

# Curso de Métodos Numéricos

DEMAT, Universidad de Guanajuato

## Clase 2: Error de redondeo y propagación de errores

- Épsilon de la máquina
- Error absoluto y relativo
- Error en la representación de números
- Propagación de errores por la aritmética

---

**MAT-251**

Dr. Joaquín Peña Acevedo  
CIMAT A.C.

**e-mail:** [joaquin@cimat.mx](mailto:joaquin@cimat.mx)

# Resumen (I)

Entre las propiedades que son deseables para la representación de los números en la computadora tenemos:

Deseamos que la computadora maneje los números con

- Rapidez
- Exactitud
- Rango: se necesita representar tanto números grandes como pequeños
- Portabilidad: Los programas escritos en una máquina dada deben correr sobre diferentes máquinas sin requerir modificaciones.
- Facilidad de implementación y uso

Vimos que:

- En la computadora sólo se puede representar una cantidad finita de números.
- Se adopta el estándar de la IEEE.
- La limitante es la cantidad de bits que se usan para almacenar las representaciones de los números.

## Ejemplo

Al convertir 0.9 de decimal a binario vemos que

Pasos del algoritmo	Resultado
0.9	$(0.)_2$
$0.9 \times 2 = 1.8$	$(0.1)_2$
$0.8 \times 2 = 1.6$	$(0.11)_2$
$0.6 \times 2 = 1.2$	$(0.111)_2$
$0.2 \times 2 = 0.4$	$(0.1110)_2$
$0.4 \times 2 = 0.8$	$(0.11100)_2$
$0.8 \times 2 = 1.6$	$(0.111001)_2$
$\vdots$	

## Ejemplo

Al convertir 0.9 de decimal a binario vemos que

Pasos del algoritmo	Resultado
0.9	$(0.)_2$
$0.9 \times 2 = 1.8$	$(0.1)_2$
$0.8 \times 2 = 1.6$	$(0.11)_2$
$0.6 \times 2 = 1.2$	$(0.111)_2$
$0.2 \times 2 = 0.4$	$(0.1110)_2$
$0.4 \times 2 = 0.8$	$(0.11100)_2$
$0.8 \times 2 = 1.6$	$(0.111001)_2$
$\vdots$	

De modo que  $0.9 = (0.\overline{11100})_2$

Así, algunos números que tienen una expresión finita en base 10, su expresión en base 2 no es finita.

Supongamos que tenemos las cantidades

$$x = (1.101101)_2 \times 2^4, \quad y = (1.0101)_2 \times 2^{-1}.$$

Para calcular la suma de estos valores tenemos que expresarlos de modo que la base tenga el mismo exponente:

$$\begin{array}{rcl} x & = & (1.1011010000)_2 \times 2^4 \\ y & = & (0.0000010101)_2 \times 2^4 \\ \hline x + y & = & (1.1011100101)_2 \times 2^4 \end{array}$$

Denotamos por  $f_l(x)$  a la representación de un número  $x$  en la computadora.

Entonces si tenemos una máquina que puede representar sólo 5 dígitos para la fracción y que realiza truncamiento, tenemos

$$f_l(x) = (1.10110)_2 \times 2^4, \quad f_l(y) = (1.01010)_2 \times 2^{-1}.$$

Y la suma de estas cantidades es

$$\begin{array}{r} (1.10110)_2 \times 2^4 \\ + (0.00000)_2 \times 2^4 \\ \hline (1.10110)_2 \times 2^4 \end{array}$$

Por lo que en este caso  $fl(fl(x) + fl(y)) = fl(x)$ .

Así, en la computadora si tenemos que  $x + y = x$ , esto no implica que  $y = 0$ .

# Epsilon de la máquina (I)

Se define el *épsilon de la máquina* como el número  $\epsilon_m > 0$  que se puede representar en la computadora y que es el más pequeño tal que es verdadero que

$$\underline{fl(1.0 + \epsilon_m) = 1.0 + \epsilon_m > 1.0 = fl(1.0)}$$

Se puede decir que el épsilon de la máquina es la distancia entre el número 1.0 y el siguiente número de punto flotante más grande.

