# Contents

Introduccion	4
Preliminares y definiciones basicas	4
Problema numerico	4
Algoritmo	4
Preliminares matematicos	4
Valor intermedio para funciones continuas	4
Valor medio	4
Taylor	4
Taylor con resto integral	5
	5
Lineal	5
Superlineal	5
	5
Notacion O grande y o chica	5
	5
	6
	6
*	6
9	6
	6
	6
· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	6
	6
- , , , ,	6
	7
	7
Teoria de errores	7
	7
Errores en los datos de entrada	7
Errores de redondeo	7
Errores de truncamiento	8
Errores humanos	8
	8
Concepto general	8
Error absoluto	8
Error relativo	8
	8
	8
	8
	8
	9
	9
	9

Erorres en las operaciones	. 9
Suma	
Resta	
Multiplicacion y division	
Cancelacion de digitos significativos	
Ejemplo	
Representacion de numeros en una computadora	
Observaciones	
Sistema de punto fijo	
Sistema de punto flotante	
Errores de redondeo	
Enforce de l'edolideo	
Solucion de ecuaciones no lineales	12
Problema	. 12
Metodo de biseccion	
Existencia de raiz	
Idea	
Comentarios de implementacion	
Algoritmo de biseccion	. 14
Teorema del Limite	
Relacion elementos finales e iniciales	
Metodo de Newton	
Idea	
Algoritmo	
9	
Analisis de erorres	
Convergencia en convexidad	
Metodo de la secante	
Idea	
Iteracion	
Algoritmo	
Observaciones	
Iteracion de punto fijo	
Definicion de punto fijo	. 17
Teoremas	. 17
Idea del algoritmo de punto fijo	. 17
Algoritmo	. 17
Analisis de error en metodos de punto fijo	. 18
Interpolacion polinomial	19
Existencia y unicidad	
Formas del polinomio interpolante	
Forma de Newton	. 19
Forma de Lagrange	. 19
Error en el polinomio interpolante	. 19
Observaciones	. 19
Teorems del error	20

Convergencia del polinomio interpolante	20
Diferencias divididas	20
Teorema	20
Tablas	20
Algoritmo para calcular los coeficientes de la tabla	20
Propiedades	21
Interpolacion de Hermite	21
Tabla de la forma de Hermite	21
Generalizacion Diferencias divididas y derivadas de orden superior	22
Splines	22
Fenomeno de Runge	22
Splines lineales	22
FALTA SPLINES CUBICOS	23
Aproximacion de funciones	23
Aproximacion discreta por Cuadrados minimos	23
Desviacion absoluta	23
Metodo de cuadrados minimos	23
Teoremas	24

# Introduccion

# Preliminares y definiciones basicas

#### Problema numerico

Un problema numérico es una clara y nada ambigua descripción de la conexión funcional entre datos de entrada (variables independientes del problema o input) y los datos de salida (resultados deseados o output).

Estos datos, input y output, consisten en un conjunto finito de cantidades reales.

#### Algoritmo

Un algoritmo para un problema numérico es una completa descripción de un número finito de pasos con operaciones bien definidas, y sin ambigüedades, a través de las cuales una lista de datos de entrada se convierte en una lista de datos de salida.

# Preliminares matematicos

#### Valor intermedio para funciones continuas

Sea f<br/> continua en [a,b]. Sea dentre<br/> f(a) y f(b)entonces existe<br/>  $c \in [a,b]$ tal que f(c) = d

### Valor medio

Sea f continua en [a,b] y derivable en (a,b). Entonces para todo par  $x,c\in [a,b]$  se cumple que:

$$\frac{f(x) - f(c)}{x - c} = f'(\epsilon)$$
 para algun  $\epsilon$ entre x y c

Esto dice que  $f(x) = f(c) + f'(\epsilon)(x - c)$ 

# **Taylor**

Si  $f \in C^{(n)}[a,b]$  y existe  $f^{(n+1)}(a,b)$  entonces para todo par  $x,c \in [a,b]$  se tiene que:

$$f(x) = \sum_{k=0}^{n} \frac{1}{k!} f^{(k)}(c)(x-c)^k + E_n(x),$$

donde

$$E_n(x) = \frac{1}{(n+1)!} f^{(n+1)}(\epsilon) (x-c)^{n+1}$$
 para algun  $\epsilon$ entre x y c

**Observacion**: tomando y = c, (x - c) = h y por lo tanto x = y + h, entonces

$$f(y+h) = f(y) + hf'(y) + \frac{h^2}{2}f''(y) + \dots + \frac{h^n}{n!}f^n(y) + \frac{h^n + 1}{(n+1)!}f^{(n+1)}(\epsilon)$$

para algun  $\epsilon$  entre  $y \in (y+h)$ 

# Taylor con resto integral

Si  $f \in C^{(n)}[a,b]$  y existe  $f^{(n+1)}(a,b)$  entonces para todo par  $x,c \in [a,b]$  se tiene que:

$$f(x) = \sum_{k=0}^{n} \frac{1}{k!} f^{(k)}(c)(x-c)^{k} + R_{n}(x),$$

donde

$$R_n(x) = \frac{1}{n!} \int_c^x f^{(n+1)}(t)(x-t)^n dt$$

# Tasa de convergencia

#### Lineal

Sea  $x_n$  una sucesion de numeros reales que converge a  $x_*$ 

Se dice que la sucesion  $x_n$  tiene tasa de convergencia (al menos) lineal si existe una constante c tal que 0 < c < 1 y un  $N \in \mathbb{N}$  tal que

