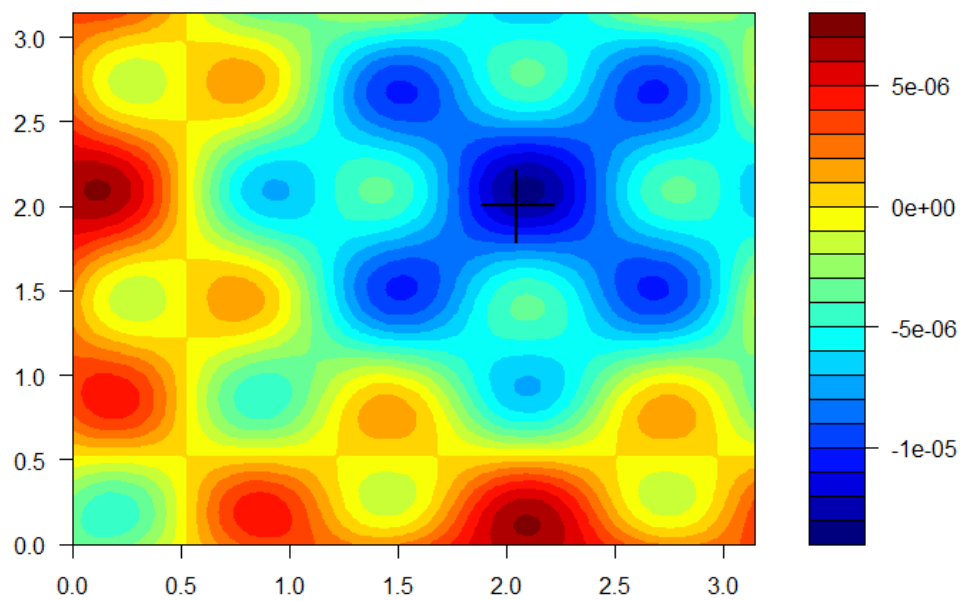


Rysunek 54: Wartość znalezionej optimum w zależności od rozmiarów populacji



Rysunek 55: Wartość znalezionej optimum w zależności od iteracji





Rysunek 56: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezione optimum

## 4 Podsumowanie

Test

Akapit

## Literatura

- [1] Artur Suchwałko “Wprowadzenie do R dla programistów innych języków”  
<https://cran.r-project.org/doc/contrib/R-dla-programistow-innych-jezykow.pdf>