

---

Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais  
Instituto de Ciências Exatas e Informática  
Departamento de Engenharia de Computação

# Relatório: Trabalho Prático 2

## NP Completo - Partição

**Professor:** Walisson Ferreira de Carvalho

Arthur Gonçalves Ayres Lanna  
Marcus Leandro Gomes Campos Oliveira  
Rafael Ramos de Andrade

Belo Horizonte  
Campus Coração Eucarístico

4 de dezembro de 2024

## Conteúdo

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Algoritmos</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Metodologia</b>	<b>4</b>
<b>4</b>	<b>Resultados e análise</b>	<b>4</b>
4.1	Tempo de execução com vetores aleatórios . . . . .	4
4.2	Tempo de execução com vetores iguais . . . . .	7
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	<b>7</b>
<b>6</b>	<b>Anexo</b>	<b>7</b>

# 1 Introdução

Os problemas NP-completos ocupam um lugar de destaque na ciência da computação devido à sua complexidade intrínseca e relevância prática. Esses problemas pertencem à classe *NP* (nondeterministic polynomial time), que engloba aqueles cuja solução pode ser verificada em tempo polinomial. Para que um problema seja classificado como NP-completo, ele deve satisfazer duas condições fundamentais: ser pertencente à classe *NP* e ser pelo menos tão difícil quanto qualquer outro problema em *NP*, no sentido de que qualquer problema em *NP* pode ser reduzido a ele por meio de uma transformação em tempo polinomial. Essa propriedade foi formalizada por Stephen Cook em 1971, no famoso *Teorema de Cook*, que estabeleceu o primeiro problema NP-completo, o problema da satisfatibilidade booleana (*SAT*).

O problema da Partição, foco deste trabalho, é um exemplo clássico de problema NP-completo. Ele consiste em determinar se um conjunto finito de números inteiros pode ser dividido em dois subconjuntos cuja soma dos elementos seja igual. Formalmente, dado um vetor  $S$  de números inteiros, o objetivo é encontrar dois subconjuntos disjuntos  $S_1$  e  $S_2$ , tais que  $S_1 \cup S_2 = S$  e  $\sum_{x \in S_1} x = \sum_{x \in S_2} x$ . O problema é diretamente relacionado ao *Subset Sum Problem* e, consequentemente, ao problema da mochila (*Knapsack Problem*), ambos também pertencentes à categoria NP-completo.

Historicamente, o problema da Partição foi amplamente estudado devido à sua simplicidade na formulação e à complexidade subjacente na solução. Embora o conceito seja mencionado em literatura matemática desde o século XIX, sua formalização no contexto de algoritmos e complexidade computacional ganhou relevância durante a segunda metade do século XX, impulsionada pelo avanço da teoria da computação e pelo interesse em resolver problemas combinatórios desafiadores.

As aplicações do problema da Partição são variadas e abrangem diversas áreas práticas. Na computação, ele é frequentemente utilizado em algoritmos de balanceamento de carga, onde tarefas devem ser distribuídas de maneira equitativa entre dois ou mais processadores. Na otimização de sistemas, o problema aparece em cenários como alocação de recursos e particionamento de redes. Além disso, possui implicações em teoria de jogos e análise de riscos financeiros, onde é necessário balancear custos ou benefícios entre diferentes participantes.

Apesar de sua dificuldade computacional, o problema da Partição é de grande relevância prática, motivando o desenvolvimento de algoritmos eficientes, tanto exatos quanto heurísticos, para lidar com instâncias específicas. Este trabalho busca explorar as características do problema, analisar algoritmos clássicos e propor implementações que contribuam para o entendimento de sua solução e impacto prático.

## 2 Algoritmos

- **Recursão simples:** A abordagem recursiva explora todas as possíveis partições do conjunto, caracterizando-se por uma complexidade exponencial  $O(2^n)$ . Apesar de ser conceitualmente simples, essa abordagem não é eficiente, dado o número significativo de subproblemas repetidos, o que a torna impraticável para conjuntos maiores [4].
- **Top-Down com memoization:** Essa técnica melhora a eficiência da recursão utilizando uma tabela (ou cache) para armazenar os resultados dos subproblemas já resolvidos. Dessa forma, evita-se a recálculo redundante, reduzindo a complexidade para  $O(n \cdot T)$ , onde  $T$  é a soma total dos elementos do conjunto. O uso de memoization é especialmente vantajoso em problemas onde apenas uma parte das combinações possíveis é explorada, como no cálculo de subsequências ou caminhos otimizados [4].
- **Bottom-Up com tabulação:** Neste método, resolve-se os subproblemas menores iterativamente, partindo dos casos base até o problema completo. A tabulação utiliza uma tabela para armazenar os resultados intermediários de forma sistemática, garantindo que

cada subproblema seja resolvido uma única vez. Essa abordagem elimina a sobrecarga de chamadas recursivas e o risco de estouro de pilha, com a mesma eficiência de  $O(n \cdot T)$ . Exemplos incluem algoritmos para subsequências e cálculo de somas parciais [4, 1].

