## Trabalho Final de Computação Científica e Análise de Dados

Resolução do Problema Estacionário com Condições de Dirichlet via o Método dos Elementos Finitos Utilizando Métodos Iterativos

João Victor Lopez Pereira

3 de dezembro de 2024

#### Resumo:

Este documento apresenta como trabalho final da disciplina Computação Científica e Análise de Dados a resolução de um sistema genérico de equações diferenciais parciais com condições de Dirichlet utilizando o Método dos Elementos Finitos, conforme abordado nas aulas da disciplina Introdução ao Método dos Elementos Finitos, ministradas na Universidade Federal do Rio de Janeiro, durante o segundo semestre de 2024.

O método dos elementos finitos é amplamente utilizado para transformar equações diferenciais parciais e ordinárias em sistemas lineares da forma Ax = b, que podem ser resolvidos por métodos numéricos iterativos, como o método de Gauss-Jacobi. Esse método é particularmente interessante para esse contexto devido à estrutura da matriz A, que, nesse caso, é esparsa e tri-diagonal, o que reduz significativamente o custo computacional e o uso de memória, tornando-o adequado para sistemas de grande escala. No documento, também é realizada uma análise detalhada das vantagens do método de Gauss-Jacobi nesse cenário, considerando suas propriedades e desempenho em sistemas esparsos gerados pelo método dos elementos finitos.

#### Abstract:

This document presents the solution of a generic system of ordinary differential equations with Dirichlet conditions using the Finite Element Method, as covered in the course *Introduction to the Finite Element Method*, taught at the Federal University of Rio de Janeiro, during the second half of 2024, as the final project for the course *Scientific Computing and Data Analysis*.

The finite element method is widely used to transform partial differential equations into linear systems of the form Ax = b, which can be solved using iterative numerical methods such as the Gauss-Jacobi method. This method is particularly advantageous in this context due to the sparse and tri-diagonal structure of the matrix A, significantly reducing computational cost and memory usage, making it suitable for large-scale systems. The document also provides a detailed analysis of the advantages of the Gauss-Jacobi method in this scenario, focusing on its properties and performance in the sparse systems generated by the finite element method.

# Sumário

1	Tra	nsformando uma EDO Genérica em um Sistema Matriz-vetor	3				
	1.1	Definição da Formulação Forte	3				
	1.2	Transição da Formulação Forte para a Formulação Fraca	3				
	1.3	Definição da Formulação Fraca	4				
	1.4	Definição do Problema Aproximado pelo Método de Galerkin	5				
	1.5	Transição do Problema Aproximado para a Forma Matriz-vetor	5				
	1.6	Definição do Problema na Forma Matriz-Vetor	6				
	1.7	Definindo uma Função Base	7				
<b>2</b>	Res	olvendo o Sistema Matriz-vetor	8				
	2.1	Tri-diagonalidade da Matriz	8				
	2.2	Métodos Iterativos	9				
Bi	bliografia 13			Bibliografia 13			

## Capítulo 1

# Transformando uma EDO Genérica em um Sistema Matriz-vetor

#### 1.1 Definição da Formulação Forte

Dada uma função  $f:[0,1]\to\mathbb{R}$  e constantes  $\alpha>0,\ \beta\geq0$  e  $\gamma\geq0,$  queremos encontrar a função  $u:[0,1]\to\mathbb{R}$  tal que:

$$(S) = \begin{cases} -\alpha u_{xx}(x) + \beta u(x) + \gamma u_x(x) = f(x) \\ u(0) = u(1) = 0 \end{cases}$$

Sendo (S) conhecido como a formulação forte do problema.

## 1.2 Transição da Formulação Forte para a Formulação Fraca

Nesse momento iremos realizar uma série de manipulações algébricas para deixá-la em um formato mais próximo de uma formulação fraca, que é mais adequada para análise teórica e para implementação numérica.

