

# Algoritmia Aplicada

Ano lectivo 2011-2012

## Aula 9 – Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

### Sumário

#### ◆ Ajuste de curvas

- Interpolação polinomial: Fórmula de *Lagrange*
- Interpolação "*Spline*"
- Método dos mínimos quadrados

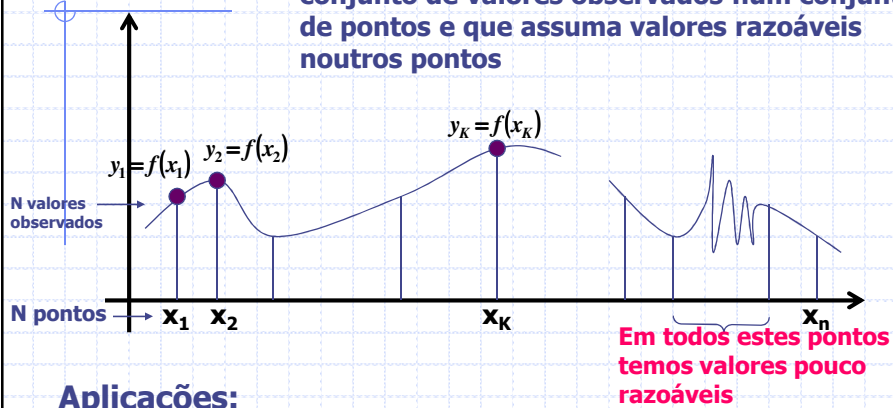
#### ◆ Matrizes

- Representação computacional de matrizes esparsas: comparação de diferentes esquemas de representação
- Adição de matrizes
- Multiplicação de matrizes

## Ajuste de curvas

### Problema:

- Encontrar uma função que satisfaça um conjunto de valores observados num conjunto de pontos e que assuma valores razoáveis noutros pontos



### Aplicações:

- Análise de dados experimentais
- Computação gráfica

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

3

## Ajuste de curvas

### ➤ Dois tipos de abordagens principais:

#### ➤ INTERPOLAÇÃO

➤ Função suave que satisfaz exactamente os valores dados em todos os pontos  $x_1, x_2, \dots, x_n$

➤ Iremos ver dois tipos

➤ Interpolação Polinomial

➤ Interpolação "Spline"

#### ➤ MÍNIMOS QUADRADOS

➤ Os valores dados podem não ser precisos, pelo que não se justifica procurar uma função que os satisfaça exactamente, mas antes uma função que aproxima aqueles valores tanto quanto possível

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

4

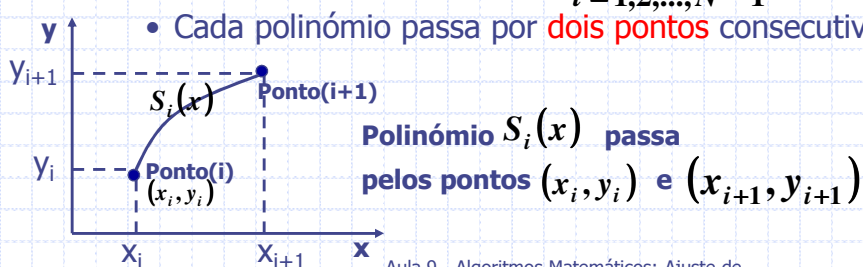
## Interpolação "SPLINE"

- **Ideia:** Em vez de calcular um polinómio de grau  $(N-1)$  que passe por  $N$  pontos do plano, calcular  $(N-1)$  polinómios:

- Cada polinómio é de **grau 3**:

$$S_i(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i \quad i = 1, 2, \dots, N-1$$

- Cada polinómio passa por **dois pontos** consecutivos:



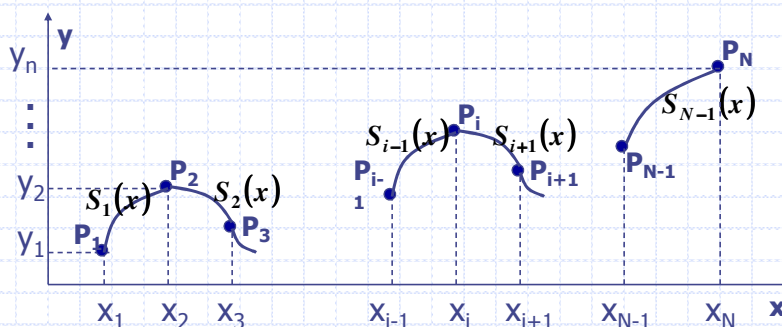
AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

5

## Interpolação "SPLINE"

- Deste modo, a **curva** pretendida é constituída por  **$(N-1)$  partes**:



AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

6

# Interpolação "SPLINE"

- **Vantagem:** Apenas usamos polinómios de **baixo grau** (ao contrário da Interpolação de Lagrange) que são curvas simples e de fácil tratamento analítico

- **Nº de incógnitas a determinar:**

- Para cada polinómio  $S_i(x)$  temos que determinar 4 coeficientes ( $a_i, b_i, c_i$  e  $d_i$ ):

$$S_i(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i$$

- Como temos N-1 polinómios, teremos:

É necessário formular  
4(N-1) equações



4(N-1) Coeficientes

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

7

# Interpolação "SPLINE"

- **Formulação das equações:**

a) Cada polinómio deve passar por dois pontos consecutivos:

$$\begin{cases} S_1(x_1) = y_1 \\ S_1(x_2) = y_2 \end{cases} \dots \dots \begin{cases} S_i(x_i) = y_i \\ S_i(x_{i+1}) = y_{i+1} \end{cases} \dots \dots \begin{cases} S_{N-1}(x_{N-1}) = y_{N-1} \\ S_{N-1}(x_N) = y_N \end{cases}$$

ou seja

$$\begin{cases} S_i(x_i) = y_i \\ S_i(x_{i+1}) = y_{i+1} \end{cases}; i = 1, 2, \dots, N-1$$



