



1.

$$\begin{aligned}
 a) \quad & \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\partial T}{\partial b} e^{-ikx} = \alpha \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} e^{-ikx} dx + \int_{-\infty}^{+\infty} k(k) e^{-ikx} dx \\
 \Leftrightarrow & \frac{\partial T}{\partial b} = \alpha \left( -k^2 \hat{T} + \hat{f} \right) \\
 \Leftrightarrow & \frac{\partial T}{\partial b} = -\alpha k^2 \hat{T} + \hat{f}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 b) \quad & \text{Tr} \hat{A} = \text{fftshift}(\text{fft}(\hat{A})) \\
 & \text{Tr} \hat{T}(:, i) = \text{fftshift}(\text{fft}(\text{Tr}(\hat{T}(:, i)))); \\
 & \text{for } i = 1 : N_b - 1 \\
 & \quad \text{for } j = 1 : N_x - 1 \\
 & \quad \quad \text{Tr} \hat{T}(j, i+1) = \text{Tr} \hat{T}(j, i) + [-\alpha k(j)^2] \text{Tr} \hat{T}(j, i) + \text{Tr} \hat{F}(j) \\
 & \quad \text{end} \\
 & \quad \hat{T}(j, i+1) = \text{ifftshift}(\text{fftshift}(\text{Tr} \hat{T}(j, i+1))) \\
 & \text{end}
 \end{aligned}$$

1.

$$a) \begin{cases} \frac{da}{dt} = -k_1 a \\ \frac{db}{dt} = k_1 a - k_2 b \\ \frac{dc}{dt} = k_2 b \end{cases}$$

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -k_1 & 0 & 0 \\ k_1 & -k_2 & 0 \\ 0 & k_2 & 0 \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} A - \lambda I &= 0 \\ \begin{vmatrix} -k_1 - \lambda & 0 & 0 \\ k_1 & -k_2 - \lambda & 0 \\ 0 & k_2 & -\lambda \end{vmatrix} &= 0 \\ \Rightarrow (-k_1 - \lambda)(-k_2 - \lambda)(-\lambda) &= 0 \\ \Rightarrow (k_1 k_2 + k_1 \lambda + k_2 \lambda + \lambda^2)(-\lambda) &= 0 \\ \Rightarrow -\lambda = 0 \vee k_1 k_2 + k_1 \lambda + k_2 \lambda + \lambda^2 &= 0 \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda^2 + (k_1 + k_2)\lambda + (k_1 k_2) &= 0 \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = \frac{-k_1 - k_2 \pm \sqrt{k_1^2 + k_2^2 + 2k_1 k_2 - 4k_1 k_2}}{2} \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = \frac{-k_1 - k_2 \pm \sqrt{k_1^2 + k_2^2 - 2k_1 k_2}}{2} \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = \frac{-k_1 - k_2 \pm \sqrt{(k_1 - k_2)^2}}{2} \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = \frac{-k_1 - k_2 \pm (k_1 - k_2)}{2} \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = \frac{-2k_2}{2} \vee \lambda = \frac{-2k_1}{2} \\ \Rightarrow \lambda = 0 \vee \lambda = -k_2 \vee \lambda = -k_1 \end{aligned}$$

- b) Os valores próprios são  $\lambda_1 = 0$ ,  $\lambda_2 = -k_1$ ,  $\lambda_3 = -k_2$ . Os pontos em  $t=0$  são:
- $\lambda_1 h: 0 \rightarrow P(0, 0)$
  - $\lambda_2 h: -k_1 h \rightarrow P(-k_1 h, 0)$
  - $\lambda_3 h: -k_2 h \rightarrow P(0, -k_2 h)$
- Um dos pontos localiza-se na origem e os outros dois no semieixo negativo dos eixos.

Tanto o método de Euler implícito como o método de Crank-Nicolson são estáveis para todos os pontos com componente real negativa e para a origem, logo os dois métodos são incondicionalmente estáveis para este problema.

