

ASI 3

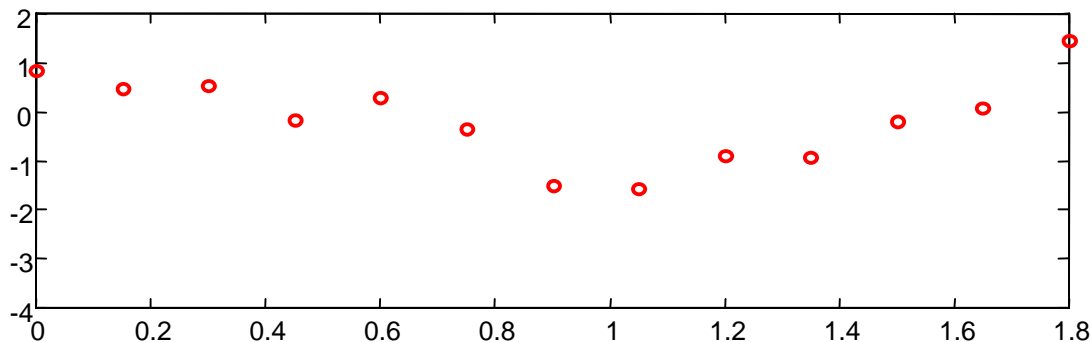
Méthodes numériques
pour l'ingénieur

Interpolation

$f(x)$

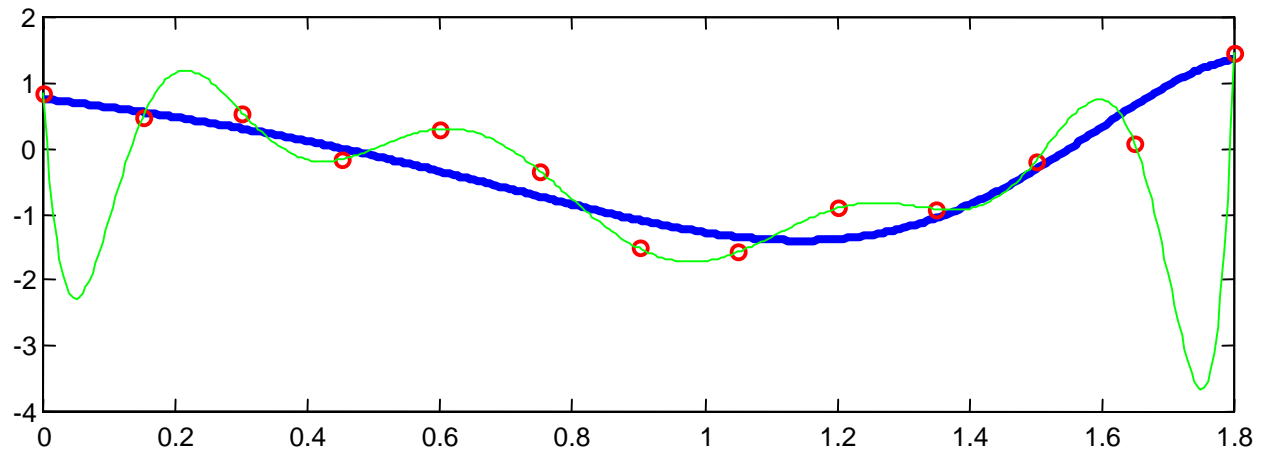
Approximation de fonctions

- Soit une fonction f (inconnue explicitement)
 - connue seulement en certains points x_0, x_1, \dots, x_n
 - ou évaluable par un calcul coûteux.
- Principe :
 - représenter f par une fonction simple, facile à évaluer
- Problème :
 - il existe une infinité de solutions !



Approximation de fonctions

- Il faut se restreindre à une famille de fonctions
 - polynômes,
 - exponentielles,
 - fonctions trigonométriques...



