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

Spis treści

1	1 Wprowadzenie		2	
2	Implementacja			
	2.1	Parametryzacja skryptu	7	
3	Przebieg badań			
	3.1	Branin (2 parametry)	8	
	3.2	Gulf (3 parametry)	11	
	3.3	CosMix4 (4 parametry)	15	
	3.4	EMichalewicz (5 parametrów)	18	
	3.5	Hartman6 (6 parametrów)	$2\overline{2}$	
	3.6	PriceTransistor (9 parametrów)	25	
	3.7	Schwefel (10 parametrów)	29	
	3.8	Zeldasine20 (20 parametrów)	32	
4	Pod	sumowanie	36	

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

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

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

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

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

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

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

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)

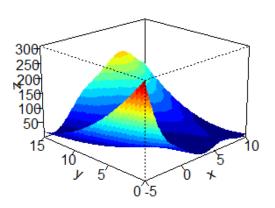
Każdy pomiar przeprowadzano 10-krotnie wyniki uśredniając. Domyślne parametry wynosiły kolejno:

- 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. Wzór funkcji zamieszczono poniżej (1).

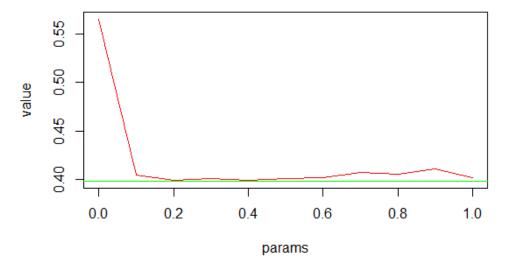
$$f(\mathbf{x}) = a(x_2 - bx_1^2 + cx_1 - r)^2 + s(1 - t)\cos(x_1) + s \tag{1}$$



Rysunek 1: Wykres funkcji Branin (d=2)

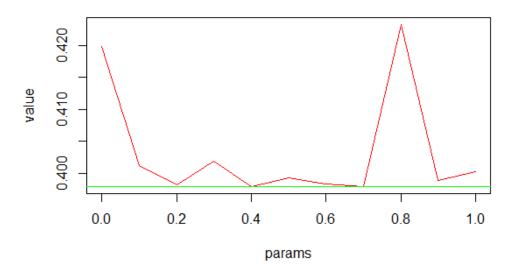
Na kolejnych stronach zamieszczono wyniki pomiarów dla różnych wartości parametrów algorytmu genetycznego.

Function values for different mutation probabilities



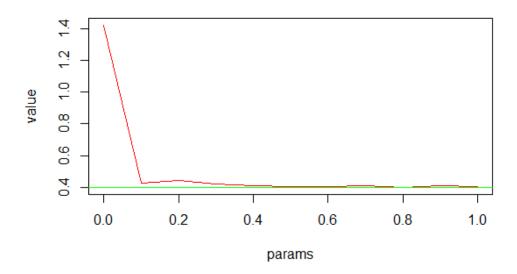
Rysunek 2: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



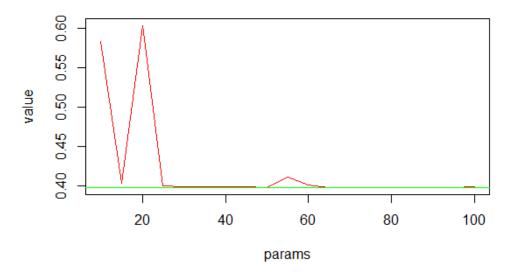
Rysunek 3: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

Function values for different elitism

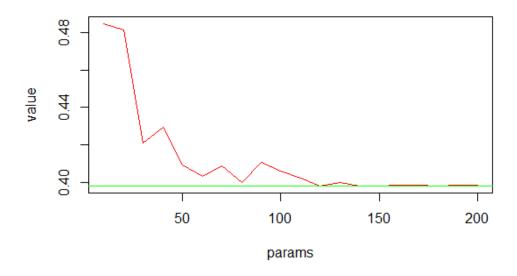


Rysunek 4: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

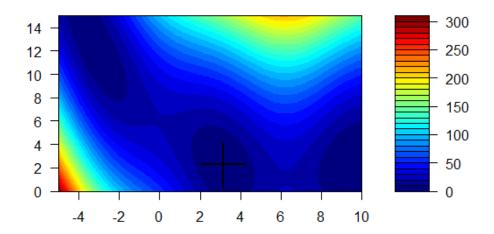
Function values for different population sizes



