Análise de Desempenho Paralelo de Modelos de Difusão de Contaminantes em Água

Eduardo Verissimo Faccio, Pedro Figueiredo Dias, Pedro Henrique de Oliveira Masteguin

¹Instituto de Ciência e Tecnologia – Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP) São José dos Campos – SP – Brasil

{verissimo.eduardo,pedro.figueiredo,p.masteguin}@unifesp.br

1. Introdução

A contaminação de corpos d'água, tais como lagos e rios, é um grande desafio ao meio ambiente e a saúde pública, sendo preciso entender a dispersão do contaminante no ambiente para poder realizar qualquer intervenção de mitigação. Dessa forma, este trabalho foca na modelagem numérica da difusão de poluentes em uma matriz bidimensional, utilizando o método de diferenças finitas para aproximar a equação de difusão discreta:

$$C_{i,j}^{t+1} = C_{i,j}^t + D \cdot \Delta t \cdot \left(\frac{C_{i+1,j}^t + C_{i-1,j}^t + C_{i,j+1}^t + C_{i,j-1}^t - 4 \cdot C_{i,j}^t}{\Delta x^2} \right)$$
(1)

Nesta equação, $C_{i,j}^t$ representa a concentração do contaminante na célula (i,j) no instante $t,\,D$ é o coeficiente de difusão, Δt o intervalo de tempo discreto e Δx o espaçamento espacial. O objetivo principal é desenvolver uma simulação que modele a difusão de contaminantes aplicando programação paralela para acelerar os cálculos e analisar o comportamento dos poluentes ao longo do tempo. Serão comparadas as versões sequencial e paralela do algoritmo, utilizando OpenMP, CUDA e MPI para explorar o processamento simultâneo em múltiplos núcleos e dispositivos. Os resultados serão validados por meio de mapas de calor, gráficos de speedup e eficiência, além da comparação das matrizes geradas. Este estudo demonstra como técnicas de programação concorrente e distribuída podem otimizar simulações numéricas complexas, reforçando os conceitos aprendidos na disciplina e demonstrando sua aplicação prática no desenvolvimento de soluções eficientes.

2. Implementação do Algorítimo

2.1. Código Sequencial

O código sequencial implementa a solução numérica da equação de difusão usando uma abordagem serial. Utilizando-se do método de diferenças finitas, é simulado a dispersão de uma substância em uma matriz bidimensional. Cada célula da matriz representa a concentração de uma substância em um ponto do espaço.

O cálculo é realizado em um laço de repetição que itera sobre todas as células da matriz. A atualização de cada célula depende da média das concentrações dos seus vizinhos imediatos e de parâmetros físicos como coeficiente de difusão, o intervalo de tempo Δt e o espaçamento espacial Δx .

2.2. Código Paralelo em MPI

A implementação do código foi desenvolvida utilizando MPI (Message Passing Interface) e OpenMP para combinar processamento distribuído e paralelismo em nível de threads. O objetivo principal do código é resolver uma equação diferencial parcial em um grid bidimensional, distribuindo os cálculos entre múltiplos processos MPI e utilizando OpenMP para paralelismo dentro de cada processo.

O fluxo de execução consiste nas seguintes etapas:

- Inicialização: Inicia com MPI_Init_thread(), definindo o número de processos e threads OpenMP. Cada processo MPI recebe sua parte da matriz global.
- Troca de dados entre processo: Os processos MPI trocam as fronteiras das suas submatrizes com processos vizinhos usando comunicação assíncrona (MPI_Isend() e MPI_Irecv()).
- Calculo Paralelo: Cada processo MPI aplica a equação diferencial na sua submatriz, paralelizando o cálculo com OpenMP (#pragma omp parallel for).
- Sincronização global: A diferença entre os estados da matriz é calculada localmente e reduzida globalmente com MPI_Allreduce(), garantindo consistência entre os processos.
- Finalização: Após completar todas as iterações, a memória é liberada e MPI_Finalize() é chamado. O tempo total de execução é registrado e exibido pelo processo mestre.