$$|x_{n+1} - x_*| \le c|x_n - x_*|$$
 para todo  $n \ge N$ 

#### Superlineal

Sea  $x_n$  una sucesion de numeros reales que converge a  $x_*$  Se dice que la tasa de convergencia es (al menos) **superlineal** si existe una sucesion  $\epsilon_n$  que converge a 0 y un  $N \in \mathbb{N}$  tal que

$$|x_{n+1}-x_*| \leq \epsilon_n |x_n-x_*|$$
 para todo  $n \geq N$ 

#### Cuadratica

Sea  $x_n$  una sucesion de numeros reales que converge a  $x_*$  Se dice que la tasa de convergencia es (al menos) **cuadratica** si existe una constante positiva c y un  $N \in \mathbb{N}$  tal que

$$|x_{n+1} - x_*| \le c|x_n - x_*|^2$$
 para todo  $n \ge N$ 

# Notacion O grande y o chica

#### O grande

Sean  $\{x_n\}$ y  $\{\alpha_n\}$  dos sucesiones distintas. Se dice que

$$x_n = O(\alpha_n)$$

si existen una constante C>0 y  $r\in\mathbb{N}$  tal que  $|x_n|\leq C|\alpha_n|$  para todo  $n\geq r$ 

#### O chica

Se dice que

$$x_n = o(\alpha_n)$$

si existe una sucesion  $\{\epsilon_n\}$  que converge a 0, con  $\epsilon_n \geq 0$  y un  $r \in \mathbb{N}$  tal que  $|x_n| \leq \epsilon_n |\alpha_n|$  para todo  $n \geq r$ .

Intuitivamente esto dice que  $\lim_{n\to\infty} \left(\frac{x_n}{\alpha_n}\right) = 0$ 

# Comparar funciones

### O grande

Esta notacion tambien se puede usar para comparar funciones. Se dice que

$$f(x) = O((g(x)) \text{ cuando } x \to \infty$$

si existen una constante C > 0 y  $r \in \mathbb{R}$  tal que  $|f(x)| \le C|g(x)|$  para todo  $x \ge r$ .

#### O chica

Analogamente, se dice que 
$$f(x)=o(g(x))$$
 cuando  $x\to\infty$  si  $\lim_{n\to\infty}\left(\frac{f(x)}{g(x)}\right)=0$ 

### Comparar funciones cuando $x \rightarrow x_*$

#### O grande

Se dice que

$$f(x) = O(g(x))$$
 cuando  $x \to x_*$ 

si existen una constante C>0 y un entorno alrededor de  $x_*$  tal que  $|f(x)|\leq C|g(x)|$  para todo x en ese entorno

### O chica

Analogamente, se dice que 
$$f(x) = o(g(x))$$
 cuando  $x \to x_*$  si  $\lim_{x \to x_*} \left( \frac{f(x)}{g(x)} \right) = 0$ 

# Algoritmo de multiplicacion encajada (Horner)

#### Idea

Consiste en reescribir convenientemente el polinomio p(x) de modo de reducir el numero de productos

$$p(x) = 2 + x(4 + x(-5 + x(2 + x(-6 + x(8 + x \cdot 10)))))$$

Si el grado de p(x) es n, se requiren n productos

### Descripcion matematica

Si  $p(x) = a_0 + a_1 x + \cdots + a_n x^n$  con  $a_n \neq 0$ , la evaluación de p(x) en x = z se realiza con los siguientes pasos:

$$b_{n-1} = a_n$$

$$b_{n-2} = a_{n-1} + z \cdot b_{n-1}$$

$$\vdots$$

$$b_0 = a_1 + z \cdot b_1$$

$$p(z) = a_0 + z \cdot b_0$$

# Pseudocodigo

Dados el polinomio p(x), de grado n, con coeficientes  $a_i$ , para  $i=0,\ldots,n$  con  $a_n\neq 0$  y un numero real z en el que se desea evaluar p(x)

input n; 
$$a_i$$
,  $i=0,...,n$ ; z  $b_{n-1} \leftarrow a_n$  (Asignacion) for  $k=n-1$  to  $0$  step -1, do  $b_{k-1} \leftarrow a_k + z * b_k$  end do output  $b_i, i=-1,...,n-1$ 

# Teoria de errores

# Principales fuentes de error

# Errores en los datos de entrada

Datos experimentales con posibles errores debido al equipamiento utilizado.

Tambien estan los errores que surgen al representar un numero real irracional con un numero finito de digitos.

#### Errores de redondeo

Aparecen cuando los calculos se realizan usando un numero finito de digitos.

# Errores de truncamiento

Aparecen cuando un proceso finito es reemplazado por un proceso finito.

Por ejemplo: Aproximar por suma parcial, polinomio de taylor, cociente incremental, etc.

#### **Errores humanos**

Errores en la formulacion del problema, en los calculos "a mano", al escribir un programa, etc.

