

# Métodos Numéricos

## Ajuste de Curvas

Daniel Barragán <sup>1</sup>

<sup>1</sup>Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación  
Universidad del Valle

May 12, 2015

# Agenda

## 1 Ajuste de Curvas

- Introducción

## 2 Regresión

- Regresión Lineal
- Regresión Polinomial
- Regresión Multivariable

## 3 Interpolación

- Interpolación
- Interpolación de Newton
- Interpolación de Lagrange

# Ajuste de Curvas.

## Introducción.

- En esta sección se trata el problema de ajustar un modelo matemático (curva) a un conjunto de datos discretos
- Cuando el conjunto de datos presenta error, el modelo matemático (curva) representa la tendencia de los datos (Regresión)
- Cuando el conjunto de datos no presenta error, el modelo matemático (curva o curvas) contiene todo el conjunto de datos (Interpolación)

¿Que es regresión?

Es encontrar la ecuación que representa la tendencia de un conjunto de datos

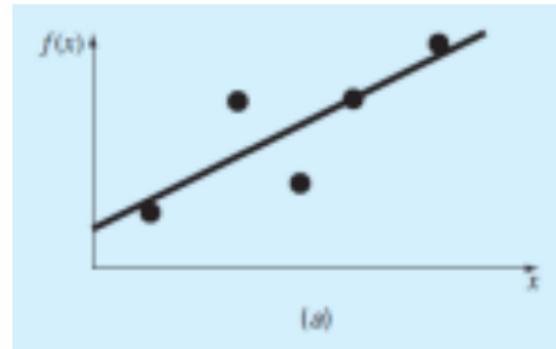
¿Que es interpolación?

Dado un conjunto de datos, predecir otros datos. Esta se hace punto a punto.

# Ajuste de Curvas.

Introducción.

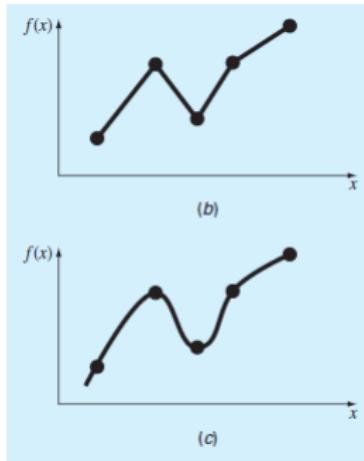
- Regresión



# Ajuste de Curvas.

Introducción.

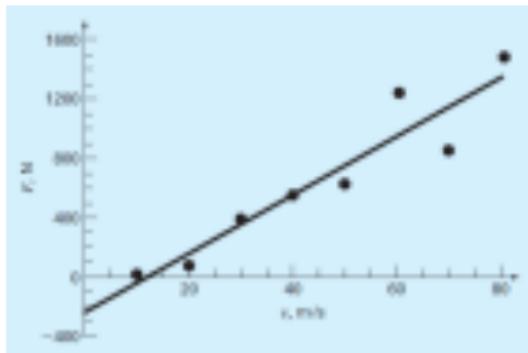
## ● Interpolación



# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

- Dado un conjunto de observaciones  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ , se busca obtener la línea recta que siga la tendencia de los puntos



# Regresión Lineal

## Mínimos Cuadrados

- Dado un conjunto de observaciones  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ , la expresión matemática para una línea recta que aproxima la tendencia de las observaciones es

$$y = \underline{a_0} + \underline{a_1}x + e$$

Donde:

$a_0$  es el intercepto

$a_1$  es la pendiente

$e$  es el error entre las observaciones y el modelo

# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

- Los parámetros  $a_0$  y  $a_1$  definen una recta. El objetivo es encontrar los parámetros  $a_0$  y  $a_1$  que minimicen el error respecto a las observaciones

*medida*

$$e = y - \underbrace{a_0 + a_1 x}_{\text{modelo}}$$

Donde:

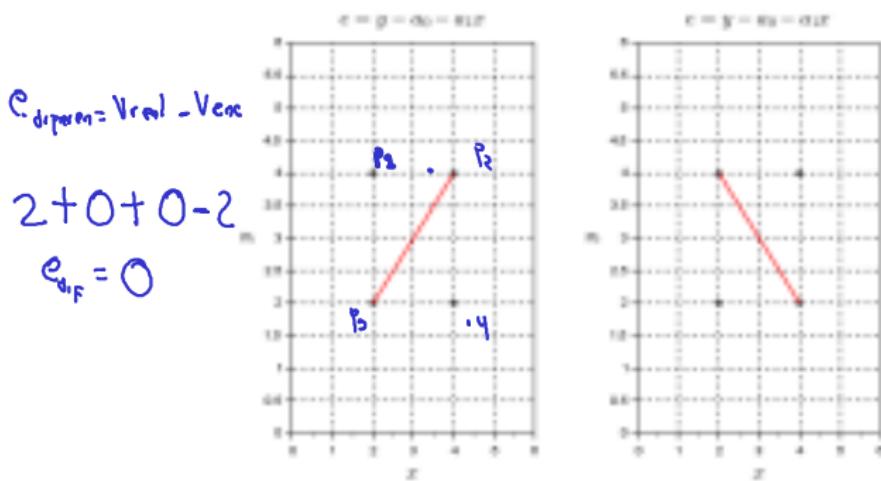
$y$  es el valor de la observación

$a_0 + a_1 x$  es el valor aproximado por la ecuación lineal

# Regresión Lineal

## Mínimos Cuadrados

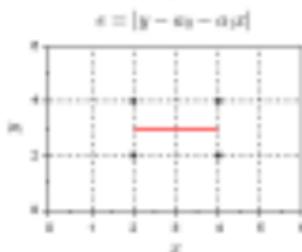
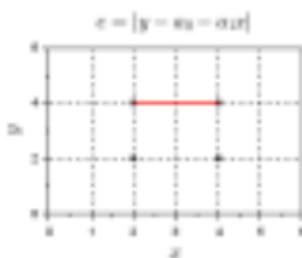
- Tomando  $e = y - a_0 - a_1 x$
- En la gráfica de la izquierda  $e = 2 + 0 + 0 - 2 = 0$