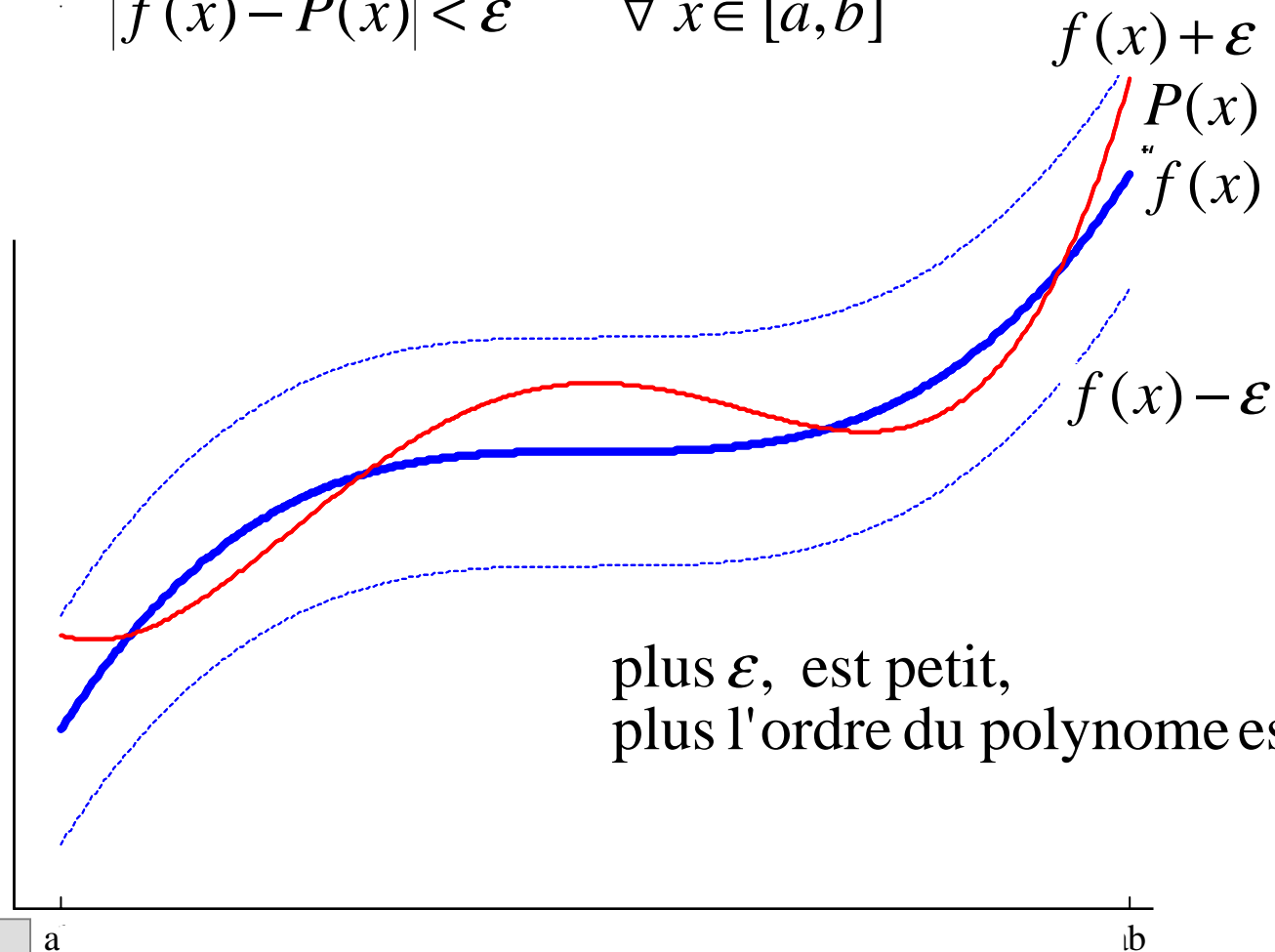
Quelques méthodes d'approximation

- Interpolation polynomiale
 - polynômes de degré au plus n
 - polynômes de Lagrange
 - différences finies de Newton
- Interpolation par splines
 - polynômes par morceaux
- Interpolation d'Hermite
 - informations sur les dérivées de la fonction à approcher
- ...voir le groupe de TT...

Théorème d'approximation de Weierstrass

soit f une fonction définie et continue sur l'intervalle $[a, b]$
Alors, $\forall \varepsilon > 0$, il existe un polynôme $P(x)$, défini sur $[a, b]$ tel que :

$$|f(x) - P(x)| < \varepsilon \quad \forall x \in [a, b]$$



plus ε , est petit,
plus l'ordre du polynome est grand

Interpolation :

$n + 1$ points, $n + 1$ contraintes, $n + 1$ équations, $n + 1$ inconnues : ordre n

Interpolation polynomiale

- Le problème : les données, la solution recherchée

$$(x_0, y_0 = f(x_0)), \dots, (x_i, y_i = f(x_i)), \dots, (x_n, y_n = f(x_n))$$

$$P(x) \text{ tel que } P(x_i) = f(x_i), i = 0, n$$

- mauvaise solution : résoudre le système linéaire

$$P(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i \Rightarrow Va = y \quad V : \text{matrice de Vandermonde}$$

- la combinaison linéaire de polynômes est un polynôme

$$P(x) = y_0 P_0(x) + \dots + y_i P_i(x) + \dots + y_n P_n(x)$$

$$\text{tel que } P_i(x_i) = 1 \quad \text{et} \quad P_i(x_j) = 0 \quad j \neq i$$

$$\text{ainsi } P(x_i) = y_0 P_0(x_i) + \dots + y_i P_i(x_i) + \dots + y_n P_n(x_i)$$

$$\begin{array}{ccc} \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\ 0 & & 1 & & 0 \end{array}$$

Interpolation polynomiale : Lagrange

- Théorème

- Soient $n+1$ points distincts x_i réels et $n+1$ réels y_i ,
il existe un unique polynôme $p \in P_n$ tel que
 $p(x_i) = y_i$ pour $i = 0$ à n

démonstration

- Construction de p :
$$p(x) = \sum_{i=0}^n y_i L_i(x)$$

avec L_i polynôme de Lagrange

$$L_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{(x - x_j)}{(x_i - x_j)}$$