# Errores absolutos y relativos

#### Concepto general

Cuando un numero real r (valor exacto) es aproximado por otro numero  $\bar{r}$ , se define el **error** por  $r-\bar{r}$ 

#### Error absoluto

$$\Delta r = |r - \bar{r}|$$

#### Error relativo

$$\delta r = |\frac{r - \bar{r}}{r}| = \frac{\Delta r}{|r|}$$

#### Error relativo porcentual

 $100 * \delta r$ 

# Redondeo y truncado

#### Redondeo

Para la aproximación por redeondeo de un numero de n digitos decimales:

- digito  $(n+1) < 5 \Rightarrow$  digito n queda igual
- digito  $(n+1) \ge 5 \Rightarrow$  se le suma 1 al digito n

#### Redondeo Error

Se cumple que:  $|r - \bar{r}| \le \frac{1}{2} 10^{-n}$ 

Ejemplo:

$$r = 0.11 \Rightarrow \bar{r} = 0.1 \text{ y } |r - \bar{r}| = 0.01 \le 0.05 = 5 \cdot 10^{-2} = \frac{1}{2} 10^{-1}$$

### Truncado

Para la aproximacion por truncamiento de un numero de n digitos lo que se hace es cortar al numero en el digito n.

#### Truncado error

Se cumple que:

$$|r - \bar{r}| \le 10^{-n}$$

Ejemplo:

$$r = 0.11 \Rightarrow \bar{r} = 0.1 \text{ y } |r - \bar{r}| = 0.01 \le 0.1 = 10^{-1}$$

# Digitos significativos

El numero  $\bar{r}$  se aproxima a r con m digitos significativos si

$$\delta r = \frac{\Delta r}{|r|} \le 5 \cdot 10^{-m}$$

Esto dice que el error relativo es del orden de  $10^{-m}$ 

# Erorres en las operaciones

#### Suma

Sean  $x_1, x_2 \in \mathbb{R}$  y  $\bar{x_1}, \bar{x_2}$  aproximaciones de  $x_1$  y  $x_2$  respectivamente

Sean 
$$y = x_1 + x_2$$
,  $\bar{y} = \bar{x_1} + \bar{x_2}$ 

El error en la operacion suma está dado por:

$$y - \bar{y} = (x_1 + x_2) - (\bar{x_1} + \bar{x_2}) = (x_1 - \bar{x_1}) + (x_2 - \bar{x_2})$$

**Error absoluto** 
$$\Delta y = |y - \bar{y}| \le |x_1 - \bar{x_1}| + |x_2 - \bar{x_2}|$$

$$\Delta y \le \Delta x_1 + \Delta x_2$$

Error relativo 
$$\delta y = \frac{\Delta y}{|y|} \le \frac{\Delta x_1 + \Delta x_2}{|x_1 + x_2|}$$

si 
$$y = \sum_{i=1}^{n} x_i \Rightarrow \Delta y \le \sum_{i=1}^{n} \Delta x_i$$

#### Resta

Error absoluto Sean  $y = x_1 + x_2$ ,  $\bar{y} = \bar{x_1} + \bar{x_2}$ 

$$\Delta y = |y - \bar{y}| = |(x_1 - x_2) - (\bar{x_1} - \bar{x_2})| = |(x_1 - \bar{x_1})| - (x_2 - \bar{x_2})|$$

$$\Delta y \le \Delta x_1 + \Delta x_2$$

Error relativo Sean  $y = x_1 + x_2$ ,  $\bar{y} = \bar{x_1} + \bar{x_2}$ 

$$\delta y = \frac{\Delta y}{|y|} \le \frac{\Delta x_1 + \Delta x_2}{|x_1 - x_2|}$$

# Multiplicacion y division

Definimos 
$$y=x_1*x_2, \bar{y}=\bar{x_1}*\bar{x_2}, z=\frac{x_1}{x_2}, \bar{z}=\bar{x_1}*\bar{x_2}$$

Se puede deducir que:

$$\Delta y \lesssim |x_2| \Delta x_1 + |x_1| \Delta x_2$$
  $\delta y = \frac{\Delta y}{|y|} \lesssim \frac{\Delta x_1}{|x_1|} + \frac{\Delta x_2}{|x_2|}$ 

y que:

$$\Delta z \lesssim \frac{1}{|x_2|} \Delta x_1 + \frac{|x_1|}{|x_2|} \Delta x_2 \qquad \delta z = \frac{\Delta z}{|z|} \lesssim \frac{\Delta x_1}{|x_1|} + \frac{\Delta x_2}{|x_2|}$$

# Cancelacion de digitos significativos

#### Ejemplo

Sean  $x_1 = 10.123455 \pm 0.510^{-6}$ ,  $x_2 = 10.123789 \pm 0.510^{-6}$ 

 $x_1$  y  $x_2$  ambos tienen 8 digitos significativos.

La resta  $y=x_1-x_2=-0.000334\pm 10^{-6}$  tiene un error relativo:

$$\frac{\Delta y}{|y|} \leq \frac{10^{-6}}{0.000334} < 3 \ 10^{-3} < 5 \ 10^{-3},$$

Por lo tanto la resta tiene solo 3 digitos significativos

Por lo cual conviene evitar restas de numeros proximos siempre que sea posible.

### Representacion de numeros en una computadora

#### Observaciones

Representacion en cualquier base La mayoria de los numeros reales no pueden ser representados exactamente en cualquier base.