O método de Euler é estável para

$$\begin{cases} (0+1)^2 + 0^2 \leq 1 \\ (-k_1 h + 1)^2 + 0^2 \leq 1 \\ (-k_2 h + 1)^2 + 0^2 \leq 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 1 \leq 1 \text{ P.V.} \\ k_1^2 h^2 - 2k_1 h + 1 \leq 1 \\ k_2^2 h^2 - 2k_2 h + 1 \leq 1 \end{cases}$$



$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow \begin{cases} k_1(k_1 h^2 - 2h) \leq 0 \\ k_2(k_2 h^2 - 2h) \leq 0 \end{cases} \\
&\Rightarrow \begin{cases} k_1 \geq 0 \wedge k_1 h^2 - 2h \leq 0 \\ k_2 \geq 0 \wedge k_2 h^2 - 2h \leq 0 \end{cases} \quad k_1, k_2 > 0 \\
&\Leftrightarrow \begin{cases} h(k_1 h - 2) \leq 0 \\ h(k_2 h - 2) \leq 0 \end{cases} \quad h > 0 \\
&\Rightarrow \begin{cases} k_1 h - 2 \leq 0 \\ k_2 h - 2 \leq 0 \end{cases} \\
&\Rightarrow \begin{cases} h \leq 2/k_1 \\ h \leq 2/k_2 \end{cases} \quad k_1 > k_2, \text{ logo } \frac{2}{k_1} < \frac{2}{k_2} \\
&\quad h \leq \frac{2}{k_1}
\end{aligned}$$

O método de Euler é condicionalmente estável para este problema; a condição de estabilidade é  $h \leq \frac{2}{k_1}$ .

c) método de Euler implícito:

$$y_{k+1} = y_k + f(y_{k+1}, t_{k+1}) \cdot h$$

$$\begin{aligned}
&\begin{cases} a_{k+1} = a_k - (k_1 a_{k+1}) \cdot h \\ b_{k+1} = b_k + (k_1 a_{k+1} - k_2 b_{k+1}) \cdot h \\ c_{k+1} = c_k + (k_2 b_{k+1}) \cdot h \end{cases} \\
&\Rightarrow \begin{cases} a_k = a_{k+1} + k_1 a_{k+1} h \\ b_k = b_{k+1} - (k_1 a_{k+1} - k_2 b_{k+1}) \cdot h \\ c_k = c_{k+1} - k_2 b_{k+1} \cdot h \end{cases}
\end{aligned}$$

$$A z = b$$

$$\begin{bmatrix} 1+k_1 h & 0 & 0 \\ -k_1 h & 1-k_2 h & 0 \\ 0 & -k_2 h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{k+1} \\ b_{k+1} \\ c_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_k \\ b_k \\ c_k \end{bmatrix}$$

O ciclo de Matlab é:

$$A = \begin{bmatrix} 1+k_1 h & 0 & 0 \\ -k_1 h & 1-k_2 h & 0 \\ 0 & -k_2 h & 1 \end{bmatrix}$$

for i = 1:n-1

$$b = \begin{bmatrix} a(i) \\ b(i) \\ c(i) \end{bmatrix}$$

$$z = \text{unsolve}(A, b)$$

$$a(i+1) = z(1)$$

$$b(i+1) = z(2)$$

$$c(i+1) = z(3)$$

end

a) O erro local é o erro cometido em cada passo; já o erro global deve-se aos erros acumulados ao longo de todos os passos.

erro local:  $\text{const} \cdot h^{p+1}$

erro global:  $\text{const} \cdot h^p$

ordem erro local:  $l$ ; ordem erro global:  $g$   
 $g = l - 1$

b)  $\frac{dy}{dt} = f(t, y)$

0				
1	$a_{21}$			
2	$a_{31}$	$a_{32}$		
3	$a_{41}$	$a_{42}$	$a_{43}$	
	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$

$$(b_1 + b_2 + b_3 + b_4) = 1$$

$$\begin{aligned} r_1 &= f(t_k, y_k) \\ r_2 &= f(t_k + h c_2, y_k + r_1 \cdot a_{21} \cdot h) \\ r_3 &= f(t_k + h c_3, y_k + (r_1 \cdot a_{31} + r_2 \cdot a_{32}) \cdot h) \\ r_4 &= f(t_k + h c_4, y_k + h(r_1 \cdot a_{41} + r_2 \cdot a_{42} + r_3 \cdot a_{43})) \\ y_{k+1} &= y_k + h(b_1 r_1 + b_2 r_2 + b_3 r_3 + b_4 r_4) \end{aligned}$$

- c) Num método Runge-Kutta de passo variável, a diferença  $h$  entre valores consecutivos de variável independente não é mantida constante, ao contrário do método de passo fixo.

Em zonas do domínio da função com comportamentos "instáveis" usa-se um  $h$  bastante pequeno, mas quando a variação da função é previsível pode-se usar um passo maior.

Quando a função tem um comportamento "estável", o método de passo adaptativo permite reduzir bastante o número de passos, tornando os algoritmos muito mais rápidos.

