MO431 Tarefa 3 Versão 1

import matplotlib.pyplot as plt

RA: 265676

Autor: Pedro Henrique Vaz Valois

Abril 2021

import numpy as np

def start(self):

def stop(self):

hiperparâmetros

f = Function()

f.print results()

f = Function()

w old = [0, 0]

w old = w

f.start()

w = w0

o mínimo.

f.start()

f.stop()

self.t = time.time()

f min = self(x min)print(f"""Resultados: ponto de mínimo = {x min} função no mínimo = {f min}

self.t = time.time() - self.t

if hasattr(self, 'result'): x min = self.result.x

def print results(self, x min = None):

chamadas à função = {self.calls}

w0 = np.array([4, 4]) # ponto inicial

chamadas ao gradiente = {self.grad calls} tempo de execução = {self.t * 1000:.2f}ms

f.result = minimize(f, x0=w0, method='CG', jac=f.grad)

O método do Conjugado Gradiente convergiu para o muito próximo do mínimo [3, 2], com poucas

A função line_search realiza apenas um passo da minimização. Assim, rodamos um loop para encontrar

Assim, o método de Descida do Gradiente com busca em linha convergiu para o muito próximo do mínimo [-3.78, -3.28], com uma quantidade superior de chamadas, mas em tempo inferior se comparado ao CG.

f.result = minimize(f, x0=w0, method='Nelder-Mead', jac=f.grad, options={"initial sime"

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/scipy/optimize/ minimize.py:506: RuntimeWarnin

informado pela messagem de aviso do scipy. De modo geral, a execução foi rápida apesar de mais lenta do

O método Nelder-Mead também convergiu ao ponto [-3.78, -3.28], mas sem usar o gradiente, como

g: Method Nelder-Mead does not use gradient information (jac).

f.result = minimize(f, x0=w0, method='BFGS', jac=f.grad)

ponto de mínimo = [3.00000001 1.9999998] função no mínimo = 6.746925461708176e-13

import time

 $f(x,y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2$ $abla f(x,y) = (x^2 + y - 11) {4x \choose 1} + (x + y^2 - 7) {2 \choose 4y}$

Minimização da função de Himmelblau 2D

from scipy.optimize import minimize, line search, minimize scalar

```
self.grad calls = 0
  self.t = None
def call (self, w):
 self.calls += 1
  x, y = w
  a1 = (x * x + y - 11)
 a2 = (x + y * y - 7)
  return a1 * a1 + a2 * a2
def grad(self, w):
  self.grad calls += 1
  x, y = w
  b1 = x * x + y - 11
  b2 = x + y * y - 7
  df dx = b1 * 4 * x + b2 * 2
  df dy = b1 + b2 * 4 * y
  return np.array([df dx, df dy])
```

Resultados: ponto de mínimo = [3.00000001 2.00000006] função no mínimo = 6.510705790815223e-14 chamadas à função = 28

chamadas ao gradiente = 27 tempo de execução = 3.03ms

chamadas às funções e em tempo bem pequeno.

while abs(f(w) - f(w old)) > 1e-5:

w = w - alpha * f.grad(w)

chamadas ao gradiente = 28 tempo de execução = 2.75ms

1 Conjugado gradiente

f.stop() f.print results(w)

alpha, *_ = line_search(f, f.grad, w, -f.grad(w))

2 Descida do gradiente com busca em linha

Resultados: ponto de mínimo = [-3.77926013 -3.28318417]função no mínimo = 1.435926405677847e-07chamadas à função = 66

t = [(-4, -4), (-4, 1), (4, 1)]f = Function()

Ref: https://en.wikipedia.org/wiki/Wolfe_conditions

ponto de mínimo = [-3.77932958 -3.28316504] função no mínimo = 5.251460418262908e-08 chamadas à função = 77 chamadas ao gradiente = 0

4.1 BFGS com gradiente

tempo de execução = 4.58ms

f.print_results()

RuntimeWarning)

que as anteriores.

f = Function()

f.print results()

f.start()

f.stop()

Resultados:

4 BFGS

3 Nelder-Mead

triângulo inicial

f.start()

Resultados:

O método BFGS com gradiente foi capaz de convergir ao ponto [3, 2] rapidamente e com o menor número de chamadas visto entre os métodos testados.

chamadas à função = 19 chamadas ao gradiente = 18 tempo de execução = 3.85ms

f.start() f.result = minimize(f, x0=w0, method='BFGS', jac=None)

> chamadas à função = 65 chamadas ao gradiente = 0 tempo de execução = 3.81ms

ponto de mínimo = [3.0000001 2.

mas com número de chamadas e tempo superiores.

função no mínimo = 5.246091205787869e-15

4.2 BFGS sem gradiente

f = Function()

f.print_results()

f.stop()

Resultados:

!pip install Py-BOBYQA Requirement already satisfied: Py-BOBYQA in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (1. Requirement already satisfied: scipy>=0.17 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from Py-BOBYQA) (1.4.1)

(from Py-BOBYQA) (1.1.5)

import pybobyqa

5 NEWOA ou BOBYQA

Requirement already satisfied: numpy>=1.11 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from Py-BOBYQA) (1.19.5)Requirement already satisfied: pytz>=2017.2 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages $(from pandas \ge 0.17 - Py - BOBYQA)$ (2018.9) Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.7.3 in /usr/local/lib/python3.7/dist -packages (from pandas>=0.17->Py-BOBYQA) (2.8.1) Requirement already satisfied: six>=1.5 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (fro m python-dateutil>=2.7.3->pandas>=0.17->Py-BOBYQA) (1.15.0)

f = Function() f.start() f.result = pybobyqa.solve(f, w0)

f.print results() Resultados: ponto de mínimo = [3. 2.]função no mínimo = 1.287703554675167e-21 chamadas à função = 59 chamadas ao gradiente = 0 tempo de execução = 111.66ms

O método BFGS sem gradiente foi capaz de convergir ao mesmo ponto [3, 2] do teste BFGS com gradiente,

Requirement already satisfied: pandas>=0.17 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages

O método BOBYQA foi o que obteve a melhor convergência (vide o valor da função no ponto), mas para isso teve tempo bastante superior a todos os outros métodos testados.

f.stop()