

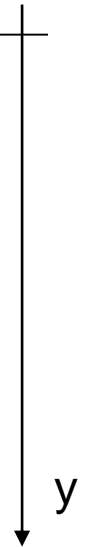
Métodos de Determinação de Zeros de  
funções a uma dimensão e mais  
dimensões

Método de Newton

# Problema

Lança-se um corpo em queda. Um atirador terá de o alvejar.  
Qual o ângulo com que deverá disparar?

$$m \frac{d^2 y_c}{dt^2} = -\nu \frac{dy_c}{dt} + mg \longrightarrow \begin{cases} m \frac{dv_c}{dt} = -\nu v_c + mg \\ \frac{dy_c}{dt} = v_c \end{cases}$$



A primeira equação tem uma solução exacta simples:  $v_c = \frac{mg}{\nu} - u$

$$-m \frac{du}{dt} = -\nu \left( \frac{mg}{\nu} - u \right) + mg \Leftrightarrow m \frac{du}{dt} = -\nu u$$

Donde:

$$u(t) = A \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right) \quad v_c(t) = \frac{mg}{\nu} - A \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)$$

Se:  $v_c(t) = v_0$  então:  $v_c(0) = v_0 = \frac{mg}{\nu} - A \Leftrightarrow A = \frac{mg}{\nu} - v_0$

Assim: 
$$v_c(t) = \frac{mg}{\nu} \left(1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)\right) + v_0 \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)$$

E de:  $\frac{dy_c}{dt} = v_c$  vem por integração:

$$y_c(t) = \frac{mg}{\nu} \left(t + \frac{m}{\nu} \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)\right) - \frac{mv_0}{\nu} \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right) + C$$

Finalmente, se em  $t=0$ ,  $y=0$ , temos:

$$C = \frac{mv_0}{\nu} - \frac{m^2 g}{\nu^2}$$

donde:

$$y_c(t) = \frac{mg}{\nu} t + \frac{m^2 g}{\nu^2} \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right) - \frac{mv_0}{\nu} \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right) + \frac{mv_0}{\nu} - \frac{m^2 g}{\nu^2}$$

$$y_c(t) = \frac{mg}{\nu} t - \frac{m^2 g}{\nu^2} \left(1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)\right) + \frac{mv_0}{\nu} \left(1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)\right)$$

$$y_c(t) = \frac{mg}{\nu} t + \left(\frac{mv_0}{\nu} - \frac{m^2 g}{\nu^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right)\right)$$

## Questão para os alunos mais interessados:

Como recuperar a solução sem viscosidade, com esta solução????

Hint: Usar a decomposição em Taylor, admitindo que a viscosidade é um parâmetro pequeno

(Experimentem!!!!)

# Equação do projétil

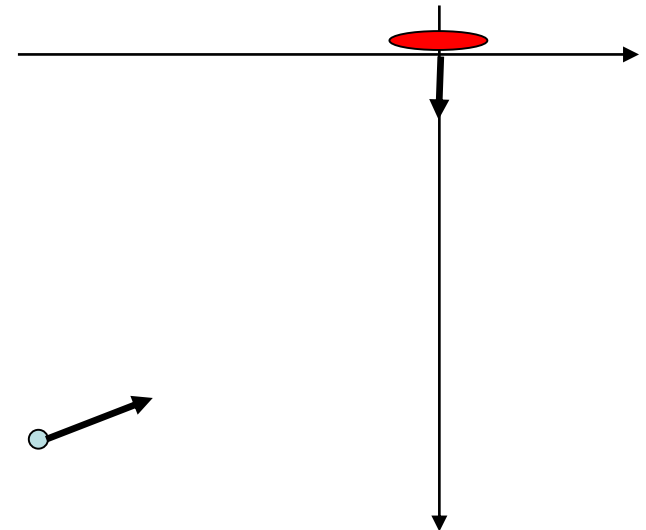
Para simplificar vamos assumir que, ao contrário do corpo em queda, o projétil comporta-se muito bem de um ponto de vista aerodinâmico. Por isso, vamos desprezar o efeito do atrito. Assim:

$$x_p(t) = x_0 + v_{0x}t$$

$$y_p(t) = y_0 + v_{0y}t + \frac{1}{2}gt^2$$

$$x_c(t) = 0$$

$$y_c(t) = \frac{mg}{\nu}t + \left( \frac{mv_0}{\nu} - \frac{m^2g}{\nu^2} \right) \left( 1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m}t\right) \right)$$



## Situação do problema:

Temos uma espingarda, que dispara tiros com uma velocidade estabelecida. O que podemos “experimentalmente” alterar é o ângulo de disparo. Tudo o resto são parâmetros do problema que não poderemos controlar.

$$v_{0x} = v_b \cos \theta$$

$$v_{0y} = -v_b \sin \theta$$

onde  $v_b$  é a velocidade da bala (constante)

Podemos resolver este problema de duas formas:

$$0 = x_0 + v_b \cos \theta t$$

$$y_0 - v_b \sin \theta t + \frac{1}{2} g t^2 = \frac{mg}{\nu} t + \left( \frac{mv_0}{\nu} - \frac{m^2 g}{\nu^2} \right) \left( 1 - \exp\left(-\frac{\nu}{m} t\right) \right)$$

Poderíamos obter da primeira equação uma expressão para  $t$ , e introduzi-la na segunda. Teríamos uma equação não linear cuja única incógnita é  $\theta$ .

