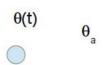
Solución numérica de problemas de valor inicial En ecuaciones diferenciales ordinarias

- Problemas de valor inicial
- Existencia y unicidad de la solución
- Métodos de un paso
- Métodos de Runge-Kutta
- Métodos Multipaso
- Estabilidad y convergencia
- Sistemas de EDO

Problemas de valor inicial

Ejemplo

• Considérese el siguiente problema. Un cuerpo se encuentra a una temperatura θ y está rodeado de un medio ambiente con una temperatura θ_a (supóngase menor que la del cuerpo). El calor pasará del cuerpo al medio y aquel se enfriará, por cuanto su temperatura será función del tiempo $(\theta(t))$.



Ejemplo

• La velocidad con que se pierde la temperatura es proporcional a la diferencia entre $\theta(t)$ y θ_a :

$$\frac{d\theta(t)}{dt} = -k(\theta(t) - \theta_a) \tag{1}$$

Esta es la *Ley de Enfriamiento de Newton*, que gobierna este problema, y k > 0 de modo que si la temperatura del cuerpo es mayor que la del medio, $\frac{d\theta(t)}{dt} < 0$.

 Si se desea conocer la temperatura en un instante t hay que integrar la ecuación (1). La integración introduce una constante (desconocida). La solución de la ec. (1) no es única: existen ∞ soluciones que difieren en una constante.

- Para que la solución sea única hay que proporcionar una condición (ecuación). Esta puede ser una *condición inicial*: $\theta(0) = \bar{\theta}_0$ (temperatura inicial conocida).
- El problema queda:

$$\begin{cases} \frac{d\theta(t)}{dt} = -k(\theta(t) - \theta_a) & \text{ecuacion de campo} \\ \theta(0) = \bar{\theta}_0 & \text{condicion inicial} \end{cases}$$
 (2)

- El problema (2) se llama problema de valor inicial y tiene solución única.
- La cantidad de condiciones iniciales tiene que ser igual al orden de derivación en la ecuación.

• La solución analítica de (2) es:

$$\theta(t) = \theta_a + (\bar{\theta}_0 - \theta_a) e^{-k t}$$

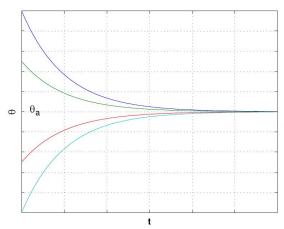


Figura 1. Solución $\theta(t)$ para distintos casos en que $\bar{\theta}_0 > \theta_a$ y $\bar{\theta}_0 < \theta_a$

Problemas de Valor Inicial (PVI)

 Un PVI se tiene a partir de una ecuación diferencial. En los primeros que veremos, serán PVI de primer orden:

$$\frac{dy}{dx} = f(x, y)$$

válida en el intervalo a < x < b

• Esa ecuación tiene ∞ soluciones y(x). Para precisar una es necesario dar una condición:

$$y(a) = \bar{y}_0$$

que se denomina condición inicial.

• El problema de valor inicial (PVI) se escribe:

$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$
 (3)

- Es decir, el problema es: hallar la función y(x) que satisface la ecuación diferencial y' = f(x,y) en el intervalo (a,b) y que además satisface la condición inicial $y(a) = \bar{y}_0$.
- La función f(x, y) representa, como lo indica la ecuación, la derivada de y. Y esta derivada, en el caso más general depende de x y de y.
- En el ejemplo de enfriamiento $y'(\theta')$ no depende explícitamente de x(t), y es función lineal de y.

 Un PVI para ecuaciones de distintos órdenes de derivación puede escribirse:

$$\begin{cases} y^{(n)} = f(x, y, y', y'', \dots, y^{(n-1)}) \\ y(a) = \bar{y}_0 \\ y'(a) = \bar{y}'_0 \\ y''(a) = \bar{y}''_0 \\ \dots \\ y^{(n-1)}(a) = \bar{y}_0^{n-1} \end{cases}$$

- Si se puede integrar analíticamente la ecuación diferencial, las constantes de integración se calculan a partir de las condiciones iniciales.
- Si no es posible integrarla analíticamente, hay que recurrir a métodos numéricos.

Existencia y unicidad de la solución

Existencia y unicidad de la solución

- Antes de emprender la solución (analítica o numérica) del PVI hay que ver si el problema tiene solución.
- Más precisamente hay que responder a las siguientes preguntas:
 - El PVI ¿tiene solución?
 - Si la tiene, ¿es única?
 - Esa solución, ¿es sensible a pequeñas variaciones en los datos?
- Se introducen ahora algunas definciones y se verán algunos teoremas que permiten responder a esas preguntas.

Definición:

Se dice que una función f(x,y) satisface la *condición de Lipschitz* para la variable y en un conjunto $D \subset \mathbb{R}^2$, si existe una constante L>0 tal que

$$|f(x, y_1) - f(x, y_2)| \le L |y_1 - y_2|$$

si los puntos (x, y_1) y (x, y_2) están en D.

La constante *L* se llama *constante de Lipschitz*

Definición:

Se dice que conjunto $D \subset \mathbb{R}^2$ es *convexo*, si dados dos puntos (x_1, y_1) y $(x_2, y_2) \in D$, el punto $((1 - \lambda)x_1 + \lambda x_2, (1 - \lambda)y_1 + \lambda y_2)$ también $\in D$, donde $0 \le \lambda \le 1$.

Un rectángulo es convexo. Generalmente trabajaremos en conjuntos $x_1 \le x \le x_2, -\infty < y < \infty$ que también lo son.

