

Cálculo Numérico

Métodos numéricos y errores

Victorio E. Sonzogni

CIMEC Centro Internacional de Métodos Computacionales en Ingeniería
INTEC, CONICET-UNL, FICH, Santa Fe, Argentina

Cálculo Numérico– p. 1

Errores numéricos

- provienen de la diferencia entre los valores calculados y los valores reales
- *error* no significa aquí *equivocación*
- en todos los cálculos con computadoras y en todos los métodos numéricos es necesario manejar el tema de *errores*

Cálculo Numérico– p. 2

Fuentes de errores

en aproximaciones en ingeniería

- Errores en la formulación del problema matemático
- Errores en la aproximación de la geometría
- Errores en los datos físicos
- Errores del método numérico de aproximación
- Errores en la resolución del sistema de ecuaciones
- Errores de redondeo (truncamiento)

Cálculo Numérico– p. 3

Aritmética de las computadoras

- Normalmente usamos una base **decimal** para escribir los números.
Ej:

$$1563 = 1 \times 10^3 + 5 \times 10^2 + 6 \times 10^1 + 3 \times 10^0$$

- Un número *natural* se puede representar:

$$N = a_k \times 10^k + a_{k-1} \times 10^{k-1} + \dots a_1 \times 10^1 + a_0 \times 10^0$$

con $a_i \in \{0, 1, 2, \dots, 9\}$ y se escribe:

$$N = a_k a_{k-1} \dots a_1 a_0 = (a_k a_{k-1} \dots a_1 a_0)_{(10)}$$

Cálculo Numérico– p. 4

Aritmética de las computadoras

- Un número *real* se puede representar:

$$X = s a_k a_{k-1} \dots a_1 a_0 . b_1 b_2 \dots_{(10)}$$

$$X = s \left(\sum_{i=0}^k a_i 10^i + \sum_{i=1}^{\infty} b_i 10^{-i} \right)_{(10)}$$

$$\text{donde } s = \begin{cases} + \\ - \end{cases}$$

- Def:

Dígitos significativos: cantidad de dígitos a_i y b_i . (Empezando por el primero no nulo)

Cálculo Numérico– p. 5

Aritmética de las computadoras

- Def:

Representación normalizada:

$$X = s (0.a_1 a_2 \dots)_{(10)} \times 10^m$$

donde

$$X = \underbrace{s}_{\text{signo}} \underbrace{(0.a_1 a_2 \dots)_{(10)}}_{\text{mantisa}} \times \underbrace{10}_{\text{base}} \underbrace{^m}_{\text{exp}}$$

Ej:

$$1563 = 0.1563 \times 10^4$$

$$2100000 = 0.21 \times 10^7$$

$$0.00017 = 0.17 \times 10^{-3}$$

La mantisa es ≥ 0.1 y < 1

Cálculo Numérico– p. 6

Aritmética de las computadoras

● Base binaria

$$1563 = 1 \times 2^{10} + 1 \times 2^9 + 0 \times 2^8 + 0 \times 2^7 + 0 \times 2^6 + 0 \times 2^5 \\ + 1 \times 2^4 + 1 \times 2^3 + 0 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^0$$

Los a_i son ahora 0 o 1. La base es 2.

$$1563 = 1024 + 512 + 16 + 8 + 2 + 1$$

Como se hizo en base decimal, en base binaria se puede representar:

$$1563_{(10)} = 11000011011_{(2)}$$

Cálculo Numérico— p. 7

Aritmética de las computadoras

● Representación binaria normalizada

Ventajas:

- un número \rightarrow string de bits (no preciso el punto)
- el dígito a_1 no preciso guardarlo (es siempre 1)
- Se denomina *floating point*
- Se destina una cant. de bits para la mantisa (que determina la precisión); y otra cantidad para el exponente (que determina el rango que puede representar)

Cálculo Numérico— p. 8

Aritmética de las computadoras

Representación estándar IEEE

● Precisión simple (32 bits)

- 1 bit para el signo; 8 bits p/exponente; y 23 p/ mantisa
- El rango que puede representar va de 2^{-126} a 2^{128} o sea 2×10^{-39} a 1.7×10^{38} . Por debajo o encima da *underflow* o *overflow*.
- El error es $2^{-24} \simeq 6 \times 10^{-8}$

● Precisión doble (64 bits)