Esse fluxo de execução garante que a carga de trabalho seja distribuída de maneira eficiente entre os processos MPI, enquanto OpenMP melhora o desempenho dentro de cada nó de processamento.

2.3. Interface Python e ferramenta CMake

O projeto utiliza o CMake como sistema de compilação para gerenciar processos e dependências tanto da implementação em OpenMP quanto da versão CUDA, definindo tudo por meio de arquivos de configuração. Para destacar as diferenças de desempenho entre as abordagens sequencial, OpenMP e CUDA, as otimizações do compilador — como a vetorização automática que inicialmente minimizava essas disparidades — são desabilitadas por meio de flags específicas, permitindo uma execução mais direta e comparável.

Paralelamente, foi implementada uma interface Python usando o módulo *ctypes* para carregar dinamicamente as bibliotecas compiladas e mapear suas funções, facilitando a integração com métodos de análise e visualização desenvolvidos em notebooks Jupyter. Inspirada em bibliotecas como o NumPy, essa abordagem combina a eficiência das implementações em C com a flexibilidade e a facilidade de uso do Python, possibilitando a configuração de parâmetros como tamanho da matriz, coeficiente de difusão e dimensões dos blocos de *threads*.

3. Resultados

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos de nossa implementação. Inicialmente, analisamos a equivalência lógica entre os códigos sequencial e paralelo, considerando possíveis erros que podem surgir na paralelização, como condições de corrida ou inconsistências de sincronização. Em seguida, ilustramos, por meio de mapas de calor, a atualização dos valores da matriz ao longo do tempo. Por fim, realizamos uma análise comparativa dos tempos médios de execução e *speedup* entre as duas versões.

3.1. Validação da Implementação

Para assegurar a correção das duas implementações, verificamos em cada iteração se os valores presentes em cada célula da matriz são idênticos. Dessa forma, o resultado na última iteração deve ser o mesmo em ambas as versões.

Por meio desse procedimento, utilizando a interface Python em conjunto com um Jupyter Notebook, comprovamos que as duas soluções produzem resultados idênticos. Isso era esperado, pois no código paralelo não ocorrem condições de corrida, uma vez que a escrita não é realizada na mesma região de memória das leituras, tornando o processamento de cada célula pelas *threads* independente.

3.2. Validação da Implementação

Para ilustrar o funcionamento da implementação, foram gerados mapas de calor, representado pela Figura 1, nos quais cada ponto de uma matriz 50x50 é representado por uma cor distinta. Cores escuras correspondem a valores próximos de um, indicando alta concentração do contaminante, enquanto cores claras representam valores próximos de zero, indicando baixa presença de contaminação.

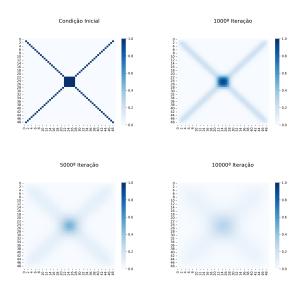


Figura 1. Mapa de calor em quatro instantes distintos da simulação.

Analisando a progressão dos mapas de calor, observamos que o comportamento faz sentido no contexto da solução proposta. Inicialmente, o contaminante é adicionado com alta concentração nas diagonais e no centro da matriz, evidenciado pelas regiões azuis escuros. Com o avanço das iterações, o contaminante começa a se difundir para as regiões adjacentes, aumentando gradativamente a luminosidade nessas áreas e diminuindo nos pontos de concentração inicial. Na última iteração, a concentração se distribui uniformemente pela matriz, com valores próximos entre si.

3.3. Análise de Desempenho

A análise de desempenho foi realizada em um computador *desktop* com as especificações apresentadas na Tabela 1. Ademais, as especificações dos parâmetros do problema foram

incluídas na Tabela 2. Note que a simulação do código MPI foi executada com variações no número de threads, porém mantendo em apenas uma única thread OMP.

