

Elementos de Cálculo Numérico

Juan Pablo Pinasco (`jpinasco@dm.uba.ar//gmail.com`)

Departamento de Matemática e IMAS,
FCEyN, UBA - CONICET

2020

Parte I

Próxima clase

Hoy:

- Diferencias finitas

Próxima:

- PDEs no está en ADR, sí en el Burden, ver
http://cms.dm.uba.ar/academico/materias/verano2020/elementos_calculo_numerico_M/v2020/clase4.pdf aunque no lo voy a hacer exactamente así.

Parte II

Problemas de contorno

2.- Ecuaciones de segundo orden

Nos interesan ahora ecuaciones diferenciales de la forma

$$u''(x) = p(x)u'(t) + q(x)u(x) + f(x), \quad x \in (0, 1)$$

con condiciones de borde Dirichlet,

$$u(0) = a, \quad u(1) = c$$

Hay también condiciones Neumann,

$$u'(0) = a, \quad u'(1) = c$$

entre otras, en general:

$$\operatorname{sen}(\theta)u(0) + \operatorname{cos}(\theta)u'(0) = a,$$

$$\operatorname{sen}(\phi)u(1) + \operatorname{cos}(\phi)u'(1) = c$$

3.- Aproximaciones

Para resolver el problema, tomamos un paso $h = 1/M$, y consideramos los puntos

$$\{x_j : 0 \leq j \leq M\}$$

En particular, para $j = 0$ tenemos $x = 0$; para $j = M$, $x = 1$.

Tenemos que encontrar numéricamente u , y para eso queremos calcular un vector (u_0, u_1, \dots, u_m) tal que

$$u_j \approx u(x_j) : 1 \leq j \leq M - 1$$

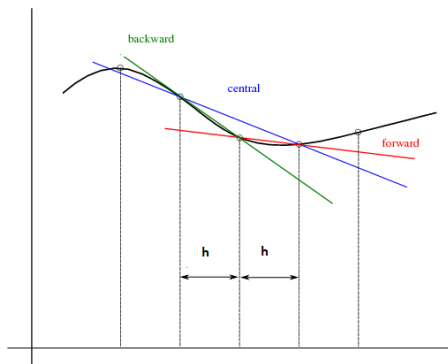
$$u_0 = a, \quad u_M = c.$$

Veamos cómo se relacionan los (u_0, u_1, \dots, u_M) dada la ecuación diferencial.

4.- Discretizaciones

Tenemos que ver cómo vamos a calcular u'_j y u''_j . Tenemos distintas opciones:

- Forward: $u'_j = \frac{u_{j+1} - u_j}{h}$
- Backward: $u'_j = \frac{u_j - u_{j-1}}{h}$
- Centrada: $u'_j = \frac{u_{j+1} - u_{j-1}}{2h}$



Para u'' le restamos la backward a la forward y dividimos por h :

$$u_j'' = \frac{1}{h} \left(\frac{u_{j+1} - u_j}{h} - \frac{u_j - u_{j-1}}{h} \right)$$

$$u''(x_j) = \frac{u_{j+1} - 2u_j + u_{j-1}}{h^2}$$

Los coeficientes los llamamos

- $p_j = p(x_j)$
- $q_j = q(x_j)$
- $f_j = f(x_j)$

6.- Un sistema de ecuaciones

Veamos el nodo j , $x_j = jh$. Reemplazando en la ecuación

$$\frac{u_{j+1} - 2u_j + u_{j-1}}{h^2} - p_j \frac{u_{j+1} - u_{j-1}}{2h} - q_j u_j = f_j$$

Multiplicando por h^2 y reagrupando,

$$u_{j+1} - 2u_j + u_{j-1} - \frac{h}{2} p_j [u_{j+1} - u_{j-1}] - h^2 q_j u_j = h^2 f_j$$

$$\left(1 + \frac{h}{2} p_j\right) u_{j-1} - (2 + h^2 q_j) u_j + \left(1 - \frac{h}{2} p_j\right) u_{j+1} = h^2 f_j$$

$$j = 1 \quad -(2 + h^2 q_1) u_1 + \left(1 - \frac{h}{2} p_2\right) u_2 = h^2 f_1 - \left(1 + \frac{h}{2} p_1\right) a$$

$$j = 2 : M - 2 \quad \left(1 + \frac{h}{2} p_j\right) u_{j-1} - (2 + h^2 q_j) u_j + \left(1 - \frac{h}{2} p_j\right) u_{j+1} = h^2 f_j$$

$$j = M - 1 \quad \left(1 + \frac{h}{2} p_{M-1}\right) u_{M-2} - (2 + h^2 q_{M-1}) u_{M-1} = h^2 f_{M-1} - \left(1 - \frac{h}{2} p_{M-1}\right) c$$