2(N-1) equações

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

8

# Interpolação "SPLINE"

- Substituindo  $S_i(x)$  pela expressão

$$S_i(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i,$$

vem

$$\begin{cases} S_i(x_i) = y_i \\ S_i(x_{i+1}) = y_{i+1} \end{cases} ; i = 1, 2, \dots, N-1$$

$$\begin{cases} a_i x_i^3 + b_i x_i^2 + c_i x_i + d_i = y_i \\ a_i x_{i+1}^3 + b_i x_{i+1}^2 + c_i x_{i+1} + d_i = y_{i+1} \end{cases} ; i = 1, 2, \dots, N-1$$

2(N-1) equações

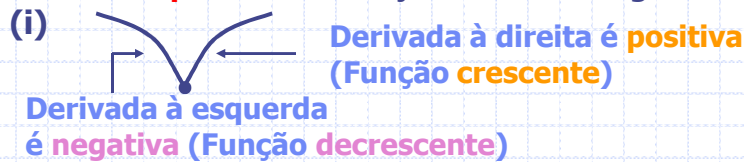
Incógnitas

# Interpolação "SPLINE"

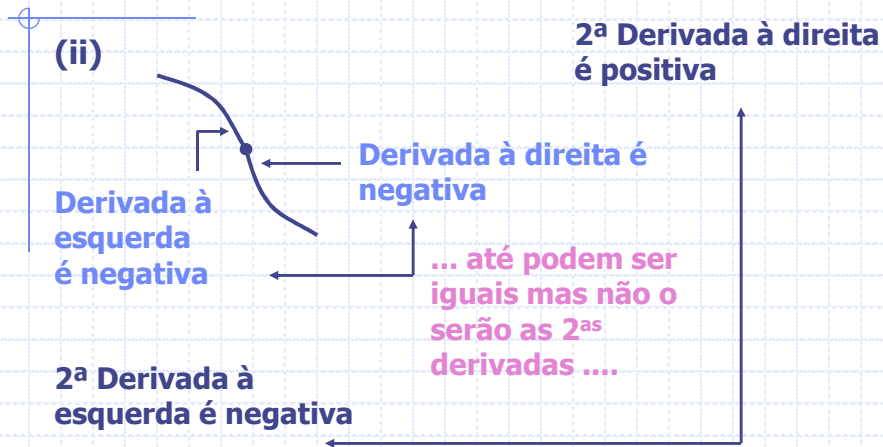
- FORMULAÇÃO das EQUAÇÕES:

b) • A curva a obter (composição das várias porções polinomiais) deve ser **suave** nos pontos em que se dão as uniões

- A suavidade significa, nomeadamente, que em qualquer ponto da união, as **derivadas de 1ª e de 2ª ordem**, das duas curvas que aí se unem, **são iguais**, o que **exclui** situações como as seguintes (i) e (ii):

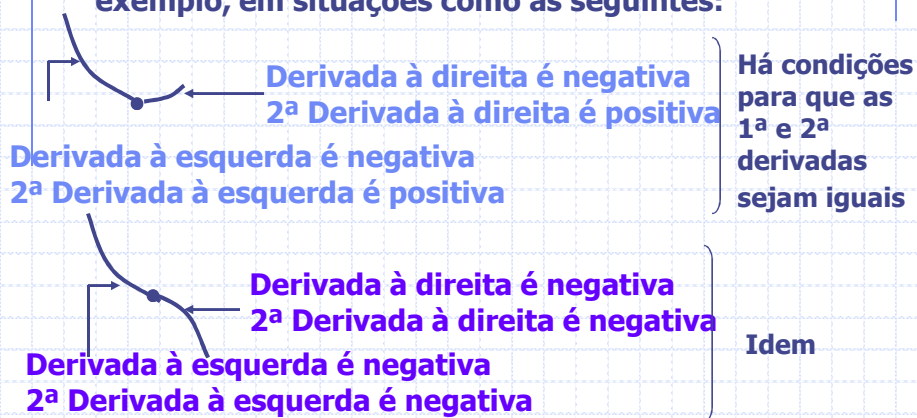


# Interpolação "SPLINE"



# Interpolação "SPLINE"

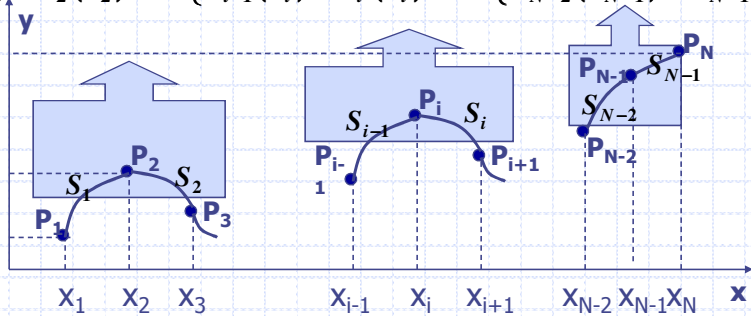
- As condições de "suavidade" verificam-se, por exemplo, em situações como as seguintes:



# Interpolação "SPLINE"

- A formulação das condições de igualdade das derivadas (de 1ª e 2ª ordem) é a seguinte:

$$\begin{cases} S'_1(x_2) = S'_2(x_2) \\ S''_1(x_2) = S''_2(x_2) \end{cases} \dots \dots \begin{cases} S'_{i-1}(x_i) = S'_i(x_i) \\ S''_{i-1}(x_i) = S''_i(x_i) \end{cases} \dots \dots \begin{cases} S'_{N-2}(x_{N-1}) = S'_{N-1}(x_{N-1}) \\ S''_{N-2}(x_{N-1}) = S''_{N-1}(x_{N-1}) \end{cases}$$



AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

13

# Interpolação "SPLINE"

- Ou seja

$$\begin{cases} S'_{i-1}(x_i) = S'_i(x_i) \\ S''_{i-1}(x_i) = S''_i(x_i) \end{cases}; i = 2, 3, \dots, N-1$$

2(N-2) equações

- Com (recorde-se que  $S_i(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i$ ):

$$S'_{i-1}(x_i) = 3a_{i-1}x_i^2 + 2b_{i-1}x_i + c_{i-1}$$

$$S'_i(x_i) = 3a_i x_i^2 + 2b_i x_i + c_i$$

$$S''_{i-1}(x_i) = 6a_{i-1}x_i + 2b_{i-1}$$

$$S''_i(x_i) = 6a_i x_i + 2b_i$$

Incógnitas

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

14

# Interpolação "SPLINE"

- Até ao momento já dispomos de:

$$2(N-1) + 2(N-2) \text{ equações}$$

i.e.

$$4N-6 \text{ equações}$$

Para determinar

$$4(N-1) \text{ coeficientes}$$

i.e.

$$4N-4 \text{ coeficientes}$$

# Interpolação "SPLINE"

- As duas equações em falta, serão formuladas para os pontos externos da curva (pontos  $P_1$  e  $P_N$ ):

$$\begin{cases} S_1''(x_1) = 0 \\ S_{N-1}''(x_N) = 0 \end{cases}$$

↑  
2 equações

- Ou:

$$\begin{cases} 6a_1x_1 + 2b_1 = 0 \\ 6a_{N-1}x_N + 2b_{N-1} = 0 \end{cases}$$

↑  
2 equações

Incógnitas



# Interpolação "SPLINE"

- **Resolução das equações:**

- Acabamos de formular as  $4(N-1) \equiv 4N-4$  equações lineares necessárias para a determinação dos  $4(N-1) \equiv 4N-4$  incógnitas

↑  
 Recorde-se que são os  
 coeficientes dos  $N-1$  polinómios

- Para a **resolução deste sistema de equações lineares**, podemos usar um qualquer método eficiente, sendo de notar que a matriz dos coeficientes é bastante esparsa (por exemplo as 2 equações acima só têm 2 coeficientes não nulos – os restantes  $(4N-6)$  coeficientes valem 0)
- Uma adequada mudança de variável  $x \rightarrow t$ , permitiria reduzir significativamente a dimensão do sistema de equações a resolver

# Método dos Mínimos Quadrados

a) { Se FUNÇÃO – POLINÓMIO  
 VALORES EXACTOS → **INTERPOLAÇÃO... já visto!**

b) No caso { FUNÇÕES GENÉRICAS  
 DADOS POUCO PRECISOS (medidas têm erros)

- **EXPRESSÃO GERAL PARA  $f$**

$$f(x) = c_1 f_1(x) + c_2 f_2(x) + \dots + c_M f_M(x)$$

↑  
 Combinação linear de  $M$  funções conhecidas

Os parâmetros  $(c_1, c_2, \dots, c_M)$  a determinar por forma a que  $f(x)$  se ajuste o melhor possível às medidas efectuadas

# Método dos Mínimos Quadrados

## ➤ Critério dos Mínimos Quadrados

$$E = \sum_{j=1}^N (f(x_j) - y_j)^2$$

Erro  $\nearrow$   $\sum$   $\nearrow$   $N$  Medidas  
 $\nearrow$   $f(x_j)$   $\nearrow$   $M$  Parâmetros a determinar  
 Quadrado para que erros de sinal oposto não se anulem

## ➤ Objectivo do método

Encontrar os valores dos parâmetros que minimizem o erro - E

# Método dos Mínimos Quadrados

## ➤ Ilustração

- $N=3$  ← 3 PONTOS
- $M=2$  ← FUNÇÃO COM 2 TERMOS

$$\begin{aligned} & \bullet \left( \begin{matrix} (x_1, y_1) & (x_2, y_2) & (x_3, y_3) \\ f(x) = c_1 f_1(x) + c_2 f_2(x) \end{matrix} \right) \end{aligned}$$

- Que  $C_1$  e  $C_2$  minimizam o erro?

$$E = [c_1 f_1(x_1) + c_2 f_2(x_1) - y_1]^2 + [c_1 f_1(x_2) + c_2 f_2(x_2) - y_2]^2 + [c_1 f_1(x_3) + c_2 f_2(x_3) - y_3]^2 +$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- Derivar  $E$  em ordem a  $C_1$  e  $C_2$ , e igualar a zero

$$\frac{dE}{dC_1} = 2[c_1 f_1(x_1) + c_2 f_2(x_1) - y_1]f_1(x_1) + 2[c_1 f_1(x_2) + c_2 f_2(x_2) - y_2]f_1(x_2) + 2[c_1 f_1(x_3) + c_2 f_2(x_3) - y_3]f_1(x_3) = 0$$

- Escrevendo em ordem a  $C_1$  e  $C_2$  vem:

$$\begin{aligned} & c_1 [f_1(x_1)f_1(x_1) + f_1(x_2)f_1(x_2) + f_1(x_3)f_1(x_3)] + \\ & c_2 [f_2(x_1)f_1(x_1) + f_2(x_2)f_1(x_2) + f_2(x_3)f_1(x_3)] = \\ & = \underbrace{y_1 f_1(x_1) + y_2 f_1(x_2) + y_3 f_1(x_3)}_{\text{Constantes conhecidas}} \end{aligned}$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- Procede-se de igual modo com  $dE/dC_2$
- Usando Notação Vectorial:

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3) \quad \mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3)$$

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3$$

←  
PRODUTO INTERNO

- Definindo:

$$\begin{aligned} f_1 &= (f_1(x_1), f_1(x_2), f_1(x_3)) \\ f_2 &= (f_2(x_1), f_2(x_2), f_2(x_3)) \end{aligned}$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- Podemos escrever:

$$\frac{\partial E}{\partial C_1} = 0 \rightarrow C_1 f_1 \cdot f_1 + c_2 f_1 \cdot f_2 = y f_1$$

$$\frac{\partial E}{\partial C_2} = 0 \rightarrow C_1 f_2 \cdot f_1 + c_2 f_2 \cdot f_2 = y f_2$$

Sistemas de 2 Equações a 2 Incógnitas ( $C_1$  e  $C_2$ )

Notação Matricial

$$\begin{bmatrix} f_1 \cdot f_1 & f_1 \cdot f_2 \\ f_2 \cdot f_1 & f_2 \cdot f_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y f_1 \\ y f_2 \end{bmatrix}$$

Resolução por um qualquer método eficiente

Notação Matricial Compacta

$$A \cdot C = b$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- Exemplo numérico:

•  $N=6 \rightarrow$  6 pontos:

(1.0, 2.05)  $\leftarrow (x_1, y_1)$

(2.0, 1.53)

(4.0, 1.26)

(5.0, 1.21)

(8.0, 1.13)

(10.0, 1.1)  $\leftarrow (x_6, y_6)$

• Ajustar por função do tipo:

$$f(x) = c_1 + \frac{c_2}{x} \Rightarrow M = 2$$

• 1º Passo: Identificar as funções  $f_1$  e  $f_2$

$$f(x) = c_1 f_1(x) + c_2 f_2(x)$$

Fórmula geral

$$f(x) = c_1 + c_2 \frac{1}{x}$$

Nosso caso

$$f_1(x) = 1 \quad f_2(x) = \frac{1}{x}$$

Então

# Método dos Mínimos Quadrados

- 2º Passo: Identificar as funções  $f_1$  e  $f_2$

$$f_1 = (1.0 \quad 1.0 \quad 1.0 \quad 1.0 \quad 1.0 \quad 1.0)$$

$$\uparrow \qquad \qquad \qquad \uparrow$$

$$f_1(x_1) \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad f_1(x_6)$$

$$f_2 = (1.0 \quad 0.5 \quad 0.25 \quad 0.2 \quad 0.125 \quad 0.1)$$

$$\uparrow \qquad \qquad \qquad \uparrow$$

$$f_2(x_1) \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad f_2(x_6)$$

- 3º Passo: Calcular os coeficientes da Matriz A e do vector b

$$\begin{matrix} f_1 \cdot f_1 & f_1 \cdot f_2 & f_1 \cdot y \\ \begin{bmatrix} 6.000 & 2.175 \\ 2.175 & 1.378 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} & = \begin{bmatrix} 8.280 \\ 3.623 \end{bmatrix} \\ f_2 \cdot f_1 & f_2 \cdot f_2 & f_2 \cdot y \end{matrix}$$

**A**                      **C**                      **b**

# Método dos Mínimos Quadrados

- Generalização para M parâmetros ( $C_1, C_2, \dots, C_M$ )

- $f(x) = c_1 f_1(x) + c_2 f_2(x) + \dots + c_M f_M(x)$

- Considerando N observações

$$((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)):$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$$

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- **Teremos então:**

$$f_1 = (f_1(x_1), f_1(x_2), \dots, f_1(x_N))$$

$$f_2 = (f_2(x_1), f_2(x_2), \dots, f_2(x_N))$$

$$\vdots$$

$$f_M = (f_M(x_1), f_M(x_2), \dots, f_M(x_N))$$

- **E o seguinte sistema de M equações a M incógnitas**

$$\begin{bmatrix} f_1 \cdot f_1 & f_1 \cdot f_2 & \dots & f_1 \cdot f_M \\ f_2 \cdot f_1 & f_2 \cdot f_2 & \dots & f_2 \cdot f_M \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_M \cdot f_1 & f_M \cdot f_2 & \dots & f_M \cdot f_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \dots \\ c_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 \cdot y \\ f_2 \cdot y \\ \dots \\ f_M \cdot y \end{bmatrix}$$

- **Em notação matricial compacta**

$$a_{ij} = \overrightarrow{f_i \cdot f_j} \quad \mathbf{A} \cdot \mathbf{C} = \mathbf{b} \quad b_{ij} = f_i \cdot y$$

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

27

# Método dos Mínimos Quadrados

- **ALGORITMO para construção da MATRIZ **A** e do VECTOR **b****

Os vectores  $f_1, f_2, \dots, f_M, y$ , cada um deles com  
**N elementos** **M+1 vectores**

são memorizados num array bidimensional  
**F [1..M+1, 1..N]**

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

28

# Método dos Mínimos Quadrados

		1	2	....	K	.....	N
$f_1 \rightarrow$	1	$f_1(x_1)$	$f_1(x_2)$	...	$f_1(x_k)$	...	$f_1(x_N)$
$f_2 \rightarrow$	2	$f_2(x_1)$	$f_2(x_2)$	...	$f_2(x_k)$	...	$f_2(x_N)$
$f_i \rightarrow$	I	$f_i(x_1)$	$f_i(x_2)$	...	$f_i(x_k)$	...	$f_i(x_N)$
$f_M \rightarrow$	M	$f_M(x_1)$	$f_M(x_2)$	...	$f_M(x_k)$	...	$f_M(x_N)$
$y \rightarrow$	M+1	$Y_1$	$Y_2$		$Y_K$		$Y_N$

$$F[I, K] = f_i(x_k) \quad I \neq M+1$$

$$F[M+1, K] = y_k \quad I = M+1$$

# Método dos Mínimos Quadrados

- O algoritmo, assumindo que um array bidimensional A, memoriza a matriz A e o vector b ( $A: A[1..M, 1..M]$ ), estando este representado na coluna M+1:

$\rightarrow$  Linhas de A  
 $\rightarrow$  Colunas de A

```

DO FOR I=1 TO M
  DO FOR J=1 TO M+1
    SOM ← 0
    DO FOR K=1 TO N
      SOM ← SOM + F[I,K] * F[J,K]
    A[I,J] ← SOM
  
```

$a_{ij} = \overline{f_i \cdot f_j}$   
 $b_{ij} = \overline{f_i \cdot y}$

# Método dos Mínimos Quadrados

- Caso muito frequente:  $f(x)$  é um polinómio

• Temos

$$f_j(x) = x^{j-1}$$

• O que significa

$$f(x) = c_1 + c_2x + c_3x^2 + \dots + c_Mx^{M-1}$$

→ Polinómio grau M-1 em x

• Se  $M = N$



Polinómio que se ajusta aos pontos → INTERPOLAÇÃO

• Se grau inferior → Função que se aproxima dos pontos dados (desprezando erros)

# Método dos Mínimos Quadrados

- Exemplo

5 pontos: (-1,2) (1,1) (2,1) (3,0) (5,3)

Polinómio de 2º grau:  $f(x) = c_1 + c_2x + c_3x^2$

$$f_1 = (1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1) = (1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1)$$

$$f_2 = (x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5) = (-1 \quad 1 \quad 2 \quad 3 \quad 5)$$

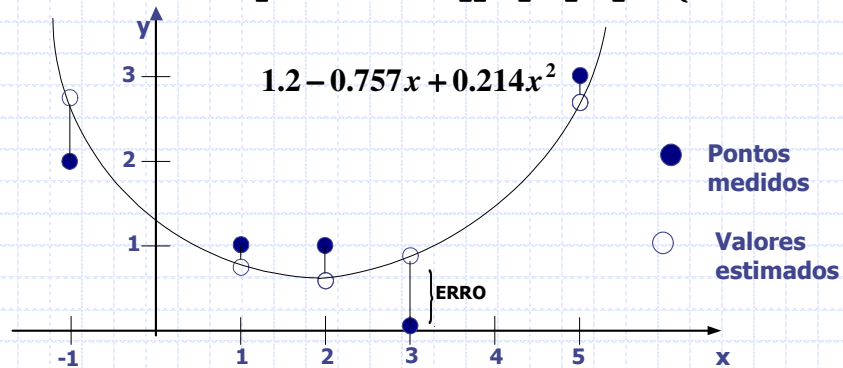
$$f_3 = (x_1^2 \quad x_2^2 \quad x_3^2 \quad x_4^2 \quad x_5^2) = (1 \quad 1 \quad 4 \quad 9 \quad 25)$$

$$y = (2 \quad 1 \quad 1 \quad 0 \quad 3)$$



# Método dos Mínimos Quadrados

$$\begin{bmatrix} 5 & 10 & 40 \\ 10 & 40 & 160 \\ 40 & 160 & 724 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 \\ 16 \\ 83 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{cases} c_1 = 1.2 \\ c_2 = -0.757 \\ c_3 = 0.214 \end{cases}$$



AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

33

## Matrizes

- ♦ Representação computacional de matrizes esparsas: comparação de diferentes esquemas de representação
- ♦ Adição de matrizes
- ♦ Multiplicação de matrizes

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

34

# Matrizes

## ➤ Representação computacional

### Caso geral

Seja A uma matriz com L linhas e C colunas.  
Computacionalmente podemos representá-la por um array bidimensional A, com o mesmo tamanho, havendo a seguinte correspondência:

$$a_{ij} \rightarrow A[i,j] \quad ; i = 1, \dots, L ; j = 1, \dots, C$$

(Elemento da linha i e coluna j da matriz A)

Sendo  $C = 1$  (A é um vector coluna) temos

$$a_i \rightarrow A[i] \quad ; i = 1, \dots, L$$

# Matrizes

## ➤ Caso de matrizes esparsas

### Esparsidade de uma matriz

- Define-se através do coeficiente seguinte:

$$\text{Coeficiente de esparsidade (CE)} = \frac{\text{Nº de elementos nulos}}{\text{Nº total de elementos}} \times 100\%$$

- As matrizes associadas a sistemas físicos (como redes eléctricas, redes de gás, estruturas mecânicas, entre outros) são caracterizadas por terem, normalmente, coeficientes de esparsidade muito elevados

# Matrizes

- Por exemplo, em **redes de distribuição de gás de baixa pressão**, é vulgar lidar com matrizes com cerca de quatro elementos não nulos (em média) por linha/coluna.

Já em redes de **transportes de energia eléctrica** típicos, aquele número passa para cerca de 6 elementos não nulos (em média) por linha/coluna.