# Regresión Lineal

## Mínimos Cuadrados

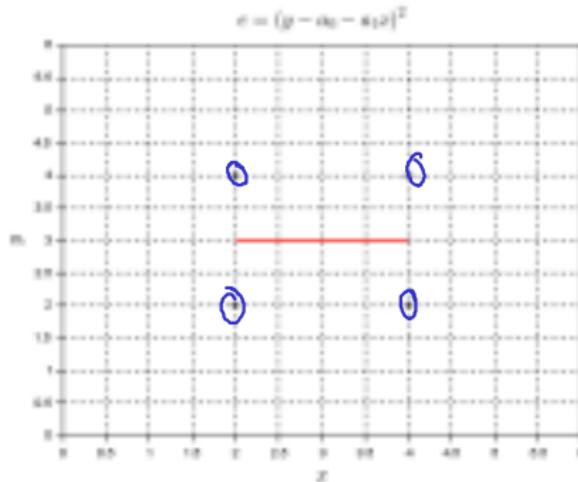
- Tomando  $e = |y - a_0 - a_1x|$
- En la gráfica superior-izquierda  $e = 0 + 0 + 2 + 2 = 4$
- En la gráfica inferior-izquierda  $e = \underbrace{1 + 1 + 1 + 1}_{} = 4$



# Regresión Lineal

## Mínimos Cuadrados

- Tomando  $e = (y - a_0 - a_1x)^2$
- En la gráfica  $e = 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 = 4$
- ¿Que sucede en otros casos?



# Regresión Lineal

## Mínimos Cuadrados

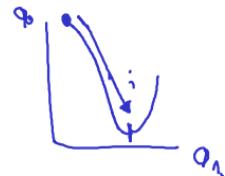
- La estrategia en el método de mínimos cuadrados es minimizar la sumatoria de los cuadrados del error.
- Los cuadrados del error son tambien conocidos como residuos (residuals)

$$y = q_1 x + q_0$$

$$\min(S_r) = \min\left(\sum_{i=1}^n e_i^2\right) = \min\left(\sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2\right)$$

$$\min(\rho^2) = \min \left( \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{a_1}x - \underline{a_0})^2 \right)$$

$$0 = \frac{\partial \rho}{\partial \underline{a_1}} = 2 \left( \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{a_1}x - \underline{a_0}) \right) (-x)$$



$$0 = \frac{\partial \rho}{\partial \underline{a_0}} = 2 \left( \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{a_1}x - \underline{a_0}) \right) x(-1)$$

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

$$\sum_{i=1}^n y_i x_i = \sum_{i=1}^n a_1 x_i^2 + \sum_{i=1}^n a_0 x_i$$

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n a_1 x_i + \sum_{i=1}^n a_0$$

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

# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

- Las fórmulas para encontrar  $a_0$  y  $a_1$  se obtienen de la siguiente manera

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = -2 \sum (y_i - a_0 - a_1 x_i)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_1} = -2 \sum [(y_i - a_0 - a_1 x_i) x_i]$$

Igualando a cero



$$0 = \sum y_i - \sum a_0 - \sum a_1 x_i$$

$$0 = \sum x_i y_i - \sum a_0 x_i - \sum a_1 x_i^2$$

# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

Reordenando, se obtiene un sistema de ecuaciones lineal de dos incógnitas  $a_0$  y  $a_1$

$$\begin{aligned}na_0 + (\sum x_i)a_1 &= \sum y_i \\(\sum x_i)a_0 + (\sum x_i^2)a_1 &= \sum x_iy_i\end{aligned}$$

Solucionando el sistema de ecuaciones se tiene

$$\begin{aligned}a_1 &= \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \\a_0 &= \bar{y} - a_1 \bar{x}\end{aligned}$$

# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

- **Problema** Ajuste una línea a los valores de la tabla empleando la técnica de mínimos cuadrados.  $x$  es la variable independiente (m/s),  $y$  es la variable dependiente (N)

$i$	$x_i$	$y_i$	$x_i^2$	$x_i y_i$
1	10	25	100	250
2	20	70	400	1,400
3	30	380	900	11,400
4	40	550	1,600	22,000
5	50	610	2,500	30,500
6	60	1,220	3,600	73,200
7	70	830	4,900	58,100
8	80	1,450	6,400	116,000
$\Sigma$	360	5,135	20,400	312,850

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i x_i \\ \sum_{i=1}^n y_i \end{bmatrix}$$

$x_i$	$y_i$
10	25
20	70
30	380
40	550
50	610
60	1,220
70	830
80	1,450
	5135
360	

$$\begin{bmatrix} 20400 & 360 \\ 360 & 8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 312850 \\ 5135 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 20400 & 360 \\ 0 & \frac{28}{17} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 312850 \\ -\frac{6560}{17} \end{bmatrix}$$

$$q_0 = -\frac{6560}{17}$$

$$q_0 = -\frac{1640}{7}$$

$$\frac{163200}{20400} - \frac{360^2}{20400} = \frac{33600}{20400} = \frac{336}{204} = \frac{28}{17}$$

$$\frac{104754000}{20400} - \frac{312850 \times 360}{20400} = \frac{-7872000}{20400} = -\frac{6560}{17}$$

