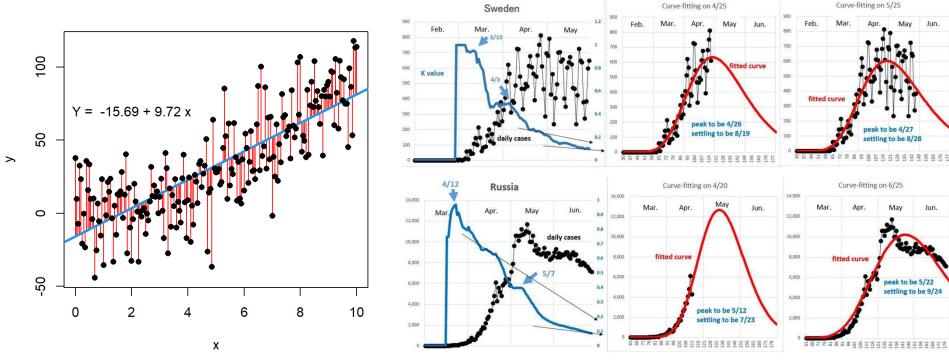
Introdução ao Cálculo Numérico



• Em certas situações, é necessário obter uma função g(x) que aproxima (não interpola) um conjunto de pontos $(x_i; y_i)$, de tal maneira que $g(x_i)$ seja o mais próximo possível dos y_i , simultaneamente:



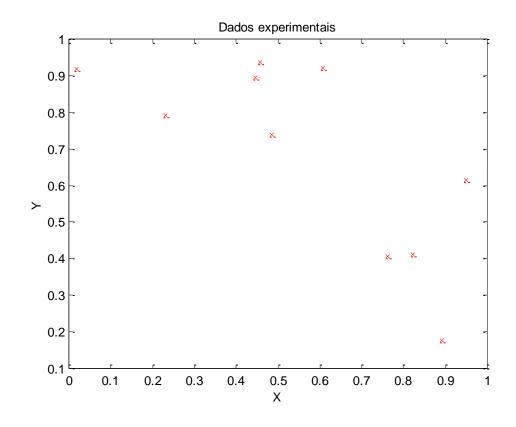


- Essa função será usada, posteriormente, a fim de calcular um valor y = g(x). Um exemplo típico é utilizar um conjunto de pontos que expressam a cotação de câmbio de uma moeda durante um período de um mês e, de posse da curva que melhor ajusta os valores tabelados da cotação de câmbio, poder estimar qual o valor futuro do câmbio.
- Diferentes curvas de ajuste podem ser usadas, como veremos nos exemplos a seguir:



• Suponha, por exemplo, os dados experimentais (x, y) tabulados a seguir, juntamente com o gráfico correspondente:

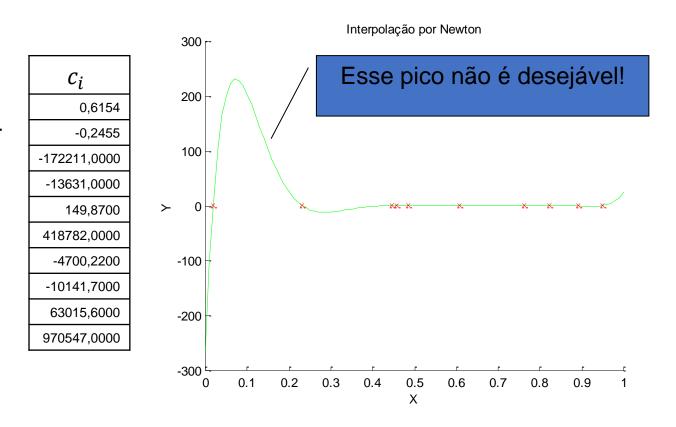
х	Y
0.9501	0.6154
0.2311	0.7919
0.6068	0.9218
0.4860	0.7382
0.8913	0.1763
0.7621	0.4057
0.4565	0.9355
0.0185	0.9169
0.8214	0.4103
0.4447	0.8936