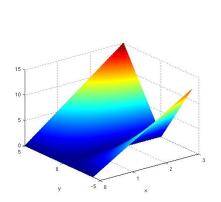
Existencia y unicidad de la solución

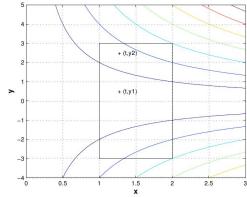
Ejemplo:

Sea $D = \{(x,y) | 1 \le x \le 2, -3 < y < 3\}$ y sea f(x,y) = x|y|, entonces para cada (x,y_1) y (x,y_2) están en D:

$$|f(x, y_1) - f(x, y_2)| = |x|y_1| - x|y_2| = |x| ||y_1| - |y_2|| \le 2|y_1 - y_2|$$

Luego f verifica una C.L. para y en D, y la cte de Lipschitz es 2.





Teorema 1:

Sea f(x,y) definida en $D \subset \mathbb{R}^2$. Si existe una constante L > 0 tal que

$$\left| \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \right| \le L$$

para todo $(x,y) \in D$, entonces f satisface una condición de Lipschitz para la variable y con una constante de Lipschitz L.

Las condiciones de este teorema son *suficientes* para que se satisfaga una condición de Lipschitz, pero no *necesarias*.

Teorema 2:

Sea

$$D = \{(x, y) | a \le x \le b, -\infty < y < \infty \}$$

y sea f(x, y) continua en D.

Si f satisface una condición de Lipschitz en D para la variable y, entonces el PVI:

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

tiene una solución *única* y(x) para $a \le x \le b$.

Definición:

Se dice que el PVI

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

es un problema bien planteado si:

- **1** Existe una solución única y(x) para ese problema.
- ② Existen ctes $\epsilon > 0$ y k > 0 tales que *existe* una solución *única* z(x) al problema:

$$\begin{cases} z' = f(x, z) + \delta(x) & a \le x \le b \\ z(a) = \bar{y}_0 + \epsilon_0 \end{cases}$$

 $\begin{array}{ll} \mbox{donde} \; |z(x)-y(x)| < k\epsilon \;\; \forall \; a \leq x \leq b, \\ \mbox{siempre que} \; \; |\epsilon_0| < \epsilon \;\; \mbox{y} \; \; \delta(x) < \epsilon. \end{array}$

Teorema 3:

Sea

$$D = \{(x, y) | a \le x \le b, -\infty < y < \infty \}$$

el PVI:

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

está bien planteado si f es continua y satisface una condición de Lipschitz para la variable y en el conjunto D.

Ejemplo:

Sea $D = \{(x, y) | 0 \le x \le 1, -\infty < y < \infty\}$ y sea el PVI:

$$\begin{cases} y' = 1 + x - y & 0 \le x \le 1 \\ y(0) = 1 \end{cases}$$
 (a)

- $\frac{\partial f}{\partial y} = -1$, $|\frac{\partial f}{\partial y}| = 1$, \therefore por el Teorema 1 satisface una C.L para y en D con cte L = 1.
- Como f es continua, por Teorema 2 el PVI tiene solución única, y por Teorema 3 está bien planteado.
- El problema perturbado:

$$\begin{cases} z' = 1 + x - y + \delta & 0 \le x \le 1 \\ z(a) = 1 + \epsilon_0 \end{cases}$$
 (b)

con δ y ϵ ctes.

La solución de (a) es: $y(x) = e^{-x} + x$

La solución de (b) es: $z(x) = (1 + \epsilon_0 - \delta)e^{-x} + x + \delta$

Si $|\delta| < \epsilon$ y $|\epsilon_0| < \epsilon$, entonces:

$$|y(x) - z(x)| = |(\delta - \epsilon_0)e^{-x} - \delta| = |\delta(e^{-x} - 1) - \epsilon_0 e^{-x}| \le |\delta| |1 - e^{-x}| + |\epsilon_0| \le 2\epsilon$$

Se verifica el Teorema 3.

Métodos de un paso

Métodos de un paso

Sea el PVI

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

- Se obtendrán aproximaciones a y en determinados puntos o nodos en el intervalo [a,b]. Esos *puntos de red* o *nodos* están igualmente espaciados. Dividiendo (a,b) en n subintervalos, el tamaño del paso es $h=\frac{b-a}{n}$ y la abcisa del nodo i es $x_i=x_0+i$ h.
- Se ha de designar y_i a la solución numérica (o aproximación) en el punto x_i en tanto que $y(x_i)$ es el valor exacto de la función.

21/85

Métodos de un paso

• Los metodos de un paso permiten evaluar la solución numérica y_{i+1} , en la abcisa x_{i+1} , con formulas del tipo:

$$y_{i+1} = y_i + h \Phi$$

donde Φ es una aproximacion a $\frac{y(x_{i+1})-y(x_i)}{h}$ que, en general puede ser función de $x_i, x_{i+1}, y_i, y_{i+1}$ y h.

- Si $\Phi(x_i, x_{i+1}, y_i, y_{i+1}, h)$ el método se dice *implícito*.
- Si Φ no depende de y_{i+1} el método se dice *explícito*.

Método de Euler

- El método de un paso más sencillo es el Método de Euler.
- A partir de x_i aplicando Series de Taylor:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + (x_{i+1} - x_i) \ y'(x_i) + \frac{1}{2} (x_{i+1} - x_i)^2 \ y''(\xi_i)$$
 siendo $x_i < \xi_i < x_{i+1}$
$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + h \ y'(x_i) + \frac{1}{2} h^2 \ y''(\xi_i)$$

Despreciando el término en h²:

$$y(x_{i+1}) \simeq y(x_i) + h y'(x_i)$$

• Como y satisface la ec. diferencial, y' = f(x, y).

$$y(x_{i+1}) \simeq y(x_i) + h f(x_i, y(x_i))$$

• Esto da lugar al Método de Euler para integrar EDO. Llamando y_i a la solución numérica obtenida para aproximar a $y(x_i)$, el algoritmo del método de Euler:

$$\begin{vmatrix} y_0 = y(a) = \bar{y}_0 \\ y_{i+1} = y_i + h f(x_i, y_i) \end{vmatrix}$$
 $i = 0, 1, 2 \dots, n-1$

Algoritmo del Método de Euler

Para aproximar

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

con n + 1 puntos en [a, b].