7.- Forma matricial:

$$\begin{pmatrix} -(2 + h^2 q_1) & (1 - \frac{h}{2} p_2) \cdots & & \\ & \cdots & & \\ \cdots (1 + \frac{h}{2} p_j) & -(2 + h^2 q_j) & (1 - \frac{h}{2} p_j) \cdots & \\ & \cdots & & \\ & \cdots (1 + \frac{h}{2} p_{M-1}) & -(2 + h^2 q_{M-1}) & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ \cdots \\ u_j \\ \cdots \\ u_{M-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dagger \\ \cdots \\ h^2 f_j \\ \cdots \\ \ddagger \end{pmatrix}$$

$$\dagger = h^2 f_0 - (1 + \frac{h}{2} p_1) a$$

$$\ddagger = h^2 f_M - (1 - \frac{h}{2} p_{M-1}) c$$

En definitiva,

$$A_h u_h = b$$

$$u_h = A_h^{-1} b$$

Teorema

Sea $h < \max\{p(x)/2 : 0 < x < 1\}$, $y q > 0$. Entonces la matriz es inversible.

Dem: Para todo j se cumple que $|a_{jj}| > \sum_{k \neq j} |a_{jk}|$. Entonces todos los autovalores son distintos de cero.

9.- Forma matricial:

Explicación: Sea λ cualquier autovalor, v_λ un autovector. Sea $w = v/v_j$, con v_j la coordenada de mayor módulo.

Como $Aw = \lambda w$,

$$\sum_{k \neq j} a_{jk} w_k + a_{jj} w_j = \lambda w_j$$

y como la coordenada j de w es igual a 1, tenemos

$$\sum_{k \neq j} a_{jk} w_k + a_{jj} = \lambda$$

$$|\lambda - a_{jj}| = \left| \sum_{k \neq j} a_{jk} w_k \right| \leq \sum_{k \neq j} |a_{jk}|$$

Puede ser $\lambda = 0$? No, tenemos un absurdo, valía

$$|a_{jj}| > \sum_{k \neq j} |a_{jk}|$$

Estamos arañando un mundo de problemas, cómo estimar autovalores de una matriz a partir de sus coeficientes. Esto es apenas una aproximación a los teoremas tipo Gerschgorin.

10.- Error de truncado local

En todos los casos se calcula igual: Taylor, tachar lo que se pueda, y lo que queda es el error. Por ejemplo, para backward,

$$\begin{aligned}u'(x_j) &= \frac{u(x_j) - u(x_j - h)}{h} \\&= u'(x_j) - \frac{u(x_j) - [u(x_j) - hu'(x_j) + h^2u''(x_j)/2 + O(h^3)]}{h} \\&= u'(x_j) - \frac{\cancel{u(x_j)} - [\cancel{u(x_j)} - hu'(x_j) + h^2u''(x_j)/2 + O(h^3)]}{h} \\&= u'(x_j) + \frac{[-hu'(x_j) + h^2u''(x_j)/2 + O(h^3)]}{h} \\&= u'(x_j) - u'(x_j) + hu''(x_j)/2 + O(h^2)\end{aligned}$$

La centrada da mejor **[ejercicio!]**.

11.- Error de truncado local

La solución verdadera en la ecuación para u_j cumple

$$\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2} - p_j \frac{u(x_{j+1}) - u(x_{j-1}))}{2h} - q_j u(x_j) = f_j + \tau_j$$

Hacemos Taylor,

$$u(x_{j+1}) = u(x_j) + hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)$$

$$u(x_{j-1}) = u(x_j) - hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)$$

y vamos a reemplazarlo en

$$\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2}$$

$$\frac{u(x_{j+1}) - u(x_{j-1}))}{2h}$$

12.- Error de truncado local

$$u(x_{j+1}) = u(x_j) + hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)$$

$$u(x_{j-1}) = u(x_j) - hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)$$

Reemplazo en $\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2}$ y queda:

$$\frac{u(x_j) + hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}u'''(x_j) - 2u(x_j) + u(x_j) - hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)}{h^2}$$