Visto que  $-\alpha u_{xx}(x) + \beta u(x) + \gamma u_x(x) = f(x)$ , podemos multiplicar ambos os lados por uma função v(x) tal que v(1) = v(0) = 0 que nos ajude a eliminar a segunda derivada  $u_{xx}$ :

$$-\alpha u_{xx}(x) + \beta u(x) + \gamma u_{x}(x) = f(x)$$

$$[-\alpha u_{xx}(x) + \beta u(x) + \gamma u_{x}(x)] v(x) = f(x)v(x)$$

$$-\alpha u_{xx}(x)v(x) + \beta u(x)v(x) + \gamma u_{x}(x)v(x) = f(x)v(x)$$

$$\int_{0}^{1} [-\alpha u_{xx}(x)v(x) + \beta u(x)v(x) + \gamma u_{x}(x)v(x)] dx = \int_{0}^{1} f(x)v(x)dx$$

$$\int_{0}^{1} -\alpha u_{xx}(x)v(x)dx + \int_{0}^{1} \beta u(x)v(x)dx + \int_{0}^{1} \gamma u_{x}(x)v(x)dx = \int_{0}^{1} f(x)v(x)dx$$

Sabemos que dadas funções f e g:

$$\int f(x)g'(x)dx = f(x)g(x) - \int f'(x)g(x)dx$$

Logo, realizando a integração por partes no primeiro termo na equação:

$$-\alpha \left[ u_x(x)v(x) \Big|_0^1 - \int_0^1 u_x(x)v_x(x)dx \right] + \int_0^1 \beta u(x)v(x)dx + \int_0^1 \gamma u_x(x)v(x)dx = \int_0^1 f(x)v(x)dx$$

$$-\alpha \left[ (u_x(1)v(1) - u_x(0)v(0)) - \int_0^1 u_x(x)v_x(x)dx \right] + \int_0^1 \beta u(x)v(x)dx + \int_0^1 \gamma u_x(x)v(x)dx = \int_0^1 f(x)v(x)dx$$

$$-\alpha \left[ \underbrace{(u_x(1)v(1) - u_x(0)v(0))}_{-} - \int_0^1 u_x(x)v_x(x)dx \right] + \int_0^1 \beta u(x)v(x)dx + \int_0^1 \gamma u_x(x)v(x)dx = \int_0^1 f(x)v(x)dx$$

$$\alpha \int_0^1 u_x(x)v_x(x)dx + \beta \int_0^1 u(x)v(x)dx + \gamma \int_0^1 u_x(x)v(x)dx = \int_0^1 f(x)v(x)dx$$

### 1.3 Definição da Formulação Fraca

 $\mathbf{Defini}$ ção: Pelo restante do documento, considere que uma função g é "suficientemente suave" se ela respeitar:

- g é contínua em todo o domínio;
- q possui derivadas contínuas até a ordem necessária;

Seja H um espaço de funções formado por funções u suficientemente suaves que satisfazem (W) e as condições de contorno u(0) = u(1) = 0. Seja V um espaço das funções de teste, composto por funções v suficientemente suaves e que satisfazem as condições de contorno v(0) = v(1) = 0.

Dados  $\alpha > 0, \ \beta \geq 0, \ \gamma \geq 0$  e uma função  $f:[0,1] \to \mathbb{R}$ , precisamos determinar  $u:[0,1] \to \mathbb{R}, u \in H$ , tal que,  $\forall v \in V$ ,

$$(W) = \begin{cases} \alpha \int_0^1 u_x(x) v_x(x) dx + \beta \int_0^1 u(x) v(x) dx + \gamma \int_0^1 u_x(x) v(x) dx = \int_0^1 f(x) v(x) dx. \\ u(0) = u(1) = 0 \end{cases}$$

#### 1.4 Definição do Problema Aproximado pelo Método de Galerkin

O método de Galerkin consiste em aproximar o espaço das soluções por um subespaço de dimensão finita para encontrarmos uma solução aproximada que satisfaça a formulação fraca do problema dentro de um subespaço apropriado, permitindo a construção de uma solução computacionalmente viável. Sendo assim:

Seja  $H^h$  um espaço de funções finito-dimensional composto por funções  $u^h$  suficientemente suaves que satisfazem (W) e as condições de contorno  $u^h(0) = u^h(1) = 0$ . Analogamente, seja  $V^h$  um espaço de funções finito-dimensional das funções de teste, formado por funções  $v^h$  suficientemente suaves que também atendem às condições de contorno  $v^h(0) = v^h(1) = 0$ .