↗

$$20400 \times q_1 + 360 \left( -\frac{1640}{7} \right) = \underline{\underline{2189950}}$$

$$q_1 = \frac{2780350}{7 \times 20400} = \frac{3271}{168}$$

# Regresión Lineal

Mínimos Cuadrados

## ● Solución

$$a_1 = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$a_1 = \frac{8(312850) - 360(5135)}{8(20400) - (360)^2} = 19.47024$$

$$a_0 = \bar{y} - a_1 \bar{x}$$

$$\bar{y} = \frac{5135}{8} = 641.875, \bar{x} = \frac{360}{8} = 45$$

$$a_0 = 641.875 - 19.47024(45) = -234.2857$$

$$F = -234.2857 + 19.47024v$$

# Regresión Lineal

## Cuantificación del error

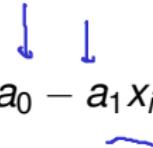
- El error estandar de la estimación se calcula por medio de

$$s_{y/x} = \sqrt{\frac{S_r}{n - 2}}$$

2<2

Donde

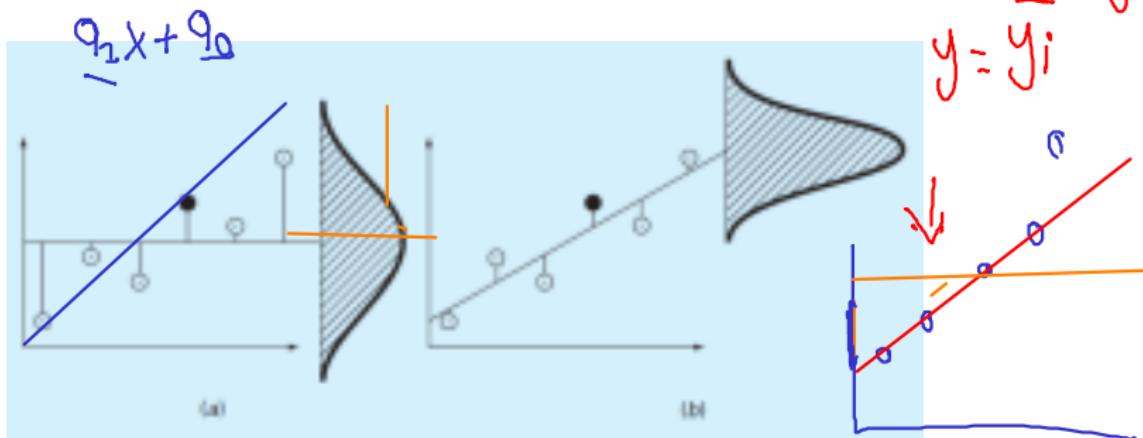
$$S_r = \sum (y_i - \underbrace{a_0 - a_1 x_i})^2$$



# Regresión Lineal

Cuantificación del error

- El error de regresión se calcula como la diferencia entre una aproximación por medio de la línea que resulta de la media de los puntos y la línea que resulta de la regresión



# Regresión Lineal

## Cuantificación del error

- El coeficiente de determinación  $r^2$  y el coeficiente de correlación  $r$  se calculan de la siguiente manera

$$r^2 = \frac{S_t - S_r}{S_t}$$

$r = 1 - 0$

$$r = \sqrt{\frac{S_t - S_r}{S_t}}$$

$S_r \rightarrow 0 - S_t$

Donde

$$S_t = \sum (y_i - \bar{y})^2$$

$$S_r = \sum (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2$$

# Regresión Lineal

## Cuantificación del error

- El mejor resultado se obtiene con  $r^2 = 1$ .  $r^2 = 1$  implica que  $S_r = 0$ . Este resultado indica que la recta se ajusta a los datos perfectamente.
- Un resultado de  $r^2 = 0$  implica  $S_r = S_t$ . Este resultado indica que no hay mejora con la regresión.

$$\sum_{i=1}^n x_i^2 \neq \left(\sum_{i=1}^n x_i\right)^2$$

## Regresión Lineal

Cuantificación del error

- Problema** Encuentre el error estandar de la estimación, el coeficiente de determinación y el coeficiente de correlación para los datos de la tabla

$$S_T = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

$$S_T = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

$$S_R = \sqrt{\frac{\sum (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2}{n}}$$

i	$x_i$	$y_i$	$a_0 + a_1 x_i$	$(y_i - \bar{y})^2$	$(y_i - a_0 - a_1 x_i)^2$
1	10	25	-39.58	380,535	4,171
2	20	70	155.12	327,041	7,245
3	30	380	349.82	68,579	1,911
4	40	550	544.52	8,441	30
5	50	610	739.23	1,016	16,699
6	60	1,220	933.93	334,229	81,837
7	70	830	1,128.63	35,391	89,180
8	80	1,450	1,323.33	653,066	16,044
$\Sigma$	360	5,135		1,808,297	216,118

$$\bar{y} = \frac{5135}{8} = 641.875$$

$$a_0 + a_1 x_i$$

$$S_R$$

$$\underline{Q_0 + Q_1 x_i + Q_2 y_i}$$

modelo

$$\tau = F(x, y)$$

$$(x_i, y_i, \tau_i)$$

$$e_i = z_i - \underbrace{Q_0 + Q_1 x_i + Q_2 y_i}_{\text{modelo}}$$

$$\min(S_r) = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (z_i - Q_0 - Q_1 x_i - Q_2 y_i)^2$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial Q_0} = 2 \sum_{i=1}^n (z_i - Q_0 - Q_1 x_i - Q_2 y_i)(-1)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial Q_1} = 2 \sum_{i=1}^n (z_i - Q_0 - Q_1 x_i - Q_2 y_i)(-x_i)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial Q_2} = 2 \sum_{i=1}^n (z_i - Q_0 - Q_1 x_i - Q_2 y_i)(-y_i)$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n y_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_0 \\ Q_1 \\ Q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n z_i \\ \sum_{i=1}^n x_i z_i \\ \sum_{i=1}^n y_i z_i \end{bmatrix}$$