Entrada: f, a, b, n, \bar{y}_0

<u>Salida</u>: $x_i, y_i \quad (i = 0, 1, 2, ... n)$

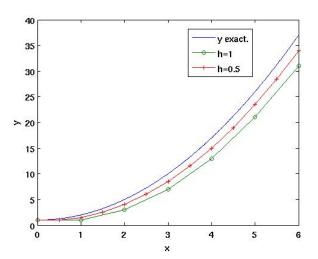
- $h = \frac{b-a}{n}$ $x_0 = a$ $y_0 = \bar{y}_0$
- ② Para $i = 1, 2 \dots n$ hacer

$$\begin{vmatrix} y_i = y_{i-1} + h f(x_{i-1}, y_{i-1}) \\ x_i = x_0 + i h \end{vmatrix}$$

3 Salida: (x_i, y_i) (i = 0, 1, 2, ...n)

Método de Euler

• En la figura se muestra la solucion de y' = 2x en el intervalo (0,6), con $\bar{y}_0 = 1$. La solución numérica se va alejando de la solución exacta. Se muestran allí resultados con h = 1 y con h = 0.5.



- Los errores que aparecen al integrar PVI se pueden clasificar en
 - errores de truncamiento local (ETL):
 Aparecen en cada paso al truncar la serie de Taylor.
 - errores de redondeo local (ERL):
 Debido a la aritmética finita
 - errores de truncamiento global (ETG):
 Acumulación de ETL.
 - errores de redondeo global (ERG):
 Acumulación de ERL.
 Aumenta al achicarse h.
 - error total: Suma de ETG y ERG.

 El error de truncamiento local es el que se da en cada paso de integración.

$$\tau_i h = (y(x_{i+1}) - y(x_i)) - h \Phi(x_i, y(x_i), h)$$

Si el método es de orden n el ETL es orden h^{n+1} Este error disminuye al disminuir h.

(A veces se define como error de truncamiento local a τ_i , esto es al error al aproximar la secante por la derivada.)

 El error de truncamiento global proviene de la acumulación de errores de truncamiento local. Puede escribirse:

$$e_i = y_i - y(x_i)$$

Es de orden $O(h^n)$. (n veces $O(h^{n+1}) = \frac{b-a}{h}$ veces $O(h^{n+1})$).

 Para el método de Euler, hay un teorema que asegura que el error de truncamiento global esta acotado por

$$|y_i - y(x_i)| \le \frac{hM}{2L} [e^{L(x_i - a)} - 1]$$

para cualquier i, donde L es la constante de Lipschitz (f verifica la condicion de Lipschitz) y M acota la derivada segunda

$$|y''(x)| \le M \qquad \forall x \in (a,b)$$

 Para el Método de Euler, el menor error total (ETG+ERG) se da para un paso:

$$h = \sqrt{\frac{2\delta}{M}}$$

donde δ es la cota del error de redondeo ($|\delta_i| < \delta$), y M es la cota de la derivada $y''(\xi_i)$ ($|y''(\xi_i)| < M$).

Métodos explícitos y métodos implícitos

La fórmula del método de Euler:

$$y_{i+1} = y_i + h f(x_i, y_i)$$

permite calcular la solución en x_{i+1} usando valores disponibles evaluados en x_i .

Este método se denomina también Método de Euler *progresivo* o *hacia adelante* (*forward Euler*). Y es un ejemplo de método *explícito*.

También podría plantearse una fórmula:

$$y_{i+1} = y_i + h f(x_{i+1}, y_{i+1})$$

en este caso la solución en x_{i+1} depende de y_{i+1} por lo que no puede calcularse explícitamente.

Este método es *implícito* y, en rigor, es una ecuación no lineal por lo que su resolución es más cara.

Este método se denomina también Método de Euler *regresivo* o *hacia atrás* (*backward Euler*)

Métodos explícitos y métodos implícitos

Un método más preciso que el de Euler:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{2} h (f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, y_{i+1}))$$

- Este método se denomina Método de Crank-Nicholson, ó también Método del Trapecio.
- Usa una pendiente promedio entre la pendiente de los puntos inicial y final del paso.
- Es un método implícito.

Métodos de Runge-Kutta

Métodos de Runge-Kutta

• El desarrollo en serie de Taylor, a partir del punto x_i :

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + h y'(x_i) + \frac{h^2}{2} y''(x_i) + \frac{h^3}{3!} y'''(x_i) + \dots$$

• De la ecuación diferencial (usando la notación: $f_x = \frac{\partial f}{\partial x}$, etc.):

$$y' = f$$

$$y'' = \frac{d}{dx}f = \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y}\frac{dy}{dx} = f_x + f_y y' = f_x + f_y f$$

$$y''' = \frac{d}{dx}y'' = f_{xx} + f_{xy}y' + (f_{yx}f + f_y f_x) + (f_{yy}f + f_y f_y)y'$$

$$= f_{xx} + f_{xy}f + f_{yx}f + f_y f_x + f_{yy}f^2 + f_y^2 f$$

etc.

Reteniendo hasta el término en h² en la serie de Taylor: :

$$y(x+h) = y + hf + \frac{h^2}{2} (f_x + ff_y) + O(h^3)$$
 (1)

donde se ha usado la notación:

$$y = y(x)$$
$$f = f(x, y(x))$$

etc.