- Propriétés de L_i

- $L_i(x_i) = 1$
- $L_i(x_j) = 0 \quad (j \neq i)$

L est un polynôme d'ordre n

Lagrange : exemple n°1

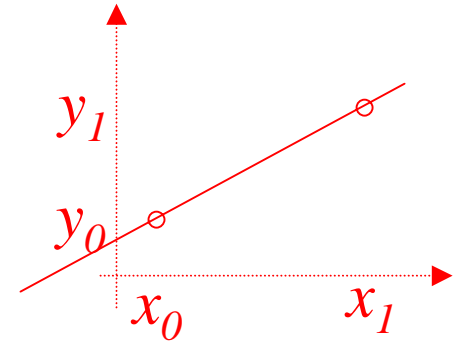
- Exemple avec $n=1$

- on connaît 2 points (x_0, y_0) et (x_1, y_1)
- on cherche la droite $y=ax+b$ (polynôme de degré 1) qui passe par les 2 points :

- $y_0 = a x_0 + b$ $a = (y_0 - y_1) / (x_0 - x_1)$
- $y_1 = a x_1 + b$ $b = (x_0 y_1 - x_1 y_0) / (x_0 - x_1)$

- $$y = \frac{y_0 - y_1}{x_0 - x_1} x + \frac{x_0 y_1 - x_1 y_0}{x_0 - x_1}$$

$$y = y_0 \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} - y_1 \frac{x - x_0}{x_0 - x_1} = y_0 \underbrace{\frac{x - x_1}{x_0 - x_1}}_{L_0(x)} + y_1 \underbrace{\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}}_{L_1(x)}$$



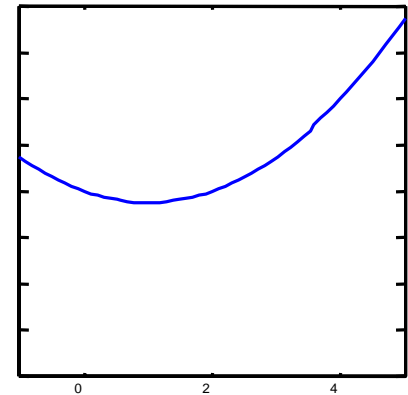
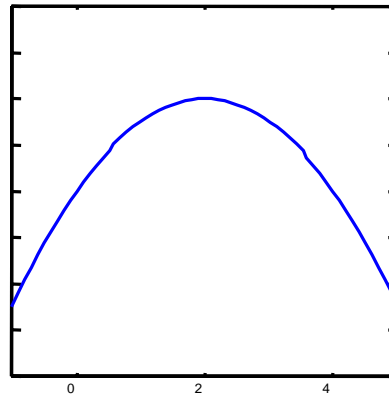
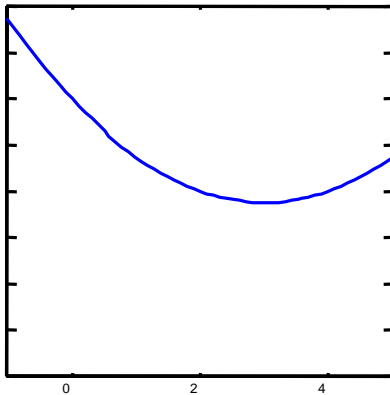
Lagrange : exemple n°2

- Exemple avec $n=2$
 - on connaît 3 points $(0,1)$, $(2,5)$ et $(4,17)$
 - polynômes de Lagrange associés :