# Regresión Lineal

Cuantificación del error

## • Solución

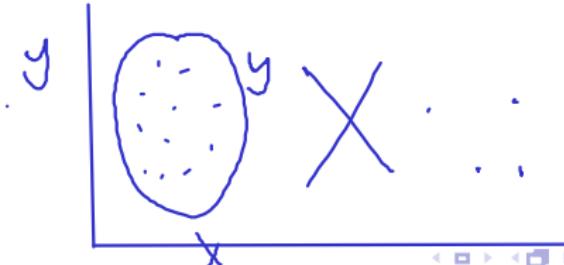
$$\left\{ \begin{array}{l} r^2 = \frac{s_{T_y} - s_r}{s_T} = \frac{1808297 - 216118}{1808297} = 0.8805 \\ s_{\hat{y}} = \sqrt{\frac{s_r}{n-2}} \\ r = 0.9383 \end{array} \right.$$

# Regresión Lineal

Comentarios generales

Para emplear el método de mínimos cuadrados se debe tener en cuenta:

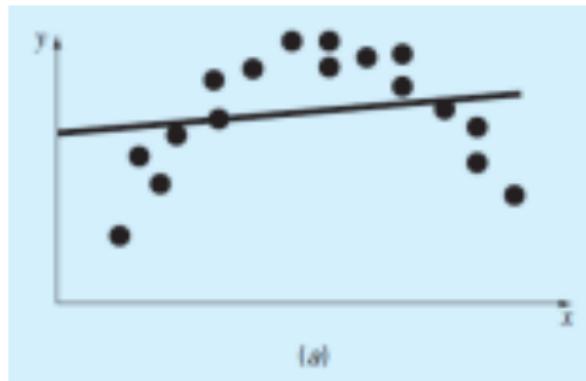
- Los valores de  $x$  se conocen sin error
- Los valores de  $y$  tienen la misma varianza
- Los valores de  $y$  tienen un comportamiento de distribución normal



# Regresión Polinomial.

Introducción.

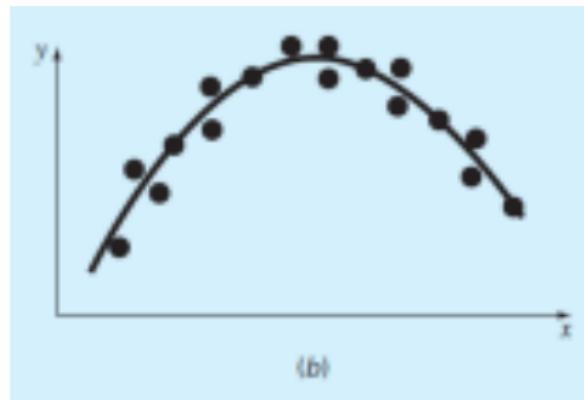
- Un conjunto de datos que exhibe un patrón podría no ser bien representado por una línea recta



# Regresión Polinomial.

Introducción.

- Para estos casos una alternativa es usar transformaciones, la otra alternativa es ajustar los datos a un polinomio



# Regresión Polinomial.

Mínimos Cuadrados.

- La técnica de mínimos cuadrados se puede extender a polinomios de mayor orden ( orden  $\geq 2$  )

$$\min(S_E) \sum_{i=1}^n (y_i - \underbrace{a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2}_{\text{Modelo}})^2 \quad \begin{array}{l} \frac{\partial S_I}{\partial a_0} = 0 \\ \frac{\partial S_I}{\partial a_1} = 0 \\ \frac{\partial S_I}{\partial a_2} = 0 \end{array}$$
$$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + e \quad \begin{array}{l} \text{Modelo} \\ \text{Error} \end{array}$$

# Regresión Polinomial.

Mínimos Cuadrados.

- Encontrando las derivadas parciales del error

$$S_r = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2)^2$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = -2 \sum (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_1} = -2 \sum x_i (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2)$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_2} = -2 \sum x_i^2 (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2)$$

# Regresión Polinomial.

Mínimos Cuadrados.

- Igualando a cero y reordenando las ecuaciones se obtiene el siguiente sistema lineal de ecuaciones

$$(n)a_0 + (\sum x_i)a_1 + (\sum x_i^2)a_2 = \sum y_i$$

$$(\sum x_i)a_0 + (\sum x_i^2)a_1 + (\sum x_i^3)a_2 = \sum x_i y_i$$

$$(\sum x_i^2)a_0 + (\sum x_i^3)a_1 + (\sum x_i^4)a_2 = \sum x_i^2 y_i$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_i & \sum x_i^2 \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum x_i^2 y_i \end{bmatrix}$$

# Regresión Polinomial.

Mínimos Cuadrados.

- Determinar los coeficientes de un polinomio de orden  $m$  corresponde a solucionar un sistema de  $m + 1$  ecuaciones

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_mx^m + e$$

$$m=8$$
$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} \rightarrow \frac{\partial S_r}{\partial a_8}$$

# Regresión Polinomial.

Cuantificación del error.

- El error estándar al ajustar una curva por medio de un polinomio de orden  $m$  a partir de un conjunto de  $n$  observaciones es

$$s_{y/x} = \sqrt{\frac{S_r}{n - (m + 1)}}$$

$\downarrow m=2$

- El coeficiente de determinación se calcula de la siguiente manera

$$r^2 = \frac{S_t - S_r}{S_t}$$

# Regresión Polinomial.

Cuantificación del error.

- **Problema:** Ajustar un polinomio de segundo orden a los datos de las dos primeras columnas de la tabla y encontrar el error estándar y el coeficiente de correlación

$x_i$	$y_i$	$(y_i - \bar{y})^2$	$(y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)^2$
0	2.1	544.44	0.14332
1	7.7	314.47	1.00286
2	13.6	140.03	1.08160
3	27.2	3.12	0.80487
4	40.9	239.22	0.61959
5	61.1	1272.11	0.09434
$\Sigma$	152.6	2513.39	3.74657

# Regresión Polinomial.

Cuantificación del error.