Errores al pasar de base Aparecen errores de representacion cuando un numero es convertido de un sistema de numeracion a otro

Errores por aritmetica finita Aparecen errores debido a que la computadora usa aritmetica finita

#### Sistema de punto fijo

Se representan usando una cantidad fija de numeros enteros y numeros fraccinarios

La desventaja de este sistema es que no es posible representar simultaneamente numeros reales muy pequeños y muy grandes

# Sistema de punto flotante

**Definicion** Es el conjunto de numeros normalizados en punto flotante en el sistema de numeracion con base  $\beta$  y t digitos para la parte fraccionaria, es decir, numeros de la forma:

$$x = m\beta^e$$

donde:

$$m = \pm 0.d_{-1}d_{-2}\dots d_{-t}$$

con 
$$d_{-i} \in \{0, ..., \beta - 1\}$$
 para  $i = 1, ...t$ , con  $d_{-1} \neq 0$  y  $L \leq e \leq U$ 

Ademas,  $\beta$ , e y m se denominan base, exponente y mantisa respecitvamente.

Es decir, 
$$\frac{1}{\beta} \le |m| < 1$$

**Observaciones** Puede ocurrir overflow si e > U o underflow si e < L

El cero no puede representarse en este sistema de numeros normalizados

#### Errores de redondeo

Sea 
$$x = m\beta^e$$
,  $\frac{1}{\beta} \le |m| < 1$ ,

Donde el exponente e es tal que  $L \leq e \leq U$ 

Su representacion como numero flotante es:

$$fl(x) = x_r = m_r \beta^e, \qquad \frac{1}{\beta} \le |m| < 1,$$

Donde  $m_r$  es la mantisa que se obtiene redondeando a t digitos la parte fraccionaria de m.

Entonces es claro que:

$$|m_r - m| \le \frac{1}{2}\beta^{-t},$$

Error absoluto de representación en x es:

$$|x_r - x| \le \frac{1}{2}\beta^{-t}\beta^e.$$

Para el error relativo tenemos lo siguiente:

$$\frac{|x_r - x|}{|x|} \le \frac{\frac{1}{2}\beta^{-t}\beta^e}{|m|\beta^e} = \frac{1}{2|m|}\beta^{-1} \le \frac{1}{2}\beta^{1-t},$$

Pues si 
$$|m| \ge \frac{1}{\beta} \quad \Rightarrow \quad \frac{1}{|m|} \le \beta$$

Luego el error relativo está acotado por:

$$\frac{|x_r - x|}{|x|} \le \frac{1}{2}\beta^{1-t} = \mu,$$

Donde  $\mu$  se llama unidad de redondeo

Notar que el error absoluto de reprsentacion en punto flotante depende del orde de la magnitud, en cambio el error relativo no

Axiomas que no aplican a punto flotante Asociatividad:

$$fl(fl(a+b)+c) \neq fl(a+fl(b+c))$$

Observaciones de implementacion Conviene reemplazar

if x == y then...

por

if (abs(x-y)) < epsilon then...

Ya que es casi imposible que se verifique la primer sentencia

# Solucion de ecuaciones no lineales

### Problema

Dada  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  no lineal, se desea encontrar una solucion r de la ecuacion:

$$f(x) = 0$$

**Idea:** comenzando con algun  $x_0 \in \mathbb{R}$ , generar una sucesion  $\{x_k\}$  a traves de un algoritmo numerico iterativo, y se espera que tal sucesion converja a r donde f(r) = 0

# Metodo de biseccion

#### Existencia de raiz

Si f es continua en [a, b] y si  $f(a) \cdot f(b) < 0 \Rightarrow f$  debe tener una raiz en (a, b)

#### Idea

Si 
$$f(a)f(b) < 0$$
, se calculan  $c = \frac{a+b}{2}$  y  $f(c)$ 

Sean

- $x_0 = c$ : una aproximación de la raiz r de f y
- $|e_0| = |x_0 r| \le \frac{b-a}{2}$ : error de aproximación inicial

Se tienen 3 posibilidades:

- 1) Si f(a)f(c) < 0 entonces hay una raiz en el intervalo [a,c]. Reasignamos  $b \leftarrow c$  y se repite el procedimiento en el nuevoo intervalo [a,b]
- 2) Si f(a)f(c) > 0 entonces hay una raiz en el intervalo [c,b]. Reasignamos  $a \leftarrow c$  y se repite el procedimiento en el nuevo intervalo [a,b]
- 3) Si f(a)f(c) = 0 entonces f(c) = 0 y  $x_0 = c$  es la raiz buscada Esto se da rara vez en la practica por cuestiones de redondeo Lo que en realidad se hace es ver si |f(c)| < TOL, donde TOL es una tolerancia dada por el usuario

#### Comentarios de implementacion

Calcular 
$$c \leftarrow \frac{(a+b)}{2}$$

• En vez de calcular  $c \leftarrow \frac{(a+b)}{2}$ , es mas conveniente calcular  $c \leftarrow a + \frac{(b-a)}{2}$ 

#### Determinar cambio de signo

• Para determinar el cambio de signo de la funcion en vez de analizar si f(a)f(c) < 0, conviene usar la funcion sign y analizar si  $sign(f(a) \neq sign(f(b))$ 

Criterios de parada Se utilizan 3 criterios de parada en el algoritmo:

- 1) el numero maximo de pasos permitidos
- 2) El error en la variable es suficientemente pequeño  $(\delta)$
- 3) El valor de |f(c)| es suficientemente pequeño  $(\epsilon)$