- **Bottom-Up com otimização de espaço:** Esta variação da tabulação reduz o consumo de memória ao utilizar apenas o armazenamento necessário para resolver o subproblema atual. Em vez de manter uma tabela completa, utiliza-se um número fixo de variáveis ou uma estrutura compacta que armazena apenas as últimas iterações relevantes. Essa técnica é eficiente em problemas lineares, como a resolução do problema da mochila ou subsequências [4, 1].

### 3 Metodologia

### 4 Resultados e análise

Os testes foram realizados em uma máquina com Ryzen 7 5700x e 33 GB de RAM 3200 MHz e os gráficos gerados utilizando Pandas e Matplotlib.

#### 4.1 Tempo de execução com vetores aleatórios

Os próximo testes foram realizados com vetores aleatórios buscando uma análise individual de cada algoritmo, demonstrando a tendência de crescimento quando aumentamos o tamanho do vetor, é importante salientar que em cada teste geramos um vetor aleatório de tamanho maior que o anterior, como a soma dos valores influenciam tanto quanto o tamanho do vetor, quanto maior o vetor, mais a soma dos valores aleatórios influencia no tempo de execução causando instabilidade nos resultados.

Figura 1: Equal Partition  $O(2^n)$

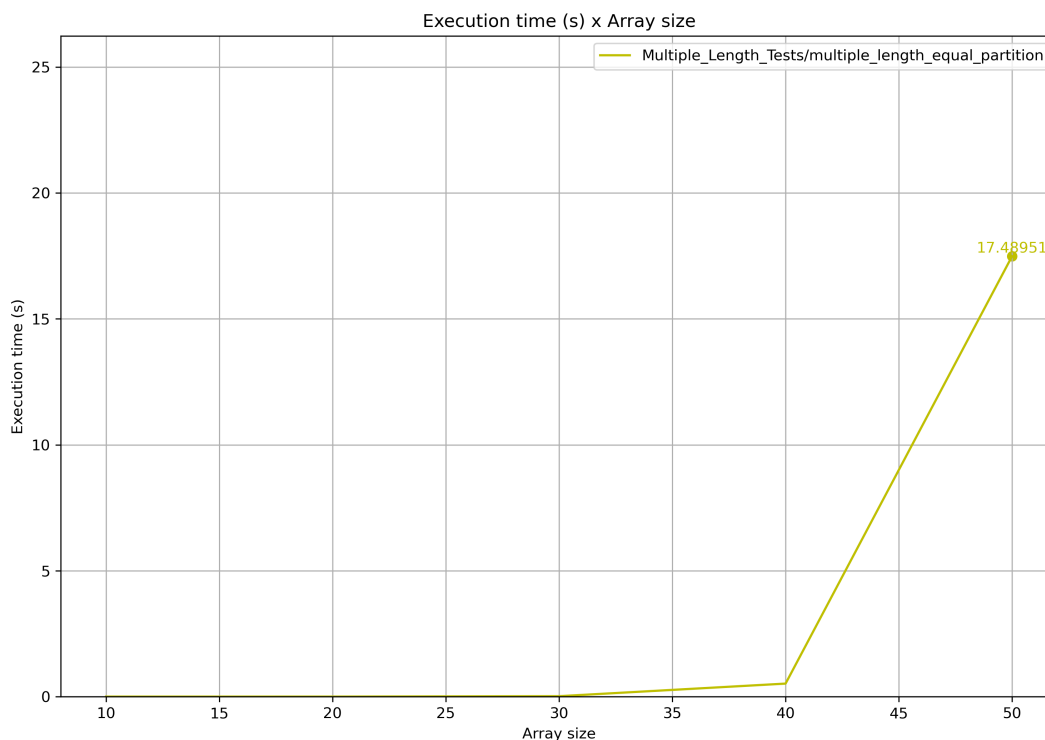


Figura 2: Bottom up optimized  $O(n \cdot T)$

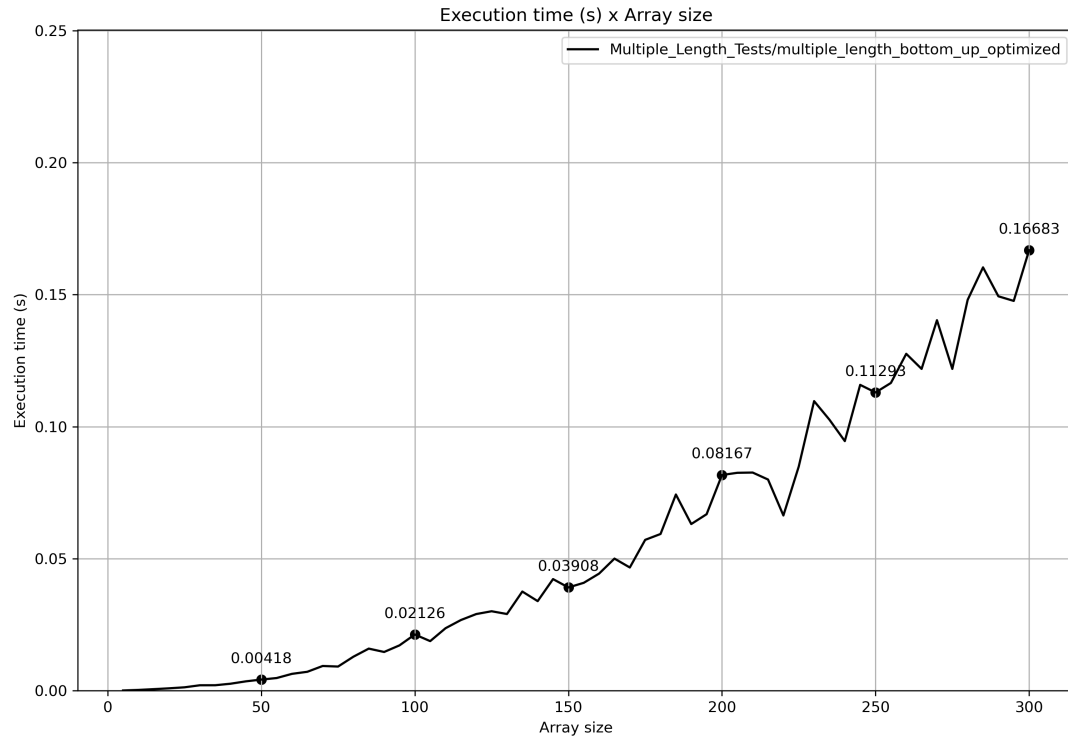


Figura 3: Memorizes Top Down  $O(n \cdot T)$

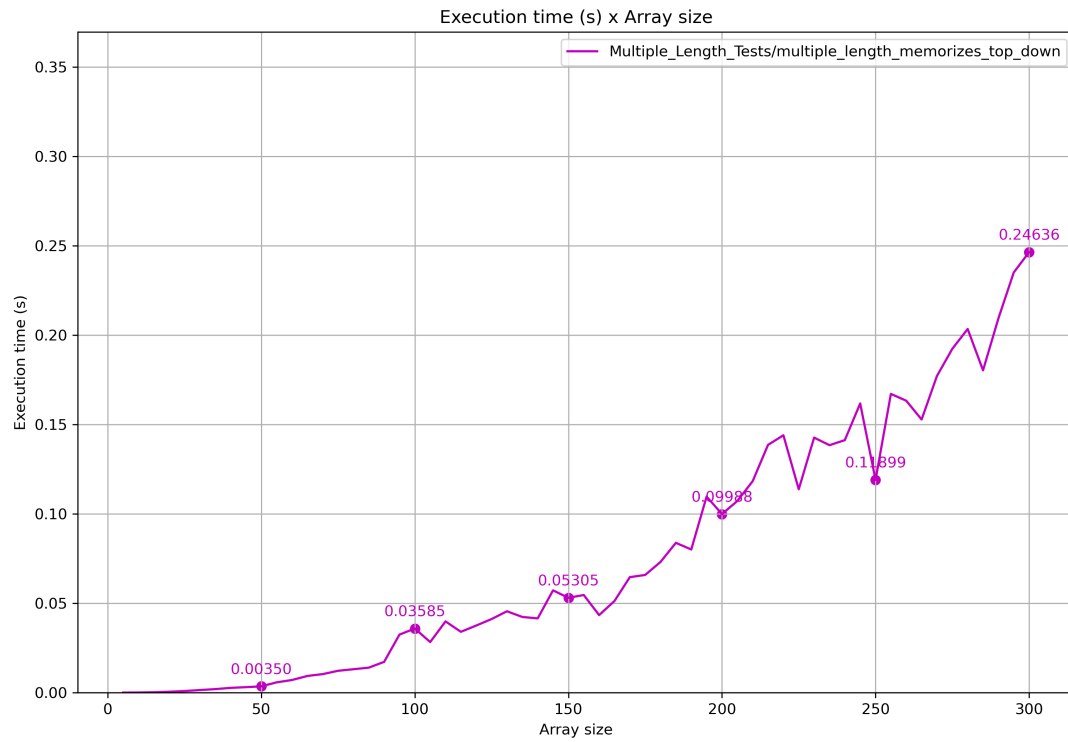
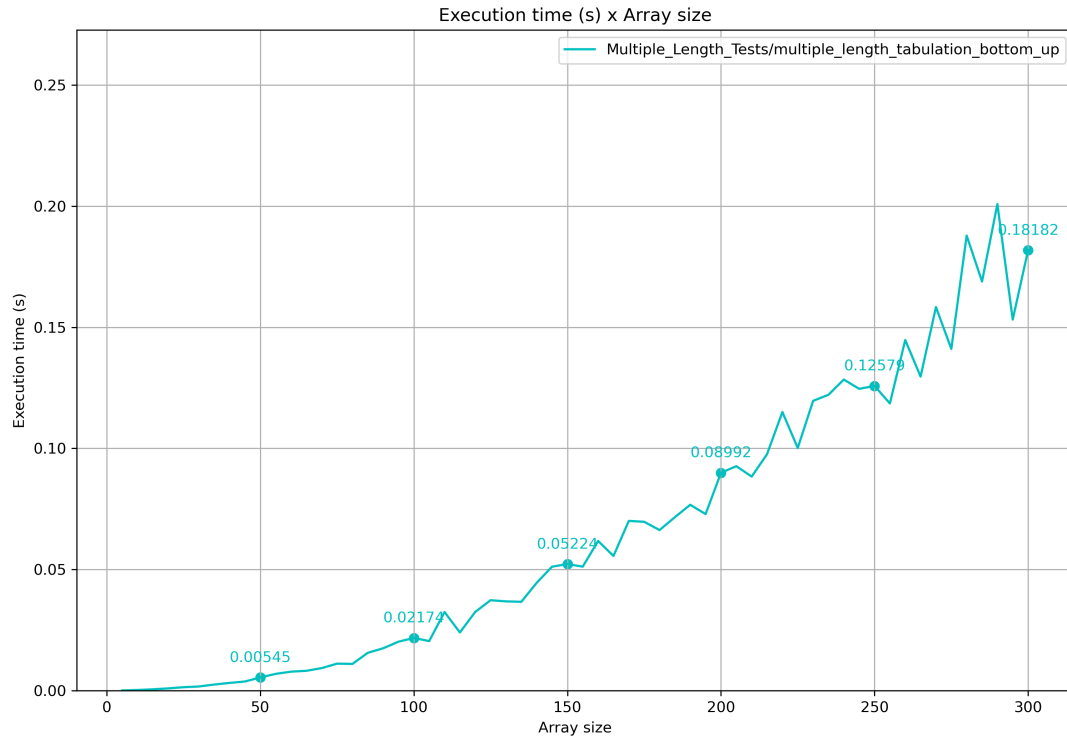