Precisamos determinar  $u^h \in H^h$  tal que,  $\forall v^h \in V^h$ ,

$$\int_0^1 f(x) v^h(x) dx = \alpha \int_0^1 u_x^h(x) v_x^h(x) dx + \beta \int_0^1 u^h(x) v^h(x) dx + \gamma \int_0^1 u_x^h(x) v^h(x) dx.$$

## 1.5 Transição do Problema Aproximado para a Forma Matriz-vetor

Visto que  $u^h \in H^h$ , podemos tomar  $u^h$  como combinação linear das funções da base de  $H^h$ .

Seja

$$u^h(x) = \sum_{j=1}^m \varphi_j(x)c_j.$$

Logo, temos que:

$$u_x^h(x) = \sum_{j=1}^m \varphi_{xj}(x)c_j$$

Substituindo ambos em nossa equação:

$$\alpha \int_{0}^{1} \sum_{j=1}^{m} \varphi_{xj}(x) c_{j} v_{x}^{h}(x) dx + \beta \int_{0}^{1} \sum_{j=1}^{m} \varphi_{j}(x) c_{j} v^{h}(x) dx + \gamma \int_{0}^{1} \sum_{j=1}^{m} \varphi_{xj}(x) c_{j} v^{h}(x) dx = \int_{0}^{1} f(x) v^{h}(x) dx$$
$$\sum_{j=1}^{m} c_{j} \left[ \alpha \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) v_{x}^{h}(x) dx + \beta \int_{0}^{1} \varphi_{j}(x) v^{h}(x) dx + \gamma \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) v^{h}(x) dx \right] = \int_{0}^{1} f(x) v^{h}(x) dx$$

Veja que podemos tomar  $v^h(x)$  como sendo qualquer função da base  $V^h$ .

$$v^{h}(x) = \varphi_{i}(x), i \in \{1, \dots, m\}, e v_{x}^{h}(x) = \varphi_{xi}(x)$$

$$\sum_{i=1}^{m} c_j \left[ \alpha \int_0^1 \varphi_{xj}(x) \varphi_{xi}(x) dx + \beta \int_0^1 \varphi_j(x) \varphi_i(x) dx + \gamma \int_0^1 \varphi_{xj}(x) \varphi_i(x) dx \right] = \int_0^1 f(x) \varphi_i(x) dx$$

Veja que essa equação vale para  $i \in \{1, ..., m\}$ . Dessa forma, podemos expressar nosso problema na forma matriz-vetor.

#### 1.6 Definição do Problema na Forma Matriz-Vetor

Veja que podemos escrever a equação acima como um sistema de m equações ao variarmos o valor de i:

$$\begin{cases}
\sum_{j=1}^{m} c_{j} \left[ \alpha \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{x1}(x) dx + \beta \int_{0}^{1} \varphi_{j}(x) \varphi_{1}(x) dx + \gamma \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{1}(x) dx \right] = \int_{0}^{1} f(x) \varphi_{1}(x) dx \\
\vdots \\
\sum_{j=1}^{m} c_{j} \left[ \alpha \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{xi}(x) dx + \beta \int_{0}^{1} \varphi_{j}(x) \varphi_{i}(x) dx + \gamma \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{i}(x) dx \right] = \int_{0}^{1} f(x) \varphi_{i}(x) dx \\
\vdots \\
\sum_{j=1}^{m} c_{j} \left[ \alpha \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{xm}(x) dx + \beta \int_{0}^{1} \varphi_{j}(x) \varphi_{m}(x) dx + \gamma \int_{0}^{1} \varphi_{xj}(x) \varphi_{m}(x) dx \right] = \int_{0}^{1} f(x) \varphi_{m}(x) dx
\end{cases}$$

