

SME0212 – Primeira Prova

Instruções

A prova possui cinco questões de igual valor e deve ser entregue através da página da disciplina no eDisciplinas. Os formatos aceitáveis são html e pdf. Por favor, não entreguem em formatos "executáveis", como os notebooks do Jupyter.

A prova pode ser entregue até amanhã (21 de outubro de 2021) às 16:20h (quatro horas e vinte minutos da tarde). O professor estará em sala de aula hoje para tirar dúvidas sobre os enunciados.

Boa prova, as questões são fáceis. Não colem (o professor fica muito triste mesmo quando isso ocorre).

1

Denotemos $B_\epsilon(x) := \{\mathbf{y} : \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \leq \epsilon\}$. Um ponto \mathbf{x}^* é dito *minimizador local* de $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ quando existe $\epsilon > 0$ tal que para todo $\mathbf{x} \in B_\epsilon(\mathbf{x}^*)$ tenhamos

$$f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x}).$$

Defina adequadamente *minimizador global*, e os conceitos correspondentes de *maximizador local e global* e prove que a tarefa de maximização pode ser reduzida à de minimização.

2

Dizemos que $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^n$ é uma direção de descida para $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ a partir de $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ quando existe $\Lambda > 0$ tal que para todo $\lambda \in (0, \Lambda]$ temos

$$f(\mathbf{x} + \lambda\mathbf{d}) < f(\mathbf{x}).$$

Prove que se f é diferenciável em \mathbf{x} e $\mathbf{d}^T \nabla f(\mathbf{x}) < 0$, então \mathbf{d} é uma direção de descida.

3

Considere o algoritmo definido por $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k - \lambda_k \nabla f(\mathbf{x}^k)$, onde $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ é convexa e diferenciável. Mostre que vale

$$\|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}\|^2 \leq \|\mathbf{x}^k - \mathbf{y}\|^2 - 2\lambda_k(f(\mathbf{x}^k) - f(\mathbf{y})) + \lambda_k^2 \|\nabla f(\mathbf{x}^k)\|^2.$$

4

Considere o problema irrestrito $\min\{f_\gamma(\mathbf{x}) := \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2 + \gamma\|\mathbf{x}\|_1\}$ e denote por \mathbf{x}_γ^* a sua solução. Prove que se $\alpha > \beta$ então $f_\alpha(\mathbf{x}_\alpha^*) \geq f_\beta(\mathbf{x}_\beta^*)$. Generalize.

5

Considere o seguinte algoritmo de gradientes conjugados:

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \lambda_k \mathbf{d}^k$$

onde

$$\lambda_k = \arg \min f(\mathbf{x}^k + \lambda \mathbf{d}^k),$$
$$\beta_k = \frac{\nabla f(\mathbf{x}^k)^T (\nabla f(\mathbf{x}^k) - \nabla f(\mathbf{x}^{k-1}))}{\nabla f(\mathbf{x}^{k-1})^T \nabla f(\mathbf{x}^{k-1})} \quad \text{e} \quad \mathbf{d}^k = -\nabla f(\mathbf{x}^k) + \beta_k \mathbf{d}^{k-1}.$$

Mostre que \mathbf{d}^k é uma direção de descida.