Figura 4: Tabulation Bottom Up  $O(n \cdot T)$

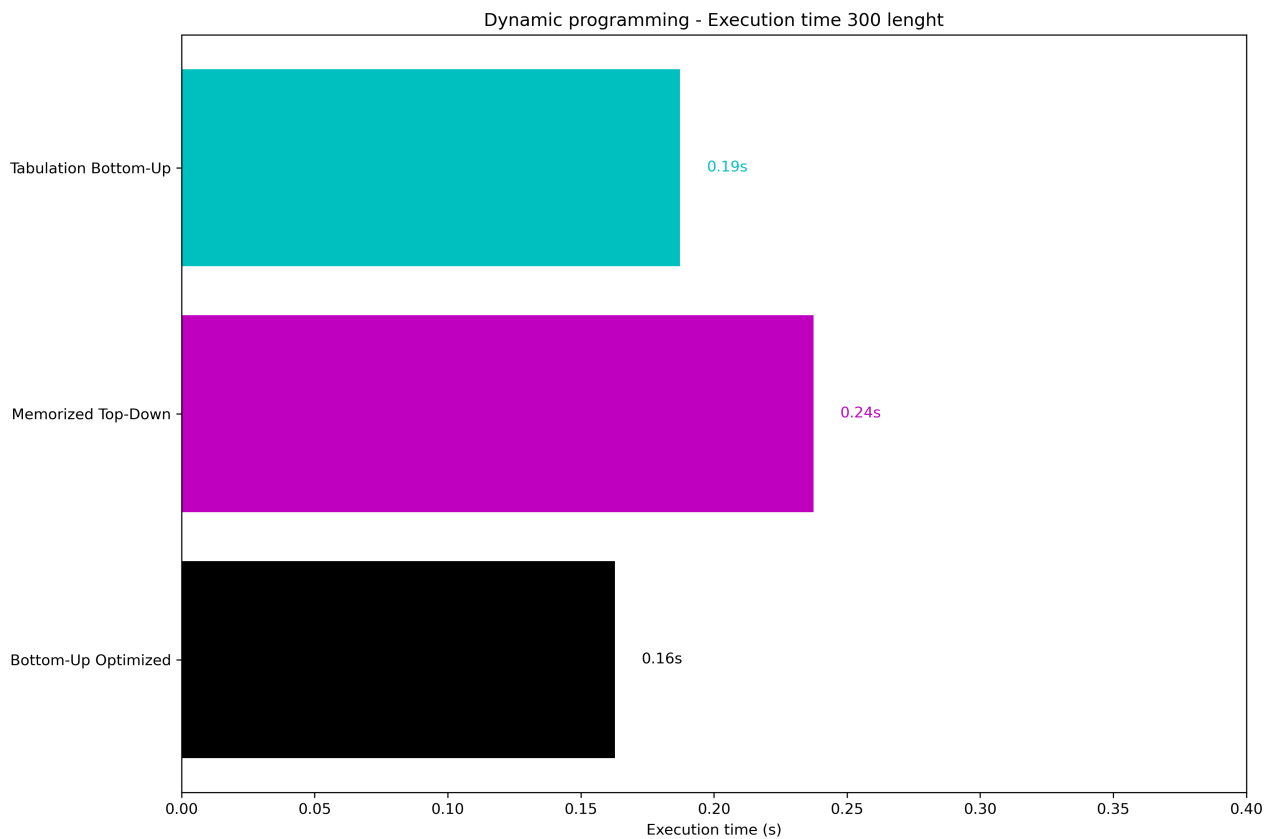


Ao analisarmos os tempos de execução, é possível observar a diferença significativa entre as implementações usando programação dinâmica e em relação ao uso da força bruta (Equal Partition). Para vetores maiores que 22 a implementação por força bruta domina assintoticamente todas as outras implementações. No entanto, para tamanhos menores que 22, ela se mostra extremamente rápida, executando 7 vezes mais rápida que a implementação utilizando programação dinâmica bottom-up, além disso, as implementações utilizando programação dinâmica apresentam um desempenho parecido como era esperado.

## 4.2 Tempo de execução com vetores iguais

Nesse testes é gerado um vetor aleatório de tamanho 300, cada algoritmo com excessão do algoritmo de força bruta é executado tendo como entrada esse vetor. Este teste tem como objetivo comparar o desempenho dos algoritmos que utilizam de programação dinâmica para resolverem o problema.

Figura 5: Teste algoritmos de Programação Dinâmica  $O(n \cdot T)$



## 5 Conclusão

## Referências

- [1] Garey, M. R., & Johnson, D. S. (1979). *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*. W. H. Freeman.
- [2] Karp, R. M. (1972). Reducibility Among Combinatorial Problems. *Complexity of Computer Computations*, 85-103.
- [3] Martello, S., & Toth, P. (1981). *Knapsack Problems: Algorithms and Computer Implementations*. Wiley.
- [4] Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009). *Introduction to Algorithms* (3rd ed.). MIT Press.
- [5] Papadimitriou, C. H. (1994). *Computational Complexity*. Addison-Wesley.

## 6 Anexo