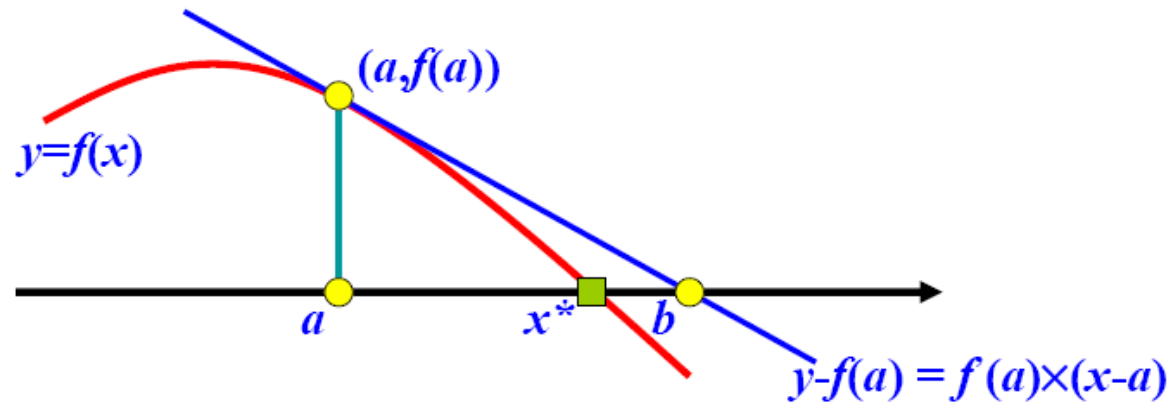
Alternativamente poderíamos pensar que temos um sistema com duas equações e duas incógnitas. Poderíamos então pensar em resolver o sistema de equações:

$$F(\vec{v}) = 0$$



# Método de Newton

Intuitivamente tem-se:



Queremos encontrar a raiz  $x^*$  da equação  $f(x)=0$ .

Poderíamos pensar em determinar a tangente à função  $f$ , no ponto  $x=a$  (onde  $a$  é uma solução aproximada de  $x^*$ ), que passa por  $(x, f(x))=(a, f(a))$ , e tem o declive de  $f$  nesse ponto. Encontrando onde esta recta cruza o eixo das abcissas, temos uma nova estimativa de  $x^*$ .

## Formalização desta ideia

$$f(x) = f(x_0) + \left. \frac{df}{dx} \right|_{x=x_0} (x - x_0) + \dots$$



0

grande  
assumpção! $x_k$  $x_{k+1}$ 

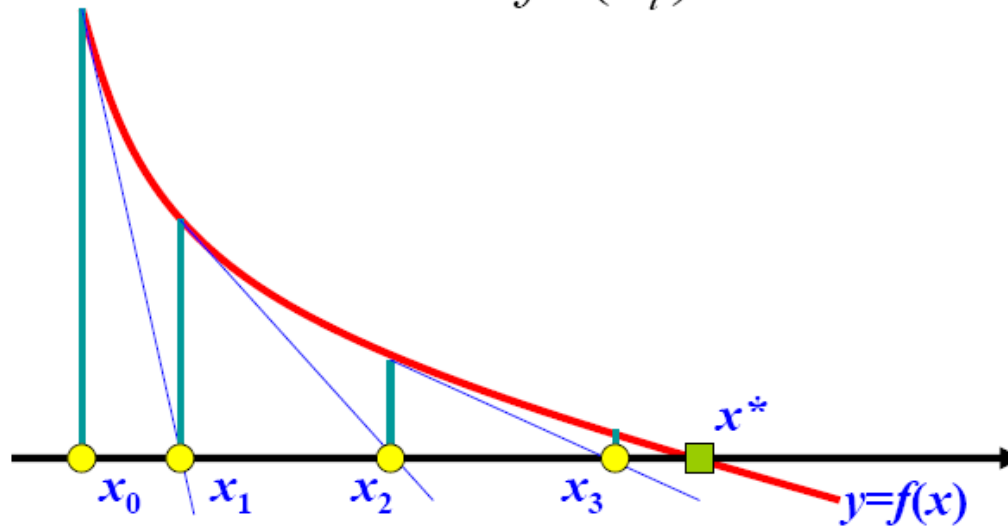
$$0 = f(x_k) + \left. \frac{df}{dx} \right|_{x=x_k} (x_{k+1} - x_k)$$

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{\left. \frac{df}{dx} \right|_{x=x_k}}$$

Método de  
Newton-Raphson

ideia:

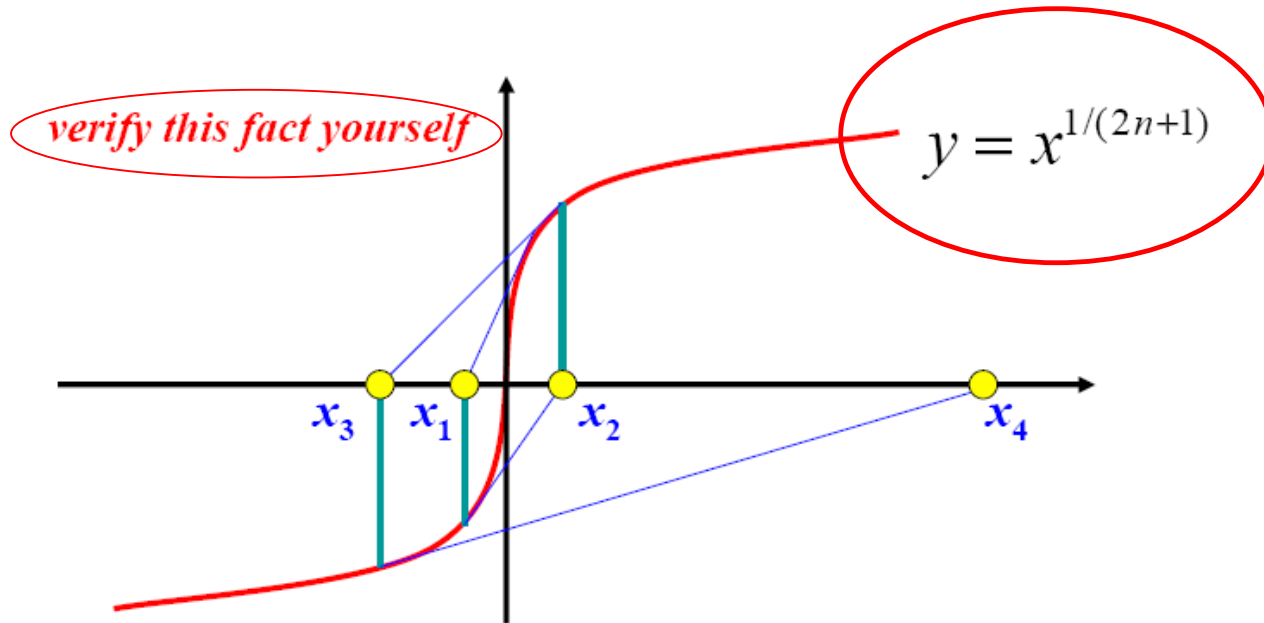
$$x_{i+1} = x_i - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)}$$



Temos de conhecer a derivada!

Na realidade podemos também estimá-la aproximadamente (veremos mais à frente com fazê-lo)

# Problemas



$$x_{n+1} = x_n - (2n+1) \frac{x_n^{1/(2n+1)}}{x_n^{1/(2n+1)-1}} = x_n - (2n+1)x_n = -2n x_n$$

Em cima, a função não é real para valores negativos de  $x$ , e  $n < 1$ . Ora, o método aparentemente funcionaria na mesma, e atiraria para valores de  $x$  para os quais a função não está definida.

O caso precedente mostrou que o método pode não convergir, independentemente de estarmos perto ou longe da solução (nota: não é também por acaso que o exemplo precedente utilizou uma função não analítica...)

Há outras situações em que, mesmo com funções analíticas, o método pode não convergir, ficando a oscilar entre dois valores:

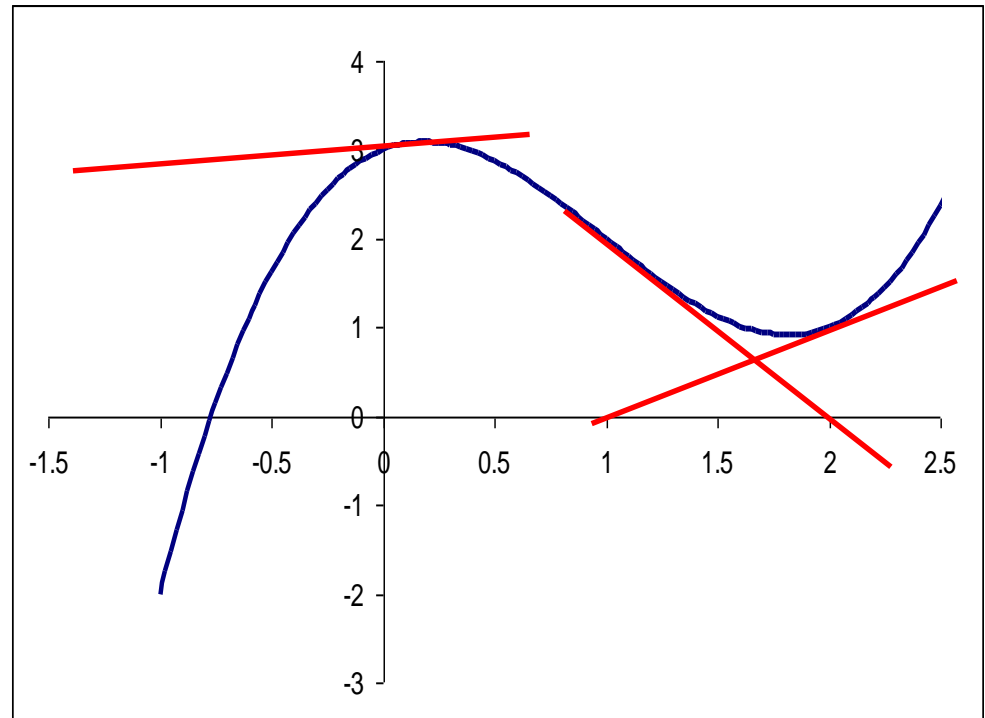
$$f(x) = x^3 - 3x^2 + x + 3 \qquad \frac{df(x)}{dx} = 3x^2 - 6x + 1$$