- 1 bit para el signo; 11 bits p/exponente; y 52 p/ mantisa
- El rango que puede representar va de 2^{-1022} a 2^{1023} o sea 10^{-308} a 10^{308} aprox.
- El error es $2^{-53} \simeq 10^{-16}$

Cálculo Numérico– p. 9

Errores de redondeo

● Representación binaria normalizada

$$x = s (0.a_1a_2 \dots a_k a_{k+1} \dots)_{(2)} \times 2^m = \pm q \times 2^m$$

donde la mantisa q está entre $\frac{1}{2} \leq q < 1$

● El *número de máquina* más cercano, por defecto:

$$x' = s (0.a_1a_2 \dots a_k)_{(2)} \times 2^m$$

se retienen $k - 1$ bits ($a_1 = 1$) y descarta el resto

Se obtiene un número por defecto. \rightarrow *truncamiento* o *poda* o *cancelación*

● El número por exceso:

$$x'' = s ((0.a_1a_2 \dots a_k)_{(2)} + 2^{-k}) \times 2^m$$

Cálculo Numérico– p. 10

Errores de redondeo

- El número de máquina más próximo a x lo llamamos $fl(x)$
- En el *redondeo*
 - si el bit $a_{k+1} = 0 \rightarrow fl(x) = x'$
 - si el bit $a_{k+1} = 1 \rightarrow fl(x) = x''$
- El error al usar $fl(x)$ en vez de x se llama *error de redondeo* (ya sea que esté podado o redondeado).
- Error absoluto

$$|x - fl(x)|$$

- Error relativo

$$\frac{|x - fl(x)|}{|x|}$$

siempre que $|x| \neq 0$

Cálculo Numérico– p. 11

Errores de redondeo

Epsilon de máquina ϵ

- La diferencia entre las representaciones por exceso y por defecto:

$$x'' - x' = 2^{m-k}$$

- La representación en punto flotante es de ellas la más cercana a x , de donde, el error absoluto:

$$|x - fl(x)| \leq \frac{1}{2}(x'' - x') = \frac{1}{2}2^{m-k} = 2^{m-k-1}$$

- Error relativo

$$\frac{|x - fl(x)|}{|x|} \leq \frac{2^{m-k-1}}{q 2^m} = \frac{2^{-k-1}}{q} \leq \frac{2^{-k-1}}{\frac{1}{2}} = 2^{-k}$$

donde q es la mantisa cuyo valor esta entre $\frac{1}{2}$ y 1.
(recordar que $(0.1)_2 = (0.5)_{10}$)

Cálculo Numérico– p. 12

Errores de redondeo

- Puede ponerse:

$$fl(x) = x(1 + \delta)$$

con $|\delta| \leq \epsilon$

- Donde $\epsilon = 2^{-k}$
- El ϵ de máquina varía según la computadora.
- Para computadoras con palabras de 32 bits
 - simple precisión: $\epsilon \simeq 10^{-7}$
 - doble precisión: $\epsilon \simeq 10^{-15}$
- Para computadoras con palabras de 64 bits
 - simple precisión: $\epsilon \simeq 10^{-14}$
 - doble precisión: $\epsilon \simeq 10^{-28}$
- Luego

$$\frac{|x - fl(x)|}{|x|} \leq \epsilon$$

Cálculo Numérico– p. 13

Errores de redondeo

- Cifras significativas

Se dice que x^* aproxima a x con t cifras (o dígitos) significativas, si t es el entero, no negativo, más grande para el cual

$$\frac{|x - fl(x)|}{|x|} \leq 0.5 \times 10^{-t}$$

Ejemplos:

- Sea la aproximación para $\pi = 3.141592$. El número 3.1416 aproxima al anterior con 5 cifras significativas, ya que $\frac{|x - fl(x)|}{|x|} \simeq 2.5 \times 10^{-6} \leq 0.5 \times 10^{-5}$
- Una medición con error relativo 1‰ contiene 2 cifras significativas, ya que $0.001 \leq 0.5 \times 10^{-2}$

Cálculo Numérico– p. 14

Propagación de errores

- Los errores de redondeo, por la aritmética de la máquina, se pueden propagar con las operaciones, acumulándose.