3.

a)  $\frac{y(x-2h) - 4y(x-h) + 6y(x) - 4y(x+h) + y(x+2h)}{h^4} = \omega^4 y(x)$

$$\Leftrightarrow y(x-2h) - 4y(x-h) + 6y(x) - 4y(x+h) + y(x+2h) = \omega^4 h^4 y(x)$$

logo,  $y_{k-2} - 4y_{k-1} + 6y_k - 4y_{k+1} + y_{k+2} = \lambda y_k$  com  $\lambda = \omega^4 h^4$

- b) Partimos das expansões de Taylor:

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

$$y(x-h) = y(x) - y'(x)h + \frac{1}{2!} y''(x)h^2 - \frac{1}{3!} y'''(x)h^3 + O(h^4)$$

Somamos as duas expressões:

$$\begin{aligned} y(x+h) + y(x-h) &= 2y(x) + 0 + y''(x)h^2 + 0 + O(h^4) \\ \Rightarrow y''(x)h^2 &= y(x+h) - 2y(x) + y(x-h) + O(h^4) \\ \Rightarrow y''(x) &= \frac{y(x-h) - 2y(x) + y(x+h)}{h^2} + \frac{O(h^4)}{h^2} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow y''(x) = \frac{y(x-h) - 2y(x) + y(x+h)}{h^2} + O(h^2)$$

é uma aproximação de segunda ordem

$$y''(a) = 0 \Rightarrow \frac{y(a-h) - 2y(a) + y(a+h)}{h^2} = 0$$

$$\Rightarrow y(a-h) - 2y(a) + y(a+h) = 0$$

$$\Rightarrow y(a-h) - 2 \cdot 0 = -y(a+h)$$

$$\Rightarrow y(a-h) = -y(a+h)$$

sendo  $y(a) = y_1$ , vem  $y_0 = -y_2$ , c.q.m.



c) condições fronteira  
 $y_0 = -y_2, y_1 = 0$

$x = a : b$   
 $x_1, x_2, \dots, x_N$   
 $a, a+h, a+2h, \dots, b$

$$y_{k-2} - 4y_{k-1} + 6y_k - 4y_{k+1} + y_{k+2} = \lambda y_k$$

$N-2$  inteiros: de  $k=2$  a  $k=N-1$

$$\begin{aligned} k=2: & y_0 - 4y_1 + 6y_2 - 4y_3 + y_4 = \lambda y_2 \\ \Rightarrow & -y_2 - 4y_1 + 6y_2 - 4y_3 + y_4 = \lambda y_2 \\ \Rightarrow & 5y_2 - 4y_3 + y_4 = \lambda y_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} k=3: & y_1 - 4y_2 + 6y_3 - 4y_4 + y_5 = \lambda y_3 \\ \Rightarrow & 0 - 4y_2 + 6y_3 - 4y_4 + y_5 = \lambda y_3 \\ \Rightarrow & -4y_2 + 6y_3 - 4y_4 + y_5 = \lambda y_3 \end{aligned}$$

$$k=4: y_2 - 4y_3 + 6y_4 - 4y_5 + y_6 = \lambda y_4$$

$$k=5: y_3 - 4y_4 + 6y_5 - 4y_6 + y_7 = \lambda y_5$$

$$\begin{bmatrix} 5 & -4 & 1 & 0 & \dots & \dots \\ -4 & 6 & -4 & 1 & \dots & \dots \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & \dots \\ 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ \vdots \\ y_{N-1} \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ \vdots \\ y_{N-1} \end{bmatrix}$$

1.

a) Ao contrário dos métodos tradicionais, o aumento do número de variáveis de integração não altera a forma da dependência do erro com  $N$ . Para os métodos de Monte Carlo

Assim, os métodos de Monte Carlo tornam-se melhores que os métodos tradicionais para integrações multi-dimensionais.

b)

$L = \dots$

$n = \dots$

$T = \dots$

$M = \text{zeros}(1, L)$

$E = \text{zeros}(1, L)$

for iconfig = 1:L

$S = 2 \cdot \text{randi}(1, n, n) - 1$

$M(\text{iconfig}) = \text{sum}(\text{sum}(S))$

aux = 0

for i = 1:n

for j = 1:n

aux = aux -  $S(i, j) [S(i+1, j) + S(i+1, j+1) + S(i, j+1) + S(i, j-1)]$

end

end

$E(\text{iconfig}) = \text{aux} / 2$

end

num = sum( $M \cdot \exp(-E/T)$ )

den = sum( $\exp(-E/T)$ )

$M_{\text{med}} = \frac{\text{num}}{\text{den}}$

c) Usamos uma distribuição não uniforme de números aleatórios (amostragem por importância). Para isso, escolhemos uma distribuição de probabilidade que é maior para valores de  $x$  para os quais  $y(x)$  é maior.

criar yhere

default vector + u = v



4.

a) A tabela contém os valores de  $\phi(i,j)$ , ou seja, os valores da variável dependente no domínio discretizado.