Polinomios de Taylor en 2 variables

$$f(x+a,y+b) = \sum_{i=0}^{n} \frac{1}{i!} \left(a \frac{\partial}{\partial x} + b \frac{\partial}{\partial y} \right)^{i} f(x,y) + E_n(x,y)$$

donde

$$\left(a\frac{\partial}{\partial x} + b\frac{\partial}{\partial y}\right)^0 f(x,y) = f(x,y)$$

$$\left(a\frac{\partial}{\partial x} + b\frac{\partial}{\partial y}\right)^{1} f(x,y) = a\frac{\partial}{\partial x} f(x,y) + b\frac{\partial}{\partial y} f(x,y)$$

$$\left(a\frac{\partial}{\partial x} + b\frac{\partial}{\partial y}\right)^2 f(x,y) = a^2 \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x,y) + 2 a b \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} f(x,y) + b^2 \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x,y)$$

y el error de truncamiento:

$$E_n(x,y) = \frac{1}{(n+1)!} \left(a \frac{\partial}{\partial x} + b \frac{\partial}{\partial y} \right)^{n+1} f(x + \theta a, y + \theta b)$$

La fórmula (1):

$$y(x+h) = y + \frac{1}{2}hf + \frac{1}{2}h[f + hf_x + hff_y] + O(h^3)$$
 (2)

• De la fórmula de Taylor para 2 variables, con n = 1:

$$f(x+h,y+hf) = f + h f_x + h f f_y + O(h^2)$$
 (3)

La fórmula (2) puede escribirse:

$$y(x+h) = y + \frac{1}{2}hf + \frac{1}{2}hf(x+h,y+hf) + O(h^3)$$
 (4)

De la última fórmula puede escribirse:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{2} (F_1 + F_2)$$

donde

$$F_1 = h f(x_i, y_i)$$

 $F_2 = h f(x_{i+1}, y_i + F_1)$

 Esta fórmula se conoce como Fórmula de Runge-Kutta de 2º orden. • Las Fórmulas de Runge-Kutta de 2º orden se pueden escribir:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + w_1 h f + w_2 h f(x + \alpha h, y + \beta h f) + O(h^3)$$

Los parámetros w_1, w_2, α y β dan lugar a diferentes fórmulas.

Teniendo en cuenta (3) se puede escribir:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + w_1 h f + w_2 h [f + \alpha h f_x + \beta h f f_y]) + O(h^3)$$

• Comparando con (1) se ve que deben ser:

$$w_1 + w_2 = 1$$

$$w_2 \alpha = \frac{1}{2}$$

$$w_2 \beta = \frac{1}{2}$$

Métodos de Runge-Kutta de 2º orden

Método de Heun

Se da con:

$$w_1 = w_2 = \frac{1}{2}$$
$$\alpha = \beta = 1$$

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{2} (F_1 + F_2)$$

donde

$$F_1 = h f(x_i, y_i)$$

 $F_2 = h f(x_i + h, y_i + F_1)$

Método de Euler modificado

Se da con:

$$w_1 = 0$$

$$w_2 = 1$$

$$\alpha = \beta = \frac{1}{2}$$

$$y_{i+1} = y_i + F_2$$

donde

$$F_1 = h f(x_i, y_i) F_2 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_1)$$

Se conoce también como Método del Punto Medio

Otro método de segundo orden

Se da con:

$$w_1 = \frac{1}{4}$$

$$w_2 = \frac{3}{4}$$

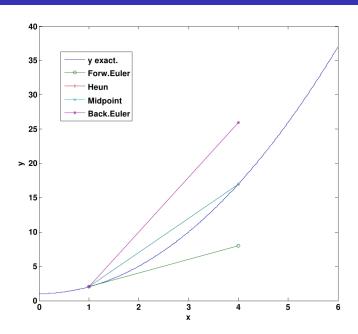
$$\alpha = \beta = \frac{2}{3}$$

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{4} (F_1 + 3 F_2)$$

donde

$$F_1 = h f(x_i, y_i) F_2 = h f(x_i + \frac{2}{3}h, y_i + \frac{2}{3}F_1)$$

Métodos de Runge-Kutta de 2º orden



- El Método de Heun se puede escribir en dos pasos:
 - $0 \tilde{y}_{i+1} = y_i + h f(x_i, y_i)$
 - $y_{i+1} = y_i + \frac{1}{2}h \left[f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, \tilde{y}_{i+1}) \right]$
- El primer paso puede verse como una predicción del valor de y en x_{i+1}. Una predicción explícita ya que se calcula a partir del conocimiento de los valores en x_i.
- El segundo paso puede verse como una corrección del valor anterior, con una fórmula implícita.
- Esto da lugar a los métodos llamados predictor-corrector que se analizarán más adelante.

Métodos de Runge-Kutta de 4º orden

• Un método muy usado es el Runge-Kutta de 4º orden:

Método de Runge-Kutta de 4º orden

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(F_1 + F_2 + F_3 + F_4)$$

donde

 $F_1 = h f(x_i, y_i)$

$$F_2 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_1)$$

$$F_3 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_2)$$

$$F_4 = h f(x_i + h, y_i + F_3)$$

- Es de 4^o orden pues contempla los términos hasta h^4 . El error es de orden h^5 .
- Hay muchas fórmulas de Runge-Kutta de 4º orden.