Cálculo Numérico– p. 15

Propagación de errores

En operación suma o resta

- Sea la suma de dos número x e y , cuyas representaciones en punto flotante son $fl(x)$ y $fl(y)$, y los errores de redondeo η_x y η_y :

$$x = fl(x) + \eta_x$$

$$y = fl(y) + \eta_y$$

- El error absoluto de la suma:

$$|(x + y) - (fl(x) + fl(y))| = |\eta_x| + |\eta_y|$$

- El error absoluto de la suma (o resta), es la suma de los errores absolutos de cada sumando.

Cálculo Numérico– p. 16

Propagación de errores

En operación producto

- Sea el producto de dos número x e y , cuyas representaciones en punto flotante son $fl(x)$ y $fl(y)$, y los errores de redondeo η_x y η_y :

- El error absoluto del producto:

$$|(xy) - (fl(x)fl(y))| = |(xy) - (x - \eta_x)(y - \eta_y)| = |x\eta_y + y\eta_x - \eta_x\eta_y|$$

- El error relativo (despreciando el término de orden superior):

$$\frac{|(xy) - (fl(x)fl(y))|}{|xy|} = \frac{\eta_x}{x} + \frac{\eta_y}{y}$$

- El error relativo del producto, es la suma de los errores relativos de cada factor.

Cálculo Numérico– p. 17

Sustracción de números próximos

- Sean x e y números próximos:

$$fl(x) = (0.a_1a_2 \dots a_p a_{p+1} \dots a_k)10^n$$

$$fl(y) = (0.a_1a_2 \dots a_p b_{p+1} \dots b_k)10^n$$

- Restando:

$$fl(x) - fl(y) = (0.00 \dots 0 c_{p+1} \dots c_k)10^n$$

$$fl(x) - fl(y) = (0.c_{p+1} \dots c_k)10^{n-p}$$

donde se designa $c_{p+1} = a_{p+1} - b_{p+1}$, etc.

- El resultado tiene a lo sumo $k - p$ cifras significativas.

Cálculo Numérico– p. 18

Sustracción de números próximos

Ejemplo:

$$x = 0.3721478693$$

$$y = 0.3720230572$$

$$x - y = 0.0001248121$$

En una computadora de 5 dígitos:

$$fl(x) = 0.37215$$

$$fl(y) = 0.37202$$

$$fl(x - y) = 0.00013$$

El error relativo es grande ($\simeq 4\%$)

El resultado se expresa 0.13000×10^{-3} , pero los tres últimos dígitos (ceros) carecen de valor.

Cálculo Numérico– p. 19

Evaluación de funciones

● Sea evaluar

$$f(x) = x^3 - 6.1 x^2 + 3.2 x + 1.5$$

en $x = 4.71$ usando aritmética de 3 dígitos

● El valor exacto:

$$f(4.71) = 104.487111 - 135.32301 + 15.072 + 1.5 = -14.263899$$

● El valor con tres dígitos (truncado):

$$f(4.71) = 104. - 135. + 15.0 + 1.5 = -13.5$$

● El error relativo:

$$\left| \frac{-14.263899 + 13.5}{-14.263899} \right| \simeq 0.05$$

Cálculo Numérico– p. 20

Evaluación de funciones

- La misma función puede reescribirse en forma anidada:

$$f(x) = x^3 - 6.1 x^2 + 3.2 x + 1.5 = ((x - 6.1) x + 3.2) x + 1.5$$

- Evaluando esta expresión con tres dígitos (truncado):

$$f(4.71) = ((4.71 - 6.1) 4.71 + 3.2) 4.71 + 1.5 = -14.2$$

- El error relativo:

$$\left| \frac{-14.263899 + 14.2}{-14.263899} \right| \simeq 0.0045$$

diez veces menor que en el caso anterior.

Evaluación de funciones

- las funciones deberían escribirse siempre en forma anidada antes de evaluarlas numéricamente
- en este caso hemos visto como se ha disminuido el error de truncamiento
- también disminuye la cantidad de operaciones: en el primer caso se precisan 4 multiplicaciones y 3 adiciones; en el segundo 2 multiplicaciones y tres adiciones.

Problema matemático

- Un problema matemático puede escribirse:

hallar x tal que

$$F(x, d) = 0 \quad (1)$$

donde

- F : relación funcional entre x y d ;
- x : incógnita (escalar, vector, funciones, etc.)
- d : datos (escalar, vector, funciones, etc.)