$$L_0(x) = \frac{(x-2)(x-4)}{8}$$

$$L_1(x) = \frac{x(x-4)}{-4}$$

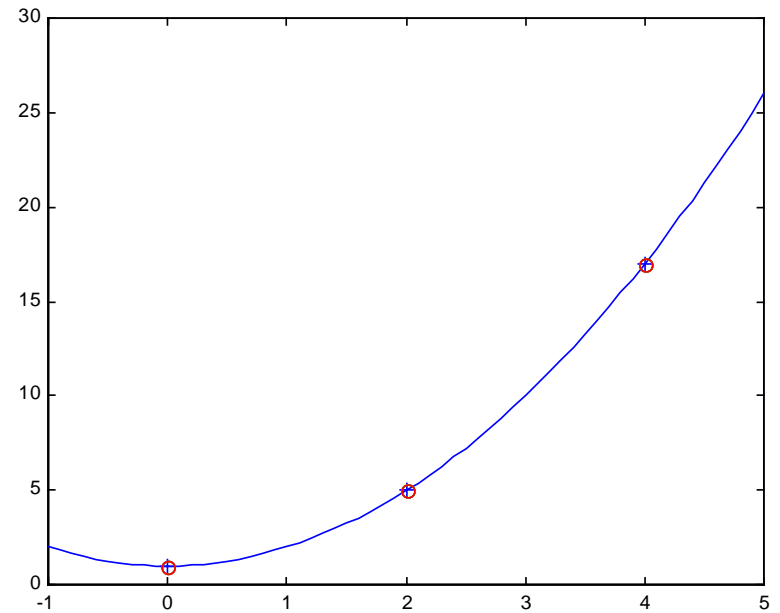
$$L_2(x) = \frac{x(x-2)}{8}$$



Lagrange : exemple n°2

– calcul du polynôme d'interpolation

- $p(x) = L_0(x) + 5 L_1(x) + 17 L_2(x)$



- en simplifiant, on trouve $p(x) = x^2 + 1$

Lagrange : l'algorithme

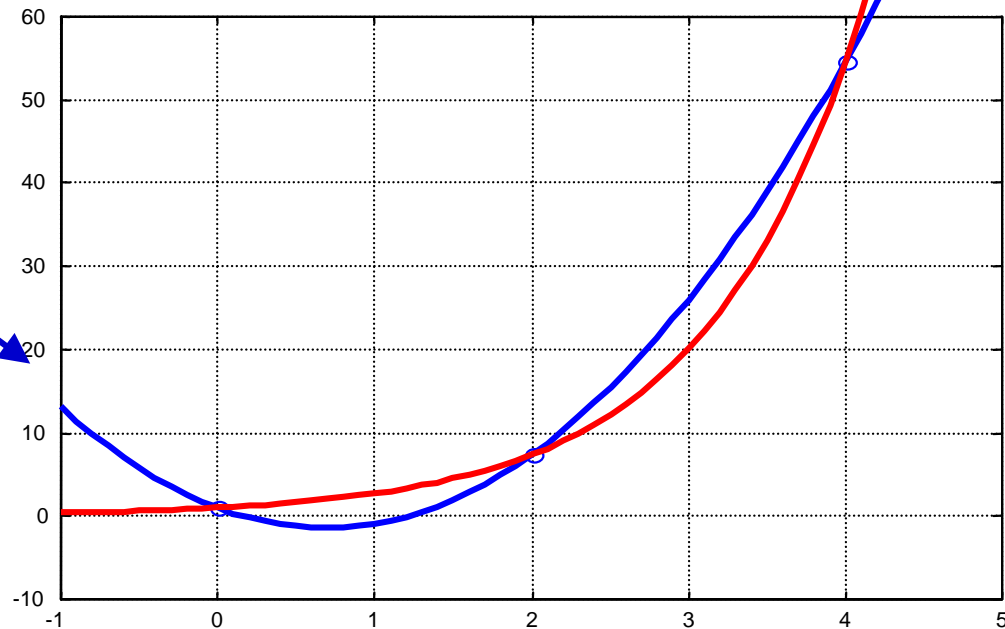
Fonction $y = \text{lagrange}(x, x_i, y_i)$

```
pour  $i = 1$  jusqu'à  $n$ 
  pour  $j = 1$  jusqu'à  $n, j \neq i$ ;
     $l \leftarrow l * \frac{x - x_i(j)}{x_i(i) - x_i(j)}$ 
  fait
   $y \leftarrow y + y_i * l$ 
fait
```

Complexité du calcul : n^2

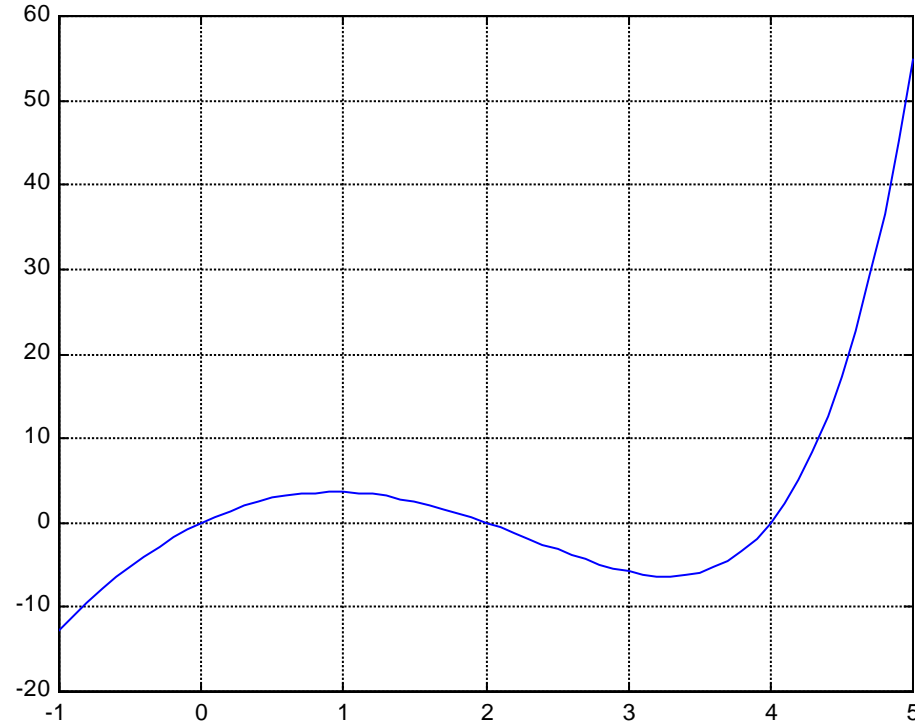
Lagrange : exemple n°3

- Exemple avec $n=2$ (fonction à approcher $y=e^x$)
 - on connaît 3 points $(0,1)$, $(2,7.3891)$ et $(4,54.5982)$
 - Polynôme d'interpolation
 - $p(x) = L_0(x) + 7.3891 L_1(x) + 54.5982 L_2(x)$



Lagrange : exemple n°3

- Erreur d'interpolation $e(x) = f(x) - p(x)$



Lagrange : erreur d'interpolation

- Théorème :
 - si f est $n+1$ dérivable sur $[a,b]$, $\forall x \in [a,b]$, notons :
 - I le plus petit intervalle fermé contenant x et les x_i
 - $\phi(x)=(x-x_0)(x-x_1)\dots(x-x_n)$
 - alors, il existe $\xi \in I$ tel que
$$e(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \phi(x)$$
 - NB : ξ dépend de x
- Utilité = on contrôle l'erreur d'approximation donc la qualité de l'approximation

