Unidad 7 - Cálculo de raíces

Dada f(x) y α una raiz buscada, tal que $f(\alpha) = 0$

Se busca un x_n tal que $\lim_{n\to\infty} x_n = \alpha$

O sea, una sucesión que converja a la raíz de la función.

Idealmente, la función converge al valor exacto de la raíz, pero cómo no siempre es factible, se define un criterio de paro, de entre los siguientes:

 $|x_{n+1} - x_n| < \varepsilon$

Se puede usar solo si la sucesión converge, o sea si la diferencia entre dos aproximaciones sucesivas es cada vez menor, y si esto se da de forma rápida.

Si se trabaja con error relativo, se usa $\frac{|x_{n+1}-x_n|}{|x_n|}<\varepsilon$

• $|f(x_n)| < \varepsilon$

Se puede usar solo si la pendiente de la función es mayor a 1, o sea:

Teorema de Bolzano

Si f es una función continua en [a,b] y $sg[f(a)] \neq sg[f(b)] \Rightarrow \exists c \in (a,b)/f(c) = 0$

dos numéricos para obtener raíces de una función:

Antes que nada, siempre se define un intervalo para cada raíz (tratando de que en cada uno de ellos solo haya una), mediante el teorema de Bolzano. Pueden ser de cualquier longitud, pero preferentemente (en el 99% de los casos) se buscan intervalos de longitud 1.

Orden y radio de convergencia de un método

p es ORDEN de convergencia y R es RADIO de convergencia si y solo si:

$$\exists p \ge 1 \ \land \ R \ne 0 \ / \ \lim_{n \to \infty} \frac{|\alpha - x_{n+1}|}{|\alpha - x_n|^p} = R$$

- R representa cuanto se reduce el error en cada paso. Por ej., si $R = \frac{1}{2}$,
- en cada paso el error se reduce a la mitad.
- Cuanto menor es R, más rápido converge el método. Si p = 1 la convergencia es lineal, si p = 2 la convergencia es cuadrática.
- Cuanto mayor es p, más rápido converge el método.
- p tiene mayor incidencia que R en la velocidad de convergencia.
- A igualdad de p, para saber que método es más rápido desempata R

Método de la cuerda o Regula - Falsi

Condiciones necesarias

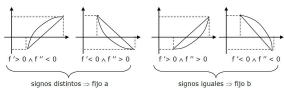
- f(x) continua en [a,b] y $sg[f(a)] \neq sg[f(b)]$. Derivada no nula en (a,b).

Fórmula iterativa

Si el extremo fijo es
$$a \to x_{n+1} = a - \frac{x_n - a}{f(x_n) - f(a)} \cdot f(a) \land x_0 = b$$

Si el extremo fijo es $b \rightarrow x_{n+1} = b - \frac{b - x_n}{f(b) - f(x_n)} \cdot f(b) \wedge x_0 = a$

Elección del punto fijo



Algoritmo de Regula - Falsi:

- a) Si los signos de f' y f"son iguales: $x_o = a$, ef = b (ef : extremos fijo), ir a c)
- b) Si los signos de f' y f'' son distintos: $x_0 = b$, ef = a
- c) $n \leftarrow 0$ (asignamos valor 0 a la variable n)
- d) Si se cumple el criterio de paro establecido, parar.
- e) Se calcula $x_{n+1} = ef \frac{ef x_n}{f(ef) f(x_n)} f(ef)$ f) n ← n + 1
- g) volver a d)

Radio de convergencia si ef = a: R =
$$(\alpha - b) \frac{f''(\varphi)}{2f'(\varphi)}$$
 siendo $\varphi \in (a,b)$

Radio de convergencia si ef = b: R = $(\alpha - a) \frac{f''(\varphi)}{2f'(\varphi)}$ siendo $\varphi \in (a,b)$

Orden de convergencia: n = 1

Método de bisección o Bolzano

Condiciones necesarias.

-f(x) continua en [a,b] y $sg[f(a)] \neq sg[f(b)]$.

Algoritmo de Bisección:

- a) Encontrar un intervalo [a,b] que contenga exactamente una raíz, tal que sus extremos cumplan que $f(a) \cdot f(b) < 0$ (o sea con imágenes de signos distintos).
- b) n ← 1 (asignamos valor 1 a la variable n)
- c) Si se cumple el criterio de paro establecido, parar.
- d) Se deben ir generando los puntos de la sucesión $\{x_n\}$ de acuerdo a la siguiente regla: $x_n = \frac{a+b}{2}$
- e) Si sg $f(x_n) = sg f(a) \Rightarrow a = x_n$; sino $b = x_n$
- f) Luego incrementamos la variable: $n \leftarrow n + 1$
- g) Volvemos al paso c)

Radio de convergencia: $R = \frac{1}{2}$

Orden de convergencia: p = 1

Cantidad máxima de iteraciones a realizar (solo para bisección)

$$|x_n - \alpha| \le \frac{b - a}{2^n} \le \varepsilon$$

 $\forall n \geq 1$

(Para bajar y despejar la n, eventualmente se aplica un logaritmo de base conveniente)

Método iterativo o de punto fijo

Análisis gráfico:

- Si 0 < g'(x) < 1 en $(a,b) \Rightarrow$ converge en forma escalonada (g es creciente)
- Si -1 < g'(x) < 0 en (a,b) \Rightarrow converge en forma de espiral (g es decreciente)
- Sig'(x) > 1 en $(a,b) \Rightarrow$ diverge en forma escalonada (g es creciente)Sig'(x) < -1 en $(a,b) \Rightarrow$ diverge en forma de espiral (g es decreciente)
- $Si\ g'(x) = 1\ en\ (a,b)\ nada\ se\ puede\ asegurar$ ¿ $Si\ g'(x) = 0$?