Problema matemático

Ejemplos:

hallar el vector x tal que

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$$

donde

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 3 & 0 \\ 3 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 4 \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 24 \\ 30 \\ -24 \end{bmatrix}$$

Este es un problema de resolver un sistema de ecuaciones algebraicas lineales.

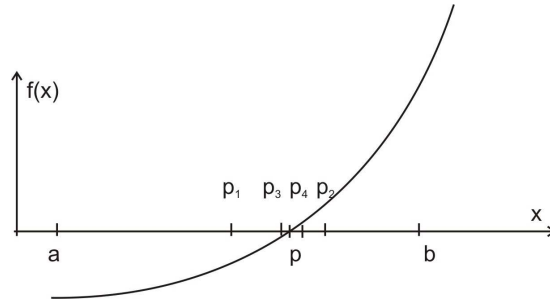
Será tratado en otro capítulo.

Problema matemático

Ejemplos:

hallar x tal que

$$f(x) = 0$$



Este es un problema de hallar el cero o raíz de una función.
Será tratado en otro capítulo.

Cálculo Numérico– p. 25

Problemas bien planteados

- El problema (1) se dice **bien planteado** si
 - *tiene una solución*
 - *la solución es única*
 - *la solución depende con continuidad de los datos.*
- Si no, el problema se dice que es **mal planteado**

Cálculo Numérico– p. 26

Problema mal planteado

Ejemplo:

- El problema de hallar la raíz de

$$p(x) = x^4 - x^2(2a - 1) + a(a - 1)$$

es mal planteado.

- En efecto:

- Si $a \geq 1$ tiene 4 raíces reales
- Si $a \in [0, 1)$ tiene 2 raíces reales
- Si $a < 0$ no tiene raíces reales

- La solución varía en forma discontinua con el dato a .

Cálculo Numérico– p. 27

Condicionamiento

- Si con δd se indica una variación en los datos de entrada, y con δx la variación acorde de la solución, se puede definir un *numero de condición*:

$$\kappa = \sup_{\delta d} \frac{\|\delta x\|/\|x\|}{\|\delta d\|/\|d\|}$$

donde $\|\cdot\|$ es una *norma* (medida escalar).

- Si $\kappa \gg 1$ el problema está *mal condicionado*.
- Si $\kappa \sim 1$ el problema está *bien condicionado*.
- Ejemplo:

Para el problema de resolver un sistema de ecuaciones $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ se puede definir un número de condición para la matriz: $\kappa = \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{A}^{-1}\|$

Cálculo Numérico– p. 28

Condicionamiento

Ejemplo:

Se desea hallar un polinomio cúbico $y = c_1 x^3 + c_2 x^2 + c_3 x + c_4$ que pase por los 4 puntos: (2,8), (3,27), (4,64), (5,125). (evidentemente este polinomio es $y = x^3$).

La técnica para hallarlo se verá más adelante, pero conduce a resolver el SEAL:

$$\begin{bmatrix} 20514 & 4424 & 978 & 224 \\ 4424 & 978 & 224 & 54 \\ 978 & 224 & 54 & 14 \\ 224 & 54 & 14 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 20514 \\ 4424 \\ 978 \\ 224 \end{bmatrix}$$

cuya solución exacta es $[1 \ 0 \ 0 \ 0]$. Una computadora con 9 cifras da:

$[1.000004 \ -0.000038 \ 0.000126 \ -0.000131]$ cercano a la solución.

Pero si el número a_{11} de la matriz, en lugar de ser 20514 fuese 20515, la misma computadora da: $[0.642857 \ 3.75000 \ -12.3928 \ 12.7500]$

El resultado es muy sensible a los datos, y no es confiable.

Esto se dio porque el número de condición es muy alto. El número de condición de la matriz en este caso es $\kappa = 3.1875e + 07$

Cálculo Numérico— p. 29

Solución numérica

- Sea el problema (1) bien planteado. Hay métodos numéricos que se basan en construir una secuencia de problemas aproximados:

$$F_n(x_n, d_n) = 0 \quad n \geq 1 \quad (2)$$

con la expectativa que $x_n \rightarrow x^*$ para $n \rightarrow \infty$, donde x^* es la solución exacta de (1).

- Para que se dé esto debe ser $d_n \rightarrow d$ y $F_n \rightarrow F$ cuando $n \rightarrow \infty$.