# Algoritmo de biseccion

Datos de entrada: \* a y b extremos del intervalo

- M el maximo numero de iteraciones
- $\delta$  la tolerancia para el error e (en la variable x)
- $\epsilon$  la tolerancia para los valores funcionales

```
input a,b, M, \delta, \epsilon
u \leftarrow f(a)
v \leftarrow f(b)
e \leftarrow b - a
input a,b,u, v
if sign(u) = sign(v) then STOP
for k = 1, 2, ..., M do e \leftarrow \frac{e}{2}
   c \leftarrow a + e
   w \leftarrow f(c)
   output k,c,w,e
   if |e| < \delta or |w| < \epsilon then STOP
   if sign(w) \neq sign(u) then
      b \leftarrow c
      v \leftarrow w
   else
       a \leftarrow c
       u \leftarrow w
   fi
od
```

# Teorema del Limite

Si  $[a_0, b_0], [a_1, b_1], \ldots, [a_n, b_n], \ldots$  denotan los sucesivos intervalos en el metodo de biseccion, entonces existen los limites  $\lim_{n\to\infty} a_n$  y  $\lim_{n\to\infty} b_n$ , son iguales y representan una raiz de f

Si 
$$c_n = \frac{1}{2}(a_n + b_n)$$
 y  $r = \lim_{n \to \infty} c_n$ ,  

$$\Rightarrow |r - c_n| \le \frac{1}{2^{n+1}}(b_0 - a_0)$$

#### Relacion elementos finales e iniciales

$$b_n - a_n = \frac{b_0 - a_0}{2^n}$$

# Metodo de Newton

#### Idea

Comenzando con una aproximacion  $x_0$  de r, la iteracion del metodo de Newton consiste en calcular

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}, \qquad n \ge 0$$

Dado el punto  $(x_n, f(x_n))$ , la idea consiste en aproximar el grafico de la funcion f por la recta tangente a f que pasa por  $(x_n, f(x_n))$ 

#### Algoritmo

Datos de entrada:

- $x_0$ : aproximacion inicial
- M: Numero maximo de iteraciones
- $\delta$  la tolerancia para el error e (en la variable x)
- $\epsilon$  la tolerancia para los valores funcionales

```
\begin{split} & \textbf{input} \ x_0, \, \mathbf{M}, \, \delta, \epsilon \\ v \leftarrow f(x_0) \\ & \textbf{output} \ 0, \, x_0, \, \mathbf{v} \\ & \textbf{if} \ |v| < \epsilon \ \textbf{then} \ \text{STOP} \\ & \textbf{for} \ k = 1, 2, \dots, M \ \textbf{do} \\ & x_1 \leftarrow x_0 - \frac{v}{f'(x_0)} \\ & v \leftarrow f(x_1) \\ & \textbf{output} \ \mathbf{k}, \, x_1, \, \mathbf{v} \\ & \textbf{if} \ |x_1 - x_0| < \delta \ \textbf{or} \ |v| < \epsilon \ \textbf{then} \ \text{STOP} \\ & x_0 \leftarrow x_1 \\ & \textbf{od} \end{split}
```

#### Analisis de erorres

S f'' es continua en un entorno de una raiz r de f y si  $f'(r) \neq 0 \Rightarrow \exists \delta > 0$  tal que si el punto inicial  $x_0$  satisface  $|r - x_0| \leq \delta$  luego todos los puntos de la sucesion  $\{x_n\}$  generados por el algoritmo satisfacen que  $|r - x_N| \leq \delta \forall n$ , la sucesion  $\{x_n\}$  converge a r y la convergencia es cuadratica

## Convergencia en convexidad

Si f'' es continua en  $\mathbb{R}$ , f es creciente y convexa en  $\mathbb{R}$  y tiene una raiz, entonces esa raiz es unica y la iteración de Newton convergerá a esa raiz independientemente del punto inicial  $x_0$ 

### Metodo de la secante

#### Idea

La idea del metodo de la secante consiste en reemplazar  $f'(x_n)$  en la iteración de Newton por una aproximación dada por el cociente incremental, dado por la pendiente de la recta secante que pasa por los puntos  $(x_n, f(x_n))$  y  $(x_n + h, f(x_n + h))$ 

#### Iteracion

La iteracion del metodo secante consiste en:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{\frac{f(x_n) - f(x_{n-1})}{x_n - x_{n-1}}}$$

es decir,

$$x_{n+1} = x_n - f(x_n) \left[ \frac{x_n - x_{n-1}}{f(x_n) - f(x_{n-1})} \right]$$

# Algoritmo

Datos de entrada:

- a: la penultima aproximación de r
- b: la ultima aproximación de r
- M: numero maximo de iteraciones
- $\delta$ : la toleracion para el error e (en la variable x)
- $\epsilon$  la tolerancia para los valores funcionales

```
input a,b,M, \delta, \epsilon
fa \leftarrow f(a)
fb \leftarrow f(b)
output 0,a, fa
output 1,b, fb
for k := 2 to M do
if |fa| < |fb| then
a \leftrightarrow b; fa \leftrightarrow fb
fi
s \leftarrow (b-a)/(fb-fa)
b \leftarrow a
fb \leftarrow fa
a \leftarrow a - fa * s
fa \leftarrow f(a)
output k,a,fa
if |b-a| < \delta or |fa| < \epsilon then STOP
```

#### Observaciones

- En el algoritmo los puntos a y b pueden intercambiarse para lograr que  $|f(b)| \le |f(a)|$ . Esto garantiza que la sucesion  $\{|f(x_n)|\}$  es no creciente
- Tiene convergencia superlineal
- Dos iteraciones de metodo de la secante es mejor que una iteracion del metodo de newton

# Iteracion de punto fijo

## Definicion de punto fijo

Un punto fijo de una funcion g<br/> es un numero p, en el dominio de g, tal que g(p)=p

#### **Teoremas**

**Existencia** Si  $g \in C[a, b]$  (es decir, g es una funcion continua en [a, b]) y  $g(x) \in [a, b] \forall x \in [a, b] \Rightarrow \exists p \in [a, b] \text{ tal que } g(p) = p$ 

**Unicidad** Si ademas existe  $g'(x) \forall x \in (a, b)$  y existe una constante positiva k < 1 tal que  $|g'(x)| \le k \forall x \in (a, b) \Rightarrow$  el punto fijo en (a, b) es unico

Convergencia al unico punto fijo Sea  $g \in C[a,b]$  tal que  $g(x) \in [a,b] \forall x \in [a,b]$ .

