UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Instituto de Física de São Carlos

Potenciais e campos perto de cargas elétricas

Aluno: Matheus Fernandes Sousa Lemes (N° USP: 9866506)

Curso: Bacharelado em Física

Disciplina: Eletromagnetismo computacional

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Matos Sipahi

Sumário

1	Introdução		2
	1.1	A equação de Poisson	2
	1.2	Método das diferenças finitas	2
	1.3	Algoritmo de relaxação de Jacobi	3
2	Potencial de uma carga pontual		4
	2.1	Esquemático do problema	4
	2.2	Solução numérica	5
	2.3	Variando a localização da carga pontual	6
3	Carga pontual em coordenadas esféricas		7
	3.1	Discretização em coordenadas esféricas	7
	3.2	Solução numérica	8
4	Performance do algoritmo SOR para uma carga pontual em duas e três dimensões		8
	4.1	SOR em duas dimensões	9
	4.2	SOR em três dimensões	10
5	Conclusão		11

1 Introdução

1.1 A equação de Poisson

Esse trabalho foi focado em solucionar os exercícios referentes a seção 5.2 do livro do Giordano [1], em que queremos determinar o potencial e campo elétrico para regiões do espaço que contenham uma densidade de carga volumétrica. A lei de Gauss em sua forma diferencial é dada por

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = \frac{\rho}{\epsilon_0}.\tag{1}$$

Usualmente é mais fácil trabalharmos com o potencial elétrico, visto que ele é um escalar. Como não há campos magnéticos variando no tempo no nosso problema de interesse, temos que $\nabla \times \mathbf{E} = 0$. Isso nos permite dizer que o campo elétrico pode ser escrito como o gradiente de uma função escalar, i.e., $E = -\nabla V$. Logo, a lei de Gauss se torna

$$\nabla^2 V = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial z^2} = -\frac{\rho}{\epsilon_0},\tag{2}$$

que é a conhecida equação de Poisson.

Dada as condições de contorno do problema, podemos determinar o potencial elétrico. Por fim, podemos utilizar V(x,y,z) para calcular o campo elétrico, visto que

$$E_{\alpha} = -\frac{\partial V_{\alpha}}{\partial \alpha} \tag{3}$$

 $com \alpha = x, y, z.$

1.2 Método das diferenças finitas

Para resolver a equação de Poisson numericamente é necessário que discretizemos o nosso espaço, em que os pontos serão especificados pelos números inteiros i, j, k, com $x = i\Delta x$, $y = j\Delta y$ e $z = k\Delta z$. Logo, podemos escrever o potencial como $V(x, y, z) \equiv V(i, j, z)$.

Um dos métodos mais famosos para resolver equações diferenciais computacionalmente é o *método das diferenças finitas*, em que aproxima-se as derivadas parciais por diferenças finitas (para mais informações veja [2]). Por exemplo, a derivada parcial de segunda ordem em x será aproximadamente:

$$\frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \approx \frac{V(i+1,j,k) - 2V(i,j,k) + V(i-1,j,k)}{(\Delta x)^2}$$

com as as coordenadas y e z tendo expressões similares. Além disso, simplificaremos a notação, em que vamos considerar que $\Delta x = \Delta y = \Delta z = h$ e que $\epsilon_0 = 1$. Logo, podemos reescrever a equação

(2) como

$$V(i,j,z) = \frac{1}{6} [V(i+1,j,k) + V(i-1,j,k) + V(i,j+1,k) + V(i,j+1,k) + V(i,j,k+1) + V(i,j,k-1) + \rho(i,j,k)h^{2}].$$
(4)

Além disso, o campo elétrico calculado por diferenças finitas será dado por

$$E_x(i,j,k) \approx -\frac{V(i+1,j,k) - V(i-1,j,k)}{2h},$$
 (5)

com aproximações análogas para $y \in z$.

1.3 Algoritmo de relaxação de Jacobi

Para implementar o método de diferenças finitas descrito anteriormente é necessário a utilização de processos iterativos. Nós começamos com um chute inicial $V_0(i,j,k)$ e utilizamos a equação (4) para calcular um valor melhor do potencial $V_1(i,j,k)$. A partir de $V_1(i,j,k)$ calculamos um valor ainda melhor $V_2(i,j,k)$. Continuamos esse processo até que nossa solução atinga um critério de convergência. Esse é o conhecido algortmo de relaxação de Jacobi e definimos como critério de convergência a seguinte expressão

$$\frac{\sqrt{\sum_{i=0,j=0,k=0}^{n} |V_{n+1}(i,j,k) - V_n(i,j,k)|^2}}{\sqrt{\sum_{i=0,j=0,k=0}^{n} |V_n(i,j,k)|^2}} < \epsilon,$$
(6)

em que ϵ representa o limite de convergência estabelecido. Um esquema geral desse algotitmo pode ser visto na figura 1.