Cálculo Numérico— p. 30

Solución numérica

Ejemplo:

El metodo de Newton-Raphson para hallar cero de una función, resuelve una sucesión de problemas aproximados del tipo:

$$f_n(x_n) = x_n - x_{n-1} - \frac{f(x_{n-1})}{f'(x_{n-1})} = 0$$

Consistencia

- Si $F_n(x^*, d) \rightarrow F(x^*, d)$ para $n \rightarrow \infty$, el problema aproximado (2) se dice **consistente**.

Solución numérica

Estabilidad

- Un método numérico se dice que es **estable**, si para cada iteración n existe una solución unica x_n para los datos d_n ; y si esa solución depende continuamente de los datos.
Es decir que para pequeños cambios δd_n en los datos se porducen pequeños cambios en los resultados δx_n
- Este es un concepto análogo al de problema *bien planteado*
- Puede evaluarse un *número de condición* para el método numérico
- Los conceptos de *bien planteado*, *bien condicionado*, y *estable*, se usan como sinónimos.

Solución numérica

Convergencia

- El método numérico (2) se dice **convergente** si

$\forall \epsilon > 0 \exists n_0(\epsilon), \exists \delta(n_0, \epsilon)$ tal que

$$\forall n > n_0(\epsilon), \forall \|\delta d_n\| < \delta(n_0, \epsilon) \Rightarrow \|x(d) - x_n(d + \delta d_n)\| \leq \epsilon$$

- Si un método numérico es *consistente* y *estable*, entonces es *convergente*

Cálculo Numérico– p. 33

Orden de convergencia

- En procedimientos iterativos se construye una sucesión $[x_n]$ que se espera tienda a la solución x^* .
- Para referirse a la rapidez con que $[x_n]$ tiende a x^* . se habla de *tasa*, o *razón*, o *velocidad* de convergencia.
- Se dice que la convergencia es **lineal** si:

$\exists c < 1$ y $N \in \mathbb{Z}$ tal que

$$|x_{n+1} - x^*| \leq c |x_n - x^*| \quad \text{para } n \geq N$$

- Se dice que la convergencia es **superlineal** si:

$\exists [\epsilon_n] \rightarrow 0$ y $N \in \mathbb{Z}$ tal que

$$|x_{n+1} - x^*| \leq \epsilon_n |x_n - x^*| \quad \text{para } n \geq N$$

Cálculo Numérico– p. 34

Orden de convergencia

- Se dice que la convergencia es **cuadrática** si:

$\exists C$ (no necesariamente < 1) y $N \in \mathbb{Z}$ tal que

$$|x_{n+1} - x^*| \leq C |x_n - x^*|^2 \quad \text{para } n \geq N$$

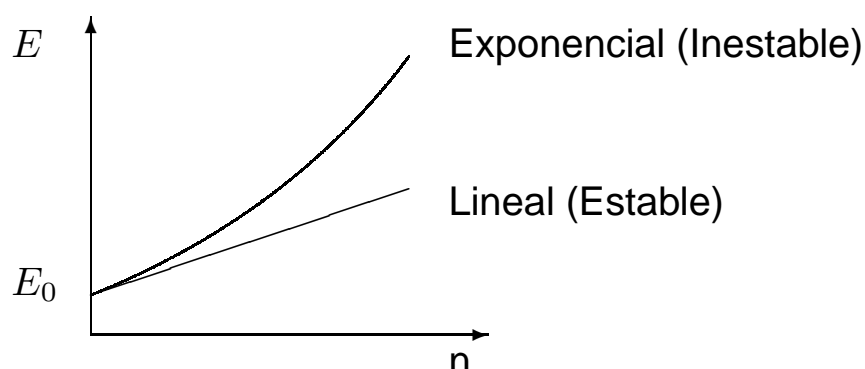
- Se dice que la convergencia es de **orden** α si:

$\exists C$ y α constantes y $N \in \mathbb{Z}$ tal que

$$|x_{n+1} - x^*| \leq C |x_n - x^*|^\alpha \quad \text{para } n \geq N$$

Estabilidad

- Un método numérico se dice estable si pequeños cambios en los datos de entrada producen pequeños cambios en los resultados.
- En algoritmos donde se evalúa una solución en varios instantes en el tiempo (historia), hay una acumulación de errores de cada paso. Si se introduce un error o perturbación E_0 en alguna etapa del cálculo, y se designa con E_n el error luego de n pasos (iteraciones), se dice que:
 - El error crece *linealmente* si $E_n = n C E_0$
 - El error crece *exponencialmente* si $E_n = C^n E_0$, $C > 1$