O sea: para que la sucesión converja a la raíz, debe cumplirse |g'(x)| < 1

Condiciones de existencia del punto fijo:

 $Si \; x = g(x) \; continua \; en \; [a,b] \; tal \; que \; g(x) \in [a,b] \; y \; adem\'as \; |g'(x)| \leq K \; con \; K < 1 \; \forall x \in (a,b),$ entonces g tiene un único punto fijo en [a,b]

En definitiva, para asegurar que g tenga un punto fijo en [a,b], es suficiente que:

- 1) g sea continua en [a,b].
- 2) $\forall x \in [a,b]: g(x) \in [a,b]$ (el máximo y el mínimo de g en [a,b] pertenezcan a [a,b]). $\forall x \in [a,b]: |g'(x)| < 1$

Condición de convergencia del método de punto fijo:

Si x=g(x) continua en [a,b] tal que $g(x)\in [a,b] \ \forall x\in [a,b]$ y además $|g'(x)|\leq K$ con K<1 $\forall x\in [a,b]$ $\in (a,b).$ Si $x_0 \in [a,b]$ entonces la sucesión definida por $x_n = g(x_{n-1})$ converge al único punto fijo α de g en [a,b]

Importante: si se toma un intervalo demasiado grande, a veces puede ocurrir que no se cumpla la condición $\forall x \in [a,b]$; $g(x) \in [a,b]$ pero sin embargo si |g'(x)| < 1 cerca de la raíz, el método puede converger a dicha raíz.

Dada una función f(x) con raíz en un intervalo [a, b], para hallarla se escribe la expresión f(x) = 0

Algoritmo de Punto fijo:

- a) Tomar un valor inicial $x_0 \in [a,b]$, o sea cercano a la raíz buscada.
- b) $n \leftarrow 0$ (asignamos valor 0 a la variable n)
- c) Si se cumple el criterio de paro establecido, parar.
- d) Se calcula $x_{n+1} = g(x_n)$
- e) n ← n + 1
- f) volver a c)

Radio de convergencia: $R = |g'(\alpha)|$

 ${\it Orden\ de\ convergencia:}\ p=1$

Método de Newton Raphson

Condiciones necesarias:

f(x) continua en [a,b] y $sg[f(a)] \neq sg[f(b)]$. Derivada no nula en (a,b).

Condiciones suficientes de Fourier.

 x_0 cercana a α para asegurar convergencia a esta raíz.

 $f' \neq 0$ en (a,b) $f'' \neq 0$ (para que no haya cambios de concavidad).

f" no muy grande en (a, b)
Elegir el extremo en que f y f"coincidan en signo.

Que alguna o algunas de estas condiciones no se cumplan, no implica que no se pueda aplicar el método.

Teorema Kasten:

 $Dada f: [a, b] \rightarrow R \ tal \ que:$

- f continua. $f'(x) \neq 0 \ \forall x \in (a, b)$.
- $f''(x) \neq 0 \ \forall x \in (a,b).$ $f(a) \cdot f(b) < 0.$

Tomando un $x_0 \in [a, b]$ tal que $f(x_0) \cdot f''(x_0) > 0$:

la sucesión $x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$ converge a la raíz.

Fórmula iterativa:
$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

CONVERGENCIA DEL MÉTODO DE NEWTON - RAPHSON

Sea y = f(x) / x
$$\in$$
 C [a,b] \wedge \exists $\alpha \in$ [a,b] / f(α) = 0 \wedge f '(α) \neq 0

entonces el método de Newton - Raphson genera una sucesión $\{x_n\}$ que converge a α para cualquier aproximación inicial x_0 perteneciente a un entorno de α , o sea:

$$\{x_n\} \rightarrow \alpha \quad \forall \ x_0 \in [\alpha - \delta, \alpha + \delta] \text{ con } \delta > 0$$



Radio de convergencia:
$$R=K=\lim_{n\to\infty}\frac{|\alpha-x_{n+1}|}{|\alpha-x_n|^2}=\left|\frac{f''(\varphi)}{2f'(x_n)}\right|\ con\ \varphi\in[a,b]$$

Orden de convergencia: $p=2$

Unidad 8 - Sistemas de ecuaciones

Matriz singular: determinante igual a 0

Matriz inversa: $A^{-1}A = I$. En una matriz diagonal, si todos sus componentes son distintos de 0, la inversa es la misma matriz con todos sus componentes invertidos (x -> 1/x). Se calcula como: $A^{-1} = \frac{1}{|A|} adj(A)$

Matriz dominante diagonalmente: para cada fila, el módulo de la componente perteneciente a la diagonal es mayor o igual a la suma de los módulos de las restantes componentes. Para que sea estrictamente diagonal dominante, en vez de mayor o igual se usa mayor

Autovalores (λ): se calculan mediante $|A - \lambda I| = 0$

Radio espectral: $\rho(A) = max|\lambda_i|$

Normas vectoriales

• Norma-p: $\left\| |\vec{x}| \right\|_{n} = \sqrt[p]{|x_1|^p + |x_2|^p + ... + |x_n|^p}$ La más usada es la **norma 2.**

• Norma-infinito: $\left| \left| \vec{x} \right| \right|_{\infty} = max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_n|)$

• Distancia entre dos vectores: $d(\vec{x}; \vec{y}) = ||\vec{x} - \vec{y}||$ La distancia entre dos vectores es un escalar.

Normas matriciales

- Norma 1: el máximo entre las sumas de los módulos de los elementos de cada columna de
- Norma infinito: el máximo entre las sumas de los módulos de los elementos de cada fila de
- Norma 2: $||A||_2 = \sqrt{\rho(A^* \cdot A)}$

A' es la matriz traspuesta conjugada de A. En la materia A es real $=> A'' = A^T$

Se plantean siempre sistemas del estilo AX=B, donde A es la matriz de coeficientes, X la matriz de incógnitas y B la matriz de términos independientes. En la materia se ven matrices A cuadradas e inversibles, tales que det $(A) \neq 0$.

Propiedades de estos sistemas:

- Existe $A^{-1}/AA^{-1} = I$ (A^{-1} se denomina matriz inversa de A).
- El rango de A es n.
- El sistema AX = B tiene solución única.
- Las filas y columnas de A son vectores linealmente independientes.
- El sistema AX = 0 tiene solución nula X = 0.

Variante de Von Mises

Es más lento que Newton Raphson en la convergencia, pero más ágil en los cálculos.