$$x_{n+1} = x_n - \frac{x_n^3 - 3x_n^2 + x_n + 3}{3x_n^2 - 6x_n + 1}$$

Se começarmos em  $x_0=1$ , temos:  $x_1=2$ , depois  $x_2=1$ , etc.

No entanto, se começarmos noutro ponto (por exemplo,  $x_0 = -1$ ), conseguimos ter uma convergência muito rápida.

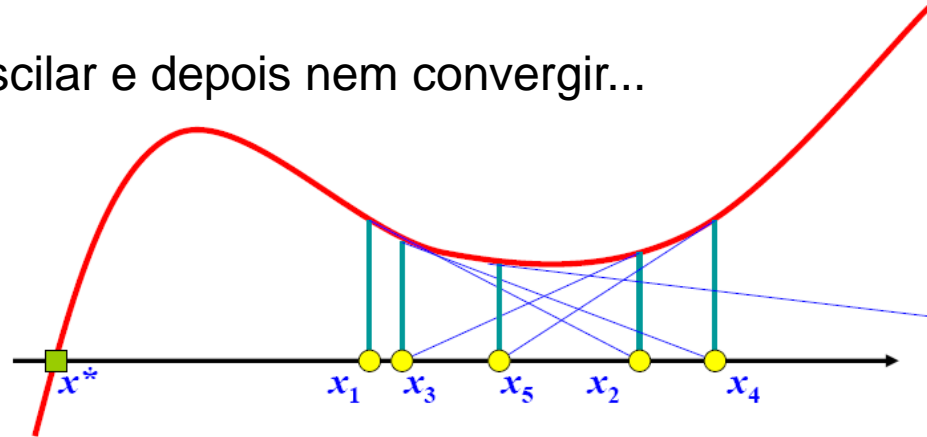
1	x	f(x)
1	x	f(x)
2	0.2	3.088
3	38.8	53936.552
4	26.21129648	15976.11621
5	17.82412832	4730.443026
6	12.24020415	1399.631593
7	8.52791512	413.5474012
8	6.06644825	121.9172462
9	4.441030033	35.86210189
10	3.371224102	10.59024243
11	2.658945167	3.247691115
12	2.139837617	1.201235758
13	1.506838471	1.116522378
14	2.415064413	2.003406475
15	1.915115437	0.936119978
16	0.087858134	3.06537916
17	-6.09223774	-340.553921
18	-3.80509842	-99.3345803
19	-2.32837566	-28.2152757
20	-1.42503166	-7.41101087
21	-0.95125262	-1.52666816
22	-0.78922309	-0.14942817
23	-0.76957172	-0.00206528
24	-0.76929241	-4.1414E-07
25	-0.76929235	-1.7319E-14
26	-0.76929235	0



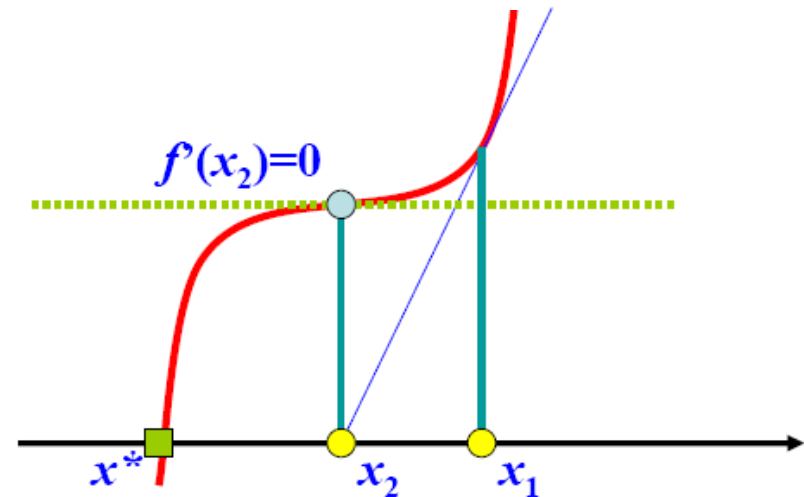
Assim, as soluções que vamos obter dependem da escolha da condição inicial do método!