Supongamos que  $\exists g'(x) \forall x \in (a,b)$  y existe una constante positiva 0 < k < 1 tal que  $|g'(x)| \le k \forall x \in (a,b) \Rightarrow$  para cualquier  $p_0 \in [a,b]$  la sucesion definida por  $p_n = g(p_{n-1})$  para  $n \ge 1$ , converge al unico punto fijo  $p \in (a,b)$ 

#### Idea del algoritmo de punto fijo

Para calcular aproximadamente el punto fijo de una funcion g primero se inicia con una aproximacion lineal  $p_0$  y calculando  $p_n = g(p_{n-1})$  para  $n \ge 1$  se obtiene una sucesion de aproximaciones  $\{p_n\}$ . Si la funcion g es continua y la sucesion converge entonces lo hace a un punto fijo p de q pues:

$$p = \lim_{n \to \infty} p_n = \lim_{n \to \infty} g(p_{n-1}) = g(\lim_{n \to \infty} p_{n-1}) = g(p)$$

# Algoritmo

Datos de entrada:

- $p_0$ : una aproximación inicial
- M: el numero maximo de iteraciones
- $\delta$ : la tolerancia para el error e (en la variable x)

```
\begin{array}{l} \textbf{input} \ p_0, \ \textbf{M}, \ \delta \\ \textbf{output} \ 0, \ p_0 \\ i \leftarrow 1 \\ \textbf{while} \ i \leq M \ \textbf{do} \\ p \leftarrow g(p_0) \\ \textbf{output} \ i, p \\ \textbf{if} \ |p - p_0| < \delta \ \textbf{then} \ \text{STOP fi} \\ i \leftarrow i + 1 \\ p_0 \leftarrow p \\ \textbf{od} \end{array}
```

#### Analisis de error en metodos de punto fijo

Cotas de error Si g es una funcion que satisface las hipotesis del teorema teorema de convergencia al unico punto fijo, se tienen las siguientes cotas de error:

$$|p_n - p| \le k^n \max\{p_0 - a, b - p_0\}$$

$$|p_n - p| \le \frac{k^n}{1 - k} |p_1 - p_0| \qquad \forall n \ge 1$$

Orden de convergencia Si las derivadas de la funcion de iteracion de punto fijo se anulan en el punto fijo p hasta el orden (r-1) entonces el metodo tiene orde de convergencia (de al menos) r

Metodo de newton como metodo de punto fijo Si f es una funcion que tiene una raiz simple p, entonces el metodo de Newton es un metodo de punto fijo y tiene orden de convergencia (de al menos) 2

**Multiplicidad**  $r \ge 2$  de f Si p es una raiz de multiplicidad  $r \ge 2$  de  $f \Rightarrow$  el metodo de Newton tiene orden 1

Recuperacion de convergencia cuadratica Si p es una raiz de multiplicidad  $r \geq 2$  de  $f \Rightarrow$  la siguiente modificacion del metodo de Newton recupera la convergencia cuadratica

$$x_{n+1} = x_n - r \frac{f(x_n)}{f'(x_n)},$$
 esto es  $g(x) = x - r \frac{f(x)}{f'(x)}$ 

# Interpolacion polinomial

# Existencia y unicidad

Dados  $x_0, \ldots, x_n$  numeros reales distintos con valores asociados  $y_0, \ldots, y_n$ , entonces existe un unico polinomio  $p_n$  de grado menor o igual a n tal que  $p_n(x_i) = y_i$ , para  $i = 0, \ldots, n$ 

# Formas del polinomio interpolante

#### Forma de Newton

La forma compacta del polinomio interpolante de Newton es:

$$p_k(x) = \sum_{i=0}^k c_i \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j)$$

Se adopta la convencion de que:

$$\prod_{j=0}^{m} (x - x_j) = 1 \text{ si } m < 0$$

Para evaluar  $p_k(x)$ , una vez calculados los coeficientes  $c_k$ , conviene usar el algoritmo de Horner

# Forma de Lagrange

Sea

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

$$p_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i \ l_i(x)$$

# Error en el polinomio interpolante

#### Observaciones

**Derivada (n+1) de un polinomio** Si p es un polinomio de grado igual a n  $\Rightarrow p^{(n+1)(x)\equiv 0}$ 

**Teorema de rolle** Si f es una funcion continua en [a, b] y derivable en (a, b)

Si ademas 
$$f(a) = f(b) \Rightarrow \exists \alpha \in (a, b)$$
 tal que  $f'(\alpha) = 0$ 

En particular, si 
$$f(a) = f(b) = 0 \Rightarrow \exists \alpha \in (a, b)$$
 tal que  $f'(\alpha) = 0$ . Mas aun, si  $f(a) = f(b) = f(c) = 0 \Rightarrow \exists \alpha \in (a, b) \beta \in (b, c)$  tal que  $f'(\alpha) = f'(\beta) = 0$ 