Rysunek 5: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji



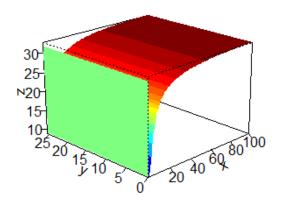
Rysunek 6: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



Rysunek 7: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.2 Gulf (3 parametry)

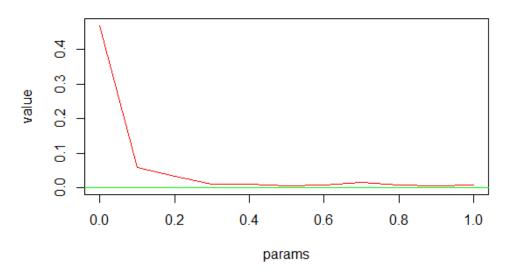
Gulf jest funkcją przyjmującą trzy parametry. Na ilustracji (rys. 8) przedstawiono jej wykres dla pierwszych dwóch wymiarów.



Rysunek 8: Wykres funkcji Gulf (d=3)

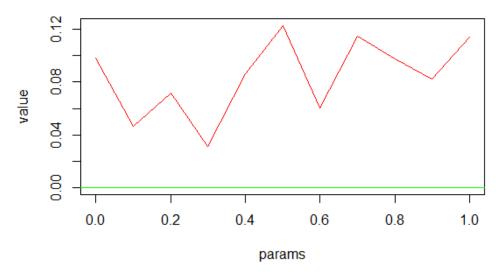
Na kolejnych stronach zamieszczono wyniki pomiarów dla różnych wartości parametrów algorytmu genetycznego.

Function values for different mutation probabilities



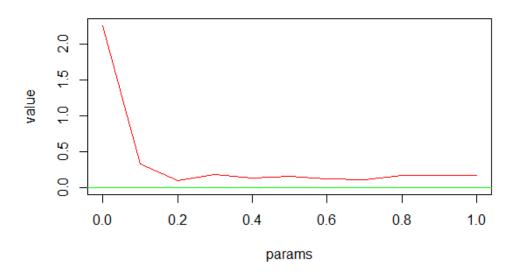
Rysunek 9: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



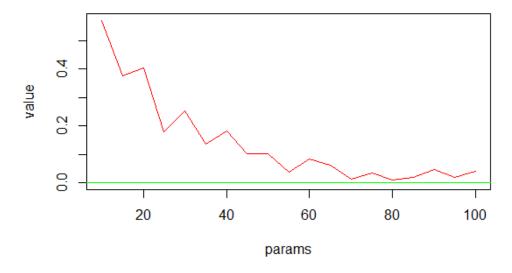
Rysunek 10: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

Function values for different elitism



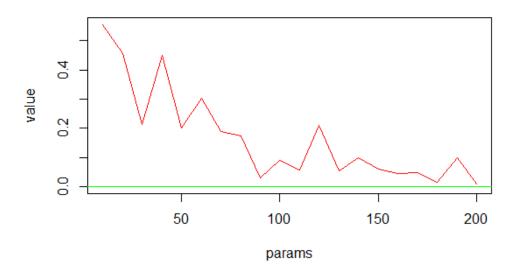
Rysunek 11: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

Function values for different population sizes



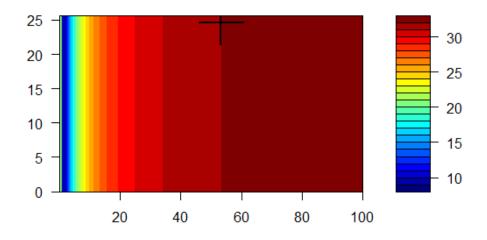
Rysunek 12: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

Function values for different number of iterations



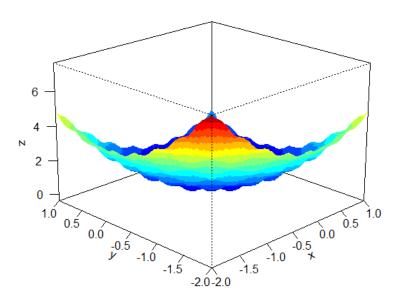
Rysunek 13: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji

Jak możemy zauważyć na ilustracji poniżej (rys. 14) 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.