Si  $p$  es la cantidad de bits para representar la parte fraccionaria de la mantisa,

$$\begin{aligned} fl(1.0) &= (1.0000 \dots 00)_2 \times 2^0 \\ fl(1.0 + \epsilon_m) &= (1.\underbrace{0000 \dots 01}_p \text{ dígitos})_2 \times 2^0 \end{aligned}$$

Por tanto,

## Epsilon de la máquina (II)

$$\epsilon_m = fl(1.0 + \epsilon_m) - fl(1.0) = (0.\underbrace{00\cdots 01}_{p \text{ dígitos}})_2 \times 2^0 = (1.0)_2 \times 2^{-p}$$

Dado que

	signo	exponente	fracción
32 bits	1	8	$p = 23$
64 bits	1	11	$p = 52$

Para número de punto flotante de 32 bits,  $\epsilon_m = 2^{-23} = 1.19 \times 10^{-7}$ ,

Para 64-bits, se tiene que  $\epsilon_m = 2^{-52} = 2.2204 \times 10^{-16}$ .



## Epsilon de la máquina (III)

$$(-1)^0 (1.0000000000000000000000000000)_2 \times 2^0$$

[illegible]

### IEEE 754 Converter (JavaScript), V0.22

Sign	Exponent	Mantissa
+1 0	$2^0$ 127	1.0000001192092896
<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>		1 <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>
Decimal representation:	<input type="text" value="1.00000011921"/>	
Value actually stored in float:	<input type="text" value="1.00000011920928955078125"/>	
Error due to conversion:	<input type="text"/>	
Binary Representation:	<input type="text" value="00111111100000000000000000000001"/>	

+
-





## Algoritmo 1: Cálculo del epsilon de la máquina

```
epsilon = 0.5;
unidad  = 1.0;
valor   = unidad + epsilon;
while valor > unidad,
    epsilon = epsilon/2;
    valor   = unidad + epsilon;
end
epsilon = epsilon*2;
```

# Observaciones

- Cuando se trabaja con precisión finita, 0 no es la única solución de la ecuación  $1 + x = 1$ .

# Observaciones

- Cuando se trabaja con precisión finita, 0 no es la única solución de la ecuación  $1 + x = 1$ .  
Por ejemplo, cualquier número en la computadora en el intervalo  $[0, \epsilon_m)$  cumple la igualdad.

# Observaciones

- Cuando se trabaja con precisión finita, 0 no es la única solución de la ecuación  $1 + x = 1$ .  
Por ejemplo, cualquier número en la computadora en el intervalo  $[0, \epsilon_m)$  cumple la igualdad.
- El orden en que se realizan las operaciones es importante. Ejemplo:

$\frac{\epsilon_m}{2}$  es representable en la computadora y queremos calcular la suma

$$1 + \frac{\epsilon_m}{2} + \frac{\epsilon_m}{2}$$

Entonces dependiendo del orden en que se realicen las operaciones se tienen diferentes resultados:

$$\text{fl}\left(\text{fl}\left(1 + \frac{\epsilon_m}{2}\right) + \frac{\epsilon_m}{2}\right) \neq \text{fl}\left(1 + \text{fl}\left(\frac{\epsilon_m}{2} + \frac{\epsilon_m}{2}\right)\right)$$

# Error absoluto y error relativo

El **error absoluto** entre dos números reales  $x$  y  $y$  es

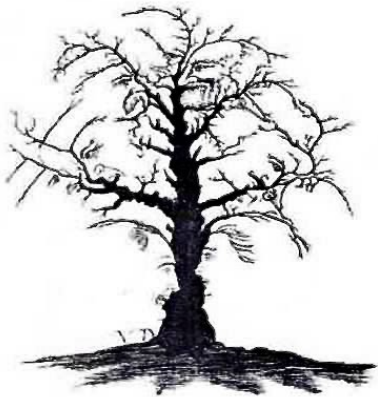
$$|x - y|.$$

Supongamos que  $y \neq 0$  es el verdadero valor y  $x$  es una aproximación. El **error relativo** es

$$\frac{|x - y|}{|y|}.$$

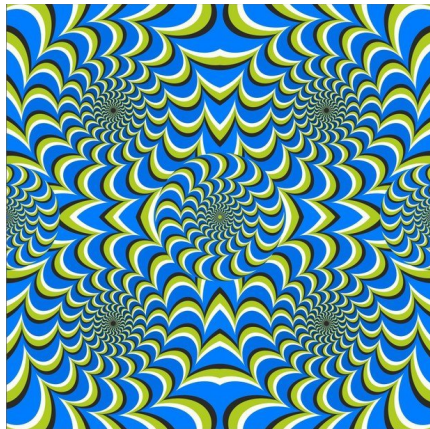
El **error de redondeo** es el error que se produce entre el valor real  $x$  y su representación en la computadora  $f(x)$ , sin importar si se produce por redondeo o truncamiento.