**Se A é uma Matriz (100x100)**

$$CE = \frac{(100 \times 100) - \overbrace{6 \times 100}^{\text{Nº de elementos não nulos}}}{100 \times 100} \times 100\% = 94\%$$

# Matrizes

- O valor de CE aumentará com a dimensão da matriz, como se vê com o cálculo seguinte, relativo a uma matriz **(1000x1000)** com 6 elementos não nulos por linha/coluna:

$$CE = \frac{(1000 \times 1000) - 6 \times 1000}{1000 \times 1000} \times 100\% = 99.4\%$$

**(994.000 zeros!!!)**

- Estes números mostram que haverá enorme vantagem (em termos **economia de memória e de eficiência de cálculos**) em usar esquemas de representação computacional que explorem a esparsidade das matrizes, sendo a vantagem tanto maior quanto maior for a dimensão das matrizes a operar

# Matrizes

- De seguida vamos apresentar um conjunto de esquemas – baseados na **utilização de listas encadeadas** – para o armazenamento computacional de matrizes esparsas
- A exposição será ilustrada com o exemplo seguinte:

$$\begin{bmatrix} 9 & 0 & 0 & 8 & 0 \\ 7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 6 & 0 & -8 & 0 \end{bmatrix}$$

- É uma matriz com  $4 \times 5 = 20$  elementos, dos quais **14 são nulos**, donde:  $CE = 70\%$
- Nos esquemas que vamos apresentar de seguida, apenas serão memorizados os **6 elementos não nulos** e as suas posições na matriz A

# Matrizes

## ➤ Esquema 1

- Utilização de uma lista simplesmente encadeada, apontada por um apontador A
- Cada nodo da lista terá a seguinte estrutura:

LIN	COL	ELEM	Prox
-----	-----	------	------

**LIN:** linha da matriz a que pertence o elemento

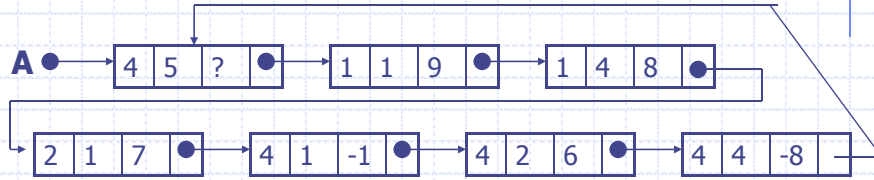
**COL:** coluna da matriz a que pertence o elemento

**ELEM:** Elemento da matriz

**Prox:** Apontador para o nodo seguinte (elemento seguinte não nulo)

# Matrizes

## Exemplo



- Este esquema tem como grande desvantagem o **não permitir o acesso directo** quer às linhas quer às colunas da matriz, o que é necessário, por exemplo, em operações de multiplicação de matrizes

# Matrizes

## Esquema 2

- Utilização de um array de apontadores  $A[1], A[2], \dots, A[L]$ , cada um deles apontando para uma lista encadeada que contém os vários elementos não nulos da respectiva linha da matriz
- Cada nodo das listas assim construídas terá a seguinte estrutura:

COL	ELEM	Prox
-----	------	------

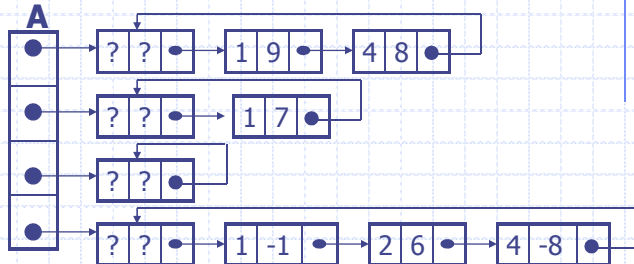
**COL:** coluna da matriz a que pertence o elemento

**ELEM:** Elemento da matriz

**Prox:** Apontador para o nodo seguinte na mesma linha da matriz

# Matrizes

## Exemplo:



- Este esquema tem a vantagem de **permitir um acesso directo às linhas da matriz**, o que é necessário, por exemplo, quando se pretende multiplicar a matriz A por uma matriz, estando A à esquerda do produto  
Já quando a matriz A estiver à direita de um produto (necessidade de aceder às colunas de A) não será muito prático usar este esquema de representação

# Matrizes

- Por outro lado o **tamanho do array** limita o número de linhas que a matriz possa ter  
Para além disso, haverá um grande desperdício no array se a matriz a memorizar tiver **muitas linhas só com zeros**
- Note-se que um esquema, em tudo semelhante a este e com as mesmas vantagens e inconvenientes, poderia ser usado para memorizar uma matriz, **coluna a coluna**, em vez de linha a linha

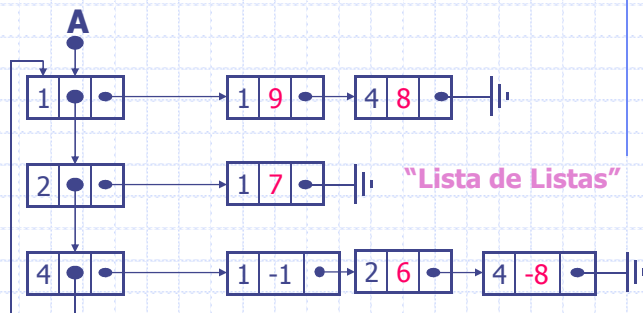
# Matrizes

## ➤ Esquema 3

- É semelhante ao **ESQUEMA 2**, excepto no que se refere à utilização do array, que agora é substituído por uma **lista simplesmente encadeada**, apontada por um **apontador A**
- Deste modo deixa de haver problemas com o nº de linhas da matriz e, por outro lado, não desperdiçamos espaço com a ocupação de informação relativa a linhas que só têm zeros

# Matrizes

## ➤ Exemplo:



- Estrutura dos nodos da lista principal (apontada por A):

LIN	PROX	PRIMCOL
-----	------	---------

**LIN:** linha da matriz

**PROX:** Apontador para o nodo seguinte (linha seguinte não nula)

**PRIMCOL:** Apontador para o primeiro nodo (primeiro elemento/primeira coluna não nula) da actual linha

# Matrizes

- Tal como no **ESQUEMA 2**, não há acesso (quase) directo às colunas da matriz. Para isso era necessário memorizar a matriz coluna a coluna, perdendo-se assim o acesso (quase) directo às linhas da matriz!