Métodos de Runge-Kutta de 4º orden

Algoritmo del Método de Runge-Kutta de 4º orden

Entrada: a, b, n, \bar{y}_0

Salida:
$$y_i$$
 $i = 0, 1, 2, ... n$

1)
$$h = \frac{b-a}{n}$$
, $x_0 = a$, $y_0 = \bar{y}_0$

2) Para
$$i = 0, 1, 2, \dots n - 1$$
:

$$x_{i+1} = x_i + h$$

$$F_1 = h f(x_i, y_i)$$

$$F_1 = h f(x_i, y_i)$$

 $F_2 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_1)$

$$F_3 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_2)$$

$$F_4 = h f(x_i + h, y_i + F_3)$$

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(F_1 + F_2 + F_3 + F_4)$$

3) Salida

Métodos de Runge-Kutta

Método de Runge-Kutta de 3º orden

$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(F_1 + 4F_2 + F_3)$$

donde

$$F_1 = h f(x_i, y_i)$$

$$F_2 = h f(x_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}F_1)$$

$$F_3 = h f(x_i + h, y_i + 2 F_2 - F_1)$$

Errores en los Métodos de Runge-Kutta

- Un método RK de orden m es equivalente a tomar polinomios de Taylor hasta términos de orden m, y el error de truncamiento es $O(h^{m+1})$.
- La solución exacta $y(x_{i+1})$ sería:

$$y(x_{i+1}) = y_{i+1} + C h^{m+1}$$

donde y_{i+1} es la aproximación y el último término el error de truncamiento.

• Si se calcula $y_{i+1}^{(1)}$ con un paso h; y $y_{i+1}^{(2)}$ con 2 pasos h/2,:

$$y(x_{i+1}) = y_{i+1}^{(1)} + C h^{m+1}$$
$$y(x_{i+1}) = y_{i+1}^{(2)} + 2 C \left(\frac{h}{2}\right)^{m+1}$$

restando:

$$y_{i+1}^{(2)} - y_{i+1}^{(1)} = C \left(h^{m+1} - \frac{h^{m+1}}{2^m} \right) = C h^{m+1} \left(1 - \frac{1}{2^m} \right)$$

Errores en los Métodos de Runge-Kutta

De la última expresión:

$$C h^{m+1} \simeq \frac{y_{i+1}^{(2)} - y_{i+1}^{(1)}}{(1 - 2^{-m})} \simeq y_{i+1}^{(2)} - y_{i+1}^{(1)}$$

Para los métodos de RK:

2
3
4
6
7

Se prefieren los métodos de RK de orden ≤ 4

Ejemplo

Sea el problema:

$$y' = y - x^2 + 1$$
 $0 \le x \le 2$
 $y(0) = 0.5$

resuelto por el Método de Euler con h=0.025; Heun con h=0.05; y RK 4^o orden con h=0.1. En todos los casos se realizaron 20 evaluaciones de funciones.

t_i	Exact	Euler $h = 0.025$	Modified Euler $h = 0.05$	Runge-Kutta Order Four $h = 0.1$
0.0	0.5000000	0.5000000	0.5000000	0.5000000
0.1	0.6574145	0.6554982	0.6573085	0.6574144
0.2	0.8292986	0.8253385	0.8290778	0.8292983
0.3	1.0150706	1.0089334	1.0147254	1.0150701
0.4	1.2140877	1.2056345	1.2136079	1.2140869
0.5	1.4256394	1.4147264	1.4250141	1.4256384

Métodos Multipaso

Métodos Multipaso

 Hasta ahora hemos visto métodos de integración donde para calcular y_{i+1} se usan los valores calculados en x_i. No los anteriores.

Por ejemplo la fórmula de Heun:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2} [f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, y_{i+1})]$$

- Como el error se va acumulando, los últimos tienen errores mayores.
- Se pueden usar los puntos anterioremente calculado → fórmulas multipaso:

$$y_{i+1} = \phi(y_i, y_{i-1}, y_{i-2}, \ldots)$$

El problema

$$\begin{cases} y' = f(x, y) & a \le x \le b \\ y(a) = \bar{y}_0 \end{cases}$$

Si integramos y':

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} y'(x)dx = y_{i+1} - y_i$$
$$y_{i+1} = y_i + \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(x, y)dx$$

- Podemos usar fórmulas de interpolación para aproximar f(x, y) e integrar numéricamente.
- Si usamos polinomios, obtenemos fórmulas de paso múltiple.

La forma general de un método multipaso de m pasos es:

$$y_{i+1} = a_{m-1} y_i + a_{m-2} y_{i-1} + a_{m-3} y_{i-2} + \dots + a_0 y_{i+1-m} + h \left[b_m f(x_{i+1}, y_{i+1}) + b_{m-1} f(x_i, y_i) + b_{m-2} f(x_{i-1}, y_{i-1}) + \dots + b_0 f(x_{i+1-m}, y_{i+1-m}) \right]$$

para
$$i = m - 1, m, ..., n - 1$$

- Los $a_0, \ldots a_{m-1}$ y $b_0, \ldots b_m$ son constantes.
- Los y_i , (para i = 0, 1, ..., m 1) son conocidos. *Valores iniciales*
- Si $b_m = 0 \rightarrow \text{m\'etodo } explícito \text{ o abierto}$
- Si $b_m \neq 0 \rightarrow \text{m\'etodo } implícito \text{ o } cerrado$
- Se precisan m condiciones iniciales. Se usa un método de un paso (Runge-Kutta, Euler, etc.) para obtener los primeros m valores de y_i . Luego se arranca con el método multipaso.

Ejemplo

- Ejemplo de construcción de una fórmula multipaso mediante el método de los Coeficientes Indeterminados.
- Sea la fórmula de 5 pasos:

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} f(x, y) dx \simeq h \left[A f_i + B f_{i-1} + C f_{i-2} + D f_{i-3} + E f_{i-4} \right]$$
 (1)

- El procedimiento es el siguiente: por 5 puntos puede hacerse pasar un polinomio de 4º grado. Se representará f(x, y) como combinación de polinomios de 4º grado y se integrará entre x_i y x_{i+1} para obtener el término de la izquierda.
- Por comodidad se tomará $t_i = 0$, con lo que $t_{i+1} = 1$, $t_{i-1} = -1$, $t_{i-2} = -2$, $t_{i-3} = -3$, y $t_{i-4} = -4$.