Fórmula iterativa:
$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_0)}$$

Método de Newton Raphson para raíces múltiples

Fórmula iterativa:
$$x_{n+1}=x_n-m\frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

El problema es que debo conocer la múltiplicidad m de la raíz buscada

$$\textit{Otra forma: } u(x) = \frac{f(x)}{f'(x)} \Rightarrow \textit{se aplica Newton Raphson a } u \ \Rightarrow x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)f'(x_n)}{(f'(x_n))^2 - f(x_n)f''(x_n)}$$

Método	Ventajas	Desventajas
Bisección	Sencillo de aplicar	Convergencia muy lenta, y no se puede acelerar ya que tiene radio de convergencia fijo (0,5).
Regula falsi	-	-
Punto fijo	Si converge, es más rápido que bisección.	No siempre converge.
Newton Raphson	Es el más eficiente debido a su p=2	Una mala elección del punto inicial puede desaprovechar la eficiencia del método, e incluso de la convergencia.

$$\begin{split} & Error \ absoluto: \ e_x = |Valor \ exacto \ - \ valor \ aproximado| \ = |X - x| \\ & Error \ relativo: \ er_x = \left| \frac{|Error \ absoluto|}{|Valor \ exacto} \right| = \left| \frac{|x|}{|x|} \right| = \left| \frac{|X - x|}{|x|} \right| \\ & El \ error \ relativo \ da \ una \ mejor \ percepción \ que \ el \ error \ absoluto \end{split}$$

Métados indirectos o iterativos

Sirven para resolver estas ecuaciones

- Se generan sucesiones {X^k}_{k=0}[∞] que convergen a la solución del sistema.
 Se parte generalmente de un vector inicial X⁽⁰⁾
- Se van generando vectores X^k = TX^(k-1) + C donde T es una matriz y C un vector.

Método de Iacobi

- Se evalúa si la matriz de coeficientes A es diagonalmente dominante.
 Si lo es, el método va a converger a una solución.

 - Si no lo es, chequeamos si para alguna permutación de filas si lo es.
 - > Si es así, se trabaja con la combinación que cumplió la condición, y convergerá a una solución.
- Si noe a saí, no se puede asegurar nada sobre la convergencia.
 Se despeja la incógnita correspondiente a cada fila (de la primera ecuación se despeja la incógnita I, de la segunda ecuación la incógnita 2, etc.)

 3) Las componentes del vector X^k se obtienen reemplazando en estas ecuaciones con las componentes del vector X^{k-1} según corresponda.
- 4) Se evalúa el criterio de paro, y si coincide, el vector calculado será la solución.

Método de Gauss Seidel

Es similar al de Jacobi con la diferencia de que en cada paso se utilizan, de ser posible, los valores calculados en el mismo paso para las variables anteriores. Requiere aproximadamente el 50% de las iteraciones que requeriría Jacobi.

- Para sistemas no homogéneos (C ≠ 0) las sucesiones convergen para cualquier X₀ si y solo
- |Si||T|| < 1 para cualquier norma matricial entonces los métodos convergen para cualquier
- Si A es diagonalmente dominante los métodos convergerán a una solución para cualquier

Forma matricial - matrices T y C

Teniendo en cuenta AX=B, se plantea A=D-L-U, donde D es la matriz diagonal, L la triangular inferior cambiada de signo y U la triangular superior cambiada de signo.

En Jacobi:
$$X = D^{-1}(L + U)X + D^{-1}B$$

$$T_{Jacobi} = D^{-1}(L+U)$$

$$C_{Jacobi} = D^{-1}B$$

En Gauss Seidel: $X = (D - L)^{-1}UX + (D - L)^{-1}B$

$$T_{GS}=(D-L)^{-1}U$$

$$C_{GS} = (D - L)^{-1}B$$

Numero de condición de la matriz $A: K(A) = ||A|| ||A^{-1}||$ para cualquier norma matricial

Unidad 9 - Interpolación

Dada una tabla de puntos con su respectiva imagen, se busca obtener una función interpolante que pase por todos esos puntos. Para cada conjunto de valores hay infinitas funciones que cumplen esto, pero en la materia se buscan solamente funciones polinómicas por simplicidad.

Teorema: existencia y unicidad del polinomio interpolante

Dados x_0, x_1, \ldots, x_n un conjunto de n+1 puntos en [a;b] y sus imágenes $f(x_0), f(x_1), \ldots, f(x_n)$ \Rightarrow existe un único polinomio de grado menor o igual a n que interpola a f en [a;b]

Método de Lagrange

FÓRMULA DE INTERPOLACIÓN DE LAGRANGE

Se puede usar tanto para puntos equiespaciados como no equiespaciados, aunque arroja menor error si los puntos son equiespaciados. Sean x_0, x_1, \dots, x_n

$$P(x) = \sum_{i=0}^{n} \ L_i\left(x\right) f(x_i) \qquad \text{con} \qquad L_i\left(x\right) = \frac{(x-x_0)...(x-x_{i-1})(x-x_{i+1})...(x-x_n)}{(x_i-x_0)...(x_i-x_{i-1})(x_i-x_{i+1})...(x_i-x_n)}$$

Estimación del error en el Método de Lagrange:

 $E = \ \mid f(x) - P(x) \mid s \mid (x - x_0) \ (x - x_2) \ ... \ (x - x_n) \mid \ \mid f^{(n)} \ (\phi) \ / \ n! \mid \qquad con \ \phi \in [a,b]$ Observación: solamente será posible estimar el error en el caso de conocer la verdadera función f(x), ya que para acotar el error se necesita la derivada n-ésima de f.