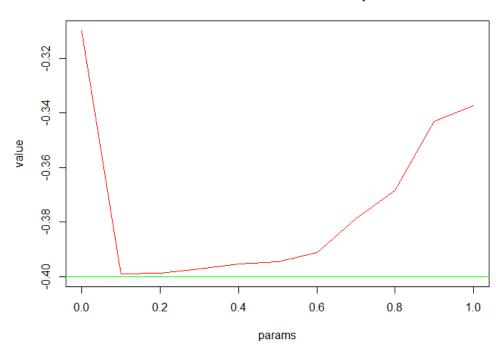
Rysunek 14: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.3 CosMix4 (4 parametry)



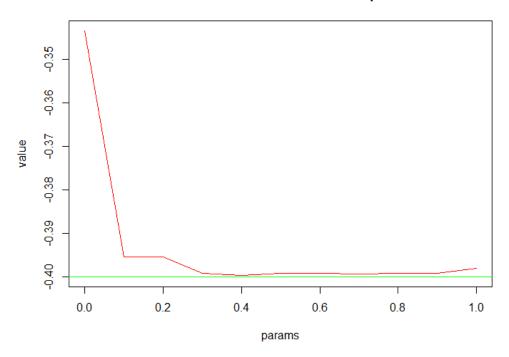
Rysunek 15: Wykres funkcji CosMix4 (d=4)

Function values for different mutation probabilities



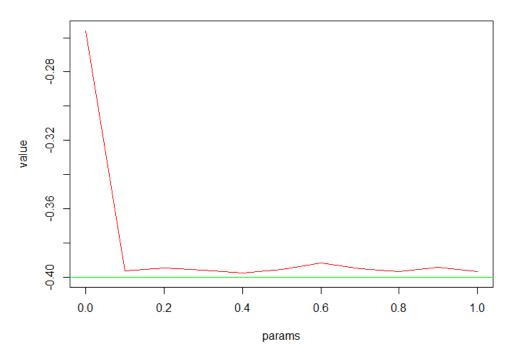
Rysunek 16: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



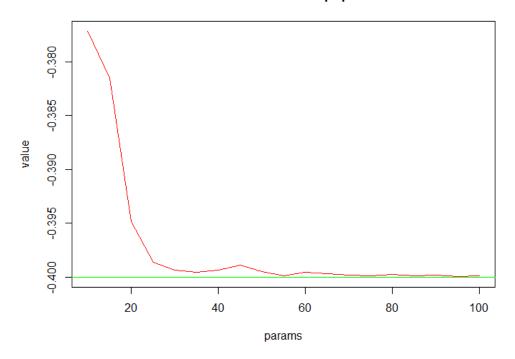
Rysunek 17: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzy-żowania

Function values for different elitism

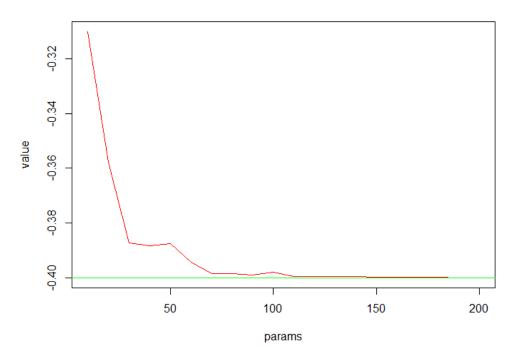


Rysunek 18: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

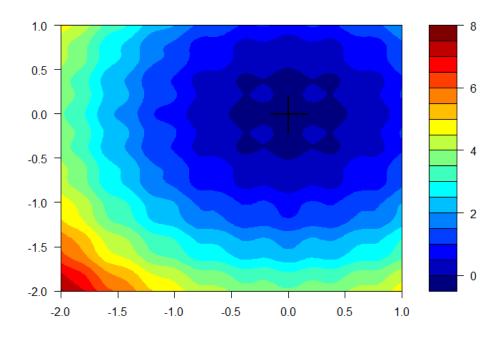
Function values for different population sizes