Figura 1: Esquema geral do código utilizado. Definir as Chute inicial Criar a rede condições de $V_0(i,j,k)$ contorno Critério de Ajuste das Calcula convergência condições de V(i,j,k)satisfeito? contorno Sim Não Resultados

Escolhemos implementar os algoritmos em Python, visto que é uma linguagem simples de trabalhar e muito utilizada no meio científico, além de possuir uma extensa comunidade de usuários que podem ajudar na solução de problemas nos códigos.

2 Potencial de uma carga pontual

2.1 Esquemático do problema

Vamos resolver a equação de Poisson para o caso de uma carga pontual em três dimensões. De forma idealizada, a densidade de carga de uma carga pontual é representada por uma delta de Dirac

$$\rho(\mathbf{r}) = q\delta(\mathbf{r} - \mathbf{r_0}),\tag{7}$$

em que $\mathbf{r} = x\hat{\mathbf{i}} + y\hat{\mathbf{j}} + z\hat{\mathbf{k}}$ e $\mathbf{r_0}$ é a posição da carga. Essa densidade de carga substituída na equação de Poisson apresenta como solução exata o potencial de Coulomb

$$V(r) = \frac{q}{4\pi\epsilon_0 r},\tag{8}$$

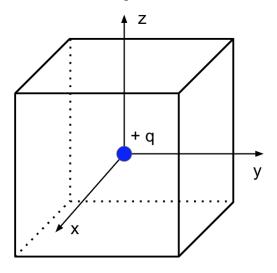
em que
$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$$
.

Em métodos numéricos de resolução da equação de Poisson, a expressão (7) torna-se inviável de ser utilizada. Além disso, precisamos de condições de contorno para resolver o problema em questão. A solução para esses dois problemas é apresentada a seguir.

Primeiro, diremos que a densidade de carga será zero em todos os pontos exceto no ponto (0,0,0), em que teremos $\rho(0,0,0)=q/h^3$, com h sendo o incremento espacial introduzido na seção 1.2. Ademais, a carga pontual é colocada no centro de uma caixa cúbica metálica aterrada, i.e., V=0, centrada em (0,0,0), a qual nos dará condições de contorno relativamente fáceis de trabalhar. A figura 2 apresenta o esquemático do problema.

É importante notar que as condições de contorno escolhidas irão distorcer as linhas equipotenciais esperadas. Isso ocorre porque a caixa metálica irá impor uma simetria cúbica para um problema que é, na verdade, esfericamente simétrico. Mesmo quando fazemos a caixa suficientemente grande, ainda iremos utilizar um incremento espacial cúbico, distorcendo o potencial esperado. Exploramos esse fato na seção 2.2.

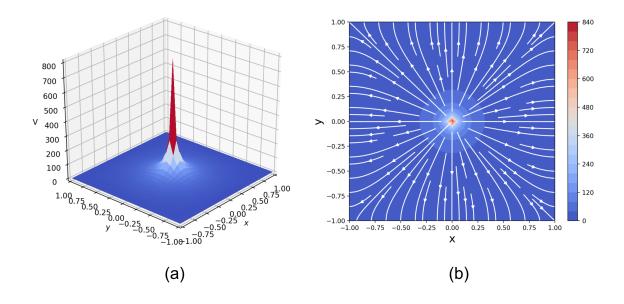
Figura 2: Esquemático de uma carga pontual +q localizada na origem dos eixos cartesianos. A carga está cercada por uma caixa cúbica metálica, em que as faces do cubo estão com V=0.



2.2 Solução numérica

Nesta seção apresentamos os resultados encontrados o problema da carga pontual localizada no centro de uma caixa metálica aterrada. Para uma visualização mais fácil, fizemos o plot do potencial no plano z=0. A figura 3 apresenta o plot 3D do potencial V(x,y,z=0) assim como as linhas equipotenciais e de campo elétrico.

Figura 3: Resultados para uma carga pontual. (a) Plot 3D do potencial para o plano z=0. (b) Linhas equipotenciais e de campo elétrico.



Nota-se que os resultados refletem em parte o que era esperado de uma carga pontual: um potencial muito grande na origem e com simetria nas três direções. Contudo, é importante destacar que as linhas equipotenciais estão bem distorcidas perto do centro, apresentando um caráter quadrado e não circular, enquanto que as linhas mais distantes apresentam o caráter esperado. Isso fica mais evidente quando nos aproximamos da origem, como pode ser visto na figura 4. Esse fato simplesmente nos mostra que é necessário termos cuidado com nossas aproximações numéricas, sendo importante sempre analisar o regime de validade delas.