Todos os pontos da periferia são condições fronteira, que não vão mudar: só os valores de  $\phi(2,2)$  e  $\phi(3,2)$  se alteram.

No método de Jacobi o novo valor de  $\phi(i,j)$  num ponto é a média aritmética dos valores antigos dos quatro pontos vizinhos:  $\phi(i,j-1)$ ,  $\phi(i,j+1)$ ,  $\phi(i-1,j)$  e  $\phi(i+1,j)$ .

No método de Gauss-Seidel, se já houver valores novos de  $\phi$  nos pontos vizinhos, eles são usados no cálculo de  $\phi$  nesse ponto.

Suponhamos que usamos o Gauss-Seidel para a primeira iteração de  $\phi(2,2)$ . Ainda nenhum dos vizinhos pode ter um valor novo.

$$\phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,2) = \frac{1}{4} \cdot (0,0 + 0,0 + 3,0 + 0,0) = \frac{5}{4} = 1,25$$

A diferença entre o valor novo e o valor antigo é

$$d(2,2) = \phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,2) - \phi_{\text{old}}(2,2) = 1,25 - 0,0 = 1,25$$

Contudo, o método usado deve como resultado

$\phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,2) - \phi_{\text{old}}(2,2) = 2,0 - 0 = 2,0$ , o que é maior que a variação que resultaria da aplicação do método de Gauss-Seidel. Assim, o método usado é o de sobre-relaxação sucessiva.

$$\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}}(2,2) = \phi_{\text{old}}(2,2) + \alpha d(2,2)$$

$$\Rightarrow \alpha = \frac{\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}}(2,2) - \phi_{\text{old}}(2,2)}{d(2,2)}$$

$$= \frac{2,0 - 0,0}{1,25} = \frac{8}{5} = 1,6$$

do Gauss-Seidel

$$\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}}(2,3) = \phi_{\text{old}}(2,3) + \alpha d(2,3)_{\text{GS}}$$

$$= \phi_{\text{old}}(2,3) + \alpha [\phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,3) - \phi_{\text{old}}(2,3)]$$

$$\phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,3) = \frac{1}{4} \left[ 3,0 + 0,0 + 5,0 + \frac{2,0}{1,25} \right] = 4,0$$

$$\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}}(2,3) = 0,0 + 1,6 \cdot 4,0 = 6,4, \text{ logo coincide com o obtido}$$

usa o  $\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}}(2,2)$

b) Quando o método de Gauss-Seidel, aplicado a um dado problema, converge, o método de sobre-relaxação ( $\alpha > 1$ ) é usado para acelerar a convergência.

Para os casos em que o método de Gauss-Seidel não converge, pode-se tentar alcançar a convergência usando o método de sub-relaxação ( $\alpha < 1$ ).

1.

a)  $\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ ,  
com  $A = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ a & -2 \end{bmatrix}$

Os valores próprios obtêm-se fazendo

$$\begin{aligned} & |A - \lambda I| = 0 \\ \Rightarrow & \begin{vmatrix} 0-\lambda & -1 \\ a & -2-\lambda \end{vmatrix} = 0 \\ \Rightarrow & -\lambda(-2-\lambda) + a = 0 \\ \Rightarrow & \lambda^2 + 2\lambda + a = 0 \\ \Rightarrow & \lambda = \frac{-2 \pm \sqrt{4 - 4a}}{2} \\ \Rightarrow & \lambda = -1 \pm \sqrt{1-a} \end{aligned}$$

b) i)  $a=2$ :  $\lambda = -1 \pm \sqrt{1-2}$   
 $\Rightarrow \lambda_1 = -1+i$  e  $\lambda_2 = -1-i$

$(x+h)^2 + y^2 \leq 1$

$\lambda_1 h \rightarrow$  pontos  $(-1 \cdot h, 1 \cdot h) \rightarrow (-h, h)$   $P_1$   
 $\lambda_2 h \rightarrow$  ponto  $(-1 \cdot h, -1 \cdot h) \rightarrow (-h, -h)$   $P_2$

Para o método ser estável,  $P_1$  e  $P_2$  têm de estar na zona de estabilidade.