Lagrange : choix de n

- Supposons que l'on possède un nb élevé de points pour approcher f ... faut-il tous les utiliser ?
 - (calculs lourds)
- Méthode de Neville :
 - on augmente progressivement n
 - on calcule des L_i de manière récursive
 - on arrête dès que l'erreur est inférieure à un seuil
(d'ou l'utilité du calcul de l'erreur)

La méthode de Neville

- Définition

$P_{m_1, m_2, \dots, m_k}(x)$ polynôme de Lagrange calculé sur les k points $(x_{m_1}, y_{m_1}), (x_{m_2}, y_{m_2}), \dots, (x_{m_k}, y_{m_k})$

- Théorème

$$P(x) = \frac{(x - x_j)P_{0,1,\dots,j-1,j+1,\dots,n}(x) - (x - x_i)P_{0,1,\dots,i-1,i+1,\dots,n}(x)}{x_i - x_j}$$

- Démonstration

$$P(x_i) = f(x_i); P(x_j) = f(x_j) \quad \text{et} \quad P(x_k) = f(x_k)$$

- Application systématique

$$Q_{i,j} = P_{i-j,i-j+1,\dots,i-1,i}$$

$$x_0 \quad P_0 = Q_{0,0}$$

$$x_1 \quad P_1 = Q_{1,0} \quad P_{0,1} = Q_{1,1}$$

$$x_2 \quad P_2 = Q_{2,0} \quad P_{1,2} = Q_{2,1} \quad P_{0,1,2} = Q_{2,2}$$

$$x_3 \quad P_3 = Q_{3,0} \quad P_{2,3} = Q_{3,1} \quad P_{1,2,3} = Q_{3,2} \quad P_{0,1,2,4} = Q_{3,3}$$

L'algorithmme de Neville

Fonction $y = \text{Neville}(x, x_i, y_i)$

pour $i = 1$ jusqu'à n

$$Q(i,0) \leftarrow y_i(i)$$

fait

pour $i = 1$ jusqu'à n

pour $j = 1$ jusqu'à i

$$Q(i,j) \leftarrow \frac{(x - x_i(i-j))Q(i,j-1) - (x - x_i(i))Q(i-1,j-1)}{x_i(i) - x_i(i-j)}$$

fait

$$y \leftarrow Q(n,n)$$

fait

Complexité du calcul : n^2

Interpolation polynomiale : Newton

- Polynômes de Newton :

- base = $\{1, (x-x_0), (x-x_0)(x-x_1), \dots, (x-x_0)(x-x_1)\dots(x-x_{n-1})\}$

- on peut ré-écrire $p(x)$:

$$p(x) = a_0 + a_1(x-x_0) + a_2(x-x_0)(x-x_1) + \dots + a_n(x-x_0)(x-x_1)\dots(x-x_{n-1})$$

- calcul des a_k : méthode des différences divisées

Newton : différences divisées

- Définition :
 - Soit une fonction f dont on connaît les valeurs en des points distincts a, b, c, \dots
 - On appelle **différence divisée** d'ordre $0, 1, 2, \dots, n$ les expressions définies par récurrence sur l'ordre k :
 - $k=0$ $f[a] = f(a)$
 - $k=1$ $f[a,b] = (f[b] - f[a]) / (b - a)$
 - $k=2$ $f[a,b,c] = (f[a,c] - f[a,b]) / (c - b)$
 - ... $f[X,a,b] = (f[X,b] - f[X,a]) / (b - a)$
 $a \notin X, b \notin X, a \neq b$

Newton : différences divisées

- Théorèmes :
 - détermination des coefficients de $p(x)$ dans la base de Newton :

$$f[x_0, x_1, \dots, x_k] = a_k \quad \text{avec } k = 0 \dots n$$

- erreur d'interpolation :

$$e(x) = f[x_0, x_1, \dots, x_n, x] \phi(x)$$

Newton : différences divisées

- Calcul pratique des coefficients :

x_0	$f[x_0]$			
x_1	$f[x_1]$	$f[x_0, x_1]$		
x_2	$f[x_2]$	$f[x_1, x_2]$	$f[x_0, x_1, x_2]$	
...	
...	$f[x_{n-3}, x_{n-2}, x_{n-1}]$	
x_n	$f[x_n]$	$f[x_{n-1}, x_n]$	$f[x_{n-2}, x_{n-1}, x_n]$	$f[x_0, \dots, x_n]$

The diagram illustrates the calculation of divided differences coefficients $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$ from a table of nodes $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$ and function values $f[x_0], f[x_1], f[x_2], \dots, f[x_n]$. The table is structured as follows:

- Column 1: Nodes $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$
- Column 2: Function values $f[x_0], f[x_1], f[x_2], \dots, f[x_n]$
- Column 3: First-order divided differences $f[x_0, x_1], f[x_1, x_2], \dots, f[x_{n-1}, x_n]$
- Column 4: Second-order divided differences $f[x_0, x_1, x_2], \dots, f[x_{n-2}, x_{n-1}, x_n]$
- Column 5: Final divided difference $f[x_0, \dots, x_n]$

Arrows indicate the calculation flow:

- a_0 is calculated from $f[x_0]$ and $f[x_1]$.
- a_1 is calculated from $f[x_1]$ and $f[x_0, x_1]$.
- a_2 is calculated from $f[x_2]$ and $f[x_1, x_2]$.
- a_n is calculated from $f[x_n]$ and $f[x_{n-1}, x_n]$.