 Podemos interpolar os pontos, mas talvez o resultado não seja o mais adequado:

Interpolação dos pontos usando o polinômio interpolador de Newton (grau 9)



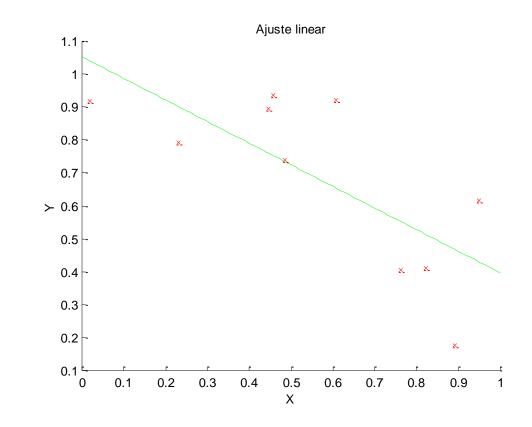


• Pode-se aproximar esses pontos por uma reta:

Ajuste linear:

$$y = 1,0524 - 0,6560x$$

Observando a distribuição dos pontos, pode-se ver que eles estão dispostos ao longo de uma reta com declividade negativa.



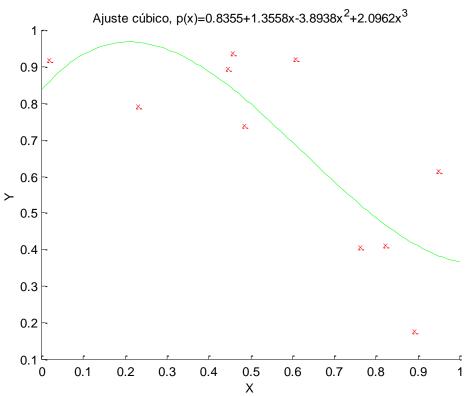


• Também podemos aproximá-los por um polinômio:

Ajuste cúbico:

$$y = 0,8355 + 1,3558x$$
$$-3,8938x^2 + 2,0962x^3$$

O ajuste cúbico poderia ser usado, mas > talvez não seja mais adequado do que o ajuste linear, nesse caso.





• Considere, então, um conjunto de pontos $(x_i; y_i)$, $i = 0,1,\dots,n$, os quais serão aproximados por uma função da forma

$$g(x) = \sum_{i=0}^{m} a_i g_i(x)$$

- A determinação dos coeficientes de uma curva de ajuste univariada é feita através da minimização dos quadrados dos resíduos $r_i = y_i g(x_i)$.
- Os a_i são tais que a **soma dos quadrados dos resíduos**,

$$M(a_0, a_1, ..., a_m) = \sum_{i=0}^{n} r_i^2(x) = \sum_{i=0}^{n} (y_i - g(x_i))^2$$

é mínima.



- Para determinar os coeficientes a_i de tal forma que M seja mínima, deriva-se parcialmente M em relação à cada variável, igualando as derivadas parciais a zero, i.e. $\frac{\partial M}{\partial a_0} = \frac{\partial M}{\partial a_1} = \cdots = \frac{\partial M}{\partial a_m} = 0$, de onde se obterá um sistema de equações lineares que permitirá obter os coeficientes a_i .
- Veremos, a seguir, como determinar os diferentes tipos de curvas de ajuste.



Ajuste linear

• No caso do ajuste linear, a função de ajuste é

$$g(x) = a_0 + a_1 x$$

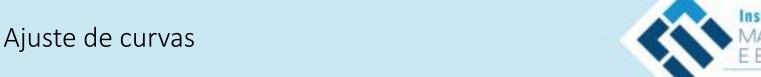
de onde

$$M(a_0, a_1) = \sum_{i=0}^{n} (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2$$

• Impondo as condições de minimização, vem

$$\frac{\partial M}{\partial a_0} = 2\sum_{i=0}^{n} (y_i - a_0 - a_1 x_i)(-1) = 0$$

$$\frac{\partial M}{\partial a_1} = 2\sum_{i=0}^{n} (y_i - a_0 - a_1 x_i)(-x_i) = 0$$