### Teorema del error

Sea f una funcion en  $C^{n+1}[a,b]$  y p un polinomio de grado  $\leq n$  que interpola a f en (n+1) puntos distintos  $x_0, \ldots, x_n$  en [a,b]. Entonces para cada  $x \in [a,b]$   $\exists \xi = \xi_x \in (a,b)$  tal que

$$f(x) - p(x) = \frac{1}{(n+1)!} f^{(n+1)}(\xi) \prod_{i=0}^{n} (x - x_i)$$

# Convergencia del polinomio interpolante

A medida que aumenta el grado del polinomio y por lo tanto la cantidad de puntos de interpolacion, el grafico del polinomio tiende a comportarse muy diferente al grafico de la funcion

#### Diferencias divididas

#### Teorema

Dados  $x_0, \ldots, x_n$  numeros reales distintos, las diferencias divididas satisfacen la siguiente ecuacion:

$$f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f[x_1, \dots, x_n] - f[x_0, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_0}$$

# **Tablas**

Dados 4 puntos distintos (no necesariamente ordenados) se puede contruir la tabla de diferencias divididas de la siguiente manera:

#### Algoritmo para calcular los coeficientes de la tabla

Para obtener algoritmicamente los coeficientes de la tabla de diferencias divididas se puede pensar la misma como un arreglo matricial donde  $c_{ij} = f[x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+j}]$ 

```
\begin{array}{l} \mathbf{for} \ \mathbf{j} := 1 \ \mathbf{to} \ \mathbf{n} \ \mathbf{do} \\ \mathbf{for} \ \mathbf{i} := 0 \ \mathbf{to} \ \mathbf{n} \text{-} \mathbf{j} \ \mathbf{do} \\ c_{ij} \leftarrow (c_{i+1,j-1} - c_{i,j-1}/(x_{i+j} - x_i) \\ \mathbf{od} \\ \mathbf{od} \end{array}
```

El algoritmo puede ser optimizado almacenando los coeficientes en un vector en vez de una matriz.

# Propiedades

Permutacion de los puntos de interpolacion Sean  $x_0, \ldots, x_n$  numeros reales distintos y  $z_0, \ldots, z_n$  un reordenamiento de  $x_0, \ldots, x_n$ 

$$\Rightarrow f[z_0,\ldots,z_n] = f[x_0,\ldots,x_n]$$

**Error de interpolacion** Sea p el polinomio de grado  $\leq n$  que interpola a f en los n+1 nodos distintos  $x_1, \ldots, x_n$ . Si t es un numero real distinto de los nodos, entonces:

$$f(t) - p(t) = f[x_0, \dots, x_n, t] \prod_{j=0}^{n} (t - x_j)$$

Diferencias divididas y derivadas de orden superior Si f es una funcion n veces continuamente diferenciable en [a,b] y  $x_0, \ldots, x_n$  son n+1 nodos distintos en  $[a,b] \Rightarrow \exists$  un punto  $\xi \in (a,b)$  tal que

$$f[x_0,\ldots,x_n] = \frac{1}{n!}f^{(n)}(\xi)$$

# Interpolacion de Hermite

# Tabla de la forma de Hermite

El polinomio interpolante que usa las derivadas en un punto se llama forma de Hermite:

El polinomio interpolante basado en la tabla está dado por:

$$p(x) = f[x_0] + f'(x_0)(x - x_0) + f[x_0, x_0, x_1](x - x_0)^2 + f[x_0, x_0, x_1, x_1](x - x_0)^2 (x - x_1)$$

### Generalizacion Diferencias divididas y derivadas de orden superior

Si f es una funcion n veces continuamente diferenciable en [a,b]. Sean  $x_0, \ldots, x_n \in [a,b]$  puntos distintos y  $z \in (a,b)$ . Entonces

$$\lim_{(x_0, x_1, \dots, x_n) \to (z, z, \dots, z)} f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n)}(z)}{n!}$$

Corolario de generalizacion de diferencias divididas y derivadas Si f es n veces continuamente diferenciable en un entorno del punto  $x_0$ , entonces:

$$f[x_0, x_0, \dots, x_0] = \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!}$$

# **Splines**

#### Fenomeno de Runge

Aumentar la cantidad de putnos de interpolacion no mejor la convergencia unforma del polinomio interpolante  $p_n$  a la funcion f ### Funcion spline #### Idea Una funcion spline está formada por polinomios definidos en subintervalos, los cuales se unen entre si obedeciendo ciertas condiciones de continuidad

**Definicion formal** Dados n+1 puntos reales tales que  $x_0 < x_1 < \ldots < x_n$ , que denominaremos **nodos**, y un entero  $k \ge 0$ , un **spline de grado k** es una funcion S definida en  $[x_0, x_n]$  que satisface:

- S es un polinomio de grado  $\leq k$  en cada subintervalo  $[x_i, x_{i+1})$ , para  $i = 0, \ldots, n-1$
- Las derivadas  $S^{(i)}$  son continuas en  $[x_0, x_n]$  para  $i = 0, \dots, k-1$

## Splines lineales

**Definicion** Dados n+1 nodos tales que  $x_0 < x_1 < \ldots < x_n$ , un **spline lineal** (k=1) es una funcion S definida en  $[x_0, x_n]$  que satisface:

- S es un polinomio de grado  $\leq 1$  (recta) en cada subintervalo  $[x_i, x_{i+1}]$  para  $i = 0, \ldots, n-1$
- La funcion S es continua en  $[x_0, x_n]$

Es decir,

$$S(x) = \begin{cases} S_0(x) = a_0 x + b_0, & x \in [x_0, x_1) \\ S_1(x) = a_1 x + b_1, & x \in [x_1, x_2) \\ \vdots & \vdots \\ S_{n-1}(x) = a_{n-1} x + b_{n-1}, & x \in [x_{n-1}, x_n) \end{cases}$$

donde los 2n coeficientes  $a_i, b_i$ , para  $i = 0, \dots, n-1$  son las incognitas a ser determinadas.