Newton : exemple

- (ex. n°2) : $n=2$ $(0,1)$, $(2,5)$ et $(4,17)$

0	$f[x_0]=1$	a_0	
2	$f[x_1]=5$	$f[x_0, x_1]$ $= (1-5)/(0-2) = 2$	a_1
4	$f[x_2]=17$	$f[x_1, x_2]$ $= (5-17)/(2-4) = 6$	$f[x_0, x_1, x_2]$ $= (2-6)/(0-4) = 1$

$$p(x) = 1 + 2x + x(x-2)$$

(et on retombe sur $p(x) = 1 + x^2$)

Newton : l'algorithme

Fonction $a = \text{Newton}(x_i, y_i)$

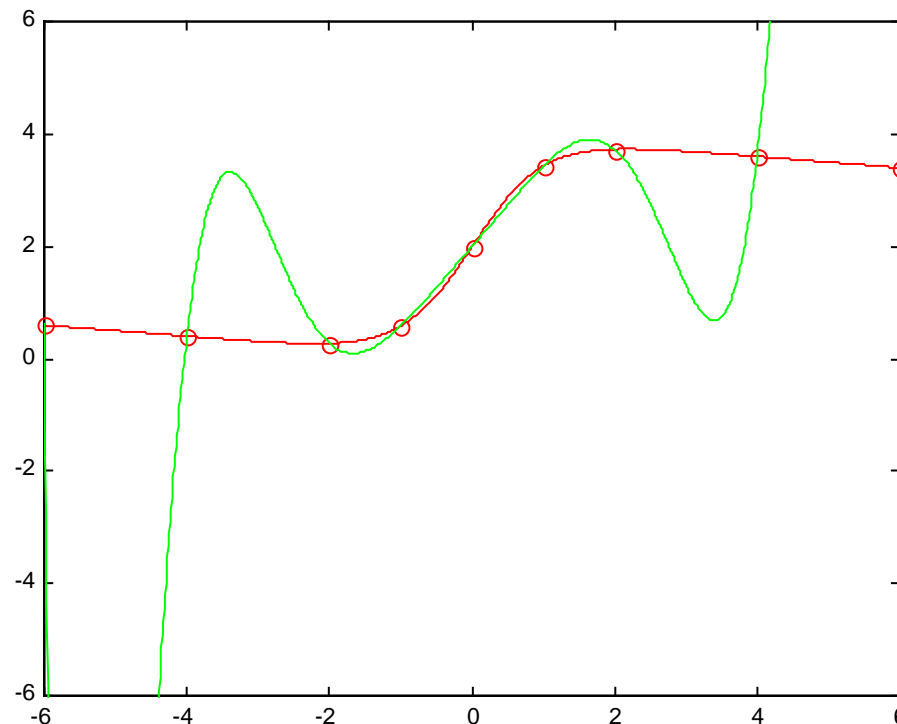
```
pour  $i = 1$  jusqu'à  $n$ 
     $F(i, 0) \leftarrow y_i(i)$ 
fait
pour  $i = 1$  jusqu'à  $n$ 
    pour  $j = 1$  jusqu'à  $i$ 
        
$$F(i, j) \leftarrow \frac{F(i, j-1) - F(i-1, j-1)}{x_i(i) - x_i(i-j)}$$

    fait
fait
pour  $i = 1$  jusqu'à  $n$ 
     $a(i) \leftarrow F(n, i)$ 
fait
```

Complexité du calcul : n^2

A bas les polynômes

- Ex : $y=2(1+\tanh(x)) - x/10$ avec 9 points
 - entre les points, le polynôme fait ce qu'il veut...
 - et plus son degré est élevé plus il est apte à osciller !



Interpolation par splines cubiques

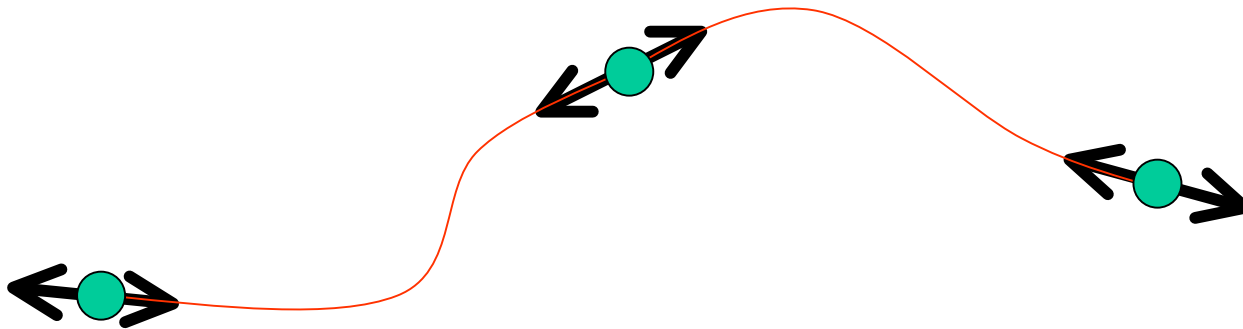
- Principe :
 - on approche la courbe par morceaux (localement)
 - on prend des polynômes de degré faible (3) pour éviter les oscillations