Ajuste linear

• Expandindo os termos e reagrupando-os, obtemos o seguinte sistema de equações lineares:

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^{n} y_i &= \left(\sum_{i=0}^{n} a_0\right) + \left(\sum_{i=0}^{n} a_1 x_i\right) \\ \sum_{i=0}^{n} x_i y_i &= \left(\sum_{i=0}^{n} a_0 x_i\right) + \left(\sum_{i=0}^{n} a_1 x_i^2\right) \end{cases}$$

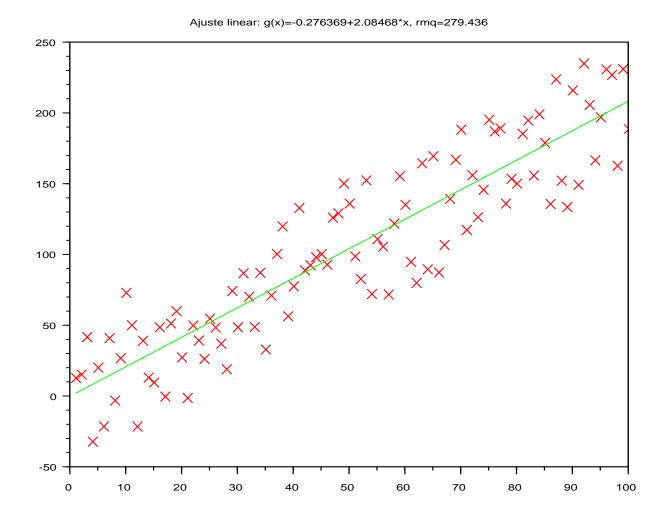
• Ou, em forma matricial,

$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^{n} x_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i & \sum_{i=0}^{n} x_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{n} y_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i y_i \end{bmatrix}$$

o qual é um sistema simétrico, de ordem 2, denominado de sistema normal.



O exemplo a seguir mostra a curva de ajuste linear para um conjunto de n=100 pontos:



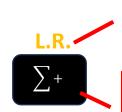


Ajuste linear

• Esse tipo de ajuste é tão usado, que calculadoras científicas oferecem teclas específicas para entrar com os dados (x; y) e calcular o ajuste ou "regressão" linear:



$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^{n} x_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i & \sum_{i=0}^{n} x_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{n} y_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i y_i \end{bmatrix}$$



Calcula os somatórios e resolve o sistema normal.

Adiciona os dados (x; y).



Ajuste linear

 O ajuste linear pode ser calculado através do seguinte procedimento:

```
proc ajuste linear(entrada: n,x,y; saida: a0,a1)
  ! Monta o sistema
  H(1,1) := n+1
  H(1,2) := 0 ; H(2,2) := 0 ; b(1) := 0 ; b(2) := 0
  para i:=0 até n faça
    H(1,2) := H(1,2) + x(i)
    H(2,2) := H(2,2) + x(i) * x(i)
    b(1) := b(1) + y(i)
    b(2) := b(2) + x(i) * y(i)
  fim para
  H(2,1) := H(1,2)
  ! Resolve o sistema (H) *a=b, obtendo a0 e a1
  a:= resolve(H,b)
  a0 := a(1); a1 := a(2)
end proc
```



• A função de ajuste polinomial de grau p é

$$g(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_p x^p$$

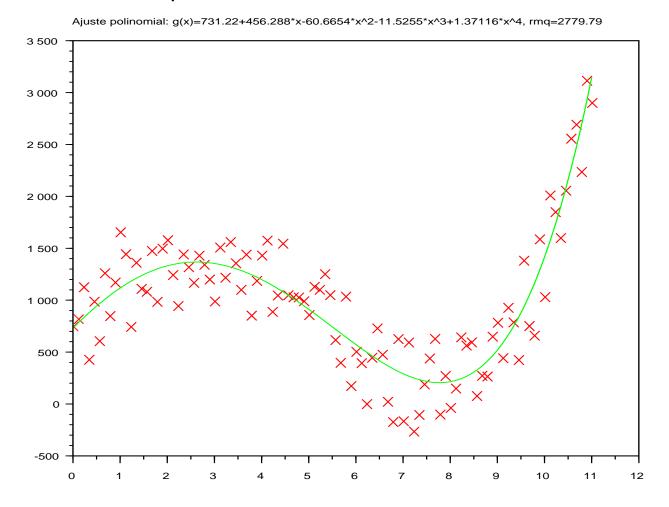
de onde, procedendo de forma similar à apresentada para o ajuste linear, obtemos o sistema de equações lineares