# Matrizes

## ➤ Esquema 4

- São utilizados **dois apontadores** em cada nodo: um deles aponta para o **nodo seguinte da mesma linha da matriz**; o outro aponta para o **nodo seguinte da mesma coluna da matriz**
- Com este esquema conseguimos acesso (quase) directo às linhas e colunas da matriz



# Matrizes

- Estrutura dos nodos:

LIN	COL	ELEM
PROXLIN	PROXCOL	

**LIN:** Linha da matriz a que pertence o elemento

**COL:** Coluna da matriz a que pertence o elemento

**ELEM:** Elemento da matriz

**PROXLIN:** Apontador para o nodo seguinte (elemento seguinte/linha seguinte) da actual coluna

**PROXCOL:** Apontador para o nodo seguinte (elemento seguinte/coluna seguinte) da actual linha

# Matrizes

- Conforme se vê no exemplo que se apresenta de seguida, os campos **LIN** e **COL** do primeiro nodo da lista (**nodo-cabeça**), guardam a informação sobre o **nº de linhas** e o **nº de colunas** da matriz

# Matrizes

## Exemplo:



AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

51

# Matrizes

## Esquema 5

- Estrutura de armazenamento muito usada quando **A** é uma matriz de coeficientes que deva ser operada para a resolução de um sistema de equações lineares (a ver mais à frente):

$$Ax = b \quad (\text{Note-se que } A \text{ é quadrada})$$

- Basicamente, temos uma lista simplesmente encadeada, apontada por um apontador **A** cujos nodos contêm os elementos da **diagonal principal** da **matriz A** e outra informação relevante.
- Cada um daqueles nodos conterá ainda um apontador para o início de uma lista em que estão representados os restantes elementos da respectiva linha (ou coluna)

AA-Ano lectivo 2011/2012

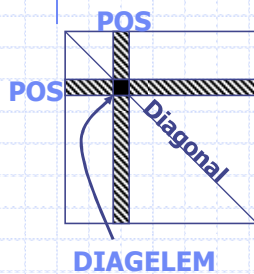
Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

52

# Matrizes

- Dois tipos de nodos:

POS	DIAGELEM	NAO_NULOS	PROX	PRIM
-----	----------	-----------	------	------



**POS:** Posição da **diagonal principal** da matriz

**DIAGELEM:** Elemento na posição **POS** da diagonal principal

**NAO\_NULOS:** N° de elementos não nulos na linha (ou coluna)

**PROX:** Apontador para o nodo seguinte

**PRIM:** Apontador para o **primeiro** nodo (primeiro elemento não nulo) na linha (ou coluna) **POS**

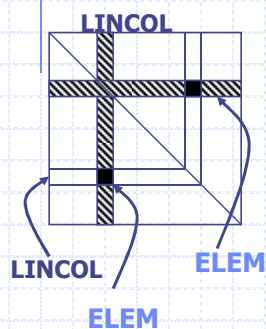
AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

53

# Matrizes

LINCOL	ELEM	PROX
--------	------	------



**LINCOL:** Linha (ou coluna) da matriz

**ELEM:** Elemento da matriz na linha (ou coluna) **LINCOL**

**PROX:** Apontador para o nodo seguinte

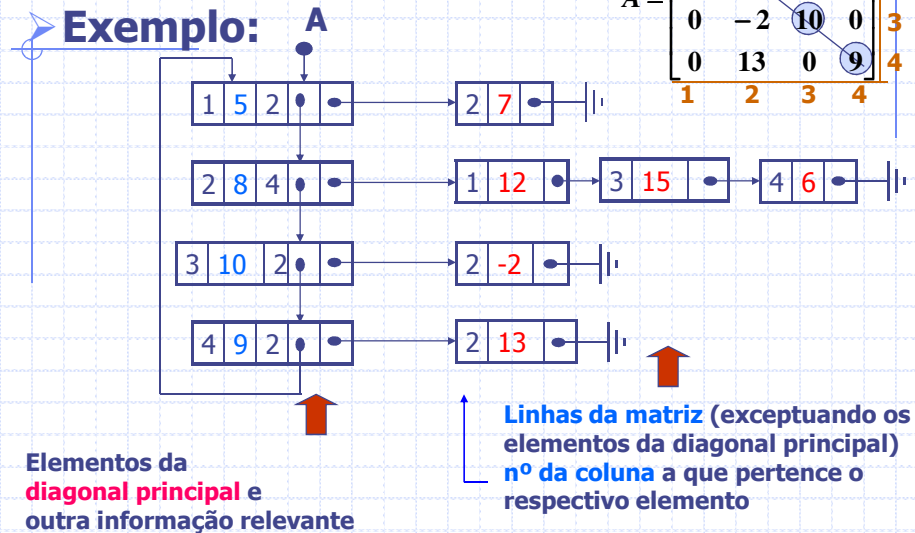
AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

54

# Matrizes

## Exemplo:



AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

55

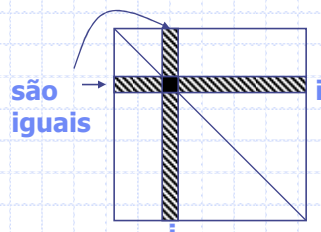
# Matrizes

## Caso de Matrizes Simétricas (Esparsas)

- Matriz simétrica: é uma matriz quadrada para a qual se tem:

$$a_{ij} = a_{ji}; \forall_{i,j} \text{ com } i \neq j$$

- Daqui resulta que se tem  $A=A^T$ , ou seja, uma linha qualquer, i, é igual à coluna i:



## Exemplo:

$$A = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 0 & 0 \\ 7 & 8 & 0 & 6 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 9 \end{bmatrix}$$

AA-Ano lectivo 2011/2012

Aula 9 - Algoritmos Matemáticos: Ajuste de curvas; Matrizes

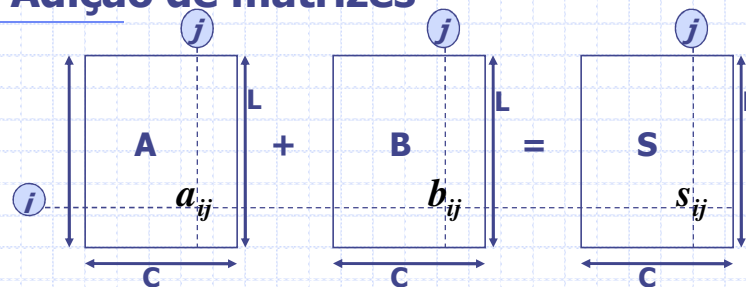
56

# Matrizes

- No caso de **matrizes simétricas**, há toda a vantagem em usar estruturas de armazenamento linha a linha (ou coluna a coluna) visto que se tem também acesso imediato às colunas (ou às linhas)
- Este é o caso dos **ESQUEMAS 2, 3 e 5** vistos atrás
- Note-se que em sistemas físicos é relativamente vulgar lidar com matrizes simétricas, e daí a importância desta questão

# Matrizes

## ➤ Adição de matrizes



- É necessário que **A e B** tenham o mesmo tamanho:

$$S_{(L \times C)} = A_{(L \times C)} + B_{(L \times C)}$$

- $s_{ij} = a_{ij} + b_{ij} \quad ; i = 1, \dots, L \quad ; j = 1, \dots, C$

# Matrizes

- Computacionalmente →  
matrizes memorizadas em arrays bidimensionais

$$S[I,J] = A[I,J] + B[I,J]$$

- O algoritmo da soma é trivial:

**ALGORITMO SOMAMAT(A,B,S,L,C)**

```
DO FOR I=1 TO L
  DO FOR J=1 TO C
    S[I,J] ← A[I,J] + B[I,J]
```

# Matrizes

- Analisemos o algoritmo da soma, admitindo que se tem  
**L=C=N** (matrizes quadradas):

$$T(n) \cong 2n^2 \quad (\text{Ver cálculo rigoroso})$$

com

$$n = N \quad (\text{Nº de linhas/columnas da matriz})$$

ou seja, o algoritmo da soma é **quadrático**, ou ainda, o  
algoritmo é de **ordem  $n^2$**

# Matrizes

- Uma outra perspectiva, menos comum, considere que:

com

$$T(n) \cong 2n$$

$$n = N^2$$

(Nº de elementos da matriz)

- Cálculo exacto de T(n):

1ª instrução executada **N+1** vezes

2ª instrução executada **N(N+1)** vezes

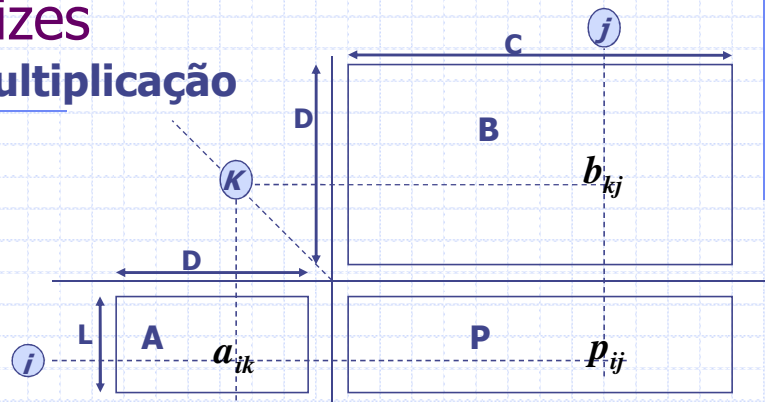
3ª instrução executada **N²** vezes

Total **2N²+2N+1**

Vem ainda **2N² + 2N + 1 ≅ 2N²** quando N é elevado

# Matrizes

## ➤ Multiplicação



- É necessário que o **nº de colunas de A** seja igual ao **nº de linhas de B**:

$$P_{(L \times C)} = A_{(L \times D)} \cdot B_{(D \times C)}$$

$$p_{ij} = \sum_{k=1}^D a_{ik} + b_{kj} \quad ; i = 1, \dots, L \quad ; j = 1, \dots, C$$

# Matrizes

## ➤ Matrizes memorizadas em arrays bidimensionais

### ALGORITMO MULTMAT (A,B,P,L,D,C)

```
DO FOR I=1 TO L
  DO FOR J=1 TO C
    T ← 0
    DO FOR K=1 TO D
      T ← T + A[I,K] * B[K,J]
    P[I,J] ← T
```

# Matrizes

- Analisemos o algoritmo da multiplicação, admitindo que se tem  $L=D=C=N$  (matrizes quadradas):

$$T(n) \cong 2n^3$$

(Sugestão: calcular rigorosamente  $T(n)$ )

com

$$n = N \quad (\text{Nº de linhas/columnas da matriz})$$

ou seja, o algoritmo da multiplicação é **cúbico**, ou ainda, o algoritmo é de **ordem  $n^3$**

- Uma outra perspectiva, menos comum, considera que:

$$T(n) \cong 2n^{3/2}$$

com

$$n = N^2 \quad (\text{Nº de elementos da matriz})$$



# Próxima aula

## ◆ Resolução de sistemas de equações