Algoritmos

- Los métodos numéricos se describen a través de *algoritmos*
- Un algoritmo es un procedimiento que describe una serie finita de pasos, en un orden determinado, que hay que realizar para resolver un problema dado.
- El algoritmo se puede describir con un pseudocódigo. Este especifica la forma de entrada de datos; de salida de resultados; y los pasos a realizar.

Cálculo Numérico– p. 37

Algunos desastres

o inesperados resultados debido a errores numéricos

- Falla del misil Patriot
- Explosión del Ariane 5
- Hundimiento de la plataforma Sleipner A
- Elecciones parlamentarias alemanas
- Bolsa de valores de Vancouver

Cálculo Numérico– p. 38

Falla del misil Patriot



Cálculo Numérico– p. 39

Falla del misil Patriot

- El 25/2/1991, durante la Guerra del Golfo, un misil Patriot no pudo interceptar a un misil Scud iraquí que alcanzó su objetivo produciendo 28 muertes.
- Para seguir su objetivo, el sistema debía determinar el intervalo de tiempo, restando dos valores de tiempo medidos.
- Los tiempos, en 1/10 de segundos estaban en registros de enteros
- Para calcular el incremento de tiempo, los valores del registro (entero) eran convertidos a valores de punto flotante multiplicándolos por 0.1

Cálculo Numérico– p. 40

Falla del misil Patriot

- Pero 0.1 en expansión binaria no es representado exáctamente con un numero finito de dígitos.

$$0.1_{(10)} = 0.0001100110011..._{(2)}$$

Hay un error de redondeo (truncamiento). Los registros tenían 24 bits. El error introducido entre la representación (en 24 bits) y el número 0.1 es $0.95E-07$

- Después de 100 hs el error acumulado es:

$$0.95E-07 \times 100 \times 3600 \times 10 = 0.34seg$$

- La velocidad del misil Scud es aprox. 1676 m/s. En 0.34 seg. recorre mas de $\frac{1}{2}$ km.. Quedó fuera del alcance del Patriot.

Cálculo Numérico– p. 41

Explosión del Ariane 5



Cálculo Numérico– p. 42

Explosión del Ariane 5

- El 4/6/1996 el cohete Ariane 5 , de la Agencia Espacial Europea fue lanzado desde la base de Kourou. Durante 36 segundos voló normalmente. Al segundo 37 salió de su curso y se autodestruyó.

explosion

- Era el primer viaje del Ariane 5 , luego de una década de desarrollo, a un costo de 7 mil millones de U\$S. El cohete y su carga estaban valuados en 500 millones de U\$S.
- El problema estuvo en un error de software en el Sistema de Referencia Inercial (SRI)

Cálculo Numérico– p. 43

Explosión del Ariane 5

- Un número de punto flotante de 64 bits, que relacionaba la velocidad horizontal con respecto a la plataforma, fue tratado de convertir a un entero de 16 bits.
- Este número llegó a ser mayor que 32768: no entraba en 16 bits! El sistema devolvió un mensaje de error, que fue interpretado como un dato....
- La ironía es que el programa que produjo la falla había sido heredado del Ariane 4, y que no se precisaba en el Ariane 5 !