# Mais problemas

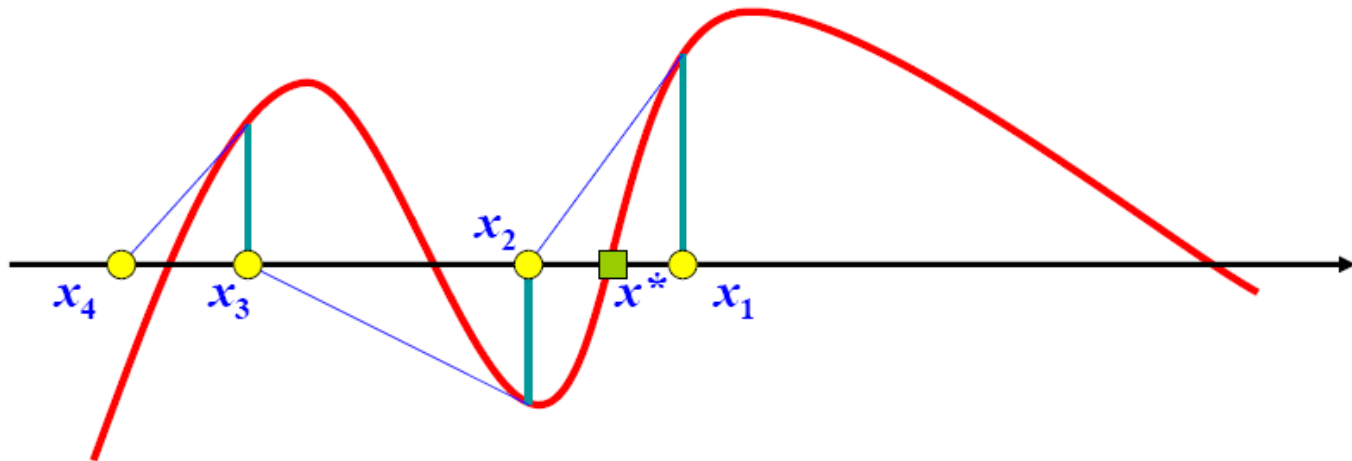
O método pode oscilar e depois nem convergir...



Os pontos de inflexão podem exigir uma boa escolha da iteração inicial, pois o método poderia em princípio convergir, mas os pontos de inflexão não permitirem a convergência, ou torná-la muito lenta!



E o método não garante uma convergência para a raiz pretendida mesmo que a escolha da iteração inicial tenha sido boa!





exemplo de aplicação

# Como calcular uma raiz quadrada com um computador?

Método de Newton:  $x = \sqrt{a}$  ?

$$f(x) = x - \sqrt{a}$$

$$f(x) = x^2 - a$$

$$x_{n+1} = x_n - \frac{x_n - \sqrt{a}}{1}$$

$$x_{n+1} = x_n - \frac{x_n^2 - a}{2x_n} = \frac{x_n}{2} + \frac{a}{2x_n}$$

# Método de Newton Generalizado

$$\left\{ \begin{array}{l} f(x,y,z,\dots)=0 \\ g(x,y,z,\dots)=0 \\ h(x,y,z,\dots)=0 \\ \dots \end{array} \right.$$

$$\vec{F}(\vec{r}) = \vec{F}(\vec{r}_0) + J_{\vec{F}}(\vec{r}_0) \cdot (\vec{r} - \vec{r}_0) + \dots$$

↑  
Matriz Jacobiana

$$J_{\vec{F}}(\vec{r}_0) = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1}{\partial x_2} & \dots \\ \frac{\partial F_2}{\partial x_1} & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$$

## Generalização do método de Newton

$$0 = \vec{F}(\vec{r}_0) + J_{\vec{F}}(\vec{r}_0) \cdot (\vec{r} - \vec{r}_0) + \dots$$