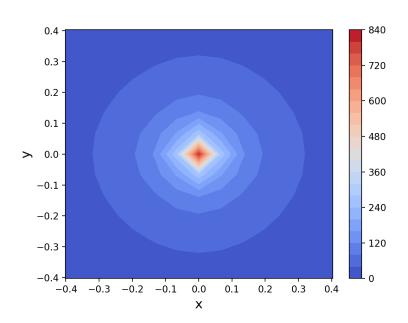
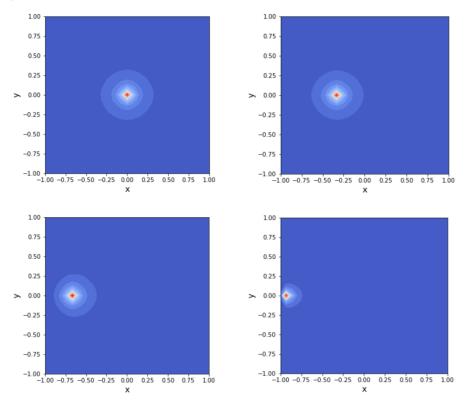


Figura 4: Distorção das linhas equipotenciais perto da origem.

2.3 Variando a localização da carga pontual

Para finalizar a seção 2, analisamos como as linhas equipotenciais se comportam quando a carga pontual está próxima de uma das faces do cubo. Nesse caso não esperamos que elas apresentam uma simetra esférica, visto que foi quebrada a isotropia espacial. Na figura 5 vemos como as linhas equipotenciais mudam à medida que aproximamos a carga da face x=-1. Perceba que a "amplitude" das equipotenciais diminui, ou seja, elas vão se tornando cada vez menores. Outro fato interessante é que a distorção no potencial ao redor da carga, encontrada na seção anterior, se mantém mesmo quando a carga se aproxima das faces aterradas. Isso comprova mais uma vez que essa distorção está associada, muito provavelmente, ao fato de que a rede discretizada possui um incremento espacial cúbico.

Figura 5: Variação das linhas equipotenciais à medida que a posição da carga pontual varia em direção a face x = -1.



3 Carga pontual em coordenadas esféricas

Nessa seção trataremos o caso de uma carga pontual com a geometria característica do problema. Em coordenadas esféricas, queremos encontrar $V(r,\theta,\phi)$ que satisfaz a equação de Poisson. Como o sistema é invariante nas direções θ e ϕ , temos $V(r,\theta,\phi)=V(r)$. Logo, a equação de Poisson terá a forma

$$\nabla^2 V = \frac{\partial^2 V}{\partial r^2} + \frac{2}{r} \frac{\partial V}{\partial r} = -\frac{\rho}{\epsilon_0}.$$
 (9)

Perceba que essa equação é bem diferente do caso cartesiano e uma nova discretização é necessária.

3.1 Discretização em coordenadas esféricas

Para realizar a discretização da equação (9), discretizamos o raio como $r = r_{min} + ih$, com h sendo o incremento espacial. Aplicando a aproximação de diferenças finitas para as derivadas parciais da equação acima, temos que a equação de Poisson discretizada em coordenadas esféricas será dada por:

$$V(i) = \frac{1}{2} \left(V(i+1) + V(i-1) + \frac{h}{r(i)} (V(i+1) - V(i-1)) + \rho(i)h^2 \right)$$
 (10)

De acordo com o livro, boas escolhas para os parâmetros raio mínimo e incremento espacial são: $r_{min}=0.2$ e h=0.025. Contudo, o livro sugere que usemos V=0 para r=5 como nossa condição de contorno. Percebemos que seria mais vantajoso utilizar V=0 para r=10, visto que se aproxima um pouco mais do caso realista, já que o potencial só iria a zero realmento no infinito.

3.2 Solução numérica

Aqui apresentamos os resultados encontrados para o problema da carga pontual em coordenadas esféricas e comparamos com o resultado analítico da lei de Coulomb. Eles podem ser visto na figura 6.

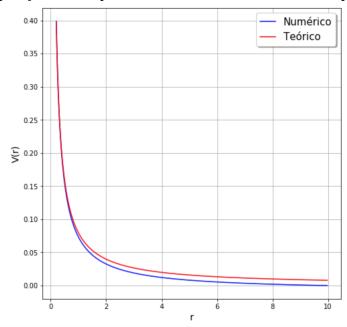


Figura 6: Comparação entre o potencial calculado numericamente e pela lei de Coulomb.

É importante notar que para r pequeno as curvas se sobrepõem, como era esperado. Porém, conforme r cresce, o efeito da condição de contorno começa a se tornar importante e, por isso, as curvas acabam divergindo.

4 Performance do algoritmo SOR para uma carga pontual em duas e três dimensões

Para finalizar esse trabalho iremos analisar como a performance do algoritmo SOR varia de acordo com a variação do parâmetro de sobre-relaxação. Trataremos o caso de uma carga pontual em duas e três dimensões. Antes de partirmos para os resultados é importante lembrar como funciona o algoritmo.