Tacho algunas cosas,

$$\frac{\cancel{u(x_j)} + hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}u'''(x_j) - \cancel{2u(x_j)} + \cancel{u(x_j)} - hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)}{h^2}$$

y queda

$$\frac{hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}u'''(x_j) - hu'(x_j) + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}u'''(x_j) + O(h^4)}{h^2}$$

Sigo tachando,

$$\frac{\cancel{hu'(x_j)} + \frac{h^2}{2}u''(x_j) + \frac{h^3}{6}\cancel{u'''(x_j)} - \cancel{hu'(x_j)} + \frac{h^2}{2}u''(x_j) - \frac{h^3}{6}\cancel{u'''(x_j)} + O(h^4)}{h^2}$$

cambio de hoja

13.- Error de truncado local

tenía:

$$\frac{\cancel{h^3 u'''(x_j)} + \frac{h^2}{2} u''(x_j) + \cancel{\frac{h^3}{6} u'''(x_j)} - \cancel{h^3 u'''(x_j)} + \frac{h^2}{2} u''(x_j) - \cancel{\frac{h^3}{6} u'''(x_j)} + O(h^4)}{h^2}$$

eso es

$$\frac{\frac{h^2}{2} u''(x_j) + \frac{h^2}{2} u''(x_j) + O(h^4)}{h^2}$$

y si tacho un h^2 , me queda, por fin,

$$\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2} = u''(x_j) + O(h^2)$$

Ejercicio: chequeen que reemplazando los desarrollos de Taylor de $u(x_{j+1})$ y $u(x_{j-1})$ queda

$$\frac{u(x_{j+1}) - u(x_{j-1}))}{2h} = u'(x_j) + O(h^2)$$

14.- Error de truncado local

Ahora reemplazamos

$$\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2} = u''(x_j) + O(h^2)$$

$$\frac{u(x_{j+1}) - u(x_{j-1}))}{2h} = u'(x_j) + O(h^2)$$

en el esquema numérico

$$\frac{u(x_{j+1}) - 2u(x_j) + u(x_{j-1}))}{h^2} - p_j \frac{u(x_{j+1}) - u(x_{j-1}))}{2h} - q_j u(x_j) = f_j + \tau_j$$

y queda

$$u''(x_j) + O(h^2) - p_j u'(x_j) + p_j O(h^2) - q_j u(x_j) = f_j + \tau_j$$

$$u''(x_j) - p_j u'(x_j) - q_j u(x_j) = f_j$$

$$\tau_j = O(h^2)$$

Reemplazando la solución verdadera en la ecuación para u_j , tenemos

$$u''(x_j) + O(h^2) - p_j u'(x_j) + p_j O(h^2) - q_j u(x_j) = f_j + \tau_j$$

$$\tau_j = O(h^2)$$

Tenemos dos ecuaciones, una para u y otra para u_h ,

$$A_h u_h = b_b$$

$$A_h u = b_h + \tau_h$$

donde τ_h es el vector de errores de truncado.

Entonces

$$u - u_h = A_h^{-1} \tau_h$$

Hay detalles que completar: ¿por qué una solución de la recurrencia da una buena aproximación de una solución de la ecuación?

Estamos viendo que $u(x_j)$ se parece a u_j porque ambas satisfacen ecuaciones en diferencias parecidas, y siempre hay una solución al invertir A_h . Podría haber problemas [posible trabajo para el punto extra]:

- Que no exista solución para la ecuación.
- Que A_h no sea inversible.
- Que A_h sea inversible pero algún autovalor tienda a cero con h .

Esto nos lleva a las definiciones de estabilidad, consistencia y convergencia:

- El método es **estable** si existe A_h^{-1} , y $\|A_h^{-1}\| \leq C$ para todo h suficientemente chico.
- El método es **consistente** si $\tau_h \rightarrow 0$.
- El método es **convergente** si $\|u - u_h\| \rightarrow 0$.

Teorema (Lax)

Si un método es consistente y estable, entonces es convergente.

- Las condiciones anteriores están en términos de normas de vectores y de matrices. Lo vemos en un par de clases.
- Pedimos $\|A_h^{-1}\| \leq C$ para todo h chico. ¿Qué pasa si la constante depende de h ? Por ejemplo, $C = 1/h$.
- Resolver esto implica invertir matrices. ¿Hay otro camino que lo evite?
Sí, hay otra forma.