E veja que podemos escrever esse sistema na forma matriz vetor:

$$\mathcal{KC} = \mathcal{F}$$

$$\begin{pmatrix} \mathcal{K}_{1,1} & \dots & \mathcal{K}_{1,j} & \dots & \mathcal{K}_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathcal{K}_{i,1} & \dots & \mathcal{K}_{i,j} & \dots & \mathcal{K}_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathcal{K}_{m,1} & \dots & \mathcal{K}_{m,j} & \dots & \mathcal{K}_{m,m} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathcal{C}_1 \\ \vdots \\ \mathcal{C}_i \\ \vdots \\ \mathcal{C}_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathcal{F}_1 \\ \vdots \\ \mathcal{F}_i \\ \vdots \\ \mathcal{F}_m \end{pmatrix}$$

Tal que:

$$\mathcal{K}_{i,j} = \alpha \int_0^1 \varphi_{xi}(x)\varphi_{xj}(x)dx + \beta \int_0^1 \varphi_i(x)\varphi_j(x)dx + \gamma \int_0^1 \varphi_i(x)\varphi_{xj}(x)dx$$
$$\mathcal{F}_i = \int_0^1 f(x)\varphi_i(x)dx$$

#### 1.7 Definindo uma Função Base

Seja  $x_1, \ldots, x_m$  uma discretização do intervalo [0,1] tal que  $\forall i \in \{1, \ldots, m\}, x_{i+1} - x_i = h$ . Além disso, considere  $x_0 = 0$  e  $x_{m+1} = 1$  como sendo os extremos do intervalo tal que  $x_{m+1} - x_m = h$  e  $x_1 - x_0 = h$ .

Definiremos  $\varphi_i(x)$  como:

$$\varphi_i(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{i-1}}{h}, & \forall x \in [x_{i-1}, x_i] \\ \frac{x_{i+1} - x}{h}, & \forall x \in [x_i, x_{i+1}] \\ 0, & \forall x \notin [x_{i-1}, x_{i+1}] \end{cases}$$

Observe que a função base  $\varphi_i(x)$  é definida como uma função linear por partes intencionalmente de forma que a sua integração e derivação sejam simples. Além disso,  $\varphi_i(x)$  é projetada para ser zero fora do intervalo  $[x_{i-1}, x_{i+1}]$ , o que significa que cada função base afeta apenas dois ou três pontos consecutivos. Essa escolha reduz significativamente a complexidade do sistema linear, já que a matriz resultante terá muitas entradas nulas. Isso nos é benéfico pois então trabalharemos com matrizes esparsas, que são computacionalmente mais eficientes, tanto em termos de armazenamento quanto de tempo de processamento.

Perceba também que:

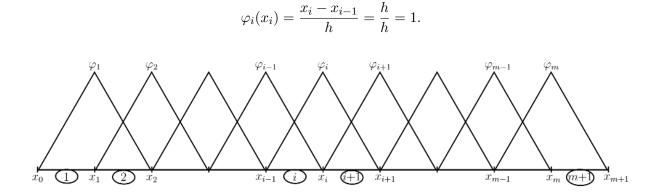


Figura 1.1: Definição das funções da base. Imagem de Bruno Alves do Carmo[1].

## Capítulo 2

## Resolvendo o Sistema Matriz-vetor

## 2.1 Tri-diagonalidade da Matriz

Vimos que, pela escolha que funções da base, grande parte dos termos da nossa matriz  $\mathcal{K}$  zeram.