Método de Newton Gregory

Diferencias finitas

Diferencia finita progresiva de orden n + 1:

$$\Delta^{n+1}f_i = \Delta^n f_{i+1} - \Delta^n f_i$$

Diferencia finita progresiva de orden n + 1:

$$\nabla^{n+1} f_i = \nabla^n f_i - \nabla^n f_{i-1}$$

Diferencia finita dividida progresiva de orden k:

$$f[x_i; x_{i+1}; \dots; x_{i+k}] = \frac{f[x_{i+1}; x_{i+2}; \dots; x_{i+k}] - f[x_i; x_{i+1}; \dots; x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i}$$

 $Diferencia\ finita\ dividida\ progresiva\ de\ orden\ k:$

$$f[x_i; x_{i-1}; \ldots; x_{i-k}] = \frac{f[x_i; x_{i-1}; \ldots; x_{i-k+1}] - f[x_{i-1}; x_{i-2}; \ldots; x_{i-k}]}{x_i - x_{i-k}} \underbrace{(revisar)}$$

Unidad 10 - Diferenciación e integración

Cálculo numérico de derivadas:

Diferencia progresiva:

$$f'(x_i) \cong \frac{f(x_i + h) - f(x_i)}{h}$$
$$f''(x_i) \cong \frac{f(x_i + 2h) - 2f(x_i + h) + f(x_i)}{h^2}$$

 $f(x_i) \equiv \frac{h^2}{h^2}$

Diferencia regresiva:

$$f'(x_i) \cong \frac{f(x_i) - f(x_i - h)}{h}$$

$$f''(x_i) \cong \frac{f(x_i) - 2f(x_i - h) + f(x_i - 2h)}{h^2}$$

Diferencia central:

$$f'(x_i) \cong \frac{f(x_i+h) - f(x_i-h)}{2h}$$

$$f''(x_i) \cong \frac{f(x_i + h) - 2f(x_i) + f(x_i - h)}{h^2}$$

Siempre que se puede se utiliza la centrada, por ser más precisa

Aproximación de integral (area) mediante trapecios:

$$A = \frac{1}{2} \cdot h \cdot \left[f_0 + f_n + 2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} f_i^i \right]$$

$$Error = E = \frac{a-b}{12} \cdot h^2 \cdot f''(\varepsilon), \qquad con \, \varepsilon \in [a,b]$$

Si f''(x) < 0 en [a, b] entonces la función es cóncava (hacia abajo) y por trapecios se obtendrá un valor más bajo que el exacto.

Si f''(x)>0 en [a,b] entonces la función es convexa (hacia arriba) y por trapecios se obtendrá un valor más alto que el exacto.

Aproximación de integral (area) mediante Simpson:

$$A = \frac{h}{2} \left[E + 4I + 2P \right]$$

Siendo E los f de los extremos, I los f impares y P los f pares

$$Error = E = \frac{a-b}{180} \cdot h^4 \cdot f''''(\varepsilon), \qquad con \, \varepsilon \in [a,b]$$

Simpson solo puede aplicarse si la cantidad de intervalos (n) es PAR

En ambos casos: cantidad de intervalos = $n = \frac{b-a}{h}$; siendo h la distancia entre las x

MÉTODO DE NEWTON GREGORY PARA PUNTOS EQUIESPACIADOS

POLINOMIO DE NEWTON GREGORY PROGRESIVO:

Si conocemos n+1 puntos x_0, x_1, \dots, x_n y sus respectivas imágenes f_0, f_1, \dots, f_n , Newton propone el polinomio:

$$P(x) = a_0 + a_1 (x-x_0) + a_2 (x-x_0) (x-x_1) + \dots + a_n (x-x_0) (x-x_1) \dots (x-x_{n-1})$$

Ejercicio: Deduce la formula de los coeficientes:

 $a_i = \frac{\Delta^i f_0}{i! h^i}$

POLINOMIO DE NEWTON GREGORY REGRESIVO (PARA PUNTOS EQUIESPACIADOS):

$$P(x) = b_0 + b_1 (x-x_n) + b_2 (x-x_n) (x-x_{n-1}) + ... + b_n (x-x_n) (x-x_{n-1}) ... (x-x_1)$$

Siendo los coeficientes: $b_i = \frac{\nabla^i f_n}{i! h^i}$

FÓRMULA GENERAL DE NEWTON GREGORY (PARA PUNTOS NO NECESARIAMENTE EQUIESPACIADOS)

POLINOMIO DE NEWTON GREGORY PROGRESIVO:

Si conocemos n+1 puntos $x_0, x_1,, x_n$ y sus respectivas imágenes $f_0, f_1,, f_n$, Newton propone el polinomio:

 $P(x) = a_0 + a_1(x-x_0) + a_2(x-x_0)(x-x_1) + \dots + a_n(x-x_0)(x-x_1) + \dots + a_n(x-x_0)(x-x_0)(x-x_0)(x-x_0) + \dots + a_n(x-x_0)(x-x_0$

Para que sea interpolante, deberá cumplir que: $P(x_i) = f(x_i) \quad \forall i=0,...,n$

 $f_0 = f(x_0) = P(x_0) = a_0 \qquad \Rightarrow a_0 = f_0 = f[x_0]$

 $f_1 = f(x_1) = P(x_1) = a_0 + a_1 \; (x_1 - x_0) \quad \Rightarrow \quad a_1 = \frac{f_1 - f_0}{x_1 - x_0} = f[x_0 \; ; \; x_1] \; \text{a esta expresión la}$

llamaremos diferencia finita dividida progresiva de orden 1 de x_0 y x_1 .

POLINOMIO DE NEWTON GREGORY REGRESIVO:

Con un análisis equivalente se puede deducir la fórmula del polinomio interpolante de Newton Gregory regresivo, teniendo en cuenta las diferencias dividas regresivas y el polinomio escrito de atrás hacia adelante.

Diferencia finita dividida regresiva de orden 1: $f[x_i; x_{i-1}] = \frac{f_i - f_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}$

El polinomio regresivo se obtiene:

 $P(x) = b_0 + b_1 (x-x_n) + b_2 (x-x_n) (x-x_{n-1}) + ... + b_n (x-x_n) (x-x_{n-1}) ... (x-x_1)$

Unidad 11 – Ecuaciones diferenciales

Se ven problemas de valor inicial, del estilo:

$$y' = f(t, y) con y(t_0) = y_0 \land y(t_n) = ?$$

TEOREMA de existencia y unicidad de solución de problemas de valor inicial

Dado: $y' = f(t,y) \text{ con } y(t_0) = y_0$ (*)

Si f(t,y) es continua en $R=\{(t,y)\ /\ a\le t\le b\ \land\ c\le y\le d\ \}$ tal que $(t_0,y_0)\in R\ y$ además f(t,y) verifica la condición de Lipschitz en R, entonces el problema de valor inicial (*) tiene solución única en un entorno $t_0\le t\le t_0+\delta$

CONDICIÓN DE LIPSCHITZ

Sea la función f(t,y), se dice que verifica la condición de Lipschitz $\Leftrightarrow \exists L > 0$ tal que $|f(t,y_1) - f(t,y_2)| \le L |y_1 - y_2|$

Propiedad:

Sea la función f(t,y), si $|f'_y(t,y)| \le L$ entonces L es la constante de Lipschitz.