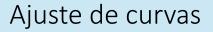
$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^{n} x_{i} & \cdots & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{p} \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} & \cdots & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{p+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{p} & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{p+1} & \cdots & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0} \\ a_{1} \\ \vdots \\ a_{p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{n} y_{i} \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}y_{i} \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{p}y_{i} \end{bmatrix}$$

Observe que o sistema acima é simétrico, de ordem p+1.



O exemplo a seguir mostra a curva de ajuste polinomial de grau p=4 para um conjunto de n=100 pontos:







 O ajuste polinomial pode ser calculado através do seguinte procedimento:

```
proc ajuste_polinomial(entrada: n,p,x,y; saida: a)
! Monta o sistema
para j:=0 até p faça
  para i:=0 até p faça
  se (i+j)>0 então
    H(i+1,j+1):= 0
    para k:=0 até n faça
        H(i+1,j+1):= H(i+1,j+1)+x(k)^(i+j)
        fim para
  senão
        H(i+1,j+1):= n+1
  fim se
fim para
...
```



• (cont.)

```
se j>0 então
      b(j+1) := 0
      para k:=0 até n faça
        b(j+1) := b(j+1) + (x(k)^{j}) *y(k)
      fim para
    senão
      b(j+1) := 0
      para k:=0 até n faça
        b(j+1) := b(j+1) + y(k)
      fim para
    fim se
  fim para
  ! Resolve o sistema (H) *a=b, obtendo os
  ! coeficientes a (a 0, a 1, ..., a p), usando
  ! eliminação gaussiana com pivotamento
  a:= resolve(H,b)
end proc
```



• Uma vez calculados os coeficientes a_0, a_1, \dots, a_p , o polinômio de ajuste pode ser avaliado num ponto x usando a rotina a seguir, a qual emprega multiplicações aninhadas (método de Horner) para fins de estabilidade numérica:

```
proc avalia_polinomio(entrada: x,p,a; saida: y)
 ! Utiliza multiplicações aninhadas
 y:= a(p)
 para i:=p-1 até 0 faça
    y:= a(i)+x*y
  fim para
fim proc
```



Ajuste exponencial

A função de ajuste exponencial

$$g(x) = ce^{kx}$$

deve ser *linearizada* para podermos usar a técnica de minimização vista aqui.

• Aplicando logaritmos a ambos os lados da equação, vem $\ln g(x) = \ln c + kx$

e, usando a mudança de variáveis

$$Y = \ln y$$
, $X = x$, $a_0 = \ln c$, $a_1 = k$,

podemos então escrever

$$Y = a_0 + a_1 X$$

a qual representa um ajuste linear para os pontos $(X_i, Y_i) = (x_i, \ln y_i)$.



Ajuste exponencial

 Os coeficientes da curva de ajuste são obtidos resolvendo-se o sistema

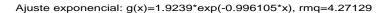
$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^{n} x_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i & \sum_{i=0}^{n} x_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{n} \ln y_i \\ \sum_{i=0}^{n} x_i \ln y_i \end{bmatrix},$$

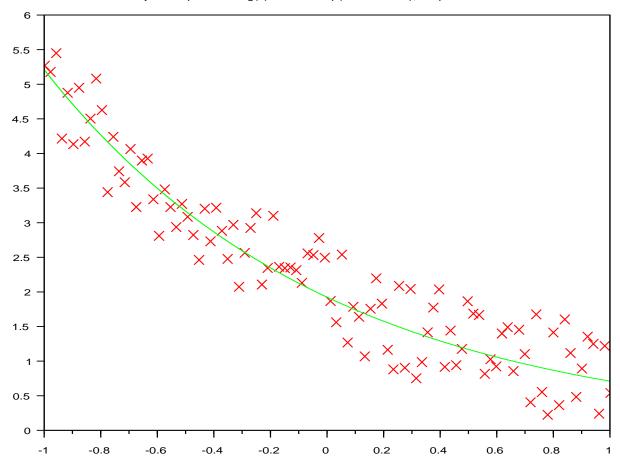
sujeito à condição $y_i > 0$, $\forall i$.