Veja que temos a definição de  $\varphi_i(x)$  como:

$$\varphi_i(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{i-1}}{h}, & \forall x \in [x_{i-1}, x_i] \\ \frac{x_{i+1} - x}{h}, & \forall x \in [x_i, x_{i+1}] \\ 0, & \forall x \notin [x_{i-1}, x_{i+1}] \end{cases}$$

Além disso, temos como definição da matriz  $\mathcal{K}$ :

$$\begin{pmatrix} K_{1,1} & \dots & K_{1,j} & \dots & K_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{i,1} & \dots & K_{i,j} & \dots & K_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{m,1} & \dots & K_{m,j} & \dots & K_{m,m} \end{pmatrix}, \quad i, j \in \{1, \dots, m\}$$

sendo:

$$K_{i,j} = \alpha \int_0^1 \varphi_{xi}(x)\varphi_{xj}(x)dx + \beta \int_0^1 \varphi_i(x)\varphi_j(x)dx + \gamma \int_0^1 \varphi_i(x)\varphi_{xj}(x)dx$$

Mas veja que  $\varphi_i \varphi_j = 0$  quando |i-j| > 1, então temos que  $\mathcal K$  é uma matriz esparsa tal que:

$$\mathcal{K} = \begin{pmatrix} K_{1,1} & K_{1,2} & 0 & 0 & 0 \\ K_{2,1} & K_{2,2} & K_{2,3} & 0 & 0 \\ 0 & K_{3,2} & K_{3,3} & & 0 \\ 0 & 0 & & K_{m-1,m} \\ 0 & 0 & 0 & K_{m,m-1} & K_{m,m} \end{pmatrix}$$

Sendo assim, temos que resolver um sistema  $\mathcal{KC} = \mathcal{F}$  para  $\mathcal{C}$  sendo  $\mathcal{K}$  uma matriz tri-diagonal.

#### 2.2 Métodos Iterativos

Podemos utilizar métodos iterativos semelhantes ao método do Ponto Fixo para resolver sistemas lineares se tivermos a garantia de que os autovalores da matriz são todos menores do que 1 visto que, dessa forma, o erro do método convergirá para 0 conforme provamos em [4]. Para a forma da matriz  $\mathcal{K}$  específica desse problema, temos que os seus autovalores são menores do que 1 e, consequentemente, esses métodos podem ser utilizados.

Dessa forma, decidimos realizar um teste de performance ao computar o tempo gasto pelo contra barra da linguagem na qual implementamos o sistema dos Elementos Finitos (Julia) e outros métodos que implementamos.

Primeiramente, estamos realizando uma análise de convergência do erro para garantirmos que todos os métodos estão, de fato, dando o mesmo resultado numérico.

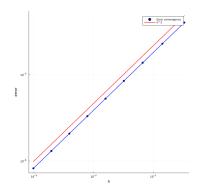


Figura 2.1: Convergência do Erro do contra barra do Julia.

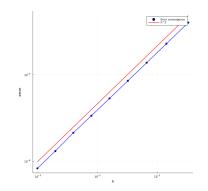


Figura 2.2: Convergência do Erro do Gauss Jacobi.

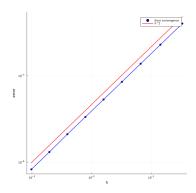


Figura 2.3: Convergência do Erro do Gauss Seidel.

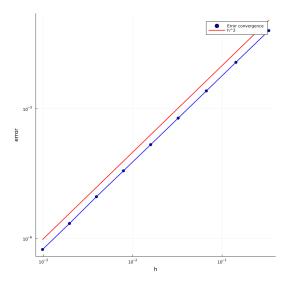


Figura 2.4: Convergência do Erro do Gauss Seidel Tri-diagonal.

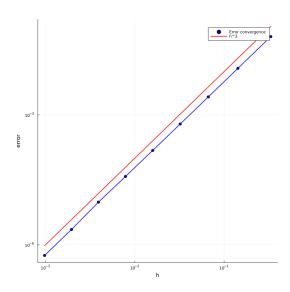


Figura 2.5: Convergência do Erro do Gauss Jacobi Tri-diagonal.

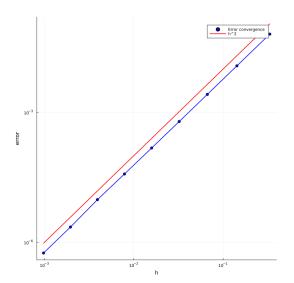


Figura 2.6: Convergência do Erro do Gauss Jacobi Paralelo.