## ● Solución:

$$m = 2 \quad \sum x_i = 15 \quad \sum x_i^4 = 979$$

$$n = 6 \quad \sum y_i = 152.6 \quad \sum x_i y_i = 585.6$$

$$\bar{x} = 2.5 \quad \sum x_i^2 = 55 \quad \sum x_i^2 y_i = 2488.8$$

$$\bar{y} = 25.433 \quad \sum x_i^3 = 225$$

# Regresión Polinomial.

Cuantificación del error.

$$\begin{bmatrix} 6 & 15 & 55 \\ 15 & 55 & 225 \\ 55 & 225 & 979 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 152.6 \\ 585.6 \\ 2488.8 \end{bmatrix}$$

$$a = [2.4786, 2.3593, 1.8607]'$$

$$y = 2.4786 + 2.3593x + 1.8607x^2$$

$$s_{\frac{y}{x}} = \sqrt{\frac{3.74657}{6 - (2 + 1)}} = 1.1175$$

$$r^2 = \frac{2513.39 - 3.74657}{2513.39} = 0.99851$$

$$r = 0.99925$$

# Regresión Multivariable.

Introducción.

- La técnica de regresión puede aplicarse al caso donde  $y$  es una función lineal de dos o más variables
- Para el caso de dos dimensiones la regresión esta determinada por un plano
- Por ejemplo  $y$  puede ser una función lineal de  $x_1$  y  $x_2$

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + e$$
$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} \quad \frac{\partial S_r}{\partial a_1} \quad \frac{\partial S_r}{\partial a_2}$$
$$S_r = \sum_{i=0}^n (y_i - a_0 - a_1 x_1 - a_2 x_2)^2$$

# Regresión Multivariable.

Mínimos Cuadrados.

- Encontrando las derivadas parciales del error

$$S_r = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_{1,i} - a_2 x_{2,i})^2$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_0} = -2 \sum (y_i - a_0 - a_1 x_{1,i} - a_2 x_{2,i})$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_1} = -2 \sum x_{1,i} (y_i - a_0 - a_1 x_{1,i} - a_2 x_{2,i})$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial a_2} = -2 \sum x_{2,i} (y_i - a_0 - a_1 x_{1,i} - a_2 x_{2,i})$$

# Regresión Multivariable.

Mínimos Cuadrados.

- Igualando a cero y reordenando las ecuaciones se obtiene el siguiente sistema lineal de ecuaciones

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_{1,i} & \sum x_{2,i} \\ \sum x_{1,i} & \sum x_{1,i}^2 & \sum x_{1,i}x_{2,i} \\ \sum x_{2,i} & \sum x_{1,i}x_{2,i} & \sum x_{2,i}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_{1,i}y_i \\ \sum x_{2,i}y_i \end{bmatrix}$$

# Regresión Multivariable.

Mínimos Cuadrados.

- **Problema** Emplear la técnica de regresión lineal múltiple para ajustar los datos de la tabla a una curva.

$y$	$x_1$	$x_2$	$x_1^2$	$x_2^2$	$x_1x_2$	$x_1y$	$x_2y$
5	0	0	0	0	0	0	0
10	2	1	4	1	2	20	10
9	2.5	2	6.25	4	5	22.5	18
0	1	3	1	9	3	0	0
3	4	6	16	36	24	12	18
27	7	2	49	4	14	189	54
54	16.5	14	76.25	54	48	243.5	100

# Regresión Multivariable.

Mínimos Cuadrados.

## • Solución

$$\begin{bmatrix} 6 & 16.5 & 14 \\ 16.5 & 76.25 & 48 \\ 14 & 48 & 54 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 54 \\ 243.5 \\ 100 \end{bmatrix}$$

# Regresión Multivariable.

Mínimos Cuadrados.

- El caso anterior se puede extender a  $m$  dimensiones

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m + e$$

$$y_i = q_0 s_{\text{en}}(x_i) + q_1 t_{\text{en}}(x_i)$$

$$e = (y_i - \underline{q_0} s_{\text{en}}(x_i) - \underline{q_1} t_{\text{en}}(x_i))$$

$$S_r = \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{q_0} s_{\text{en}}(x_i) - \underline{q_1} t_{\text{en}}(x_i))$$

C<sub>r</sub>  
 P<sub>q0</sub> Q<sub>0</sub> y<sub>1</sub>

$$\frac{\partial S_r}{\partial \underline{q_0}} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{q_0} s_{\text{en}}(x_i) - \underline{q_1} t_{\text{en}}(x_i)) \cancel{s_{\text{en}}(x_i)}$$

$$\frac{\partial S_r}{\partial \underline{q_1}} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \underline{q_0} s_{\text{en}}(x_i) - \underline{q_1} t_{\text{en}}(x_i)) \cancel{t_{\text{en}}(x_i)}$$

$$S = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - q_0 e^{x_i})^2$$

$$\frac{\partial S}{\partial q_0} = 2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - q_0 e^{x_i}) e^{x_i}$$

cte pq rq  $q_0$

# Interpolación.

## Introducción.

- La siguiente tabla muestra la densidad y viscosidad del aire en función de la temperatura