Splines cubiques : définition

- Définition :
 - On appelle **spline cubique** d'interpolation une fonction notée g , qui vérifie les propriétés suivantes :
 - $g \in C^2[a;b]$ (g est deux fois continûment dérivable),
 - g coïncide sur chaque intervalle $[x_i; x_{i+1}]$ avec un polynôme de degré inférieur ou égal à 3,
 - $g(x_i) = y_i$ pour $i = 0 \dots n$
- Remarque :
 - Il faut des conditions supplémentaires pour définir la spline d'interpolation de façon unique
 - Ex. de conditions supplémentaires :
 - $g''(a) = g''(b) = 0$ spline naturelle.

Splines : illustration

$$P_2(x) = a_2(x-x_2)^3 + b_2(x-x_2)^2 + c_2(x-x_2) + d_2$$



$$P_1(x) = \alpha_1 x^3 + \beta_1 x^2 + \chi_1 x + \delta_1$$

$$= a_1(x-x_1)^3 + b_1(x-x_1)^2 + c_1(x-x_1) + d_1$$

Splines cubiques : détermination

- Détermination de la spline d'interpolation
 - g coïncide sur chaque intervalle $[x_i; x_{i+1}]$ avec un polynôme de degré inférieur ou égal à 3
 - ➔ g'' est de degré 1 et est déterminé par 2 valeurs:
 - $m_i = g''(x_i)$ et $m_{i+1} = g''(x_{i+1})$ (**moment** au noeud n° i)
 - Notations :
 - $h_i = x_{i+1} - x_i$ pour $i = 0 \dots n-1$
 - $\delta_i = [x_i; x_{i+1}]$
 - $g_i(x)$ le polynôme de degré 3 qui coïncide avec g sur l'intervalle δ_i

Splines cubiques : détermination

– $g''_i(x)$ est linéaire :

- $\forall x \in \delta_i$ $g''_i(x) = m_{i+1} \frac{x - x_i}{h_i} + m_i \frac{x_{i+1} - x}{h_i}$

- on intègre
(a_i constante) $g'_i(x) = m_{i+1} \frac{(x - x_i)^2}{2h_i} - m_i \frac{(x_{i+1} - x)^2}{2h_i} + a_i$

- on continue
(b_i constante)

$$g_i(x) = m_{i+1} \frac{(x - x_i)^3}{6h_i} + m_i \frac{(x_{i+1} - x)^3}{6h_i} + a_i(x - x_i) + b_i$$

– $g_i(x_i) = y_i \quad \longrightarrow \quad y_i = \frac{m_i h_i^2}{6} + b_i \quad (1)$

– $g_i(x_{i+1}) = y_{i+1} \quad \longrightarrow \quad y_{i+1} = \frac{m_{i+1} h_i^2}{6} + a_i h_i + b_i \quad (2)$

Splines cubiques : détermination

– $g'(x)$ est continue : $g'_i(x_i) = -m_i \frac{h_i}{2} + a_i = m_i \frac{h_{i-1}}{2} + a_{i-1} = g'_{i-1}(x_i)$ 3

– 1 et 2 $a_i = \frac{1}{h_i}(y_{i+1} - y_i) - \frac{h_i}{6}(m_{i+1} - m_i)$

– on remplace les a_i dans : 3

4
$$h_{i-1}m_{i-1} + 2(h_i + h_{i-1})m_i + h_i m_{i+1} = 6 \left(\frac{1}{h_i}(y_{i+1} - y_i) - \frac{1}{h_{i-1}}(y_i - y_{i-1}) \right)$$

– Rappel : on cherche les m_i ($n+1$ inconnues)

→ on a seulement $n-1$ équations grâce à 4

→ il faut rajouter 2 conditions, par exemple

→ $m_0 = m_n = 0$ (spline naturelle)

Splines cubiques : détermination

4

$$h_{i-1}m_{i-1} + 2(h_i + h_{i-1})m_i + h_im_{i+1} = 6\left(\frac{1}{h_i}(y_{i+1} - y_i) - \frac{1}{h_{i-1}}(y_i - y_{i-1})\right)$$

– Ex de résolution avec $h_i = x_{i+1} - x_i$ constant :

- $m_{i-1} + 4m_i + m_{i+1} = \frac{1}{h^2}(y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1}) = f_i$

- forme matricielle : $Tm=f$

$$\begin{pmatrix} 4 & 1 & & & 0 \\ 1 & 4 & 1 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & 1 & 4 & 1 \\ & & & 1 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_1 \\ \dots \\ m_{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ \dots \\ f_{n-1} \end{pmatrix}$$

- T inversible (diagonale strictement dominante)