As zonas de estabilidade dos métodos Euler implícito e Crank-Nikolson contêm todos os pontos com abscissas negativas, logo são incondicionalmente estáveis para  $a=2$ .

O método de Euler, será condicionalmente estável.

$$\begin{aligned} & (-h+1)^2 + h^2(\pm i)^2 \leq 1 \\ \Rightarrow & (-h+1)^2 + h^2 \leq 1 \\ \Rightarrow & h^2 - 2h + 1 + h^2 \leq 1 \\ \Rightarrow & 2h^2 - 2h \leq 0 \\ \Rightarrow & h(h-1) \leq 0 \\ \Rightarrow & h \leq 0 \vee h-1 \leq 0 \quad (\text{sabemos que } h > 0) \\ \Rightarrow & h \leq 1 \end{aligned}$$

O método de Euler é condicionalmente estável, com a condição  $h \leq 1$ .

ii)  $a = \frac{3}{4} \Rightarrow \lambda = -1 \pm \sqrt{1 - \frac{3}{4}}$   
 $\Rightarrow \lambda = -1 \pm \sqrt{\frac{1}{4}}$   
 $\Rightarrow \lambda_1 = -1 + \frac{1}{2} = -\frac{1}{2}$   $P_1(-\frac{1}{2}, 0)$   
 $\lambda_2 = -1 - \frac{1}{2} = -\frac{3}{2}$   $P_2(-\frac{3}{2}, 0)$

Para cada um dos métodos ser estável, os pontos  $P_1$  e  $P_2$  têm de estar na zona de estabilidade.

As zonas de estabilidade do método de Euler implícito e do método de Crank-Nikolson contêm todos os pontos de abscissas negativas, logo são incondicionalmente estáveis para  $a = \frac{3}{4}$ .



O método de Euler será condicionalmente estável:

$$\begin{cases} -\frac{1}{2}h \geq -2 & \wedge & -\frac{1}{2}h \leq 0 \\ -\frac{3}{2}h \geq -2 & \wedge & -\frac{3}{2}h \leq 0 \end{cases} \quad \text{sempre verdadeiro (h > 0)}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} h \leq 4 \\ h \leq \frac{4}{3} \end{cases}$$

O método de Euler é condicionalmente estável para  $a = -3/4$ , com a condição  $h \leq 4/3$ .

o  $\frac{d^2 y}{dx^2} + xy = \sum x^2 y \quad y(a) = 0, \quad y(b) = 0$

a)  $y(x+h) = y(x) + y'(x)h + \frac{1}{2!} y''(x) \cdot h^2 + \frac{1}{3!} y'''(x) \cdot h^3 + O(h^4)$   
 $y(x-h) = y(x) - y'(x)h + \frac{1}{2!} y''(x) \cdot h^2 - \frac{1}{3!} y'''(x) \cdot h^3 + O(h^4)$

Somando as duas expressões:

$$\begin{aligned} y(x+h) + y(x-h) &= 2y(x) + 0 + y''(x) \cdot h^2 + 0 + O(h^4) \\ \Rightarrow y''(x) h^2 &= \frac{y(x+h) + y(x-h) - 2y(x) + O(h^4)}{h^2} \\ \Rightarrow y''(x) &= \frac{y(x+h) - 2y(x) + y(x-h)}{h^2} + O(h^2) \\ \Rightarrow y''(x) &= \frac{y(x+h) - 2y(x) + y(x-h)}{h^2} + O(h^2) \end{aligned}$$

b)  $\frac{y_{k+1} - 2y_k + y_{k-1}}{h^2} + x_k y_k = \sum x_k^2 y_k$   
 $\Rightarrow \frac{1}{h^2} y_{k-1} + \frac{-2 + h^2 x_k}{h^2} y_k + \frac{1}{h^2} y_{k+1} = \sum x_k^2 y_k$   
 $\Rightarrow \frac{1}{h^2 x_k^2} y_{k-1} + \frac{-2 + h^2 x_k}{h^2 x_k^2} y_k + \frac{1}{h^2 x_k^2} y_{k+1} = \sum y_k$

Depois de escrita a matriz, os  $n$  primeiros valores próprios são calculados com o comando `eigs(A, n, 'sm')`

Cada linha da matriz  $A$  tem  $N-2$  elementos: o primeiro elemento multiplicado por  $y(2)$ , o segundo por  $y(3)$ , até ao último elemento que multiplica por  $y(N-1)$ .