X <sub>0</sub>	X <sub>1</sub>	Y <sub>0</sub>	Y <sub>1</sub>
T, °C	$\rho$ , kg/m <sup>3</sup>	$\mu$ , N · s/m <sup>2</sup>	$\nu$ , m <sup>2</sup> /s
-40	1.52	$1.51 \times 10^{-5}$	$0.99 \times 10^{-5}$
0	1.29	$1.71 \times 10^{-5}$	$1.33 \times 10^{-5}$
20	1.20	$1.80 \times 10^{-5}$	$1.50 \times 10^{-5}$
50	1.09	$1.95 \times 10^{-5}$	$1.79 \times 10^{-5}$
100	0.946	$2.17 \times 10^{-5}$	$2.30 \times 10^{-5}$
150	0.835	$2.38 \times 10^{-5}$	$2.85 \times 10^{-5}$
200	0.746	$2.57 \times 10^{-5}$	$3.45 \times 10^{-5}$
250	0.675	$2.75 \times 10^{-5}$	$4.08 \times 10^{-5}$
300	0.616	$2.93 \times 10^{-5}$	$4.75 \times 10^{-5}$
400	0.525	$3.25 \times 10^{-5}$	$6.20 \times 10^{-5}$
500	0.457	$3.55 \times 10^{-5}$	$7.77 \times 10^{-5}$

# Interpolación.

## Introducción.

- Al necesitar un dato que no esta en la tabla se debe interpolar, es decir, encontrar el valor deseado con base en los valores adyacentes
- La forma más fácil de interpolar sería conectar los valores adyacentes por medio de una línea
- Cuando los datos presentan algún grado de curvatura lo más conveniente es encontrar un polinomio con base en los datos

# Interpolación.

Introducción.

- La fórmula general para un polinomio de orden  $m$  es la siguiente

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_mx^m$$

- Para un conjunto de  $n$  puntos, existe únicamente un polinomio de orden  $m = (n - 1)$  que pasa a través de los puntos
- *Ejemplo:* una línea (orden 1) está determinada por dos puntos, una parábola (orden 2) está determinada por tres puntos

# Interpolación.

Introducción.

- **Problema:** Determine los coeficientes de la parábola  $f(x) = p_0x^2 + p_1x + p_2$ , que pasa a través de los siguientes valores

$$x_1 = 300, f(x_1) = 0.616$$

$$x_2 = 400, f(x_2) = 0.525$$

$$x_3 = 500, f(x_3) = 0.457$$

*Nota:* Para solucionar el problema construya un sistema de ecuaciones, resuelvalo y encuentre el número de condición de la matriz de coeficientes

# Interpolación.

Introducción.

## • Solución:

$$0.616 = p_0(300)^2 + p_1(300) + p_2$$

$$0.525 = p_0(400)^2 + p_1(400) + p_2$$

$$0.457 = p_0(500)^2 + p_1(500) + p_2$$

$$\begin{bmatrix} 90000 & 300 & 1 \\ 160000 & 400 & 1 \\ 250000 & 500 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.616 \\ 0.525 \\ 0.457 \end{bmatrix}$$

$$p = [0.00000115, -0.001715, 1.027]'$$

$$f(x) = 0.00000115x^2 - 0.001715x + 1.027$$

# Interpolación.

Introducción.

- Las matrices que siguen la forma de *Vandermonde* son altamente mal condicionadas

$$\begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2 & 1 \\ x_3^2 & x_3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum f(x_1) \\ \sum f(x_2) \\ \sum f(x_3) \end{bmatrix}$$

- A causa de esto se emplean otras formas para encontrar los coeficientes que no presenten esta condición

# Interpolación.

Introducción.

- **Problema:** Obtenga el número de condición para la matriz A, comente sobre la estabilidad de la matriz

$$A = \begin{bmatrix} 90000 & 300 & 1 \\ 160000 & 400 & 1 \\ 250000 & 500 & 1 \end{bmatrix}$$

# Interpolación de Newton.

Introducción.

- Existen otras formas de expresar un polinomio de interpolación distintas a la forma general
- El polinomio de interpolación de Newton es una de aquellas formas
- A continuación se presenta la derivación lineal, cuadrática y finalmente la forma general para polinomios de interpolación de Newton

# Interpolación de Newton.

Lineal.

- La forma más simple de interpolación es conectar dos puntos con una línea recta

# Interpolación de Newton.

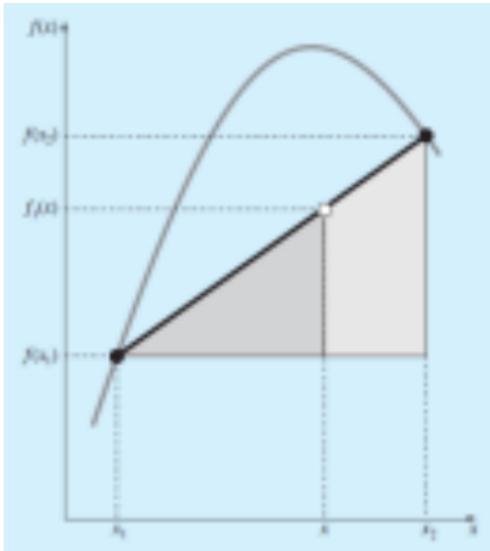
Lineal.

Por ley de triángulos:

$$\frac{f_1(x) - f(x_1)}{x - x_1} = \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}$$

Reordenando:

$$f_1(x) = f(x_1) + \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}(x - x_1)$$



# Interpolación de Newton.

Lineal.

- **Problema:** Estimar el logaritmo natural de 2 empleando interpolación lineal. Realice los cálculos entre  $\ln(1) = 0$  y  $\ln(6) = 1.791759$ . Repita el procedimiento desde  $\ln(1)$  hasta  $\ln(4) = 1.386294$ . Note que el valor verdadero de  $\ln(2) = 0.6931472$

# Interpolación de Newton.

Lineal.

## • Solución:

Desde 1 hasta 6

$$f_1(2) = 0 + \frac{1.791759 - 0}{6 - 1}(2 - 1) = 0.3583519$$

$$\varepsilon_t = \frac{0.6931472 - 0.3583519}{0.6931472} (100) = 48,3\%$$

Desde 1 hasta 4

$$f_1(2) = 0 + \frac{1.386294 - 0}{4 - 1}(2 - 1) = 0.4620981$$

$$\varepsilon_t = \frac{0.6931472 - 0.4620981}{0.6931472} (100) = 33,3\%$$

# Interpolación de Newton.

Cuadrática.