## Error absoluto y error relativo



¿Hay 10 u 11 rostros?

¿En caso se comete el mayor error?



¿Hay 1200 ó 1201 arcos?



## Error en la representación numérica (I)

El número máquina anterior a  $fl(1.0)$  es

$$(1.\underbrace{11\cdots 11}_p \text{ dígitos})_2 \times 2^{-1} = 2(1 - 2^{-p-1}) \times 2^{-1} = 1 - 2^{-p-1} = 1 - \frac{\epsilon_m}{2}$$

De este modo las distancias entre el número que antecede a 1.0 y el que lo precede son

$$\frac{\epsilon_m}{2} \quad \text{y} \quad \epsilon_m$$

De este modo, lo que observamos es que la distancia entre 1.0 y los dos números máquina más cercanos es diferente.

Queremos ver lo que ocurre en el **caso general**:

## Error en la representación numérica (II)

Sea  $x$  un número real positivo. Su representación en base 2 es:

$$x = (1.d_1d_2\dots d_pd_{p+1}\dots)_2 \times 2^e,$$

los números de máquina más cercanos a  $x$  son

$$x_- = (1.d_1d_2\dots d_p)_2 \times 2^e,$$

$$x_+ = [(1.d_1d_2\dots d_p)_2 + 2^{-p}] \times 2^e.$$

Si  $x_-$  es el más cercano, el error absoluto es

$$|x - x_-| = (0.0\dots 0d_{p+1}\dots)_2 \times 2^e = (0.d_{p+1}\dots)_2 \times 2^{e-p} \leq 2^{e-p}.$$

Entonces el error relativo es

$$\left| \frac{x - x_-}{x} \right| \leq \frac{2^{e-p}}{(1.d_1\dots d_{p+1}\dots)_2 \times 2^e} = \frac{2^{-p}}{(1.d_1\dots d_{p+1}\dots)_2} \leq \frac{2^{-p}}{1} = 2^{-p} = \epsilon_m.$$

Por otra parte, si  $x_+$  es el más cercano, entonces

## Error en la representación numérica (III)

$$|x - x_+| \leq \frac{1}{2} |x_+ - x_-| \leq \frac{1}{2} 2^{-p} 2^e,$$

por lo que

$$\frac{|x - x_+|}{|x|} \leq \frac{1}{2} \frac{2^{-p} 2^e}{1.0 \times 2^e} = \frac{2^{-p}}{2} = \frac{\epsilon_m}{2}$$

Definimos la **unidad de error de redondeo**  $u$  como

$$u = \begin{cases} \epsilon_m & \text{para redondeo hacia abajo} \\ \frac{\epsilon_m}{2} & \text{para redondeo hacia arriba} \end{cases}$$

### Error de redondeo

La relación entre un número real y el número de máquina que lo representa está dada por  $fl(x) = x(1 + \delta)$ , donde  $|\delta| \leq u$ .

# Operaciones con números de punto flotante (I)

Dados dos números máquina  $a$  y  $b$ , en el modelo estándar de aritmética de punto flotante se tiene que

$$fl(a \circ b) = (a \circ b)(1 + \delta)$$

donde  $\circ$  es uno de los operadores  $\{+, -, \times, /\}$ , y  $|\delta| < u$ .

Con este modelo podemos ver que

$$fl(a + b) = fl(b + a),$$

pero si queremos calcular la suma  $a + b + c$ , entonces

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

## Errores al realizar operaciones aritméticas (I)

- La asociatividad en la suma puede no ser válida.
- Hay que especificar el tipo de redondeo que se afecta.

