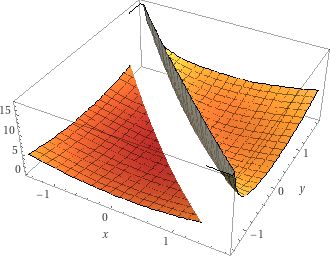
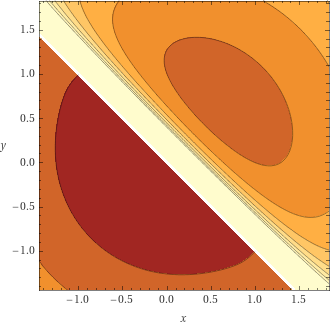
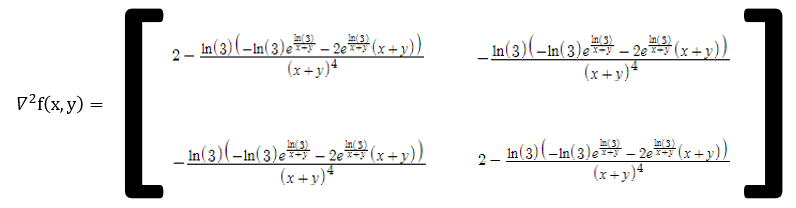
COS360 – Otimização – Trabalho Prático

Gabriel Bulhões Carvalho da Paz Freire – Matheus Lomba de Rezende Conde

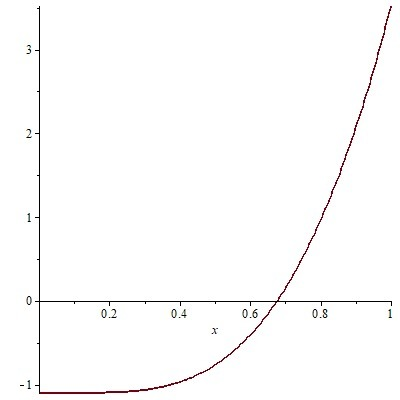
Vetor Gradiente

Matriz Hessiana



Pontos Críticos

Para esse estudo, o grupo utilizou o vetor gradiente da função e o igualou a zero, buscando o valor de x e y que melhor alcançasse esse valor. Após alguns cálculos foi possível identificar apenas um ponto crítico, localizado no ponto aproximado x , y = (0,675 , 0,675).



Existência de Ótimo

Os teoremas 6 e 7 não são utilizáveis visto que a função em questão possui descontinuidade nos pontos nos pontos em que x = -y.

Agora, tendo em vista o Teorema 8 e o que foi explicado acima (em Pontos Críticos), temos que o ponto mínimo local x\* próximo do ponto (0,675 , 0,675) possui gradiente = 0, cumprindo a Condição Necessária de 1ª Ordem.

Juntamente a isso, tendo em vista o Teorema 9, após alguns cálculos podemos ver que a matriz Hessiana de f no mesmo ponto x\* é uma matriz simétrica e possui autovalores maiores que 0 sendo, dessa forma, uma matriz definida positiva, cumprindo a Condição Necessária de 2ª Ordem

Por fim, sabendo-se de como f se comporta frente aos Teoremas 8 e 9, podemos consequentemente concluir que o Teorema 10 (Condição Suficiente de 2ª Ordem) é cumprido e, portanto, x\* é mínimo estrito de f.

Implementação dos Métodos

De forma a obter o(s) ponto(s) mínimo(s) da função, desenvolvemos em Python os algoritmos dos métodos Gradiente, Newton e Quase Newton utilizando a Busca de Armijo.

Foram utilizados os seguintes critérios de parada nos algoritmos:

* Número de iterações: 100
* Vetor gradiente <= (, )

Além disso, foram utilizados os seguintes parâmetros durante os testes:

* ɳ = 0,5
* γ = 0,8
* ε =

O valor de Erro foi encontrado através do cálculo do módulo do vetor gradiente:

Método Gradiente



Método Newton



Método Quase Newton