- Una forma de mejorar los resultados de la interpolación, es introducir un grado de curvatura a la línea que atraviesa el conjunto de puntos
- Con tres puntos se puede interpolar por medio de un polinomio de segundo orden (forma cuadrática o parábola)
- La forma de un polinomio de interpolación de Newton de segundo orden es la siguiente

$$f_2(x) = b_0 + b_1(x - x_1) + b_2(x - x_1)(x - x_2)$$

# Interpolación de Newton.

Cuadrática.

Para determinar el valor del coeficiente  $b_0$ , se hace  $x = x_1$

$$b_0 = f(x_1)$$

Para determinar el valor del coeficiente  $b_1$ , se hace  $x = x_2$

$$b_1 = \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}$$

Para determinar el valor del coeficiente  $b_2$ , se hace  $x = x_3$

$$b_2 = \frac{\frac{f(x_3) - f(x_2)}{x_3 - x_2} - \frac{f(x_2) - f(x_1)}{x_2 - x_1}}{x_3 - x_1}$$

# Interpolación de Newton.

Cuadrática.

- **Problema:** Estimar el logaritmo natural de 2 empleando interpolación cuadrática (polinomio de segundo orden) a partir de los siguientes puntos

$$x_1 = 1, f(x_1) = 0$$

$$x_2 = 4, f(x_2) = 1.386294$$

$$x_3 = 6, f(x_3) = 1.791759$$

# Interpolación de Newton.

Cuadrática.

## ● Solución:

$$b_0 = 0$$

$$b_1 = \frac{1.386294 - 0}{4 - 1} = 0.4620981$$

$$b_2 = \frac{\frac{1.791759 - 1.386294}{6 - 4} - 0.4620981}{6 - 1} = -0.0518731$$

$$f_2(x) = 0 + 0.4620981(x - 1) - 0.0518731(x - 1)(x - 4)$$

$$f_2(2) = 0.5658444$$

$$\varepsilon_t = \frac{0.6931472 - 0.5658444}{0.6931472} (100) = 18.4\%$$

# Interpolación de Newton.

General.

- El análisis para el caso lineal y el caso cuadrático, permiten generalizar para un polinomio de Newton de orden m

$$f_m(x) = b_0 + b_1(x - x_1) + \dots + b_m(x - x_1)(x - x_2)\dots(x - x_m)$$

- Los coeficientes se encuentran de la siguiente manera

$$b_0 = f(x_1)$$

$$b_1 = f[x_2, x_1]$$

$$b_2 = f[x_3, x_2, x_1]$$

$$b_m = f[x_{m+1}, x_m, \dots, x_2, x_1]$$

# Interpolación de Newton.

General.

- Las funciones con corchetes corresponden al cálculo de diferencias finitas

$$f[x_i, x_j] = \frac{f(x_i) - f(x_j)}{x_i - x_j}$$

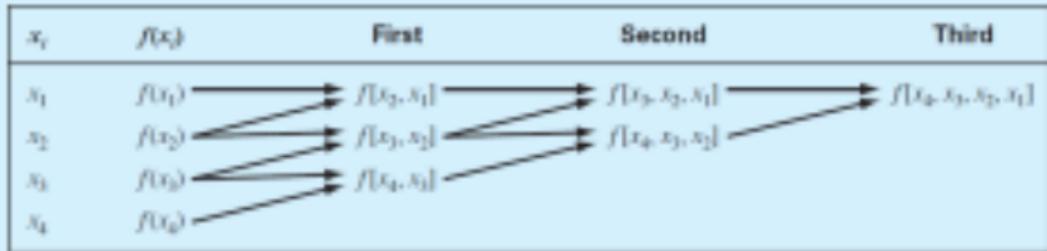
$$f[x_i, x_j, x_k] = \frac{f[x_i, x_j] - f[x_j, x_k]}{x_i - x_k}$$

$$f[x_{m+1}, x_m, \dots, x_2, x_1] = \frac{f[x_{m+1}, x_m, \dots, x_2] - f[x_m, x_{m-1}, \dots, x_1]}{x_{m+1} - x_1}$$

# Interpolación de Newton.

General.

- Gráficamente el cálculo de las diferencias finitas muestra un comportamiento recursivo.



# Interpolación de Newton.

General.

- La forma general del polinomio de interpolación de Newton, teniendo en cuenta lo expresado anteriormente es la siguiente

$$\begin{aligned}f_m(x) = & f(x_1) + f[x_2, x_1](x - x_1) + \\& f[x_3, x_2, x_1](x - x_1)(x - x_2) + \\& f[x_{m+1}, x_m, \dots, x_2, x_1](x - x_1)(x - x_2) \dots (x - x_m)\end{aligned}$$

# Interpolación de Newton.

General.

- **Problema:** Estimar el logaritmo natural de 2 empleando un polinomio de interpolación de Newton de orden tres a partir de los siguientes puntos

$$x_1 = 1, f(x_1) = 0$$

$$x_2 = 4, f(x_2) = 1.386294$$

$$x_3 = 6, f(x_3) = 1.791759$$

$$x_4 = 5, f(x_4) = 1.609438$$

**Nota:** Encuentre la solución construyendo la tabla de las diferencias

# Interpolación de Newton.

General.

## ● Solución:

### Primeras Diferencias

$$f[x_2, x_1] = \frac{1.386294 - 0}{4 - 1} = 0.4620981$$

$$f[x_3, x_2] = \frac{1.791759 - 1.386294}{6 - 4} = 0.2027326$$

$$f[x_4, x_3] = \frac{1.609438 - 1.791759}{5 - 6} = 0.1823216$$

# Interpolación de Newton.

General.