$$\vec{r}_{k+1} = \vec{r}_k - [J_{\vec{F}}(\vec{r}_k)]^{-1} \vec{F}(\vec{r}_k)$$

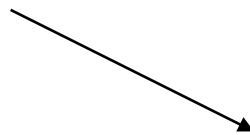


Matriz inversa da  
matriz Jacobiana

# Exemplo:

$$f(x, y) = \exp(-xy) + x$$

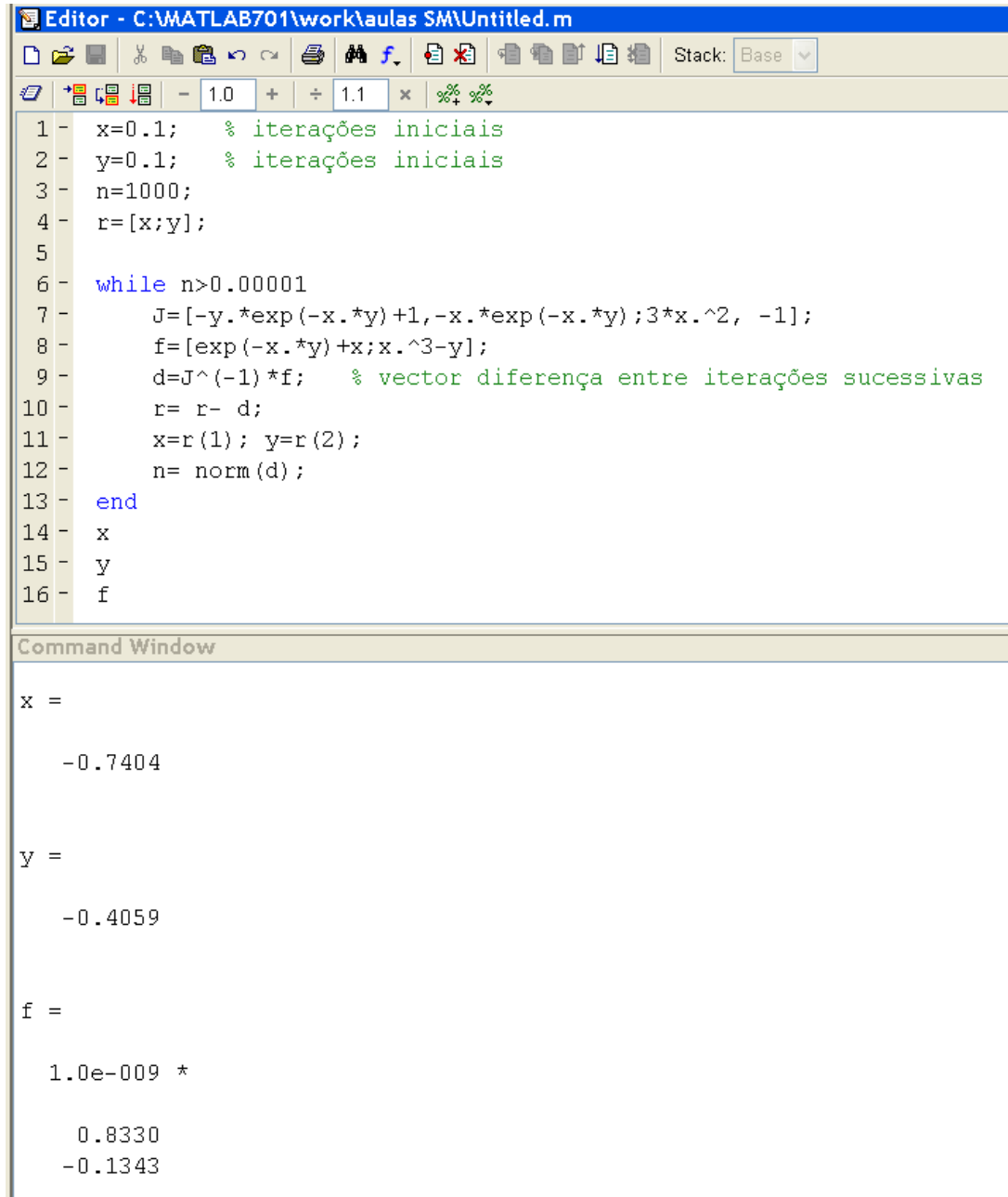
$$g(x, y) = x^3 - y$$



$$J = \begin{bmatrix} -y \exp(-xy) + 1 & -x \exp(-xy) \\ 3x^2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -y_k \exp(-x_k y_k) + 1 & -x_k \exp(-x_k y_k) \\ 3x_k^2 & -1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \exp(-x_k y_k) + x_k \\ x_k^3 - y_k \end{bmatrix}$$

Como fazer:



The image shows a MATLAB Editor window titled "Editor - C:\MATLAB701\work\aulas SM\Untitled.m". The script contains the following code:

```
1 - x=0.1;    % iterações iniciais
2 - y=0.1;    % iterações iniciais
3 - n=1000;
4 - r=[x;y];
5
6 - while n>0.00001
7 -     J=[-y.*exp(-x.*y)+1,-x.*exp(-x.*y);3*x.^2, -1];
8 -     f=[exp(-x.*y)+x;x.^3-y];
9 -     d=J^(-1)*f;    % vector diferença entre iterações sucessivas
10 -    r= r- d;
11 -    x=r(1); y=r(2);
12 -    n= norm(d);
13 - end
14 - x
15 - y
16 - f
```

The Command Window displays the results of the script:

```
x =
    -0.7404

y =
    -0.4059

f =
    1.0e-009 *
        0.8330
       -0.1343
```

## Nota suplementar:

Para evitar o cálculo da matriz inversa pode-se usar o seguinte procedimento:

Dado que: 
$$0 = \vec{F}(\vec{r}_0) + J_{\vec{F}}(\vec{r}_0) \cdot (\vec{r} - \vec{r}_0)$$