Rysunek 19: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

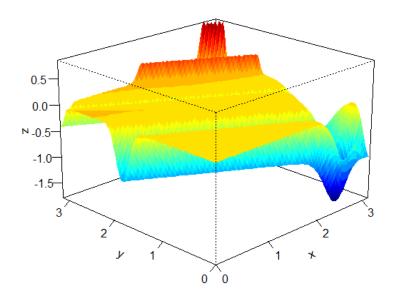


Rysunek 20: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



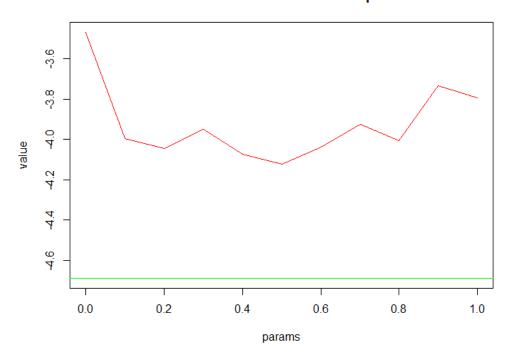
Rysunek 21: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.4 EMichalewicz (5 parametrów)



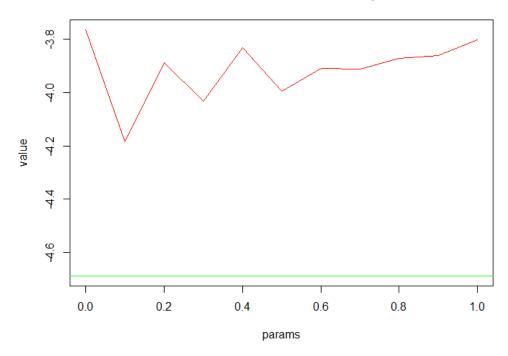
Rysunek 22: Wykres funkcji EMI
chalewicz (d=5)

Function values for different mutation probabilities



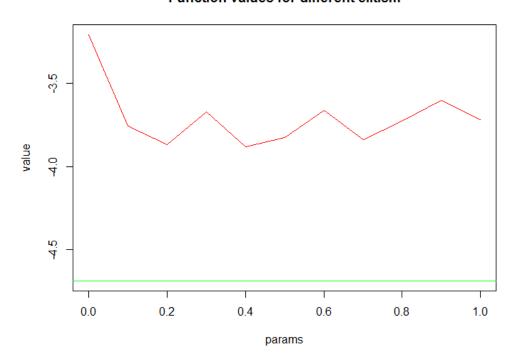
Rysunek 23: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



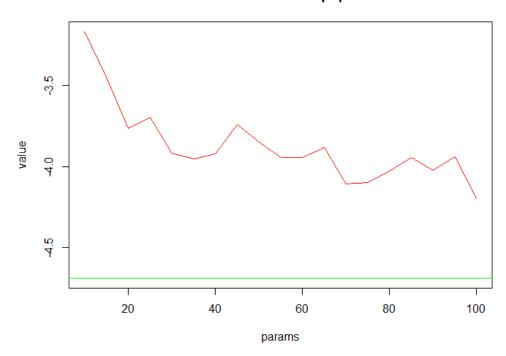
Rysunek 24: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzy-żowania

Function values for different elitism

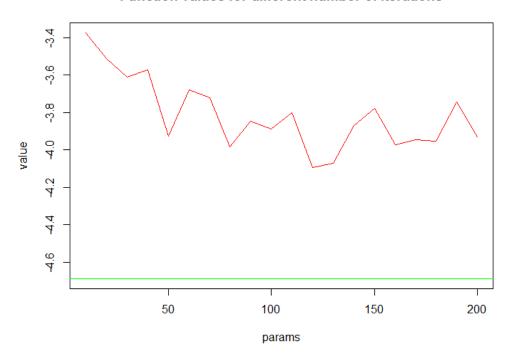


Rysunek 25: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

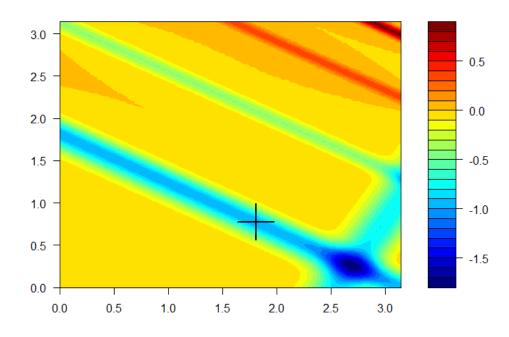
Function values for different population sizes