• Uma vez obtidos a_0 e a_1 , calcula-se $c=e^{a_0}$, $k=a_1$, definindo assim os parâmetros da curva de ajuste exponencial.



O exemplo a seguir mostra a curva de ajuste exponencial para um conjunto de $n=100\,\mathrm{pontos}$:







Ajuste exponencial

 O ajuste exponencial pode ser calculado através do seguinte procedimento:

```
proc ajuste exponencial(entrada: n,x,y; saida: c,k)
  ! Monta o sistema
  H(1,1) := n+1
  H(1,2) := 0 ; H(2,2) := 0 ; b(1) := 0 ; b(2) := 0
  para i:=0 até n faça
    \log y := \log(y(i)) ! OBS.: y(i) > 0
    H(1,2) := H(1,2) + x(i)
    H(2,2) := H(2,2) + x(i) * x(i)
                                             Observe a similaridade com
    b(1) := b(1) + \log y
                                             a subrotina ajuste linear!
    b(2) := b(2) + x(i) * log y
  fim para
  H(2,1) := H(1,2)
  ! Resolve o sistema (H) *a=b, obtendo a 0 e a 1
  a:= resolve(H,b)
  c := exp(a(0))
  k := a(1)
end proc
```



- Ajuste potencial
 - A função de ajuste potencial

$$g(x) = cx^k$$

deve igualmente ser linearizada, como no caso do ajuste exponencial.

• Aplicando logaritmos a ambos os lados da equação, vem $\ln g(x) = \ln c + k \ln x$

e, usando a mudança de variáveis

$$Y = \ln y$$
, $X = \ln x$, $a_0 = \ln c$, $a_1 = k$,

podemos então escrever

$$Y = a_0 + a_1 X$$

a qual representa um ajuste linear para os pontos $(X_i, Y_i) = (\ln x_i, \ln y_i).$



Ajuste potencial

 Os coeficientes da curva de ajuste são obtidos resolvendo-se o sistema

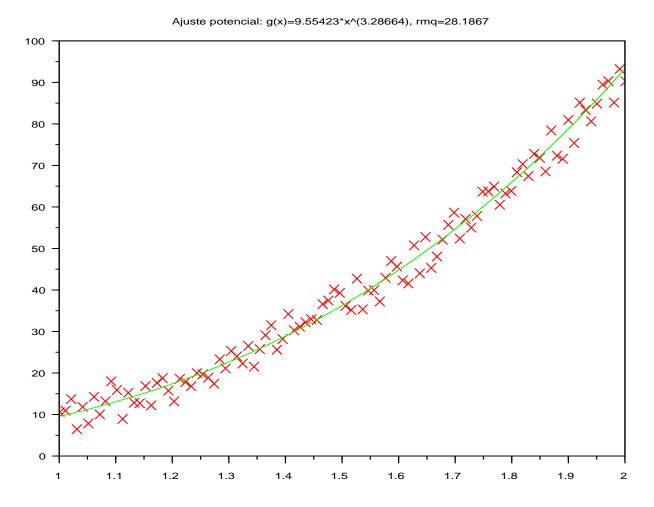
$$\begin{bmatrix} n+1 & \sum_{i=0}^{n} \ln x_i \\ \sum_{i=0}^{n} (\ln x_i)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{n} \ln y_i \\ \sum_{i=0}^{n} \ln x_i \ln y_i \end{bmatrix},$$

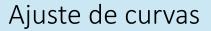
sujeito às condições $x_i > 0$, $y_i > 0$, $\forall i$

• Uma vez obtidos a_0 e a_1 , calcula-se $c=e^{a_0}$, $k=a_1$, definindo assim os parâmetros da curva de ajuste exponencial.