Resolve-se:

$$J_{\vec{F}}(\vec{r}_k) \cdot \Delta \vec{r} = -\vec{F}(\vec{r}_k)$$

Uma vez determinado o vector  $\Delta \vec{r}$  calcula-se a nova estimativa da solução:

$$\vec{r}_{k+1} = \vec{r}_k + \Delta \vec{r}$$

Assim, em vez de inverter uma matriz, resolve-se um sistema de equações, o que pode envolver menos operações.

$$f(x, y) = -xy + x$$

$$g(x, y) = x^3 - y \quad \longrightarrow \quad J = \begin{bmatrix} -y + 1 & -x \\ 3x^2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -y_k + 1 & -x_k \\ 3x_k^2 & -1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -x_k y_k + x_k \\ x_k^3 - y_k \end{bmatrix}$$

# Ordem de Convergência

A ordem de convergência do método é uma medida da velocidade de convergência do método. O método diz-se de ordem  $p$ , se:

$$\left| x_{k+1} - x^* \right| < C \left| x_k - x^* \right|^p$$

O método da bisecção é um exemplo de um método de ordem 1 (linear):

$$e_n = (1/2)^n e_0$$



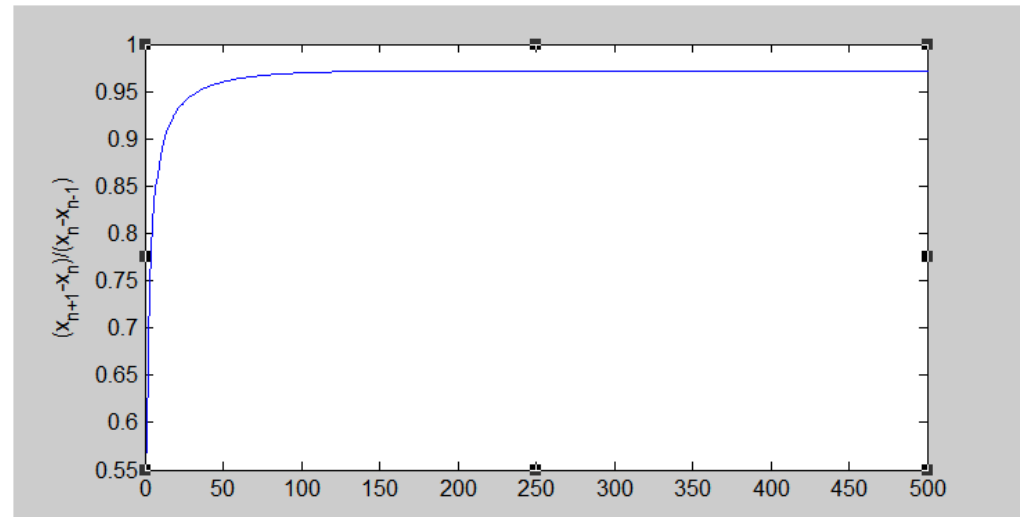
O método do ponto fixo é em geral um método de ordem linear. No entanto o método de Newton é um caso particular de um método do ponto fixo que tem convergência quadrática (em geral)

$$f(z) = z^3 - 10z^2 + 10z + 15$$

```

1 - s=zeros(1,1000);
2 - ct=1;
3 - z=-10;
4 - d=10;
5 - lambda= 0.001;
6 - while abs(d)>0.000000001
7 -     d= -lambda*(z.^3-10*z.^2+10*z+15);
8 -     s(ct)=d; ct= ct+1;
9 -     z= z + d;
10 -    d= abs(d./z);
11 - end
12 - s1= s(1:end-1); s2=s(2:end);
13 - s= s2./s1;
14 - s= s(s~=0);
15 - plot(s)
16 - ylabel('(x_{n+1}-x_n)/(x_n-x_{n-1})');
17

```



São necessárias mais do que 500 iterações.