Splines cubiques : l'algorithme

pour $i = 2; n - 1$

$$T(i, i) \leftarrow 2(h_i + h_{i-1})$$

$$T(i, i-1) \leftarrow h_{i-1}$$

$$T(i, i+1) \leftarrow 2h_i$$

$$f(i-1) \leftarrow 6 \left(\frac{y_{i+1} - y_i}{h_i} - \frac{y_i - y_{i-1}}{h_{i-1}} \right)$$

fait

$$T \leftarrow T(2:n-1, 2:n-1)$$

$$m \leftarrow T \setminus f$$

$$m \leftarrow [0, m, 0]$$

pour $i = 1; n - 1$

$$a(i) \leftarrow \frac{1}{h_i} (y_{i+1} - y_i) - \frac{h_i}{6} (m_{i+1} - m_i)$$

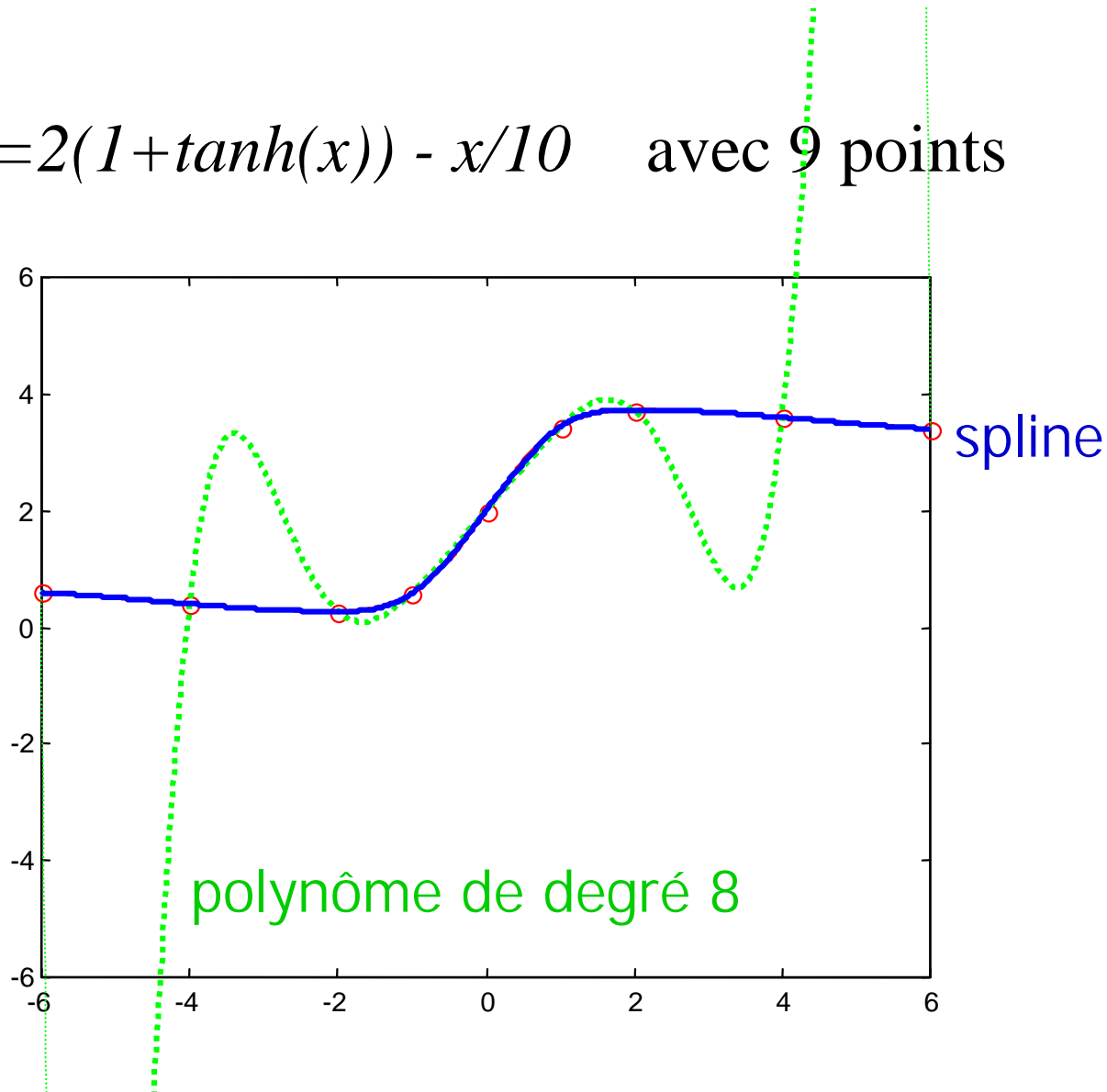
$$b(i) \leftarrow y(i) - \frac{m_i h_i}{6}$$

fait

Complexité du calcul : complexité du solveur

Splines cubiques : exemple

- Ex : $y=2(1+\tanh(x)) - x/10$ avec 9 points



Conclusion

- Interpolation polynomiale
 - évaluer la fonction en un point : Polynôme de Lagrange -> méthode de Neville
 - *compiler* la fonction : Polynôme de Newton
- Interpolation polynomiale par morceau : splines
 - spline cubique d'interpolation
 - spline cubique d'approximation (on régularise)
 - b spline
 - spline généralisée : splines gaussiennes (multidimensionnelle)
- approximation - apprentissage