O exemplo a seguir mostra a curva de ajuste potencial para um conjunto de $n=100\,\mathrm{pontos}$:







Ajuste potencial

 O ajuste potencial pode ser calculado através do seguinte procedimento:

```
proc ajuste potencial(entrada: n,x,y; saida: c,k)
  ! Monta o sistema
  H(1,1) := n+1
  H(1,2) := 0; H(2,2) := 0; b(1) := 0; b(2) := 0
  para i:=0 até n faça
    \log x := \log(x(i)); \log y := \log(y(i))! OBS.: x(i) > 0 e y(i) > 0
    H(1,2) := H(1,2) + \log x
    H(2,2) := H(2,2) + \log x * \log x
    b(1) := b(1) + \log y
    b(2) := b(2) + \log x * \log y
  fim para
  H(2,1) := H(1,2)
  ! Resolve o sistema (H) *a=b, obtendo a 0 e a 1
  a:= resolve(H,b)
  c := exp(a(0))
  k := a(1)
end proc
```



Outras curvas de ajuste

• Procedimentos similares podem ser feitos, a fim de determinar as curvas de ajuste abaixo:

Curva de ajuste	Condição(ões) para uso	Gráfico
$g(x) = \frac{1}{a_0 + a_1 x}$ (hiperbólica)	$y_i > 0 \mid 0 \le i \le n$	Ajuste hiperbólica, e ₀ =0, e ₁ =1 10 9 1.1/(e ₀ +e ₁ **) 1.1/(e ₀ +e ₂ **) 1.1/(e ₀
$g(x) = a_0 + a_1 \log x$ (logarítmica)	$x_i > 0 \mid 0 \le i \le n$	Ajuste logaritmico, a ₀ =0, a ₁ =1 O
$g(x) = a_0 + a_1 x \log x$ (x-logarítmica)	$x_i > 0 \mid 0 \le i \le n$	Ajuste x-logarêmico, q ₀ =0, s ₁ =1 0 -0.05 -0.1 -0.15 -0.2 -0.2 -0.3 -0.4 -0.1 0.1 x



 Se os pontos tabulados apresentam uma distribuição cíclica ou periódica, semelhante a uma curva sinusoidal, pode-se buscar ajustar os pontos à curva

$$g(x) = A\sin(f(x - \varphi)) + K$$

onde:

- K é a média aritmética das ordenadas;
- A é a amplitude máxima das ordenadas, corrigidas para o sistema de referência com centro (0, K);
- f e φ são os parâmetros de ajuste.



• De forma a se calcular os parâmetros, escrevemos:

$$\frac{g(x) - K}{A} = \sin(f(x - \varphi))$$

$$\sin^{-1}\left(\frac{g(x) - K}{A}\right) = f(x - \varphi)$$

$$\frac{1}{f}\sin^{-1}\left(\frac{g(x) - K}{A}\right) + \varphi = x$$

- Introduzindo a variável $Y = \sin^{-1}\left(\frac{y-K}{A}\right)$, podemos escrever a equação anterior como $\frac{1}{f}Y + \varphi = x$, a qual é a equação de uma reta para os pares de pontos (Y_i, x_i) .
- Esse ajuste é um exemplo de ajuste inverso!