Em suma, introduzimos um fator α no algoritmo de Jacobi para acelerar a convergência. Mais precisamente, calculamos o novo potencial como

$$V_{novo} = \alpha \Delta V + V_{velho}, \tag{11}$$

em que α é o parâmetro de sobre-relaxação,

$$\Delta V = V^* - V_{velho} \tag{12}$$

e V^* é o potencial calculado pelo método de Jacobi.

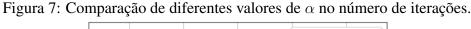
De acordo com [3], o valor ótimo de α é dado por

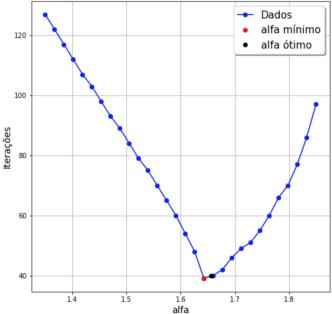
$$\alpha_{opt} = \frac{2}{1 + \sin\left(\frac{\pi}{L}\right)},\tag{13}$$

em que L é o número de pontos da rede. Perceba que esse resultado é independente da dimensão do problema, sendo necessário apenas a quantidade de pontos na discretização. Testaremos agora esse resultado analítico. Nessa seção escolhemos L=15, de forma que esperaríamos que $\alpha_{opt}\approx 1.6557$.

4.1 SOR em duas dimensões

Para testar a previsão analítica do valor ótimo para o parâmetro de sobre-relaxação, começamos com o caso bidimensional. Analisamos ele para uma quantidade de pontos de L=15 e uma tolerância de 10^{-7} . A figura 7 apresenta o número de iterações para diferentes valores de α .





A partir da figura é possível perceber que o valor de α que produz o menor número de iterações está muito próximo daquele previsto pela equação (13). De fato, o α mínimo encontrado pelo gráfico foi de 1.6431, apresentando um erro de apenas 0.8%. A pequena diferença pode ser atribuída a diversos fatores como a linguagem que estamos utilizando, o próprio hardware que está realizando as operações, a forma de contagem das iterações, etc. O importante desse resultado é que ele apresenta um mínimo de α que reside muito perto do valor esperado analiticamente.

4.2 SOR em três dimensões

Vamos provar agora que o resultado analítico para α ótimo realmente não depende da dimensão do problema. Novamente tomamos L=15 e a tolerância de 10^{-7} . A figura 8 apresenta os resultados.

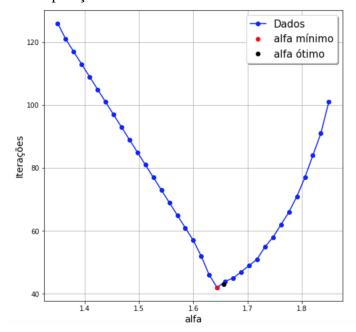


Figura 8: Comparação de diferentes valores de α no número de iterações.

Perceba que o gráfico possui um formato muito parecido com o caso 2D. Mais importante ainda, ele possui um α mínimo de 1.6441, apresentando uma diferença com o valor teórico de 0.7%. Dessa forma, conseguimos provar numericamente que o resultado analítico para α ótimo, derivado em [3], de fato se concretiza computacionalmente.

5 Conclusão

Nesse trabalho foi possível perceber como a escolha da geometria adequada para as condições de contorno possui um papel importante na resolução numérica da equação de Poisson. Além disso, trabalhamos com a equação de Poisson em coordenadas esféricas, a qual possui uma discretização mais complicada e que foi muito útil para nossa bagagem na física computacional. Por fim, analisamos a performance do algoritmo SOR para diferentes valores do parâmetro de sobre-relaxação em duas e três dimensões. Observamos que a melhor escolha para esse parâmetro é para valores muito perto de $\alpha=2/(1+\sin{(\pi/L)})$, em que L é o número de pontos da rede na discretização, concordando com o valor teórico encontrado analiticamente.

Referências

- [1] N.J. Giordano. Computational Physics: 2nd edition. Dorling Kindersley, 2012.
- [2] Wikipedia. Finite difference method. https://en.wikipedia.org/wiki/Finite_difference_method.
- [3] Shiming Yang and Matthias K Gobbert. The optimal relaxation parameter for the sor method applied to the poisson equation in any space dimensions. *Applied Mathematics Letters*, 22(3):325–331, 2009.
- [4] Douglas N Arnold. Stability, consistency, and convergence of numerical discretizations. *Encyclopedia of Applied and Computational Mathematics*, pages 1358–1364, 2015.
- [5] Shiming Yang and K Gobbert Matthias. The optimal relaxation parameter for the sor method applied to a classical model problem. Technical report, Technical Report TR2007–6, University of Maryland, Baltimore County, 2007.