Nota: si no me dan los intervalos en los que están t e y, puedo deducirlo mediante la condición inicial y el valor que me piden aproximar. O sea, si $y(t_0)=y_0$ y $y(t_0)=w_0$, entonces $t_0 < t < t_0$ y $y(t_0)=y_0$.

Métodos numéricos para resolver una ED

De paso simple: el valor de y_{i+1} se calcula a partir de la ecuación dada y de información únicamente del punto anterior (t, y_i) .

De paso múltiple o multipaso: requieren información de varios puntos anteriores.

En todos los casos, la primera aproximación coincide con el valor exacto:

 $w_0 = y_0 = y(t_0)$

El error de truncamiento local:

 $|y_i - w_i|$

Métodos de paso simple

 Método de Euler: es un método sencillo, fácil de aplicar, pero no tiene buena precisión. Se utiliza para obtener una primera aproximación.

La precisión puede mejorarse disminuyendo h (o sea, tomando más subintervalos de una menor longitud) pero esto lleva a cometer más errores operativos.

$$w_{i+1} = w_i + h \cdot f(t_i , w_i)$$

 Método de Taylor: es muy preciso, pero tiene mucha complejidad de cálculo, por lo que es dificil de anlicar.

$$y_{i+1} = y_i + y'(t_i) \cdot h + \frac{y''(t_i)}{2} \cdot h^2 + \frac{y'''(t_i)}{6} \cdot h^3 + \cdots$$

3) Runge-Kutta de segundo orden:

$$w_{i+1} = w_i + h \cdot f(t_i + \frac{h}{2}, w_i + \frac{h}{2} \cdot f(t_i, w_i))$$

Caso 2 - Fórmula de Heun:

$$w_{i+1} = w_i + \frac{h}{2} \cdot \left[f(t_i, w_i) + f(t_i + h, w_i + h \cdot f(t_i, w_i)) \right]$$

4) Runge-Kutta de cuarto orden (precisión de Taylor orden 4):

$$\begin{aligned} w_{i+1} &= w_i + \frac{1}{6} \left(\ k_1 + 2 \ k_2 + 2 \ k_3 + k_4 \right) & \text{R-K 4}^{to} \text{ orden} \\ \text{con:} & \\ k_1 &= h \ f(t_i, \ wi) \\ k_2 &= h \ f(t_i + \frac{h}{2}, \ w_i + \frac{k_1}{2}) \\ k_3 &= h \ f(t_i + \frac{h}{2}, \ w_i + \frac{k_2}{2}) \\ k_4 &= h \ f(t_i + h, \ w_i + k_3) \end{aligned}$$

Formatos para las tablas

Cálculo de raíces

n	x_n	$ x_n-x_{n-1} o f(x_n) $
0	Valor inicial	-
1		
2		

El valor de x. se calcula en base a la fórmula propia del método usado (bisección, Newton-Raphson, etc.), y se itera hasta que se cumple el criterio de paro elegido: el x. en el que esto se cumpla será la aproximación de la raíz calculada. Siempre hay un valor inicials x, seleccionado según el método.

Sistemas de ecuaciones lineales

n	x_1	<i>x</i> ₂	x_i	$ X^n - X^{n-1} $
0	Valor inicial	Valor inicial	Valor inicial	-
1				
2				

Luego de validada la matriz de coeficientes, de los sistemas de ecuaciones se despejan EN ORDEN las incignitas correspondientes a cada fila (o sea, en la fila 1 se despeja x. en la fila 2 se despeja x. etc.). El valor de cada x se calcula utilizando estas fórmulas resultantes, reemplazando con los valores de las x anteriores. Se itera hasta que se cumple el criterio de paro, que suele ser alguna norma de la diferencia entre el vector actual y el anterior.

Interpolación

Tabla de diferencias finitas progresivas

x_i	$f(x_i) = f_i$	$\Delta^{1}f_{i}$	$\Delta^2 f_i$	$\Delta^3 f_i$	$\Delta^4 f_i$
X ₀	f ₀				
		$\Delta^{1}f_{0} = f_{1} - f_{0}$			
x ₁	f_1		$\Delta^2 f_0 = \Delta^1 f_1 - \Delta^1 f_0$		
		$\Delta^{1}f_{1} = f_{2} - f_{1}$		$\Delta^3 f_0 = \Delta^2 f_1 - \Delta^2 f_0$	
x2	f_2		$\Delta^2 f_1 = \Delta^1 f_2 - \Delta^1 f_1$		$\Delta^4 f_0 = \Delta^3 f_1 - \Delta^3 f_0$
		$\Delta^{1}f_{2} = f_{3} - f_{2}$		$\Delta^3 f_1 = \Delta^2 f_2 - \Delta^2 f_1$	
x_3	f_3		$\Delta^2 f_2 = \Delta^1 f_3 - \Delta^1 f_2$		
		$\Delta^{1}f_{3} = f_{4} - f_{3}$			
X,	f,	1	1	1	1