Al calcular  $521000 \times 0.0365$  usando tres dígitos de precisión, tenemos que

# Errores al realizar operaciones aritméticas (I)

- La asociatividad en la suma puede no ser válida.
- Hay que especificar el tipo de redondeo que se afectúa.

Al calcular  $521000 \times 0.0365$  usando tres dígitos de precisión, tenemos que

$$a = 525000 = 0.525 \times 10^6, \quad b = 0.365 \times 10^{-1}$$

$$fl(ab) = fl(0.191625 \times 10^5) = \begin{cases} 0.192 \times 10^5 & \text{Redondeo hacia arriba} \\ 0.191 \times 10^5 & \text{Redondeo hacia abajo} \end{cases}$$

## Errores al realizar operaciones aritméticas (II)

- Errores por sustracción.

Sea  $f(x) = (1 - \cos x)/x^2$ . Para  $x = 1.2 \times 10^{-5}$  y una precisión a 10 decimales, se tiene que

$$\begin{aligned}\cos x = 0.9999999999 &\Rightarrow 1 - \cos x = 0.0000000001 \\ &\Rightarrow \frac{1 - \cos x}{x^2} = \frac{10^{-10}}{1.44 \times 10^{-10}} \approx 0.6944....\end{aligned}$$

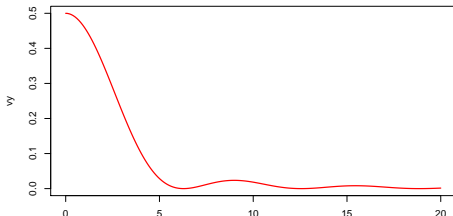
## Errores al realizar operaciones aritméticas (II)

- Errores por sustracción.

Sea  $f(x) = (1 - \cos x)/x^2$ . Para  $x = 1.2 \times 10^{-5}$  y una precisión a 10 decimales, se tiene que

$$\begin{aligned}\cos X = 0.9999999999 &\Rightarrow 1 - \cos X = 0.0000000001 \\ &\Rightarrow \frac{1 - \cos X}{x^2} = \frac{10^{-10}}{1.44 \times 10^{-10}} \approx 0.6944....\end{aligned}$$

El resultado es incorrecto. Resulta que  $0 \leq f(x) < 0.5$  para todo  $x \neq 0$ .





## Errores al realizar operaciones aritméticas (III)

Para evitarlo, podemos usar  $\cos x = 1 - 2 \sin^2(x/2)$ .

$$f(x) = \frac{1}{2} \left( \frac{\sin(x/2)}{x/2} \right)^2.$$

$$x = 1.2 \times 10^{-5} \quad \Rightarrow \quad f(x) = \frac{1}{2} \left( \frac{0.000006}{0.000006} \right)^2 = 0.5$$

# Propagación del error en la suma

Supongamos que tenemos dos números reales  $x, y$  con el mismo signo, y que

$$fl(x) = x(1 + \delta_x), \quad fl(y) = y(1 + \delta_y),$$

con  $|\delta_x| \leq u$  y  $|\delta_y| \leq u$ .

El error relativo de la suma  $x + y$  es

## Propagación del error en la suma

Supongamos que tenemos dos números reales  $x, y$  con el mismo signo, y que

$$fl(x) = x(1 + \delta_x), \quad fl(y) = y(1 + \delta_y),$$

con  $|\delta_x| \leq u$  y  $|\delta_y| \leq u$ .

El error relativo de la suma  $x + y$  es

$$\delta_{x+y} = \frac{[fl(x) + fl(y)] - (x + y)}{x + y} = \frac{fl(x) - x}{x + y} + \frac{fl(y) - y}{x + y} = \delta_x \frac{x}{x + y} + \delta_y \frac{y}{x + y}$$

$$|\delta_{x+y}| \leq u \frac{|x| + |y|}{|x + y|} = u$$

Para la resta  $x - y$ , con  $x \neq y$ , se tiene lo siguiente:

$$\delta_{x-y} = \frac{[f(x) - f(y)] - (x - y)}{x - y} = \delta_x \frac{x}{x - y} - \delta_y \frac{y}{x - y}$$

$$|\delta_{x-y}| \leq |\delta_x| \frac{|x|}{|x - y|} + |\delta_y| \frac{|y|}{|x - y|} \leq u \frac{|x| + |y|}{|x - y|}$$