Rysunek 26: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

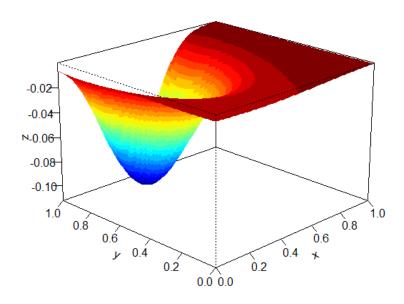


Rysunek 27: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



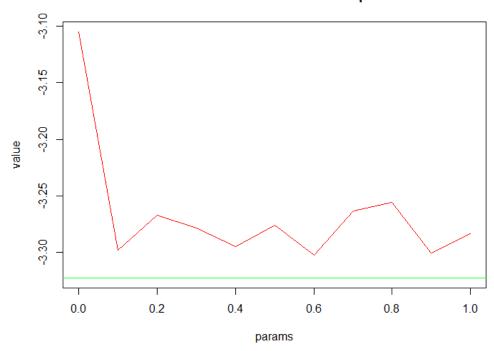
Rysunek 28: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.5 Hartman6 (6 parametrów)



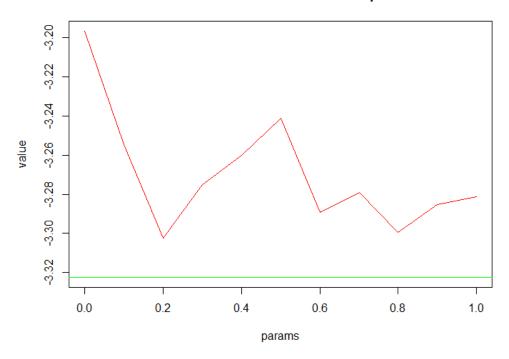
Rysunek 29: Wykres funkcji Hartman6 (d=6)

Function values for different mutation probabilities



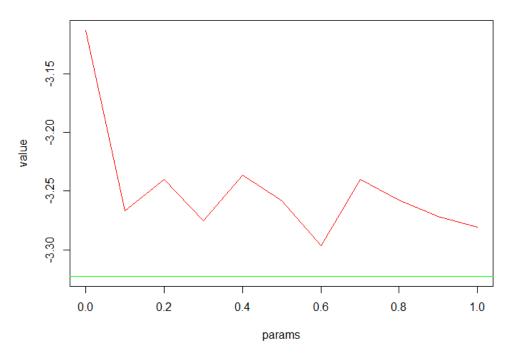
Rysunek 30: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



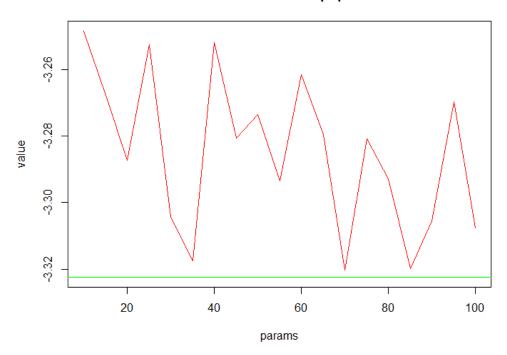
Rysunek 31: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzy-żowania

Function values for different elitism

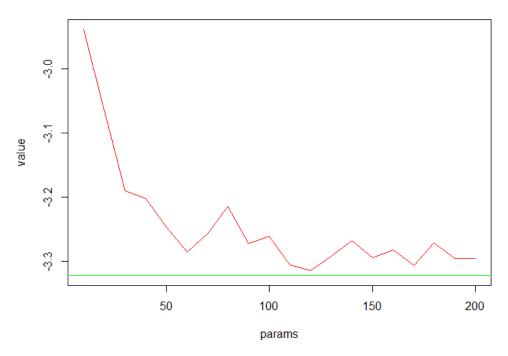


Rysunek 32: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

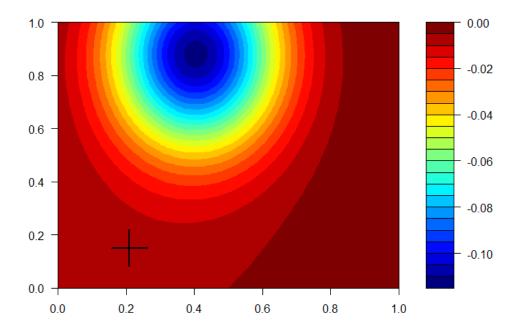
Function values for different population sizes