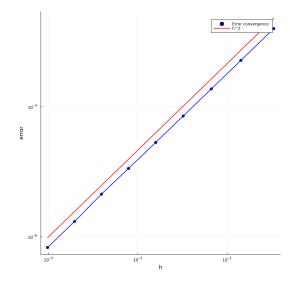


Figura 2.7: Convergência do Erro do Gauss Jacobi Tri-diagonal Paralelo.

Além disso, fizemos uma análise do tempo que alguns métodos iterativos e algumas de suas variações demoraram para montar as matrizes e resolver o sistema linear com o número de elementos variando em potências de 2 desde  $2^2$  a  $2^{10}$ .

# Tempo de cada método 10<sup>4</sup> Iulia backslash Gauss Jacobi Gauss Jacobi Paralelo Gauss Jacobi Tri-diagonal Gauss Jacobi Tri-diagonal Paralelo Gauss Seidel Gauss Seidel Tri-diagonal 10<sup>2</sup> 10<sup>0</sup> tempo (s) $10^{-2}$ $10^{-4}$ n\_e

Figura 2.8: Comparação do tempo tomado por cada método.

Para números pequenos de elementos, os métodos paralelos não se mostraram eficientes devido ao alto custo inicial do paralelismo. Entretanto, ao aumentar o número de elementos para valores superiores a 64, o paralelismo começou a demonstrar maior viabilidade do que alguns outros métodos.

Uma análise interessante a ser feita é a inclinação de cada reta no gráfico, representada por  $\frac{\log_{10}(tempo)}{\log_2(ne)}$ . Por exemplo, o método Gauss-Jacobi Tri-diagonal Paralelo apresenta uma inclinação menor em relação aos demais métodos, o que sugere que, para valores de  $ne > 2^{10}$ , ele seria a melhor escolha (desconsiderando o uso do **contra barra** do Julia). No entanto, para números pequenos de elementos, este método foi o mais lento na resolução do sistema.

Outro ponto relevante é que o gráfico utiliza escala logarítmica ( $\log_{10}$ ) no eixo yy. Essa escala evidencia a discrepância de desempenho entre os métodos aplicados a matrizes não esparsas e os métodos otimizados. Por exemplo, o Gauss-Jacobi demorou cerca de  $10^4$  segundos para resolver um sistema  $1024 \times 1024$ , enquanto o contra barra do Julia levou cerca de  $10^{-3}$  segundos. Isso indica que o contra barra foi aproximadamente

 $10^7$  vezes mais rápido que o método Gauss-Jacobi.

Essa diferença de desempenho reflete o fato do contra barra do Julia ser um método nativo e altamente otimizado, especialmente quando combinado com a biblioteca spzeros utilizada nos testes. Quando aplicada a uma matriz tri-diagonal, o contra barra ignora as regiões não inicializadas (fora das três diagonais principais), contribuindo para seu desempenho excepcional.

Por outro lado, os métodos analisados, com exceção do contra barra, foram implementados manualmente, sem as otimizações típicas de métodos nativos. Isso contribui significativamente para a ineficiência observada, principalmente em matrizes de maior dimensão.

## Bibliografia

- [1] Bruno Alves do Carmo. *Elementos Finitos*. Acessado em 7 de Setembro de 2024. URL: https://github.com/bacarmo/Elementos\_Finitos.
- [2] I-Shih Liu, Mauro A. Rincon e Waldecir Bianchini. *Introdução ao Método de Elementos Finitos*. Instituto de Matemática, UFRJ, p. 183. ISBN: 978-65-86502-00-8.
- [3] João Victor Lopez Pereira. Finite-Elements-Method. Acessado em 20 de Outubro de 2024. URL: https://github.com/joaovictorlopezpereira/Finite-Elements-Method.
- [4] João Victor Lopez Pereira. Notas de Aula de Computação Científica e Análise de Dados. Acessado em 19 de Novembro de 2024. URL: https://github.com/joaovictorlopezpereira/Notas-de-Aula-CoCADa.