 En vez de tomar polinimios cualesquiera, a los efectos de facilitar las operaciones se tomarán:

$$\begin{array}{lll} p_0(x) & = & 1 \\ p_1(x) & = & t \\ p_2(x) & = & t(t+1) \\ p_3(x) & = & t(t+1)(t+2) \\ p_4(x) & = & t(t+1)(t+2)(t+3) \end{array}$$

y con ello

$$f(x,y) = c_0 p_0 + c_1 p_1 + c_2 p_2 + c_3 p_3 + c_4 p_4$$
 (2)

Realizando la integral, tenemos el lado izquierdo de (1):

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} f(x,y)dx = c_0 \ 1 + c_1 \ \frac{1}{2} + c_2 \ \frac{5}{6} + c_3 \ \frac{9}{4} + c_4 \ \frac{251}{30}$$

Ejemplo

• Para evaluar el lado derecho de (1) usamos la función (2) para obtener f_i , f_{i-1} , etc.

$$\begin{array}{ll} f_i &= f(0) &= c_0 \\ f_{i-1} = f(-1) = c_0 - c_1 \\ f_{i-2} = f(-2) = c_0 - 2c_1 + 2c_2 \\ f_{i-3} = f(-3) = c_0 - 3c_1 + 6c_2 - 6c_3 \\ f_{i-4} = f(-4) = c_0 - 4c_1 + 12c_2 - 24c_3 + 24c_4 \\ \text{multiplicando la primera expresión por A, la segunda por B, etc. (y siendo $h = 1$) se puede evaluar el lado derecho de (1). \end{array}$$

• Igualando los factores de los coeficientes c_0 . c_1 , etc. de ambos miembros de (1) se obtiene:

$$A + B + C + D + E = 1$$

$$-B - 2C - 3D - 4E = 1/2$$

$$2C + 6D + 12E = 5/6$$

$$-6D - 24E = 9/4$$

$$24E = 251/30$$
(3)

• La resolución del sistema (3) proporciona los coeficientes:

$$A = \frac{1901}{720}; B = -\frac{2774}{720}; C = \frac{2616}{720}; D = -\frac{1274}{720}; E = \frac{251}{720}$$

y la fórmula multipaso es:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{720} [1901 f_i - 2774 f_{i-1} + 2616 f_{i-2} - 1274 f_{i-3} + 251 f_{i-4}]$$

esta fórmula es conocida como Fórmula de Adams-Bashfort de 5 pasos.

Fórmulas de Adams-Bashfort

• Las fórmulas de Adams-Bashfort son explícitas ($b_m = 0$) y tienen $a_{m-1} = 1$ y el resto de los $a_j = 0$:

$$y_{i+1} = y_i + h [b_{m-1} f(x_i, y_i) + b_{m-2} f(x_{i-1}, y_{i-1}) + \ldots + b_0 f(x_{i+1-m}, y_{i+1-m})]$$

• A-B de 2 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2} [3 f_i - f_{i-1}]$$

• A-B de 3 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{12} [23 f_i - 16 f_{i-1} + 5 f_{i-2}]$$

A-B de 4 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{24} [55 f_i - 59 f_{i-1} + 37 f_{i-2} - 9 f_{i-3}]$$

• A-B de 5 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{720} \left[1901 f_i - 2774 f_{i-1} + 2616 f_{i-2} - 1274 f_{i-3} + 251 f_{i-4} \right]$$

Fórmulas de Adams-Moulton

• Las fórmulas de Adams-Moulton son implícitas ($b_m \neq 0$) y tienen $a_{m-1} = 1$ y el resto de los $a_j = 0$:

$$y_{i+1} = y_i + h [b_m f(x_{i+1}, y_{i+1}) + b_{m-1} f(x_i, y_i) + \dots + b_0 f(x_{i+1-m}, y_{i+1-m})]$$

• A-M de 2 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{12} [5 f_{i+1} + 8f_i - 1f_{i-1}]$$

• A-M de 3 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{24} [9 f_{i+1} + 19 f_i - 5 f_{i-1} + f_{i-2}]$$

A-M de 4 pasos:

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{720} \left[251 f_{i+1} + 646 f_i - 264 f_{i-1} + 106 f_{i-2} - 19 f_{i-3} \right]$$

- Orden de un método multipaso:
 Es la cantidad de términos de la serie de Taylor que contiene la aproximación.
- El error de un método de orden m es $O(h^{m+1})$.
- Los métodos de Adams-Bashfort de m pasos, requieren m evaluaciones de funciones, y su error $O(h^{m+1})$. Luego son de orden m
- Los métodos de Adams-Moulton de m pasos, requieren m+1 evaluaciones de funciones, y su error $O(h^{m+2})$. Luego son de orden m+1
- Un método Adams-Bashfort de m pasos es comparable a un Adams-Moulton de (m-1) pasos.
- Es preferible un método de Adams-Moulton, ya que es más estable.

Métodos Predictor-Corrector

- Los métodos implícitos no siempre se pueden resolver facilmente.
 La variable incógnita no está explicitada. Habría que resolverlo iterativamente (es una ecuación No Lineal).
- Un método práctico para utilizar las fórmulas implícitas es el denominado Predictor-Corrector.
- El mismo opera en dos pasos:
 - **1** Una *Predicción* del valor \tilde{y}_{i+1} mediante fórmulas explícitas;
 - Una *Corrección* del valor y_{i+1} mediante una fórmula implícita, donde se usa el valor predicho \tilde{y}_{i+1} , del lado derecho del signo =.
- Una forma de Métodos Predictor-Corrector sería usar una fórmula de Adams-Bashfort (explícita) para predecir \tilde{y}_{i+1} ; y luego una fórmula de Adams-Moulton (implícita) para corrección.
- En general se usan fórmulas A-B y A-M del mismo orden.
- Además para calcular las condiciones iniciales necesarias (los m primeros valores de y_i), se usa un método de un paso (por ejemplo Runge-Kutta), del mismo orden que las fórmulas multipaso.