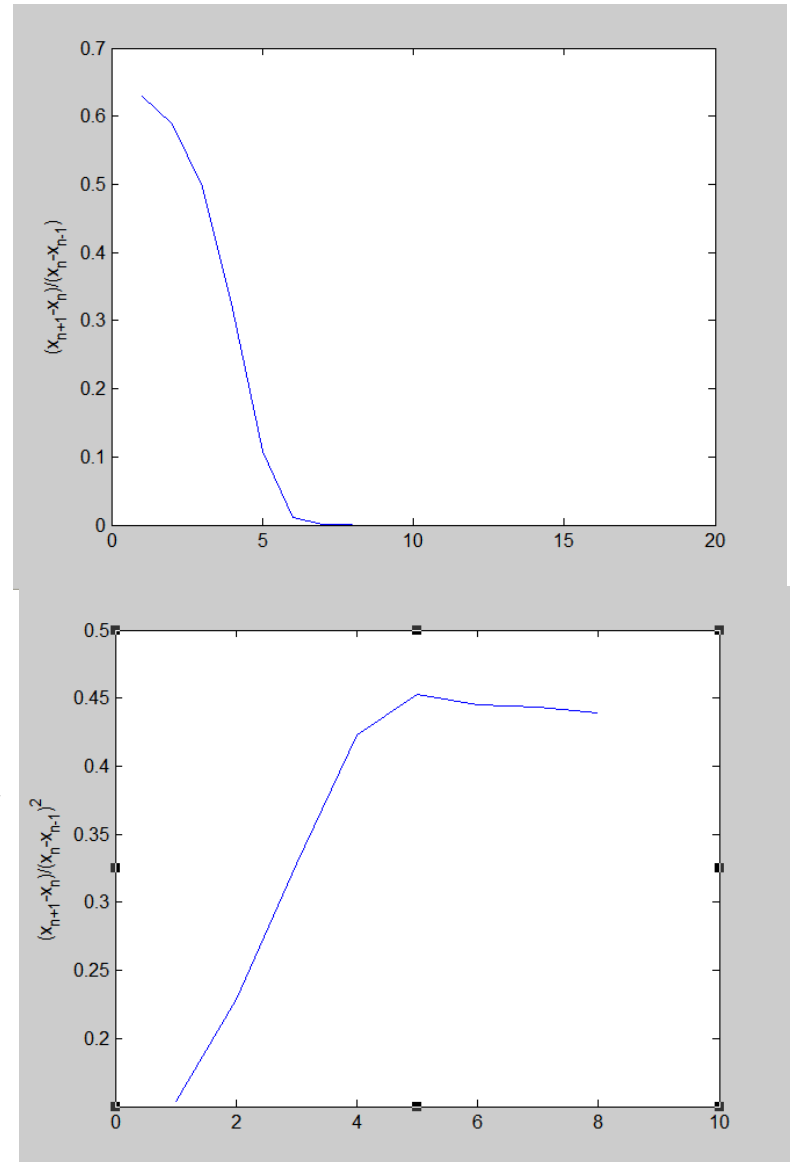
## Fazendo o mesmo para o método de Newton

Começando no mesmo ponto,  
precisamos só de 10 iterações!

```

19 figure(2);
20 s=zeros(1,1000);
21 ct=1;
22 z=-10;
23 d=10;
24 lambda= 0.001;
25 while d>0.00000001
26     d= -(z.^3-10*z.^2+10*z+15)./(3*z.^2-20*z+10)
27     s(ct)=d; ct= ct+1;
28     z= z + d;
29     d= abs(d./z);
30 end
31 s1= s(1:end-1); s2=s(2:end);
32 %s= s2./s1; % esta possibilidade é para
33 % testar convergencia linear
34 s= s2./s1.^2;
35
36 s= s(s~=0);
37 plot(s)
38 ylabel('(x_{n+1}-x_n)/(x_n-x_{n-1})^2');
39

```



Podemos compreender porque é que o método de Newton converge quadraticamente usando uma decomposição em Taylor à volta do zero da função,  $x^*$ . Temos que:

$$f(x_i) = f(x^* + \epsilon_i) = f(x^*) + \epsilon_i \frac{df(x^*)}{dx} + \frac{(\epsilon_i)^2}{2} \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2} + \dots \cong \epsilon_i \frac{df(x^*)}{dx} + \frac{(\epsilon_i)^2}{2} \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}$$

$$f'(x_i) = f'(x^* + \epsilon_i) \cong \frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2} + \dots$$

onde nestas expressões  $\epsilon_i$  é o erro cometido na iteração  $i$  (i.e.,  $\epsilon_i = x_i - x^*$ )

Aplicando na fórmula do método de Newton ( $x_{i+1} = x_i - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)}$ ) vem:

$$x_{i+1} - x^* = x_i - x^* - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)} \Leftrightarrow \epsilon_{i+1} = \epsilon_i - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)}$$

$$\frac{f(x_i)}{f'(x_i)} = \frac{\epsilon_i \frac{df(x^*)}{dx} + \frac{(\epsilon_i)^2}{2} \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{\frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}} = \epsilon_i \frac{\frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{\frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}} - \epsilon_i \frac{\frac{\epsilon_i}{2} \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{\frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}} =$$

$$\frac{f(x_i)}{f'(x_i)} = \epsilon_i - \epsilon_i \frac{\frac{\epsilon_i}{2} \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{\frac{df(x^*)}{dx} + \epsilon_i \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}} \cong \epsilon_i - \frac{(\epsilon_i)^2 \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{2 \frac{df(x^*)}{dx}}$$

$$\epsilon_{i+1} = \epsilon_i - \epsilon_i + \frac{(\epsilon_i)^2 \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{2 \frac{df(x^*)}{dx}}$$

$$\epsilon_{i+1} = - \frac{(\epsilon_i)^2 \frac{d^2 f(x^*)}{dx^2}}{2 \frac{df(x^*)}{dx}}$$

Ou seja, se as derivadas não divergirem, então o erro varia quadraticamente ao longo das iterações.