# task

April 23, 2021

# 1 Tarefa 3: Álgebra Linear e Otimização para ML - MO431A

Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Instituto de Computação (IC)

Prof. Jacques Wainer, 2021s1

```
[1]: # RA & Name

print('265673: ' + 'Gabriel Luciano Gomes')

print('192880: ' + 'Lucas Borges Rondon')

print('265674: ' + 'Paulo Júnio Reis Rodrigues')
```

265673: Gabriel Luciano Gomes 192880: Lucas Borges Rondon

265674: Paulo Júnio Reis Rodrigues

## 1.1 Imports necessários

```
[2]: import time
  import numpy as np
  import matplotlib.pyplot as plt
  from matplotlib.colors import LogNorm
  from scipy.optimize import minimize, line_search, minimize_scalar
  import pybobyqa
```

#### 1.2 Variáveis Globais

```
[3]: func_execution = 0 grad_execution = 0
```

### 1.3 Função de Himmelblau

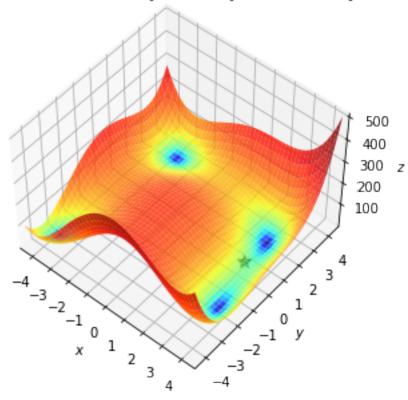
```
[4]: def himmelblau(x):
    global func_execution
    func_execution += 1
    return sum((x[:-1]**2 + x[1:] - 11)**2 + (x[:-1] + x[1:]**2 - 7)**2)
```

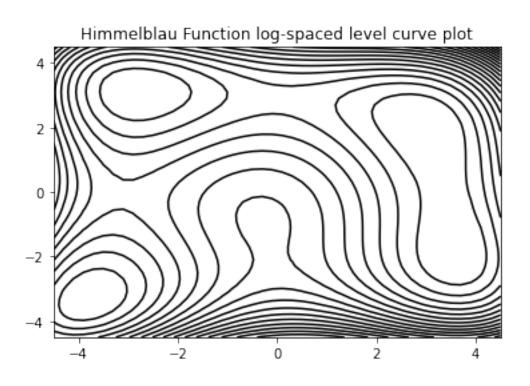
#### 1.3.1 Gradiente de Himmelblau

#### 1.3.2 Formato da função

```
[6]: xmin, xmax, xstep = -4.5, 4.5, .2
     ymin, ymax, ystep = -4.5, 4.5, .2
     x, y = np.meshgrid(np.arange(xmin, xmax + xstep, xstep), np.arange(ymin, ymax +
     →ystep, ystep))
     fx = lambda x, y : (x**2 + y - 11)**2 + (x + y**2 - 7)**2
     z = fx(x, y)
     minima = np.array([3., .5])
     minima_ = minima.reshape(-1, 1)
     fig = plt.figure(figsize=(8, 5))
     ax = plt.axes(projection='3d', elev=50, azim=-50)
     plt.title(r'Himmelblau Function: f(x,y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2)
     ax.plot_surface(x, y, z, norm=LogNorm(), rstride=1, cstride=1,
                     edgecolor='none', alpha=.8, cmap=plt.cm.jet)
     ax.plot(*minima_, fx(*minima_), 'k*', markersize=10)
     ax.set_xlabel('$x$')
     ax.set ylabel('$y$')
     ax.set_zlabel('$z$')
     ax.set_xlim((xmin, xmax))
     ax.set_ylim((ymin, ymax))
     plt.show()
     plt.title('Himmelblau Function log-spaced level curve plot')
     plt.contour(x, y, z, 20, colors='black');
```

Himmelblau Function:  $f(x, y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2$ 





#### 1.3.3 Exibir Resultados

## 1.4 Conjugado gradiente

```
[8]: # Starting point
x0 = np.array([4.0, 4.0])
start_time = time.time()

# Call CG
res = minimize(himmelblau, x0, method='CG', jac = grad_himmelblau)
end_time = time.time()
```

#### 1.4.1 Resultados

```
[9]: showResults(res.x, res.fun, func_execution, grad_execution, (end_time -⊔

⇒start_time))
```

```
Minimum point: [3. 2.]

f(x) at the minimum point: 8.491206913057949e-21

Took 17 function calls and 17 gradient calls

And 0.006002902984619141 seconds to execute
```