Tabela 1. Tabela de especificação de Hardware

Especificações	Detalhes
Processador	Intel i7–4790 @ 3.60GHz
Núcleos / Lógicos	4 / 8
Memória RAM	10 GB
Sistema Operacional	Ubuntu 22.04.05 (via WSL)

Tabela 2. Tabela de especificação da Simulação

Especificações	Detalhes
Dimensão da Matriz (N x N)	2000 x 2000
Número de Iterações	500
Distribuição Inicial	Alta concentração no centro
Coeficiente de Difusão	0.1
Δt	0.01
Δx	1.0

Para obter valores mais consistentes e minimizar influências externas, como outros programas em execução, cada teste foi executado quinze vezes e, assim, calculamos o tempo médio gasto e seu desvio padrão. O *speedup* é calculado dividindo-se o tempo de execução sequencial pelo tempo de execução CUDA correspondente.

Tabela 3. Tabela de comparação de desempenho entre o código sequencial e o utilizando MPI.

Experimento	N° Threads/Processos	Tempo	SpeedUp
Sequencial	1 T	124.10 ± 0.73	1.0
OMP	4 T	12.28 ± 1.30	2.15
CUDA (16x16)	_	5.04 ± 1.02	5.24
MPI	1T/1P	25.39 ± 1.19	1.04
MPI	1T/2P	15.67 ± 1.52	1.69
MPI	1T/4P	14.14 ± 1.33	2.01
MPI	1T/8P	15.52 ± 1.34	1.70
MPI	1T/16P	16.83 ± 1.31	1.57
MPI	1T/32P	20.19 ± 1.81	1.31

O desempenho superior das aplicações com MPI em comparação com o sequencial se deve ao fato de que, enquanto a execução sequencial processa todas as tarefas de forma linear, o MPI divide a carga de trabalho entre vários processos que operam simultaneamente. Isso reduz significativamente o tempo de execução, especialmente para

tarefas que podem ser facilmente paralelizadas, ao passo que a execução sequencial enfrenta limitações de desempenho por processar tudo de forma isolada, sem aproveitar o paralelismo.

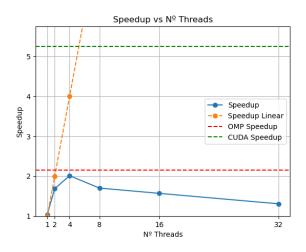


Figura 2. Gráfico de comparação de speedup pelo numero de threads

A Figura 2 ilustra os resultados do speedup encontrados na Tabela 3. O melhor desempenho MPI é alcançado com 4 processos, enquanto configurações com 16 e 32 processos mostram redução no speedup devido ao aumento do overhead de comunicação. As linhas horizontais destacam o desempenho superior de OMP e, especialmente, CUDA, que aproveita melhor o paralelismo em GPUs.

4. Conclusão

O uso de paralelismo com MPI proporciona ganhos significativos de desempenho em relação à execução sequencial, especialmente com um número moderado de processos, como 4, onde o balanceamento entre carga computacional e overhead é mais eficiente. No entanto, o desempenho tende a decrescer com o aumento excessivo de processos devido ao aumento do overhead de comunicação e sincronização entre eles. Comparando com OMP e CUDA, é evidente que essas tecnologias apresentam melhor eficiência para tarefas com alta demanda de paralelismo, considerando o ambiente de execução em um computador doméstico com GPU dedicada. Caso contrário, em um ambiente como um *cluster* de computadores, MPI seria a melhor opção para distribuir a carga de trabalho entre os nós.

Referências

Crank, J. (1979). *The Mathematics of Diffusion*. Oxford science publications. Clarendon Press.

Rauber, T. and Runger, G. (2013). Parallel Programming. Springer.