Rysunek 33: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

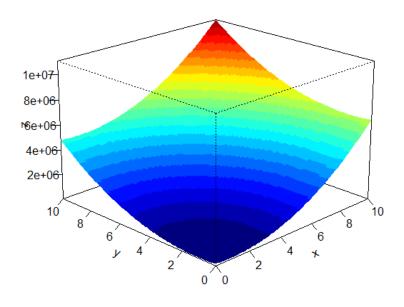


Rysunek 34: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



Rysunek 35: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.6 PriceTransistor (9 parametrów)

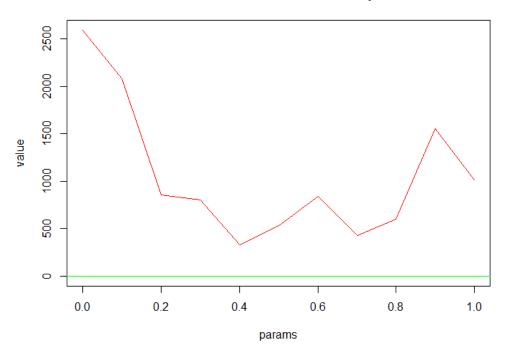


Rysunek 36: Wykres funkcji PriceTransistor (d=9)

Rysunek 37: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

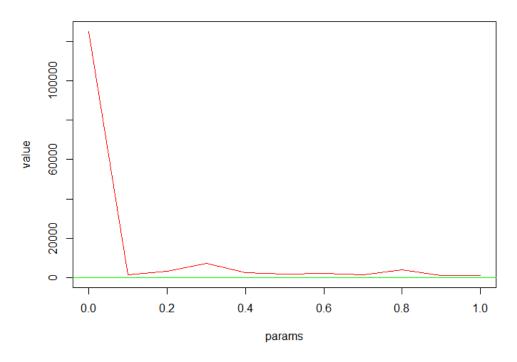
params

Function values for different crossover probabilities

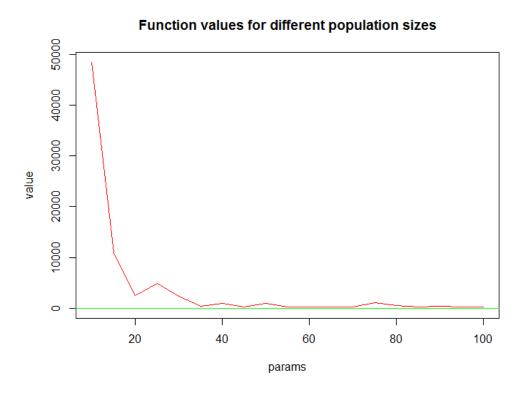


Rysunek 38: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzy-żowania

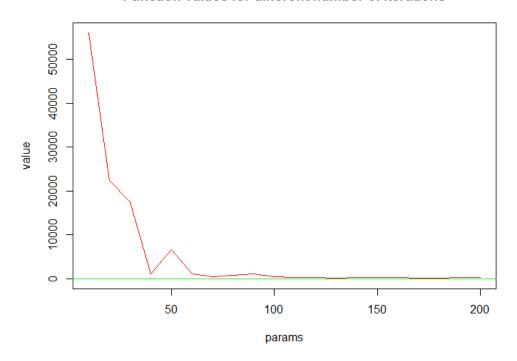
Function values for different elitism



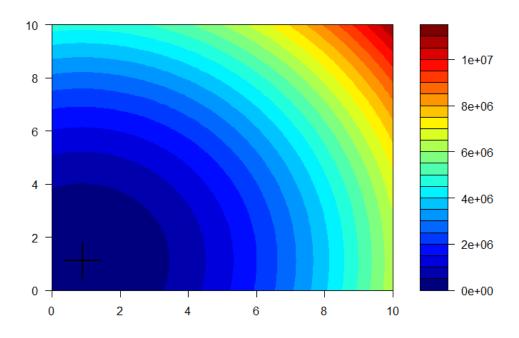
Rysunek 39: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu



Rysunek 40: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

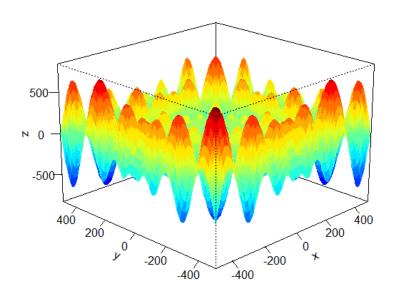


Rysunek 41: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji

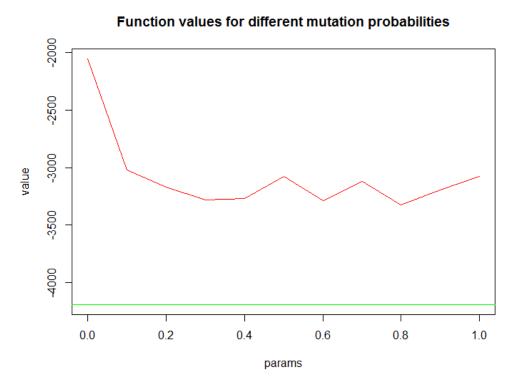


Rysunek 42: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.7 Schwefel (10 parametrów)

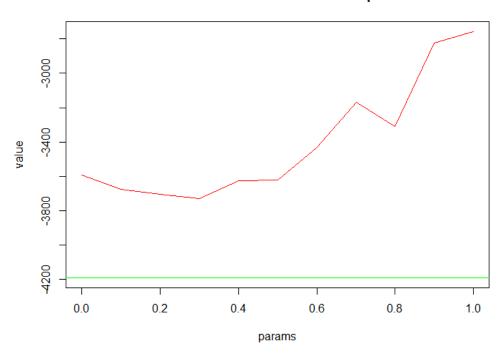


Rysunek 43: Wykres funkcji Schwefel (d=10)

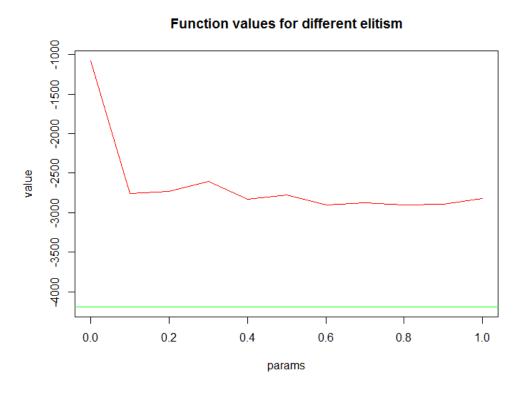


Rysunek 44: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



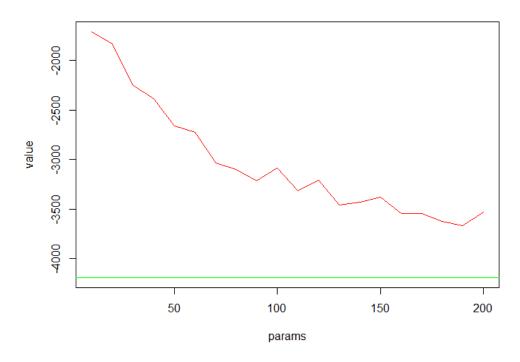
Rysunek 45: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania



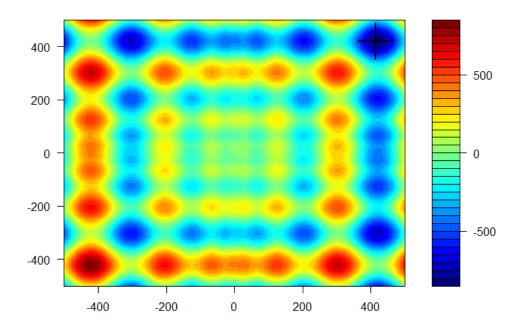
Rysunek 46: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

Function values for different population sizes Name of the state of t

Rysunek 47: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji

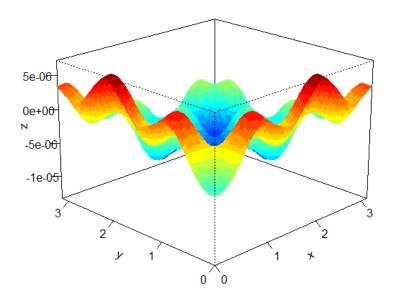


Rysunek 48: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



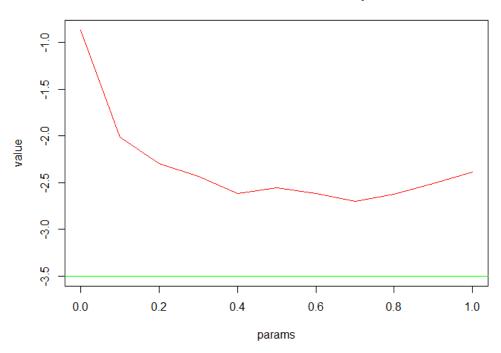
Rysunek 49: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