Tabla de diferencias finitas regresivas

x_i	$f(x_i) = f_i$	$\nabla^1 f_i$	$\nabla^2 f_i$	$\nabla^3 f_i$	$\nabla^4 f_i$
X ₀	fo				
		$\nabla^1 f_1 = f_1 - f_0$			
X ₁	f_1		$\nabla^2 f_2 = \nabla^1 f_2 - \nabla^1 f_1$		
		$\nabla^1 f_2 = f_2 - f_1$		$\nabla^3 f_3 = \nabla^2 f_3 - \nabla^2 f_2$	
<i>x</i> ₂	f ₂		$\nabla^2 f_3 = \nabla^1 f_3 - \nabla^1 f_2$		$\nabla^4 f_A = \nabla^3 f_A - \nabla^3 f_3$
		$\nabla^1 f_3 = f_3 - f_2$		$\nabla^3 f_4 = \nabla^2 f_4 - \nabla^2 f_3$	
X3	f_3		$\nabla^2 f_4 = \nabla^1 f_4 - \nabla^1 f_3$		
		$\nabla^1 f_4 = f_4 - f_3$			
	-				

Tabla de diferencias divididas

x_i	$f(x_i) = f_i$	$f[x_i; x_{i+1}]$	$f[x_i; x_{i+1}; x_{i+2}]$		
Х ₀	fo				
		$f[x_0; x_1] = \frac{f_1 - f_0}{x_1 - x_0}$			
<i>x</i> ₁	f_1				
		$f[x_1; x_2] = \frac{f_2 - f_1}{x_2 - x_1}$		***	
x2	f_2				
		$f[x_2; x_3] = \frac{f_3 - f_2}{x_3 - x_2}$		***	
<i>x</i> ₃	f ₃				

Métodos de paso múltiple:

Explícitos: en la fórmula no aparece el elemento a obtener (w_{i+1}) .

Algunos ejemplos de métodos multipaso EXPLÍCITOS:

a) Método de Adams-Bashforth de 2 pasos ($w_0 = \alpha - w_1 = \alpha_1$)

$$w_{i+1} = w_i + \frac{h}{2} \big[3 f(t_i; w_i) - f(t_{i-1}; w_{i-1}) \big] \quad \text{et} \, | = \frac{5}{12} y'''(\xi_i) h^2$$

b) Método de Adams-Bashforth de 3 pasos ($w_0=\alpha-w_1=\alpha_1-w_2=\alpha_2$)

$$W_{i+1} = W_i + \frac{h}{12} \big[23 f(t_i; w_i) - 16 f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 5 f(t_{i-2}; w_{i-2}) \big] \quad et l_i = \frac{3}{8} y^{IV} \big(\xi_i\big) h^3$$

c) Método de Adams-Bashforth de 4 pasos ($w_0=\alpha$ $w_1=\alpha_1$ $w_2=\alpha_2$ $w_3=\alpha_3$)

$$w_{i+1} = w_i + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{251}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{1}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_{i-1}) + 37f(t_{i-2}; w_{i-2}) - 9f(t_{i-3}; w_{i-3})] \quad et \big| = \frac{1}{720} \gamma^V(\xi_i) h^4 + \frac{h}{24} [55f(t_i; w_i) - 59f(t_{i-1}; w_i) + 37f(t_{i-2}; w_{i-1}) - 9f(t_{i-3}; w_i) + 37f(t_{i-3}; w_{i-3}) + 37f(t_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}) + 37f(t_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}) + 37f(t_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}; w_{i-3}; w_$$

Implícitos: en la fórmula aparece el elemento a obtener (w_{i+1}) .

Algunos ejemplos de métodos multipaso IMPLÍCITOS:

a) Método de Adams-Moulton de 2 pasos

$$w_{i+1} = w_i + \frac{h}{12} \big[5 f(t_{i+1}; w_{i+1}) + 8 f(t_i; w_i) - f(t_{i-1}; w_{i-1}) \big] \quad \text{et} \, \big| = \frac{1}{24} y^{\text{IV}} \big(\xi_i \big) h^3$$

b) Método de Adams-Moulton de 3 pasos

$$w_{i+1} = w_i + \frac{h}{24} \big[9f(t_{i+1}; w_{i+1}) + 19f(t_i; w_i) - 5f(t_{i-1}; w_{i-1}) + f(t_{i-2}; w_{i-2}) \big] \quad et \big| = -\frac{19}{720} y^V(\xi_i) h^4$$

c) Método de Adams-Moulton de 4 pasos

$$\begin{split} & w_{i+1} = w_i + \frac{h}{720} [25 f(t_{i+1}; w_{i+1}) + 646 f(t_i; w_i) - 264 f(t_{i+1}; w_{i+1}) + 106 f(t_{i+2}; w_{i+2}) - 19 f(t_{i+3}; w_{i+3})] \\ & et| = -\frac{3}{160} \gamma^{Vi} (\xi_i) h^5 \end{split}$$

Los métodos implícitos no pueden aplicarse directamente. Primero se aplica un método explícito para obtener una aproximación de w_{i+1} y luego se mejora dicha aproximación mediante un método implícito.

implicito.

A esta combinación de método explícito-implícito se la denomina método predictor-corrector.

Algunos de ellos son:

- Adams Bashforth Moulton (4 pasos).
- Milne Simpson.
- Euler Heun.

Ecuaciones diferenciales

Euler

i	$f(t_i, w_i)$	ti	w_i
0	-	t ₀	y_0
1			
2			

Heun

i	$f(t_i, w_i)$	$f(t_i + h, w_i + h)$	t_i	w_i
		$f(t_i, w_i)$		
0		_	t _o	y_0
1				
2				

RK 2º Orden

i	$f(t_i, w_i)$	$f(t_i + \frac{h}{2}, w_i + \frac{h}{2} \cdot f(t_i, w_i))$	t _i	w_i
0	-	_	t_0	<i>y</i> ₀
1				
2				

RK 4º Orden

i	k_1	k ₂	k_3	k_4	t_i	w_i
0	-	_	-	-	t_0	<i>y</i> ₀
1						
2						

Comparación métodos para ecuaciones diferenciales

<u>Método</u>	Error de t. local	Error global	Precisión
Euler	$\frac{h^2}{2} \cdot y''(\varphi)$	Orden h	Poca
Taylor	$\frac{h^{k+1}}{(k+1)!} \cdot y^{(k+1)}(\varphi)$	Orden h ^k	Mucha, y mejora al aumentar el orden del polinomio
Runge-Kutta 2º0.	$\frac{h^3}{3!} \cdot y'''(\varphi)$	Orden h²	Similar a Taylor de orden 2
Heun	$\frac{h^4}{4!} \cdot y''''(\varphi)$	Orden h³	Similar a Taylor de orden 3
Runge-Kutta 4º0.	$\frac{h^5}{5!} \cdot y'''''(\varphi)$	Orden h ⁴	Similar a Taylor de orden 4