A primeira linha corresponde a  $k=2$ , a segunda a  $k=3$ , até à última que corresponde a  $k=N-1$ .

A linha correspondente a um  $k$  afastado dos extremos é

$$\left[ 0 \quad 0 \quad \dots \quad \frac{1}{h^2 x_k^2} \quad \frac{-2 + h^2 x_k}{h^2 x_k^2} \quad \frac{1}{h^2 x_k^2} \quad \dots \quad 0 \quad 0 \right]$$

Para  $k=2$  ( $y_1 = 0$ )

$$\frac{1}{h^2 x_2^2} \cdot 0 + \frac{-2 + h^2 x_2}{h^2 x_2^2} y_2 + \frac{1}{h^2 x_2^2} y_3 = \sum y_2$$

A primeira linha da matriz é

$$\left[ \frac{-2 + h^2 x_2}{h^2 x_2^2} \quad \frac{1}{h^2 x_2^2} \quad \dots \quad 0 \quad 0 \right]$$

Para  $k=3$ :

$$\frac{1}{h^2 x_3^2} y_2 + \frac{-2+h^2 x_3}{h^2 x_3^2} y_3 + \frac{1}{h^2 x_3^2} y_4 = \xi y_3$$

A segunda linha da matriz é:

$$\left[ \frac{1}{h^2 x_3^2} \quad \frac{-2+h^2 x_3}{h^2 x_3^2} \quad \frac{1}{h^2 x_3^2} \quad \dots \quad 0 \quad 0 \right]$$

Para  $k=4$ :

$$\frac{1}{h^2 x_4^2} y_3 + \frac{-2+h^2 x_4}{h^2 x_4^2} y_4 + \frac{1}{h^2 x_4^2} y_5 = \xi y_4$$

A terceira linha da matriz é:

$$\left[ 0 \quad \frac{-1}{h^2 x_4^2} \quad \frac{-2+h^2 x_4}{h^2 x_4^2} \quad \frac{1}{h^2 x_4^2} \quad \dots \quad 0 \quad 0 \right]$$

Para  $k=N-2$ :

$$\frac{1}{h^2 x_{N-2}^2} y_{N-3} + \frac{-2+h^2 x_{N-2}}{h^2 x_{N-2}^2} y_{N-2} + \frac{1}{h^2 x_{N-2}^2} y_{N-1} = \xi y_{N-2}$$

A penúltima linha da matriz é:

$$\left[ 0 \quad 0 \quad \dots \quad \frac{1}{h^2 x_{N-2}^2} \quad \frac{-2+h^2 x_{N-2}}{h^2 x_{N-2}^2} \quad \frac{1}{h^2 x_{N-2}^2} \right]$$

Para  $k=N-1$  ( $y(N)=0$ ):

$$\frac{1}{h^2 x_{N-1}^2} y_{N-2} + \frac{-2+h^2 x_{N-1}}{h^2 x_{N-1}^2} y_{N-1} + \frac{1}{h^2 x_{N-1}^2} \cdot 0 = \xi y_{N-1}$$

A última linha da matriz fica:

$$\left[ 0 \quad 0 \quad \dots \quad \frac{1}{h^2 x_{N-1}^2} \quad \frac{-2+h^2 x_{N-1}}{h^2 x_{N-1}^2} \right]$$

- c) escolhemos um  $h$ , a que corresponde um certo  $N$   
 escrevemos o vetor  $x$   
 escrevemos a matriz  $A$   
 fazendo  $\text{eigs}(A, 3, 'sm')$  obtemos diretamente os 3 primeiros valores próprios de  $x$  e  $y$

3.

- a) Tanto o método de Runge-Kutta como o método de Euler permitem resolver problemas de valor inicial descritos por ODE, logo é sempre possível reescrever o programa usando um método de Runge-Kutta.  
 A região de estabilidade do método de Runge-Kutta inclui completamente a região de estabilidade do método de Euler, logo se o método de Euler é estável, o de Runge-Kutta também o é.  
 Os métodos de Runge-Kutta são de maior ordem que os de Euler, logo, para o mesmo erro, necessitam de um menor número de passos.  
 O inconveniente da aplicação do método de Runge-Kutta é a complexidade acrescida do programa.
- b) Num método de Runge-Kutta de passo variável, a diferença  $h$  entre valores consecutivos de variável independente não é mantida constante. Em zonas de domínio da função com comportamento "errático" usa-se um  $h$  bastante pequeno, mas quando a variação da função é previsível pode-se usar um passo maior.  
 Quando a função tem um comportamento "estável", o método de passo adaptativo permite reduzir bastante o número de passos, tornando o algoritmo muito mais rápido.