Estabilidad y convergencia

Convergencia

- Nos interesa analizar si los métodos utilizados son convergentes.
- Se dice que un método numérico que proporciona la solución y_i es convergente, si:

$$\lim_{h \to 0} y_i = y(x_i)$$

donde h es el tamaño del paso; e $y(x_i)$ es la solución exacta. Y esto se da para todos los nodos x_i de la red usada.

 ¿Cómo puede verse si un método es convergente? (ya que la solución exacta no es conocida)

Consistencia

- Se dice que un método numérico es *consistente*, si la ecuación discretizada (o numerica), cuando $h \to 0$ coincide con la ecuación diferencial.
- Esto es equivalente a decir que el error de truncamiento local τ_i tiende a cero cuando $h \to 0$.

Por ejemplo, al resolver la ecuación

$$y' = f(x, y)$$

con el metodo de Euler, la ecuación discreta queda

$$\frac{y_{i+1} - y_i}{h} = f(x_i, y_i)$$

y vemos que cuando $h \to 0$ la estimación numérica en diferencias coincide con la derivada.

• Lo mismo se podria observar a partir de la serie de Taylor, donde el error al aproximar la derivada es:

$$\tau_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{h} - f(x_i, y_i) = \frac{1}{2}hy''(\xi)$$

que tiende a cero cuando lo hace el tamaño de paso h.

 Para analizar la consistencia de los métodos multipaso se escribirá su fórmula general:

$$a_m y_i + a_{m-1} y_{i-1} + \dots + a_0 y_{i-m} = h [b_m f_i + b_{m-1} f_{i-1} + \dots + b_0 f_{i-m}]$$

- En las fórmulas que vimos, $a_m = 1$, $a_{m-1} = -1$, y los a_j restantes nulos.
- Además, si $b_m = 0 \rightarrow \text{explícito}$; si $b_m = 1 \rightarrow \text{implícito}$.
- Hay dos polinomios asociados a los coeficientes a_j y b_j :

$$\begin{cases} p(z) = a_m z^m + a_{m-1} z^{m-1} + \ldots + a_0 \\ q(z) = b_m z^m + b_{m-1} z^{m-1} + \ldots + b_0 \end{cases}$$

• Se puede demostrar que un método multipaso es consistente, si:

$$\begin{cases} p(1) = 0 \\ p'(1) = q(1) \end{cases}$$

 La consistencia es posible de verificar en un método numérico.
 Sin embargo la consistencia no siempre implica que el método sea convergente. Es preciso analizar la estabilidad del método. Considérese, por ejemplo, el método multipaso

$$y_{i+1} = 2y_{i-1} - y_i + h(\frac{5}{2}f_{i-1} + \frac{1}{2}f_{i-2})$$

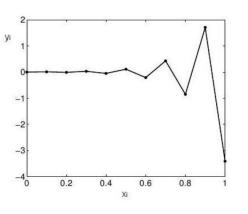
que, puede verificarse, es consistente.

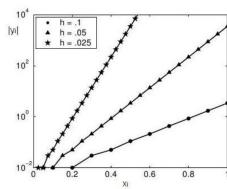
Si se resuelve con esa fórmula el problema y'=0 con la condición inicial y(0)=0, al ser f=0 la fórmula queda

$$y_{i+1} = 2y_{i-1} - y_i$$

y para las condiciones $y_0=0$ y $y_1=0$ produce la solución exacta. Sin embargo si las condiciones son $y_0=0$ y $y_1=\epsilon$ la solución numérica "explota" luego de algunos pasos como se ve en la figura de la izquierda, donde se grafica y en función de x para h=0,1 y $\epsilon=0.01$. Esto no se resuelve achicando el tamaño del paso. por el contrario, en la figura de la derecha se grafica $|y_i|$ en función de x_i para diferentes tamaños de paso h.

Consistencia





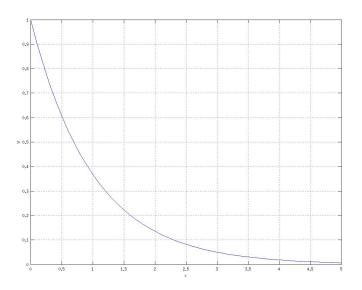
Estabilidad

- La estabilidad hace referencia a que los errores a cada paso no se acumulen de manera que la solución crezca indefinidamente.
- Considérese el siguiente problema.
- Por ejemplo, el PVI

$$\begin{cases} y' = \lambda y & 0 \le x \le \infty \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

donde $\lambda < 0$, tiene solución exacta: $y = e^{\lambda x}$ (graficada en la figura siguiente).

Estabilidad



Aplicando el método de Euler Progresivo:

$$y_{i+1} = y_i + h y'_i = y_i + \lambda h y_i = y_i (1 + \lambda h)$$

y dado que $y_0 = 1$

$$y_{i+1} = (1 + \lambda h)^{i+1}$$

• La solucion exacta tiende a cero para $i \to \infty$, para que la solución numérica también lo haga es preciso que

$$|1 + \lambda h| < 1$$
 o bien $h < \frac{2}{|\lambda|}$

• Para pasos $h > \frac{2}{|\lambda|}$, en este caso, el método de Euler Progresivo es inestable.

