Zadanie 2: optymalizacja z ograniczeniami

Termin realizacji: 31 marca 2025

Wybierz funkcję testową wykorzystaną w zadaniu 1.

Zadanie do oddania przez MS Teams. Do oddania: kod oraz krótkie sprawozdanie w PDF (można na przykład przy użyciu quarto render notebook.ipynb --to pdf).

Na 3.0

Do realizacji:

- 1. Dodaj ograniczenie postaci $x_1^2 + x_2 + b = 0$ ze stałą b dopasowaną w taki sposób, aby żadne minimum lokalne (przynajmniej w zakresie w którym losowany jest punkt początkowy) nie spełniają ograniczenia.
- 2. Zaimplementuj metodę funkcji kary do rozwiązania tego problemu.
- 3. Wylosuj 10 punktów z dziedziny przeszukiwania z tabelki. Dla każdego z nich przeprowadź 100 kroków optymalizacji metodą największego spadku ze stałym krokiem. Narysuj wykres zależności wartości funkcji optymalizowanej od kroku optymalizacji.
- 4. Przeprowadź procedurę dla kilku kroków. Spróbuj zilustrować brak zbieżności, szybką zbieżność i powolną zbieżność.

Na 4.0

Do realizacii:

- 1. Punkty z zadania na 3.0.
- 2. Zamień metodę największego spadku na metodę gradientów sprzężonych.

Na 5.0

Do realizacji:

- 1. Punkty z zadania na 4.0.
- 2. Wykonaj benchmarking metody z użyciem BenchmarkTools. jl. Zanotuj czasy działania wywołań optymalizacji oraz liczbę alokacji. Spróbuj zoptymalizować działanie funkcji korzystając wymienionych tu rad: Julia performance tips. W sprawozdaniu napisz jakie zmiany wykonane i jak wpłynęły na czas działania programu.

```
using Random
using Plots
using Distributions
```

Wybrana funckcja testowa

```
function himmelblau(x, y)
   return (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2
end

himmelblau (generic function with 1 method)

function himmelblau_gradient(x, y)
   df_dx = 4 * x * (x^2 + y - 11) + 2 * (x + y^2 - 7)
   df_dy = 2 * (x^2 + y - 11) + 4 * y * (x + y^2 - 7)
   return df_dx, df_dy
end

himmelblau_gradient (generic function with 1 method)
```

Ograniczenie: $x^2 + y + b = 0$

```
function constraint(x, y, b)
    return x^2 + y + b
end

constraint (generic function with 1 method)

function constraint_grad(x, y, b)
    return (2*x, 1)
end

constraint_grad (generic function with 1 method)
```

Kara

Funkcja kary

```
function penalty_function(fun1, constr_fun, x, y, b, \mu) return fun1(x, y) + \mu * constr_fun(x, y, b)^2 end penalty_function (generic function with 1 method)
```

Gradient kary

```
function penalty_gradient(fun_grad, constr, constr_grad, x, y, b, μ)
   df_dx, df_dy = fun_grad(x, y)
   constraint_value = constr(x, y, b)
   constr_grad__value_vect = constr_grad(x, y, b)
   df_dx += 2 * μ * constraint_value .* constr_grad__value_vect[1]
```

```
df_dy += 2 * \mu * constraint_value .* constr_grad__value_vect[2] return df_dx, df_dy end penalty_gradient (generic function with 1 method)
```

Metoda największego spadku ze stałym krokiem

```
function gradient_descent_fixed_step(fun, fun_grad, constr,
constr_grad, x, y, α, iterations, b, μ)
  cost_history = []

for i in 1:iterations
    grad_x, grad_y = penalty_gradient(fun_grad, constr,
constr_grad, x, y, b, μ)
    x -= α * grad_x
    y -= α * grad_y
    push!(cost_history, penalty_function(fun, constr, x, y, b, μ))
  end

return x, y, cost_history
end
gradient_descent_fixed_step (generic function with 1 method)
```