### 1.5 Descida do gradiente com busca em linha

```
[10]: # Reseting global variables
func_execution = 0
grad_execution = 0

# Starting point
x0 = np.array([4.0, 4.0])

# Store ith point
xi = x0

tol = 1

start_time = time.time()
```

```
while (tol > 10**-5):
    # Compute himmelblau to point xi
    f_old = himmelblau(xi)
    # Compute grad dicrection
    grad_direction = -grad_himmelblau(xi)
    # Call Line_search function
    res = line_search(himmelblau, grad_himmelblau, xi, grad_direction)
    # Compute point xi+1
    x_new = xi + res[0]*grad_direction
    # Compute himmelblau to point xi+1
    f_new = himmelblau(x_new)
    # Verify tolerance
    tol = abs(f_new - f_old)
    if(tol < 10**-5):</pre>
        break
    # Store xi+1 point since tolerance is acceptable
    xi = x_new
end_time = time.time()
```

## 1.5.1 Resultados

```
[11]: showResults(xi, res[3], func_execution, grad_execution, (end_time - start_time))
```

```
Minimum point: [-3.77944783 -3.28281256] f(x) at the minimum point: 4.324482604942087e-07 Took 98 function calls and 33 gradient calls And 0.01299595832824707 seconds to execute
```

# 1.6 Nelder-Mead

#### 1.6.1 Resultados

```
[13]: showResults(res.x, res.fun, res.nfev, res.nit, (end_time - start_time))
```

```
Minimum point: [ 3.58441449 -1.84811588] f(x) at the minimum point: 1.0686566996168641e-08 Took 77 function calls and 40 gradient calls And 0.005001544952392578 seconds to execute
```

## 1.7 BFGS (L-BFGS-B)

```
[14]: # Reseting global variables
func_execution = 0
grad_execution = 0

# Starting point
x0 = np.array([4.0, 4.0])

start_time = time.time()

# Call L-BFGS-B
res = minimize(himmelblau, x0, method='L-BFGS-B', jac = grad_himmelblau)
end_time = time.time()
```

#### 1.7.1 Resultados

```
[15]: showResults(res.x, res.fun, func_execution, grad_execution, (end_time -
→start_time))
```

```
Minimum point: [2.99999986 2.00000019]

f(x) at the minimum point: 8.287611056879445e-13

Took 10 function calls and 10 gradient calls

And 0.00600743293762207 seconds to execute
```

#### 1.8 BOBYQA

```
[16]: # Reseting global variables
func_execution = 0
grad_execution = 0

# Starting point
x0 = np.array([4.0, 4.0])

start_time = time.time()

# Call Py-BOBYQA
res = pybobyqa.solve(himmelblau, x0)
end_time = time.time()
```

#### 1.8.1 Resultados

```
[17]: showResults(res.x, res.f, func_execution, grad_execution, (end_time -

→start_time))
```

```
Minimum point: [3. 2.]

f(x) at the minimum point: 1.287703554675167e-21

Took 58 function calls and 0 gradient calls

And 0.15995359420776367 seconds to execute
```

#### 1.9 Conclusões

A função Himmelblau possui quatro pontos mínimos, sendo eles: [3,2], [-2,8051, 3.1313], [-3,7793, -3,2831] e [3.5844, -1,8481]. Portanto, os algoritmos devem encontrar, no melhor caso, resultados o mais próximo possível desses citados.

Antes de averiguar os resultados, todos os valores default dos métodos foram utilizados. Entretanto, para o método de Busca em linha (Linear Search), foi utilizado uma tolerância de 1e-5 ( $f(x_new) - f(x_old)$ ) como método de parada, uma vez que o algoritmo executa apenas uma vez e é necessário realizar um loop até a convergência dos valores.

Após executar os algoritmos, pode-se observar que, de modo geral, todos encontram um dos pontos de mínimo da função Himmelblau sem divergências. Tendo isso em vista, é possível classificar os métodos de acordo com o tempo de execução e quantidade de chamadas à funções e gradiente. A seguir, encontra-se o ranking das execuções.

- $1^{\circ}$  BFGS (L-BFGS-B) Este foi o melhor método, uma vez que executou no menor tempo (2 ms) e realizou a menor quantidade computacional (10 chamadas de função e 10 chamadas de gradiente), para encontrar um dos pontos de mínimo.
- $2^{\circ}$  Nelder-Mead Ocupando o segundo lugar, este método apesar de ter um número maior de execuções (77 chamadas de função e 40 chamadas de gradiente), encontrou um dos pontos mínimos com apenas 3 ms.
- 3º Conjugado Gradiente Este método só fica atrás do Nelder-Mead devido o tempo de execução

- $(6~\mathrm{ms})$  para computar um dos pontos mínimos, com 17 chamadas de função e 17 chamadas de gradiente.
- $4^{\rm o}$  Line-Search Este método se equipara ao conjugado gradiente no tempo de execução (6 ms) para identificação do ponto mínimo. Entretanto, possui maior gasto computacional (98 chamadas de função e 33 chamadas de gradiente).
- $5^{\circ}$  BOBYQA O método BOBYQA ocupa a última colocação devido extritamente ao tempo de execução. Dentre os modelos analisados, levou cerca de 100 ms para execução e 58 chamadas de função. Tendo em vista que, a função não utiliza (ou é possível inferir) função gradiente durante o processo.