Si se usa el método de Euler Regresivo:

$$y_{i+1} = y_i + h y'_{i+1} = y_i + \lambda h y_{i+1}$$

de donde

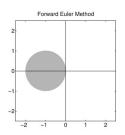
$$y_{i+1} = \left(\frac{1}{1 - \lambda h}\right)^{i+1}$$

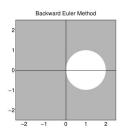
que tiende a cero para $i \to \infty$ independientemente del valor de h.

- En forma similar puede mostrarse que también el método de Crank-Nicholson es estable independientemente del valor de h.
- El método de Euler Progresivo se dice condicionalmente estable, pues su estabilidad depende del tamaño del paso h.
- Los Métodos de Euler Regresivo y de Crank-Nicholson son incondicionalmente estables.

Estabilidad

• Si λ puede ser complejo y se denomina $z=\lambda h$, las regiones de estabilidad para los métodos: de Euler progresivo, de Euler regresivo, y Crank-Nicholson se muestran en estas figuras en zonas grisadas







Estabilidad

- Hay varias definiciones de estabilidad:
 - Un método se dice **absolutamente estable** cuando genera una solución del problema $y'=\lambda y$ con y(0)=1, que tiende a cero cuando $x\to 0$
 - Un método se dice A-estable cuando es absolutamente estable para cualquier tamaño de paso (o sea que es incondicionalmente estable). Esto requiere que la región de estabilidad sea todo el semiplano complejo de z con parte real negativa.
 - Un método se dice cero-estable cuando la solucion se mantiene acotada para pequeñas perturbaciones en las condiciones iniciales

Estabilidad

- Para un método multipaso es sencillo analizar la condición de cero-estabilidad.
- Si todas las raices del polinomio característico p(z) se encuentran en la región $|z| \le 1$, y si cada raiz con |z| = 1 es simple, se dice que el método multipaso cumple la *condición de raiz*.
- Y todo método que cumple la condición de raiz, es cero-estable.

Convergencia

- Se ha indicado que la consistencia por si sola no garantiza la convergencia de un método multipaso.
- Se debe verificar su estabilidad frente a perturbaciones de los datos iniciales, es decir que sea cero-estable.
- Con esto, la convergencia de un metodo multipaso esta garantizada por el siguiente teorema.
- Teorema:

Para que un método multipaso sea *convergente*, es necesario y suficiente que sea *cero-estable* y *consistente*.

• Ejemplo:

Para el método de Adams-Moulton de 2 pasos:

$$a_2 = 1;$$
 $a_1 = -1,$ $a_0 = 0;$ $b_2 = \frac{5}{12};$ $b_1 = \frac{8}{12},$ $b_0 = -\frac{1}{12}$

$$p(z) = z^{2} - z$$

$$q(z) = \frac{5}{12}z^{2} + \frac{8}{12}z - \frac{1}{12}$$

- Las raices de p: $z_1 = 1$; $z_2 = 0$ luego es cero-estable.
- p(1) = 0 p'(1) = 1 q(1) = 1luego es consistente.
- Por ello es convergente

Resumiendo:

- Un método de un paso, si es consistente, es convergente.
- Si el método es incondicionalmente estable, el tamaño del paso h estará determinado por requisitos de precisión. El error de truncamiento global depende de h y disminuye con él.
- Si el método tiene estabilidad condicional, entonces el tamaño del paso h debe estar por debajo del tamaño crítico, para que haya estabilidad. A partir de allí, se puede disminuir por requistos de precisión.
- Un método multipaso, debe ser consistente y cero-estable, para que sea convergente.
- A partir de allí, vale lo indicado para los métodos de un paso si la estabilidad fuese condicional.

Sistemas de EDO

Sistemas de EDO

La solución de un sistema de EDO:

$$\begin{cases} y'_1 &= f_1(x, y_1, y_2, \dots, y_k) \\ y'_2 &= f_2(x, y_1, y_2, \dots, y_k) \\ y'_3 &= f_3(x, y_1, y_2, \dots, y_k) \implies \mathbf{Y}' = \mathbf{F}(x, \mathbf{Y}) \\ \dots \\ y'_k &= f_k(x, y_1, y_2, \dots, y_k) \end{cases}$$

si se organizan las funciones incógnitas en un vector:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix}$$

puede plantearse con las fórmulas vistas.

• Así la solución en el paso i + 1 será:

$$\mathbf{Y}_{i+1} = \phi(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Y}_{i-1}, \ldots)$$

donde ϕ es la función del método multipaso (o de un paso) utilizado.

EDO de orden superior

Por ejemplo, si se tiene una EDO de segundo orden:

$$\begin{cases} y'' = f(x, y, y') \\ y(0) = \bar{y}_0 \\ y'(0) = \bar{y}'_0 \end{cases}$$

puede reducirse a un sistema de EDO de primer orden mediante definición de nuevas variables. Si llamamos $z_1 = y$ y $z_2 = y'$:

Así el problema anterior es equivalente al sistema de ecuaciones

$$\begin{cases} z_1' = z_2 \\ z_2' = f(x, z_1, z_2) \end{cases}$$

acompañado de las condiciones iniciales:

$$\begin{cases} z_1(0) = \bar{y}_0 \\ z_2(0) = \bar{y}'_0 \end{cases}$$

 Así pueden usarse los métodos vistos para ec. de primer orden, en la resolución de ecuaciones de orden superior.

Resumen

En este capítulo hemos visto:

- Qué son los PVI
- Cómo garantizar que un PVI esté bien planteado.
- Métodos numéricos para resolver PVI
 - Métodos de un paso
 - Método de Euler
 - Metodos de Taylor
 - Metodos de Runge Kuta
 - Métodos multipaso
 - Método de Adams-Bashfort
 - Metodo de Adams-Multon
 - Metodo Predictor-Corrector
- Estabilidad y convergencia
- Sistemas de EDO