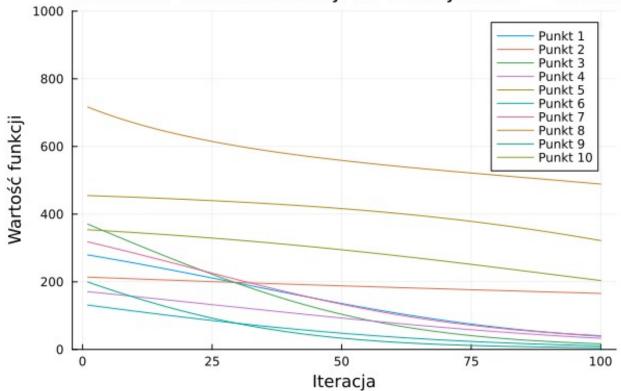
Wywołanie

```
# Parametrv
Random.seed! (42)
num points = 10
start points = [(rand(Uniform(-5, 5)), rand(Uniform(-5, 5)))] for in
1:num points]
\alpha values = [0.0001, 0.001, 0.002] # [0.0002, 0.001, 0.01]
iterations = 100
b = -10
\mu = 2
for \alpha in \alpha values
    all cost histories = []
    for (x0, y0) in start points
        x opt, y opt, cost history =
gradient descent fixed step(himmelblau, himmelblau gradient,
constraint, constraint grad, x0, y0, \alpha, iterations, b, \mu)
        push!(all cost histories, cost history)
```

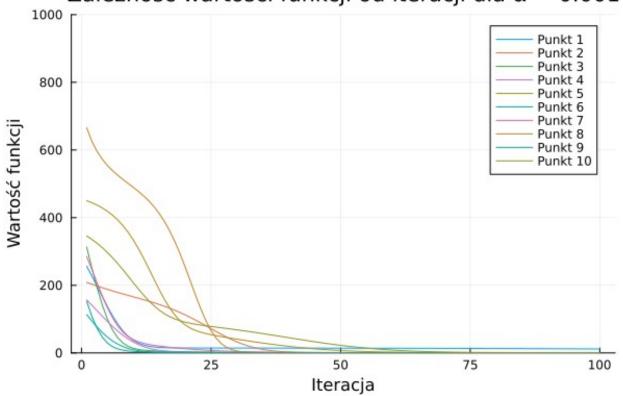
```
plt = plot(1:iterations, all_cost_histories[1], label="Punkt 1",
xlabel="Iteracja", ylabel="Wartość funkcji", title="Zależność wartości
funkcji od iteracji dla α = $α", ylim=(0, 1000))
    for i in 2:num_points
        plot!(plt, 1:iterations, all_cost_histories[i], label="Punkt")
    end

    display(plt)
end
```

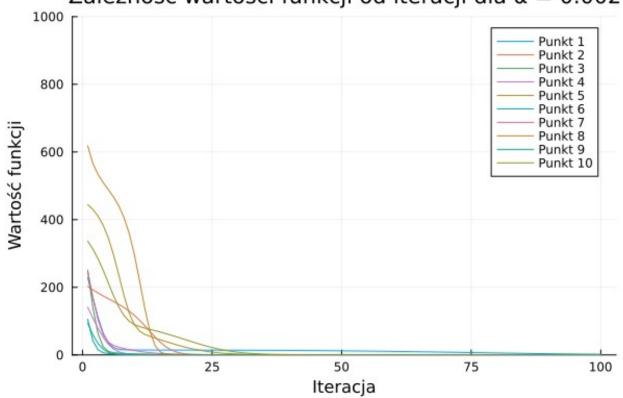
Zależność wartości funkcji od iteracji dla $\alpha = 0.0001$