 Como novamente linearizamos o problema de ajuste, devemos efetuar a troca de variável, calculando inicialmente:

$$K = \overline{y_i}, A = \max_{0 \le i \le n} |y_i - K|, Y_i = \sin^{-1} \left(\frac{y_i - K}{A}\right)$$

• Após, resolve-se o problema de ajuste linear para os pares de pontos (Y_i, x_i) , obtendo os coeficientes angular e linear da reta

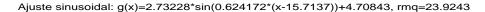
$$x = a_0 + a_1 Y$$

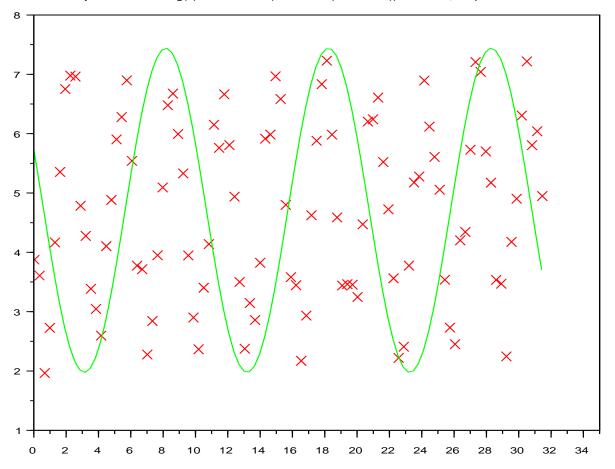
 Os parâmetros da curva de ajuste sinusoidal são dados por

$$f = \frac{1}{a_1}, \varphi = a_0$$



O exemplo a seguir mostra a curva de ajuste sinusoidal para um conjunto de $n=100\,\mathrm{pontos}$:







 O ajuste sinusoidal pode ser calculado através do seguinte procedimento:

```
proc ajuste sinusoidal (entrada: n,x,y; saida: K,A,f,phi)
  ! Calcula K
  K := V(0)
  para i:=1 até n faça
    K := K + y(i)
    Y(i) := y(i)
  fim para
  K := K/(n+1)
  ! Calcula A, transladando y(i) para o eixo Y=K
  A := -Inf
  para i:=0 até n faça
    Y(i) := Y(i) - K
    A := \max(A, abs(Y(i)))
  fim para
  ! Divide Y(i) por A e calcula asin((Y(I)-K)/A)
  para i:=0 até n faça
    Y(i) := asin(Y(i)/A)
  fim para
```



```
! Monta o sistema
  H(1,1) := n+1
  H(1,2) := 0 ; H(2,2) := 0 ; b(1) := 0 ; b(2) := 0
  para i:=0 até n faça
    H(1,2) := H(1,2) + Y(i)
    H(2,2) := H(2,2) + Y(i) **2
    b(1) := b(1) + x(i)
    b(2) := b(2) + x(i) * Y(i)
  fim para
  H(2,1) := H(1,2)
  ! Resolve o sistema (H) *a=b, obtendo a 0 e a 1
  a:= resolve(H,b)
  se abs(a(1))>0 então
    phi:=a(0)
    f := 1.0/a(1)
  senão
    phi:= []
   f:= []
  fim se
end proc
```



- Como medir a qualidade de uma curva de ajuste?
 - Quando se experimentam diferentes curvas de ajuste para representar um mesmo conjunto de pontos, a escolha de qual curva deve ser escolhida pode ser feita com calculando-se o resíduo de mínimos quadrados:

$$RMQ = \sqrt{\sum_{i=0}^{n} (y_i - g(x_i))^2}$$

• Um exemplo do uso do RMQ é mostrado a seguir:



Como medir a qualidade de uma curva de ajuste?

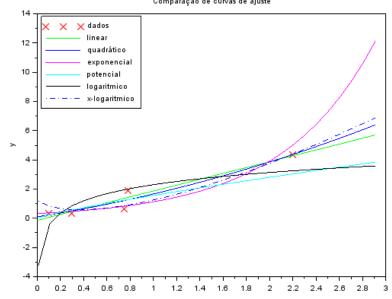
• Considere os pontos na tabela:

х	0,1	0,3	0,75	0,78	2,2
у	0,35	0,34	0,62	1,91	4,36

• Calculando as curvas de ajuste mostradas no gráfico, os

seus RMQs são os seguintes:

Ajuste	RMQ
Linear	0,947
Quadrático	0,900
Exponencial	1,260
Potencial	1,610
Logarítmico	1,990
X-logarítmico	1,170



• Conclui-se que o ajuste quadrático é o mais indicado, evidenciado também no gráfico