- c) uma forma de avaliar se o passo deve ser aumentado ou diminuído é estimar  $y(t+h)$  de duas formas, usando um passo  $h$  e usando um passo  $h/2$ . A diferença entre as duas estimativas permite avaliar o erro cometido e decidir aumentar ou diminuir o passo de acordo.

4.

- a) No método de Jacobi, o valor de  $\phi(i,j)$  em determinado ponto é obtido fazendo a média dos valores dos seus quatro vizinhos na iteração anterior.

$$\phi_{\text{new}}^{(1)}(2,2) = \frac{1}{4} (3,0 + 3,0 + 1,0 + 1,0) = 2,0$$

$$\phi_{\text{new}}(2,3) = \frac{1}{4} (3,0 + 1,0 + 1,0 + 1,0) = 1,5$$

- b) No método de Gauss-Seidel, faz-se o procedimento do método de Jacobi, mas caso os novos valores dos vizinhos tenham sido calculados, usam-se no cálculo da média.

$$\phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,2) = \phi_{\text{new}}^{(1)}(2,2) = 2,0$$

$$\begin{aligned} \phi_{\text{new}}^{\text{GS}}(2,3) &= \frac{1}{4} (\phi_{\text{old}}(1,3) + \phi_{\text{old}}(2,4) + \phi_{\text{old}}(3,3) + \phi_{\text{new}}(2,2)) \\ &= \frac{1}{4} (3,0 + 2,0 + 1,0 + 1,0) = 1,75 \end{aligned}$$

- c) No método de sobre-relaxação:

$$\phi_{\text{SRS}}^{\text{new}} = \phi_{\text{old}} + \alpha (\phi_{\text{GS}} - \phi_{\text{old}})$$

$$y_{k+1} = y_k + y'_k \cdot h$$

$$\phi_{\text{SRS}}(2,2) = 1,0 + \frac{3}{2} (2,0 - 1,0) = 2,5$$

$$\frac{dV}{d\theta} =$$

$$\phi_{\text{SRS}}(2,3) = 1,0 + \frac{3}{2} (\phi_{\text{GS}}^{(1)}(2,3) - 1,0)$$

$$\phi_{\text{GS}}(2,3) = \frac{1}{4} (3,0 + 1,0 + 1,0 + 2,5) = \frac{7,5}{4} = \frac{15}{8}$$

$$\begin{aligned} \phi_{\text{SRS}}(2,3) &= 1,0 + \frac{3}{2} \left( \frac{15}{8} - 1 \right) \\ &= 1,0 + \frac{3}{2} \left( \frac{7}{8} \right) \end{aligned}$$

1.

a) diferenças finitas centradas:  $y''(x) = \frac{y(x+\Delta x) - 2y(x) + y(x-\Delta x)}{(\Delta x)^2} + O((\Delta x)^2)$

$$\frac{du}{dt} = D \frac{u(x+\Delta x, t) - 2u(x, t) + u(x-\Delta x, t)}{(\Delta x)^2}$$

método de Crank-Nicolson:

$$Y_{n+1} = Y_n + \left[ 4(Y_{n+1}) + 4(Y_n) \right] \cdot \frac{\Delta t}{2}$$

fica  $u(i, n+1) = u(i, n) + \frac{D \Delta t}{2 \Delta x^2} \left[ u(i+1, n+1) - 2u(i, n+1) + u(i+1, n+1) + u(i-1, n) - 2u(i, n) + u(i+1, n) \right]$

onde  $i$  é o índice do valor discretizado de  $x$  e  $n$  o índice do valor discretizado de  $t$ 

b)  $u(1,1) = 0, u(2,1) = 1, u(3,1) = 1, u(4,1) = 1, u(1,2) = 0$  e  $u(4,2) = 0$

Aplicamos a equação obtida na alínea anterior, com  $D=1, \Delta t=1$  e  $\Delta x=1$ .

$$\begin{aligned} u(2,2) &= u(2,1) + \frac{1 \cdot 1}{2 \cdot 1^2} \left[ u(1,2) - 2u(2,2) + u(3,2) + u(1,1) - 2u(2,1) + u(3,1) \right] \\ &= 1 + \frac{1}{2} \cdot (0 - 2u(2,2) + u(3,2) + 0 - 2 \cdot 1 + 1) \\ \Rightarrow u(2,2) &= 1 + \frac{1}{2} (-2u(2,2) + u(3,2) - 1) \end{aligned}$$