Zależność wartości funkcji od iteracji dla $\alpha = 0.001$



Zależność wartości funkcji od iteracji dla $\alpha = 0.002$



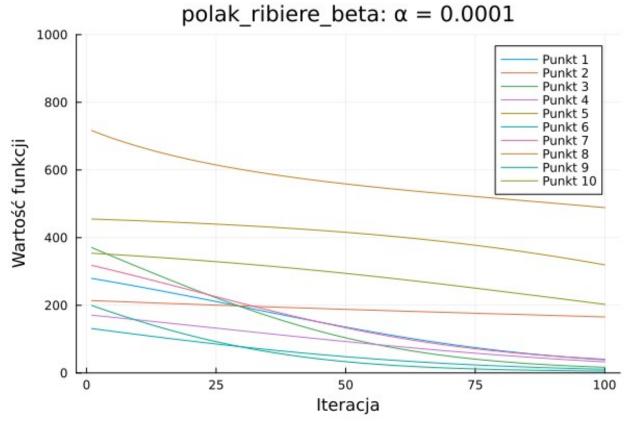
Gradient sprzężony

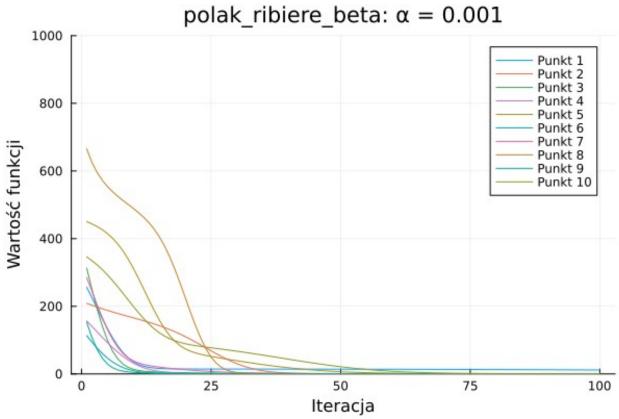
Współczynnik beta

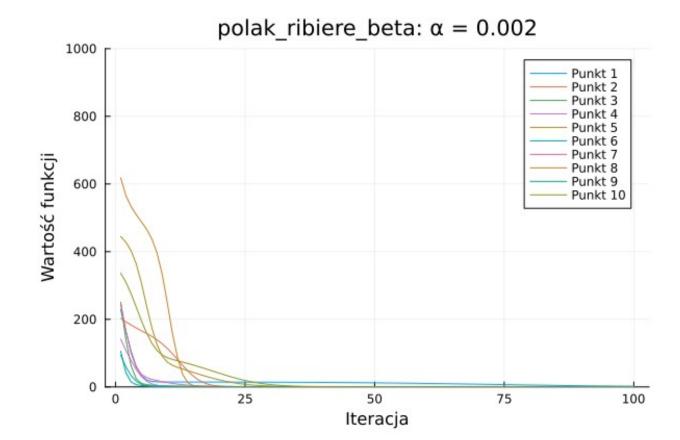
```
function fletcher reeves beta(grad, grad prev)
   num = grad[1]^{2} + grad[2]^{2}
   denom = grad prev[1]^2 + grad prev[2]^2 + 1e-8
   return num / denom
end
fletcher reeves beta (generic function with 1 method)
function polak ribiere beta(grad, grad prev)
   num = grad[1]*(grad[1] - grad prev[1]) + grad[2]*(grad[2] -
grad prev[2])
   denom = grad prev[1]^2 + grad prev[2]^2 + 1e-8
   return num / denom
end
polak ribiere beta (generic function with 1 method)
function conjugate gradient descent(fun, fun grad, constr,
constr_grad, x, y, \alpha, iterations, b, \mu, beta func)
    cost history = []
    grad x, grad y = penalty gradient(fun grad, constr, constr grad,
x, y, b, \mu
    d x, d y = -grad x, -grad y
    grad prev = (grad x, grad y)
    for i in 1:iterations
        x += \alpha * d x
        y += \alpha * d y
        push!(cost history, penalty function(fun, constr, x, y, b, \mu))
        grad x, grad y = penalty gradient(fun grad, constr,
constr_grad, x, y, b, μ)
        grad = (grad_x, grad_y)
        \beta = \max(0, \text{ beta func(grad, grad prev)})
        dx = -grad x + \beta * dx
        dy = -grady + \beta * dy
        grad prev = grad
    end
    return x, y, cost history
end
```

Wywołanie

```
# Parametry
Random.seed! (42)
num points = 10
start points = [(rand(Uniform(-5, 5)), rand(Uniform(-5, 5)))] for in
1:num points]
\alpha values = [0.0001, 0.001, 0.002] # [0.0002, 0.001, 0.01]
i\overline{t}erations = 100
b = -10
\mu = 2
beta functions = [polak ribiere beta, fletcher reeves beta]
for beta_func in beta_functions
   println("Using beta function: ", beta func)
   for \alpha in \alpha values
      all cost histories = []
      for (x0, y0) in start points
         x_opt, y_opt, cost_history = conjugate gradient descent(
            himmelblau, himmelblau gradient,
            constraint, constraint grad,
            x0, y0, \alpha, iterations, b, \mu,
            beta func
         push!(all_cost_histories, cost_history)
      end
      plt = plot(1:iterations, all cost histories[1], label="Punkt 1",
xlabel="Iteracja", ylabel="Wartość funkcji", title="\$beta func: \alpha =
\alpha, ylim=(0, 1000))
      for i in 2:num points
         plot!(plt, 1:iterations, all cost histories[i], label="Punkt")
$i")
      end
      display(plt)
   end
end
```







Using beta function: polak_ribiere_beta Using beta function: fletcher_reeves_beta