## Segundas Diferencias

$$f[x_3, x_2, x_1] = \frac{0.2027326 - 0.4620981}{6 - 1} = -0.05187311$$

$$f[x_4, x_3, x_2] = \frac{0.1823216 - 0.2027326}{5 - 4} = -0.02041100$$

# Interpolación de Newton.

General.

## Terceras Diferencias

$$f[x_4, x_3, x_2, x_1] = \frac{-0.02041100 - (-0.05187311)}{5 - 1} = 0.007865529$$

# Interpolación de Newton.

General.

$x_i$	$f(x_i)$	First	Second	Third
1	0	0.4620981	-0.05187311	0.007865529
4	1.386294	0.2027326	-0.02041100	
6	1.791759	0.1823216		
5	1.609438			

$$f_3(x) = b_1 + b_2(x - x_1) + b_3(x - x_1)(x - x_2) + \\ b_4(x - x_1)(x - x_2)(x - x_3)$$

$$f_3(x) = 0 + 0.4620981(x - 1) - 0.05187311(x - 1)(x - 4) + \\ 0.007865529(x - 1)(x - 4)(x - 6)$$

# Interpolación de Lagrange.

Introducción.

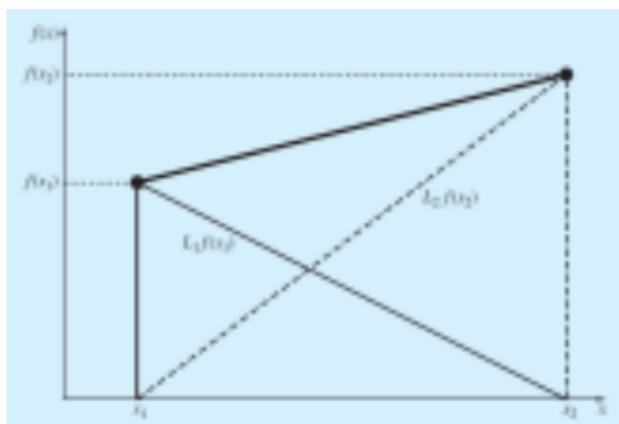
Un polinomio de interpolación lineal se puede expresar de la forma

$$f(x) = L_1 f(x_1) + L_2 f(x_2)$$

$L_1$  y  $L_2$  son coeficientes de ponderación

$$L_1 = \frac{x - x_2}{x_1 - x_2}$$

$$L_2 = \frac{x - x_1}{x_2 - x_1}$$



# Interpolación de Lagrange.

Lineal.

- A partir de las ecuaciones anteriores se obtiene el polinomio de interpolación de Lagrange de primer orden

$$f_1(x) = \frac{x - x_2}{x_1 - x_2} f(x_1) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(x_2)$$

# Interpolación de Lagrange.

Cuadrática.

- A partir de tres puntos se puede encontrar un polinomio de interpolación de Lagrange de segundo orden (parábola)
- Para este caso la suma de tres paráolas resulta en la parábola única que une los tres puntos.

$$f_2(x) = \frac{(x - x_2)(x - x_3)}{(x_1 - x_2)(x_1 - x_3)} f(x_1) + \frac{(x - x_1)(x - x_3)}{(x_2 - x_1)(x_2 - x_3)} f(x_2) + \frac{(x - x_1)(x - x_2)}{(x_3 - x_1)(x_3 - x_2)} f(x_3)$$

# Interpolación de Lagrange.

General.

- La forma general del polinomio de interpolación de Lagrange, es la siguiente

$$f_m(x) = \sum_{i=1}^{m+1} L_i(x) f(x_i)$$

- Los coeficientes se encuentran de la siguiente manera

$$L_i(x) = \prod_{j=1, j \neq i}^{m+1} \frac{x - x_j}{x_i - x_j}$$

# Interpolación de Lagrange.

General.

- **Problema:** Use un polinomio de interpolación de Lagrange de primer y segundo orden para evaluar un valor de densidad cuando  $x = 15$  grados centígrados

$$x_1 = 0, f(x_1) = 3.85$$

$$x_2 = 20, f(x_2) = 0.800$$

$$x_3 = 40, f(x_3) = 0.212$$

# Interpolación de Lagrange.

General.

## • Solución:

Polinomio de Lagrange de primer orden

$$f_1(x) = \frac{15 - 20}{0 - 20} 3.85 + \frac{15 - 0}{20 - 0} 0.800 = 1.5625$$

# Interpolación de Lagrange.

General.

Polinomio de Lagrange de segundo orden

$$f_2(x) = \frac{(15 - 20)(15 - 40)}{(0 - 20)(0 - 40)} 3.85 + \frac{(15 - 0)(15 - 40)}{(20 - 0)(20 - 40)} 0.800 + \\ \frac{(15 - 0)(15 - 20)}{(40 - 0)(40 - 20)} 0.212 = 1.3316875$$

# Problemas I

- **Problema:** Realizar una función en scilab que permita aplicar el método de regresión lineal por mínimos cuadrados. La función debe recibir los valores de  $x$ ,  $y$  y debe retornar en un vector el valor de la pendiente y el intercepto  $[a_1, a_0]$  y en otra variable el valor del coeficiente de determinación  $r^2$

# Problemas I

- **Problema:** Realizar una función en scilab que permita aplicar el método de interpolación de Newton. La función debe recibir los valores de  $x$ ,  $y$  y un valor en el cual el polinomio de interpolación es evaluado. Se debe retornar el valor interpolado

# Problemas I

- **Problema:** Realizar una función en scilab que permita aplicar el método de interpolación de Lagrange. La función debe recibir los valores de  $x$ ,  $y$  y un valor en el cual el polinomio de interpolación es evaluado. Se debe retornar el valor interpolado

# Bibliografía I



S. Chapra.

*Applied Numerical Methods with MATLAB For Engineers and Scientists, Sixth Edition.*

Mac Graw Hill, 2010.