Temas extras para el recuperatorio

FORMATO DE UN SISTEMA:

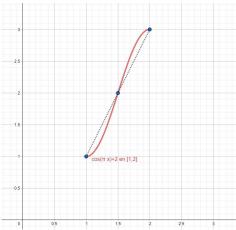
De esta forma: F ($\,t$, B , m , M) indicamos una máquina siendo:

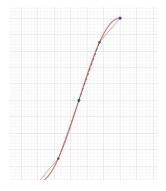
- t : cantidad de dígitos con los que trabaja la máquina.
- B : base del sistema de numeración
- m: cota inferior de e (negativa)
- M: : cota superior de e

O sea: - m < e < M



Si en un intervalo donde la función tiene simetría impar se toma una cantidad par de intervalos n (o sea, una cantidad impar de puntos), en cualquiera de los dos métodos se obtendrá un resultado exacto, ya que las áreas sobrantes y faltantes se compensan.





MÉTODO DE EULER PARA SISTEMAS DE ECUACIONES DIFERENCIALES:

 $\begin{cases} x'(t) = f(t,x(t),y(t)) \\ y'(t) = g(t,x(t),y(t)) \end{cases}$

 $\begin{cases} dx = f(t, x, y) dt \\ dy = g(t, x, y) dt \end{cases}$

Si en vez de tomar los diferenciales, los sustituimos por incrementos:

$$dt = t_{i+1} - t_i$$

 $dx = x_{i+1} - x_i$
 $dy = y_{i+1} - y_i$

$$\begin{cases} x_{i+1} - x_i = f(t_i, x_i, y_i) \left(t_{i+1} - t_i\right) \\ y_{i+1} - y_i = g(t_i, x_i, y_i) \left(t_{i+1} - t_i\right) \end{cases}$$

y como
$$t_{i+1} - t_i = h$$

$$\begin{cases} x_{i+1} = x_i + h \bullet f(t_i, x_i, y_i) \\ y_{i+1} = y_i + h \bullet g(t_i, x_i, y_i) \end{cases}$$
MÉTODO DE EULER

MÉTODO DE RUNGE KUTTA DE 4^{TO} ORDEN PARA SISTEMAS DE ECUACIONES DIFERENCIALES:

$$\begin{cases} x'(t) = f(t, x(t), y(t)) \\ y'(t) = g(t, x(t), y(t)) \end{cases}$$

 $f_4 = f(t_i+h, x_i+h f_3, y_i+h g_3)$

con
$$x(t_0) = x_0 \land y(t_0) = y_0$$

 $g_4 = g(t_i+h, x_i+h f_3, y_i+h g_3)$

$$\begin{cases} x_{i+1} = x_i + \frac{h}{6}(f_1 + 2f_2 + 2f_3 + f_4) \\ y_{i+1} = y_i + \frac{h}{6}(g_1 + 2g_2 + 2g_3 + g_4) \end{cases}$$

$$\begin{cases} f_1 = f(t_1, x_1, y_1) & g_1 = g(t_1, x_1, y_1) \\ f_2 = f(t_1 + \frac{h}{2}, x_1 + \frac{h}{2} f_1, y_1 + \frac{h}{2} g_1) & g_2 = g(t_1 + \frac{h}{2}, x_1 + \frac{h}{2} f_1, y_1 + \frac{h}{2} g_1) \\ f_3 = f(t_1 + \frac{h}{2}, x_1 + \frac{h}{2} f_2, y_1 + \frac{h}{2} g_2) & g_3 = g(t_1 + \frac{h}{2}, x_1 + \frac{h}{2} f_2, y_1 + \frac{h}{2} g_2) \end{cases}$$

Unidad 9 - Aproximación por mínimos cuadrados

Rects

Se propone:
$$P(x) = ax + b$$

$$a\Sigma x_i + b\Sigma 1 = \Sigma f(x_i)$$

$$a\Sigma x_i^2 + b\Sigma x_i = \Sigma f(x_i)x_i$$
 Función error: $E(a,b) = \Sigma d_i^2 = \Sigma [(ax_i + b) - f(x_i)]^2$

x_i	$f(x_i)$	x_i^2	$f(x_i)x_i$	$P(x_i)$	$[P(x_i) - f(x_i)]^2$
					E(a,b)

Parábola

Se propone:
$$P(x) = ax^2 + bx + c$$

$$a\sum x_i^2 + b\sum x_i + c\sum 1 = \sum f(x_i)$$

$$a\sum x_i^3 + b\sum x_i^2 + c\sum x_i = \sum f(x_i)x_i$$

$$a\sum x_i^4 + b\sum x_i^3 + c\sum x_i^2 = \sum f(x_i)x_i^2$$
Función error: $E(a, b, c) = \sum d_i^2 = \sum [(ax_i^2 + bx_i + c) - f(x_i)]^2$

x_i	$f(x_i)$	x_i^2	x_i^3	x_i^4	$f(x_i)x_i$	$f(x_i)x_i^2$	$P(x_i)$	$[P(x_i) - f(x_i)]^2$
								E(a,b)

Promedio de crecimiento de saturación (hiperbólica)

Se propone algo del estilo de una función hiperbólica, por ejemplo:
$$y=f(x)=\frac{ax}{b+x}$$

Se invierten ambos miembros: $\frac{1}{y}=\frac{b+x}{ax}=\frac{b}{a}\frac{1}{x}+\frac{1}{a}\Rightarrow Y=BX+A$

$$Y=\frac{1}{y}; B=\frac{b}{a}; X=\frac{1}{x}; A=\frac{1}{a}$$

$$A\Sigma X_l+B\Sigma 1=\Sigma Y_l$$

$$A\Sigma X_l^2+B\Sigma X_l=\Sigma X_l Y_l$$

x_i	$X_i = \frac{1}{}$	$f(x_i) = y_i$, 1	X_i^2	X_iY_i	$hip(x_i)$	$[hip(x_i) - f(x_i)]^2$
	$X_i = \frac{1}{x_i}$		$r_i = \frac{1}{y}$				
							E(a,b)