3.8 Zeldasine20 (20 parametrów)



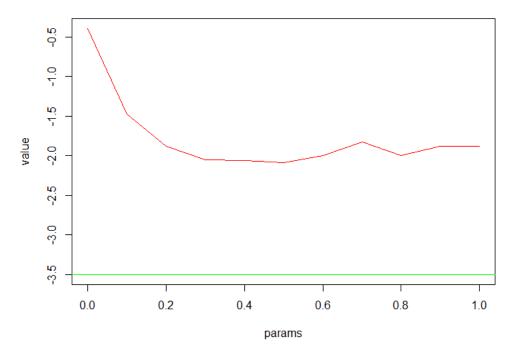
Rysunek 50: Wykres funkcji Zeldasine (d=20)

Function values for different mutation probabilities



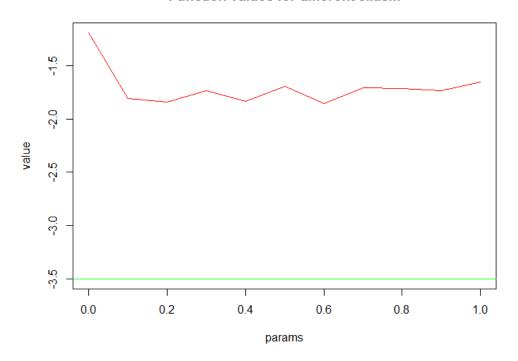
Rysunek 51: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa mutacji

Function values for different crossover probabilities



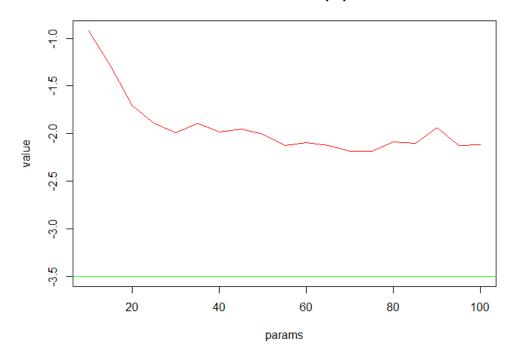
Rysunek 52: Wartość znalezionego optimum w zależności od prawdopodobieństwa krzyżowania

Function values for different elitism

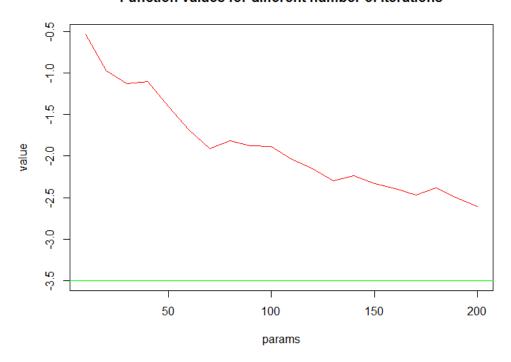


Rysunek 53: Wartość znalezionego optimum w zależności od przyjętego elityzmu

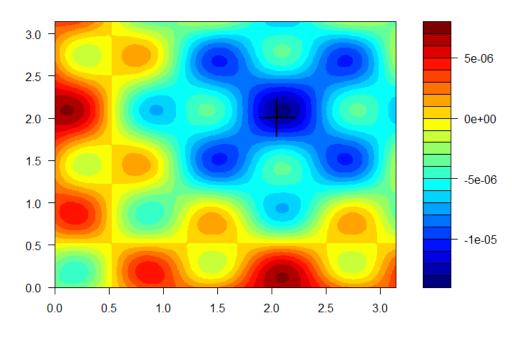
Function values for different population sizes



Rysunek 54: Wartość znalezionego optimum w zależności od rozmiarów populacji



Rysunek 55: Wartość znalezionego optimum w zależności od ilości iteracji



Rysunek 56: Poglądowa lokalizacja najlepszego znalezionego optimum

4 Podsumowanie

Test

Akapit

Literatura

 $[1] \ Artur \ Suchwałko \ ``Wprowadzenie \ do \ R \ dla \ programistów \ innych \ języków'' \ https://cran.r-project.org/doc/contrib/R-dla-programistow-innych-jezykow.pdf$