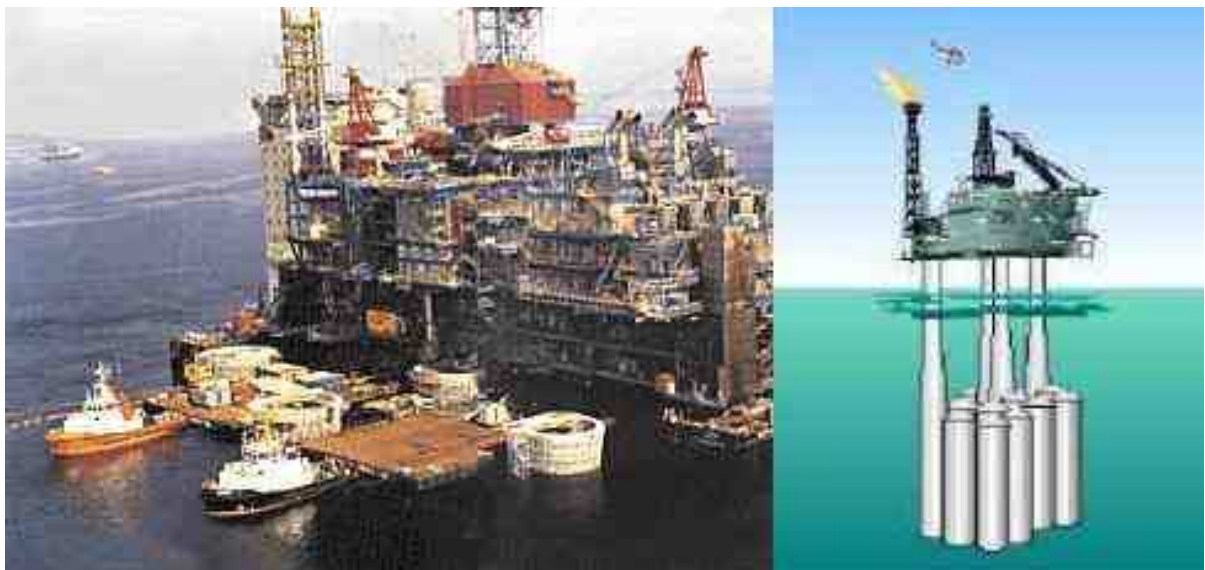
Cálculo Numérico– p. 44

Hundimiento de la plataforma Sleipner A

- La plataforma marina para extracción de petróleo Sleipner A está apoyada en una base de hormigón consistente en 24 celdas. Cuatro celdas se prolongan hacia arriba y sostienen la plataforma. Funciona en el Mar del Norte.
- La primera plataforma Sleipner A tuvo filtraciones de agua por fisuraciones y se hundió en Noruega el 23/8/1991. La pérdida económica resultante fue del orden de \$700 millones.

Cálculo Numérico– p. 45

Hundimiento de la plataforma Sleipner A



Cálculo Numérico– p. 46

Hundimiento de la plataforma Sleipner A

- Las investigaciones posteriores atribuyen el accidente a errores en la aproximación numérica (por el método de elementos finitos), que subestimaron las tensiones tangenciales en un 47 %.
- Eso condujo a que los espesores de las paredes de hormigón fuesen insuficientes. Lo mismo que las armaduras de refuerzo.

Cálculo Numérico– p. 47

Elecciones parlamentarias alemanas

- En el sistema electoral alemán un partido con menos de 5 % de los votos no puede tener representantes en el parlamento.
- En las elecciones de Schleswig-Holstein, los resultados impresos mostraban que el Partido Verde consiguió el 5.0 % de los votos.
- Se dice que el Partido Social Demócrata consiguió un representante extra y obtuvo una mayoría en el Parlamento.
- Más tarde se comprobó que el porcentaje de votos del Partido Verde había sido 4.97 % : la impresión se había hecho redondeando a dos cifras significativas lo cual arrojó 5.0 %.

Cálculo Numérico– p. 48

Bolsa de valores de Vancouver

- En 1982 la Bolsa de Valores de Vancouver (Canadá) introdujo un índice con un valor nominal de 1000.000
- Luego de cada transacción se recalculaba el índice, truncándose al tercer decimal después de la coma.
- Después de 22 meses el índice fue 524.881
- El valor real debía haber sido 1098.811

Cálculo Numérico– p. 49

Resumen

En este capítulo hemos visto:

- Cómo se producen los *errores de redondeo*, al trabajar en máquinas de aritmética finita.

En otros capítulos veremos otro tipo de errores: los errores de *truncamiento* o *algorítmicos*.

- Hemos visto cómo estos errores se propagan.
- Finalmente hemos definido problemas *bien y mal planteados* y los métodos numéricos para resolverlos, introduciendo los conceptos de *consistencia, estabilidad y convergencia* y los órdenes de convergencia.
- Hemos terminado mostrando algunos casos en que la no observación de estos errores (que hubiese sido muy sencillo evitar) ha derivado en importantes daños materiales y pérdida de vidas.

Cálculo Numérico– p. 50