Fazendo o mesmo para  $u(3,2)$ .

$$\begin{aligned} u(3,2) &= u(3,1) + \frac{1 \cdot 1}{2 \cdot 1^2} \left[ u(2,2) - 2u(3,2) + u(4,2) + u(2,1) - 2u(3,1) + u(4,1) \right] \\ &= 1 + \frac{1}{2} (u(2,2) - 2u(3,2) + 1 + 1 - 2 \cdot 1 + 1) \\ &= 1 + \frac{1}{2} (u(2,2) - 2u(3,2) + 1) \end{aligned}$$

$$\begin{cases} u(2,2) = 1 + \frac{1}{2} [-2u(2,2) + u(3,2) - 1] \\ u(3,2) = 1 + \frac{1}{2} [u(2,2) - 2u(3,2) + 1] \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} 2u(2,2) = 2 - 2u(2,2) + u(3,2) - 1 \\ 2u(3,2) = 2 + u(2,2) - 2u(3,2) + 1 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} 4u(2,2) = 1 + u(3,2) \\ 4u(3,2) = 3 + u(2,2) \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} u(2,2) = \frac{1 + u(3,2)}{4} \\ 4u(3,2) = 3 + \frac{1 + u(3,2)}{4} \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} 15u(3,2) = 12 + 1 \\ u(2,2) = \frac{1 + 13/15}{4} = 28/60 = 7/15 \\ u(3,2) = 13/15 \end{cases}$$

c) método de Euler:  $Y_{n+1} = Y_n + 4(Y_n) \cdot \Delta t$



$$u(i, n+1) = u(i, n) + \frac{D \Delta t}{(\Delta x)^2} [u(i-1, n) - 2u(i, n) + u(i+1, n)]$$

$$u(2, 2) = u(2, 1) + \frac{1 \cdot 1}{1^2} [u(1, 1) - 2u(2, 1) + u(3, 1)]$$

$$= 1 + 1 \cdot (0 - 2 \cdot 1 + 1)$$

$$= 0$$

$$u(3, 2) = u(3, 1) + \frac{1 \cdot 1}{1^2} [u(2, 1) - 2u(3, 1) + u(4, 1)]$$

$$= 1 \cdot 1 (1 - 2 \cdot 1 + 1) = 1$$

2.  $\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial^3 u}{\partial x^3} + \frac{\partial}{\partial u} u^2 = 0$

a)  $F(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-ikx} dx$   
 $g(x) = f^{(n)}(x)$

para  $n=1$ :  $G(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{df(x)}{dx} e^{-ikx} dx$

se  $f(x)$  é anular em  $\pm\infty$   $\rightarrow = \left[ f(x) e^{-ikx} \right]_{-\infty}^{+\infty} + ik \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-ikx} dx$   
 $= 0 + ik F(k)$   
 $= ik F(k)$

Assumir  $f(x)$  é anular em  $\pm\infty$ ,  $G(k) = (ik)^n F(k)$

b)  $\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\partial u}{\partial t} e^{-ikx} + \mathcal{TF} \left( \frac{\partial^3 u}{\partial x^3} \right) + \mathcal{TF} \left( \frac{\partial u^2}{\partial x} \right) = 0$   
 $\Rightarrow \frac{\partial}{\partial t} \int_{-\infty}^{+\infty} u e^{-ikx} + (ik)^3 \mathcal{TF}(u) + ik \mathcal{TF}(u^2) = 0$   
 $\Rightarrow \frac{\partial \tilde{u}}{\partial t} - ik^3 \tilde{u} + ik \mathcal{TF}(u^2) = 0$

c)  $\tilde{u} = e^{-ik^3 t} \tilde{u}$

$$\frac{\partial}{\partial t} \tilde{u} = \frac{\partial}{\partial t} (e^{-ik^3 t} \tilde{u})$$

$$= e^{-ik^3 t} (-ik^3) \cdot \mathcal{TF}(u^2) + ik^3 \tilde{u} e^{-ik^3 t} - ik^3 e^{-ik^3 t} \cdot \tilde{u}$$

$$= -ik^3 e^{-ik^3 t} \frac{\mathcal{TF}(u^2)}{\mathcal{TF}(u^2)} + ik^3 \tilde{u} e^{-ik^3 t} - ik^3 e^{-ik^3 t} \cdot \tilde{u}$$