Para eso se deben tener 2n condiciones

**Error** Supongamos que f es 2 veces continuamente diferenciable en [a, b] y  $x_k = a + kh, k = 0, ..., n$ , con h = (b - a)/n

Si S es un spline lineal, en cada intervalo  $[x_k, x_{k+1}]$  se tiene un polinomio de grado  $\leq 1$ . Entonces el error de interpolación para cada  $x \in [a, b]$  está dado por:

$$|e(x)| \le \frac{M}{8}h^2$$

donde  $|f''(x)| \le M \quad \forall x \in [a, b] = [x_0, x_n]$ 

### FALTA SPLINES CUBICOS

# Aproximacion de funciones

# Aproximacion discreta por Cuadrados minimos

Desviacion absoluta

$$E_1(a_0, a_1) = \sum_{i=1}^{10} |y_i - (a_1 x_i + a_0)|$$

# Metodo de cuadrados minimos

**Idea** El metodo de cuadrados minimos para ajustar a una recta con m datos consiste en determinar a $\_0$  y a $\_1$  tales que minimicen la funcion

$$E(a_0, a_1) = E_2(a_0, a_1) = \sum_{i=1}^{m} [y_i - (a_1 x_i + a_0)]^2$$

con respecto a las variables  $a_0$  y  $a_1$ 

Condicion para obtener minimo Una condicion necesaria para tener un minimo es que las derivadas parciales de E con respecto a  $a_0$  y  $a_1$  deben ser cero, esto es:

$$\frac{\partial}{\partial a_0} = \frac{\partial}{\partial a_0} \sum_{i=1}^m [y_i - (a_1 x_i + a_0)]^2 = 2 * \sum_{i=1}^m (y_i - a_1 * x_i - a_0)(-1) = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial a_1} = \frac{\partial}{\partial a_1} \sum_{i=1}^m [y_i - (a_1 x_i + a_0)]^2 = 2 * \sum_{i=1}^m (y_i - a_1 * x_i - a_0)(-x_i) = 0$$

**Ecuacion normal** Reordenando la ecuacion en la que las derivadas valen 0 se puede obtener el siguiente sistema lineal de dos ecuaciones con las 2 incognitas  $a_0$  y  $a_1$ :

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

Resolver ecuacion normal

$$a_0 = \frac{\left(\sum_{i=1}^m x_i^2\right) \left(\sum_{i=1}^m y_i\right) - \left(\sum_{i=1}^m x_i y_i\right) \left(\sum_{i=1}^m x_i\right)}{m \left(\sum_{i=1}^m x_i^2\right) - \left(\sum_{i=1}^m x_i\right)}$$
$$a_1 = \frac{\left(\sum_{i=1}^m x_i y_i\right) - \left(\sum_{i=1}^m x_i\right) \left(\sum_{i=1}^m y_i\right)}{m \left(\sum_{i=1}^m x_i^2\right) - \left(\sum_{i=1}^m x_i\right)}$$

Ecuacion normal con integral Sea  $f \in C[a, b]$  se desea determinar el mejor polinomio  $P_n(x)$  de grado  $\leq n$ 

$$\sum_{k=0}^{n} a_k \int_a^b x^{k+j} dx = \int_a^b x^j f(x) dx \qquad \text{para} \quad j = 0, \dots, n$$

Calcular coeficientes de matriz de coeficientes

$$a_{jk} = \int_{a}^{b} x^{j+k} dx = \frac{b^{j+k+1} - a^{j+k+1}}{j+k+1}$$

#### **Teoremas**

**Dependencia lineal** El conjunto de funciones  $\{\phi_0, \dots, \phi_n\}$  es **linealmente** independiente en el intervalo [a, b], siempre que

$$c_0\phi_0(x) + c_1\phi_1(x) + \dots + c_n\phi_n(x) = 0$$
 para cualquier  $x \in [a, b]$ 

Se tiene que  $c_0 = c_1 = \cdots = c_n = 0$ 

En caso contrario se dice que ese conjunto de funciones es **linealmente dependiente** 

Polinomio e independencia lineal Si  $\phi_j(x)$  es un polinomio en x de grado igual a j para  $j=0,\ldots,n$ , entonces  $\{\phi_0,\ldots,\phi_n\}$  es un conjunto linealmente independiente para cualquier intervalo [a,b]

Polinomio y combinacion lineal Si  $\{\phi_0,\ldots,\phi_n\}$  es un conjunto de polinomios linealmente independiente para cualquier intervalo [a,b] en el espacio de polinomios de grado  $\leq n$ , entonces todo polinomio de grado  $\leq n$  puede escribirse, de manera unica, como combinacion lineal de  $\{\phi_0,\ldots,\phi_n\}$