Aproximación de funciones continuas

Se tiene una función f definida en [a,b] y se aproxima por polinomios de grado 1 o 2. Igual al método para puntos discretos, pero se reemplaza sumatoria por integral

$$P(x) = a_1 x + a_0$$

$$a_1 \int_a^b x \, dx + a_0 \int_a^b dx = \int_a^b f(x) dx$$

$$a_1 \int_a^b x^2 \, dx + a_0 \int_a^b x \, dx = \int_a^b f(x) x \, dx$$

$$o$$

$$P(x) = a_2 x^2 + a_1 x + a_0$$

$$a_2 \int_a^b x^2 dx + a_1 \int_a^b x dx + a_0 \int_a^b dx = \int_a^b f(x) dx$$

$$a_2 \int_a^b x^3 dx + a_1 \int_a^b x^2 dx + a_0 \int_a^b x dx = \int_a^b f(x) x dx$$

$$a_2 \int_a^b x^4 dx + a_1 \int_a^b x^3 dx + a_0 \int_a^b x^2 dx = \int_a^b f(x) x^2 dx$$

Exponencial

Se propone: $y = f(x) = be^{ax}$

Se aplica logaritmo a ambos lados: $\ln y = \ln b + ax \Rightarrow Y = B + AX$

$$Y = \ln y$$
; $B = \ln b$; $A = \alpha$; $X = x$

Se obtiene A y B como si fuera una recta, y con ellos a y b

$$A \underline{\sum} X_i + B \underline{\sum} 1 \ = \underline{\sum} Y_i$$

$$A \sum X_i^2 + B \sum X_i = \sum X_i Y_i$$

	$x_i = X_i$	$f(x_i) = y_i$	$Y_i = ln y_i$	X_i^2	X_iY_i	$exp(x_i)$	$[exp(x_i) - f(x_i)]^2$
Ī							
ſ							
ſ							
I							E(a,b)

Potencial

Se propone: $y = f(x) = bx^a$

Se aplica logaritmo a ambos lados: $\ln y = \ln b + a \ln x \Rightarrow Y = B + AX$

$$Y = \ln y$$
; $B = \ln b$; $A = a$; $X = \ln x$

Se obtiene A y B como si fuera una recta, y con ellos a y b

$$A\sum X_i + B\sum 1 = \sum Y_i$$

$$A\sum X_i^2 + B\sum X_i = \sum X_i Y_i$$

x_i	$X_i = \ln x_i$	$f(x_i) = y_i$	$Y_i = ln y_i$	X_i^2	X_iY_i	$pot(x_i)$	$[pot(x_i) - f(x_i)]^2$

Aproximación por polinomios ortogonales

Se propone: $P(x) = a_0 \cdot \varphi_0(x) + a_1 \cdot \varphi_1(x) + \dots + a_n \cdot \varphi_n(x)$

Siendo $\{\varphi_0(x); \ \varphi_1(x); ...; \varphi_n(x)\}$ un conjunto ortogonal

Despejando, se llega a:
$$a_j = \frac{1}{\left|\left|\left.\phi_j(x)\right|\right|} \cdot \int_a^b f(x) \varphi_j(x) dx$$

Para los ejercicios usamos polinomios de Legendre (ver fórmula)

Como vamos a usar hasta polinomios de grado 2, con saber los primeros alcanza:

$$\{\varphi_0(x);\; \varphi_1(x); \varphi_2(x); \varphi_3(x)\} = \{1, x, \frac{3x^2-1}{2}, \frac{5x^3-3x}{2}\}$$

Norma de los polinómios de Legendre:

$$\left| |\varphi_k(x)| \right| = \frac{2}{2k+1}$$

(2,3,2,...)

Los polinomios de Legendre son ortogonales en [-1,1]Si la f(x) dada no está en este intervalo, hay que trasladarla al mismo

Se plantea: t = Ax + B

Se busca una correspondencia entre el intervalo [a,b] original y [-1,1], entonces:

$$-1 = Aa + B$$

$$1 = Ab + B$$

Se obtienen A y B de la ecuación, y por ende t(x)

Se despeja x y se arma f(t) reemplazando en f(x)

Para obtener los coeficientes a_n se usa f(t) en el intervalo [-1,1]

Se busca
$$P(t) = a_0 \cdot \varphi_0(t) + a_1 \cdot \varphi_1(t) + \dots + a_n \cdot \varphi_n(t)$$

Una vez obtenido P(t), se reemplaza cada t por su expresión en x y se obtiene así P(x)

Ejemplo :

Aproxime la función $f(x) = \frac{1}{x}$ en el intervalo [1,2] por una recta de mínimos cuadrados utilizando polinomios de Legendre.

Para poder resolverlo por polinomios de Legendre, debemos trabajar en el intervalo: [-1,1], por ello haremos un cambio de variables: $t = 2 \times -3 \implies x = \frac{t+3}{2}$

 $\Rightarrow f(t) = \frac{2}{t+3}$ Se propone: $p(t) = a_0 q_0(t) + a_1 \phi_1(t)$

Se propone: $p(t) = a_0 q_0(t) + a_1 q_1(t)$ $a_0 = \frac{1}{2} \int_{\frac{1}{2}t+3}^{t} dt = \ln(t+3) = \ln(2) = 0.693147$

 $a_1 = \frac{3}{2} - \frac{1}{3} \frac{2}{t+3} \, t \, dt = \frac{3}{2} \, \frac{1}{3} 2 - \frac{6}{t+3} \, dt \, = \frac{3}{2} \, (\, 4 - 6 \, ln(2) \,) \, = 6 - 9 \, ln(2) = -0.23832$

p(t) = 0.693147 - 0.23832 t \Rightarrow p(x) = 0.693147 - 0.23832 (2x - 3) = -0.4766 x + 1.408