

# *Um estudo empírico de algoritmos para o Problema da Soma de Subconjuntos*

Projeto 2º Bimestre  
CT208 - Matemática da Computação

Discentes: André Francisco M. Caetano ([morielo@ita.br](mailto:morielo@ita.br))  
Edney da S. Souza ([edneyess@fab.br](mailto:edneyess@fab.br))  
Murilo S. Bernardini ([murilosb@ita.br](mailto:murilosb@ita.br))

Docente: Prof. Dr. Nei Yoshihiro Soma

29 de novembro de 2018

# Agenda

1. Introdução e Objetivos
2. Algoritmos implementados
3. Instâncias de testes (clássicas)
4. Instância de teste (proposta)
5. Resultados do *Benchmarking*
6. Conclusões

# 1 - Introdução e Objetivos

# Introdução e Objetivos

Sejam  $n$  inteiros estritamente positivos  $w_1 w_2 w_3 w_4 \dots w_n$  e sejam  $x_1 x_2 x_3 x_4 \dots x_n$  com  $x_i \in 0, 1$  para todo  $1 \leq i \leq n$

**Pergunta:** Dado um valor inteiro  $W$ . Existe algum subconjunto cuja soma a seguir seja válida?

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + w_4 x_4 + \dots + w_n x_n = W$$

# Introdução e Objetivos

Neste trabalho foram implementadas três das técnicas mais conhecidas para solucionar o problema proposto.

Cada técnica foi posteriormente executada com instâncias específicas de teste que tem como objetivo avaliar o desempenho de cada solução com diferentes entradas de dados.

## 2 - Algoritmos Implementados

# *Meet in the Middle*

Origem do método:

HOROWITZ, E.; SAHNI, S.  
Computing partitions with  
applications to the knapsack  
problem. Journal of the ACM  
(JACM), ACM, v. 21, n. 2, p. 277–  
292, 1974.

---

## Meet-in-the-Middle

- Dividir o vetor na metade.
- Calcular as somas de todos os subconjuntos da primeira parte e guardar os resultados
- Ordenar os resultados
- Calcular uma a uma a soma de subconjuntos da segunda parte, buscar a diferença a  $W$  nos resultados da primeira parte.
- Se a busca for bem sucedida, então a resposta é “SIM”, existe uma soma igual a  $W$ . Caso contrário, a resposta é “NÃO”.



# Meet-in-the-Middle

$$V_h = (2, 3, 5, 7, 11, 13)$$

$$V_h = (2, 3, 5, 7, 11, 13) \Rightarrow V_1 = (2, 3, 5), V_2 = (7, 11, 13)$$

## Meet-in-the-Middle

$$w'_0 = V_1 \cdot X_0 = (2, 3, 5) \cdot (0, 0, 0) = 0$$

$$w'_1 = V_1 \cdot X_1 = (2, 3, 5) \cdot (0, 0, 1) = 5$$

$$w'_2 = V_1 \cdot X_2 = (2, 3, 5) \cdot (0, 1, 0) = 3$$

$$w'_3 = V_1 \cdot X_3 = (2, 3, 5) \cdot (0, 1, 1) = 8$$

$$w'_4 = V_1 \cdot X_4 = (2, 3, 5) \cdot (1, 0, 0) = 2$$

$$w'_5 = V_1 \cdot X_5 = (2, 3, 5) \cdot (1, 0, 1) = 7$$

$$w'_6 = V_1 \cdot X_6 = (2, 3, 5) \cdot (1, 1, 0) = 5$$

$$w'_7 = V_1 \cdot X_7 = (2, 3, 5) \cdot (1, 1, 1) = 10$$

# Meet-in-the-Middle

$$w'_0 = 0, X_0 = (0, 0, 0)$$

$$w'_4 = 2, X_4 = (1, 0, 0)$$

$$w'_2 = 3, X_2 = (0, 1, 0)$$

$$w'_1 = 5, X_1 = (0, 0, 1)$$

$$w'_6 = 5, X_6 = (1, 1, 0)$$

$$w'_5 = 7, X_5 = (1, 0, 1)$$

$$w'_3 = 8, X_3 = (0, 1, 1)$$

$$w'_7 = 10, X_7 = (1, 1, 1)$$

## Meet-in-the-Middle

$$w_0'' = V_2 \cdot X_0 = (7, 11, 13) \cdot (0, 0, 0) = 0$$

$$L = 31 - 0 = 31 \Rightarrow \text{Não encontrado!}$$

$$w_1'' = V_2 \cdot X_1 = (7, 11, 13) \cdot (0, 0, 1) = 13$$

$$L = 31 - 13 = 18 \Rightarrow \text{Não encontrado!}$$

$$w_2'' = V_2 \cdot X_2 = (7, 11, 13) \cdot (0, 1, 0) = 11$$

$$L = 31 - 11 = 20 \Rightarrow \text{Não encontrado!}$$

$$w_3'' = V_2 \cdot X_3 = (7, 11, 13) \cdot (0, 1, 1) = 24$$

$$L = 31 - 24 = 7 \Rightarrow \text{Encontrado } w_5'!$$

# Meet-in-the-Middle

Complexidade teórica (tempo):

$$O(n2^{n/2})$$

Complexidade teórica (espaço):

$$O(2^{n/2})$$

# Programação Dinâmica

Origem do método:

BELLMAN, R. The theory of dynamic programming. [S.l.], 1954.

---

# Programação Dinâmica

- Criação da matriz  $n \times W$ , completa de “False”, com a primeira coluna “True”.
- Percurso em linha, comparando cada elemento  $v[n]$  do vetor com o respectivo  $W$ .

	0	1	2	3	4	5	= W
0	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
1	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
2	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
3	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
4	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
$n$							

# Programação Dinâmica

- Alterando a matriz seguindo a lógica:
  - Se  $v[n] > W_n$  então  
 $Matriz[n][W_n] = Matriz[n-1][W_n]$
  - Se  $v[n] \leq W_n$  então  
 $Matriz[n][W_n] =$   
 $Matriz[n-1][W_n]$   
 $v[n]$  ("ou")  
 $Matriz[n-1][W_n - v[n-1]]$



# Programação Dinâmica

$V = [4, 2, 1, 3]$  e  $W = 5$

	0	1	2	3	4	5	= W
0	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	
1	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>False</i>	<i>True</i>	<i>False</i>	
2	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>True</i>	<i>False</i>	<i>True</i>	<i>False</i>	
3	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	
4	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	<i>True</i>	
<i>n</i>							

# *Backtracking*

Origem do método:

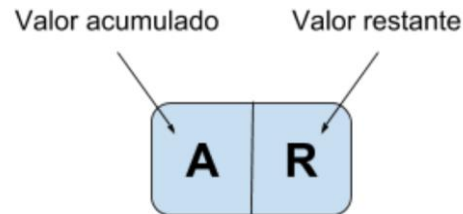
ALEKHNOVICH, M. et al. Toward a model for backtracking and dynamic programming. In: IEEE. Computational Complexity, 2005. Proceedings. Twentieth Annual IEEE Conference on. [S.l.], 2005. p. 308–322.

---

# Backtracking

Algoritmo baseado na busca em profundidade em uma estrutura de dados do tipo árvore;

Cada nó da árvore possui as seguintes características:



A execução do algoritmo será explicada através do seguinte exemplo:

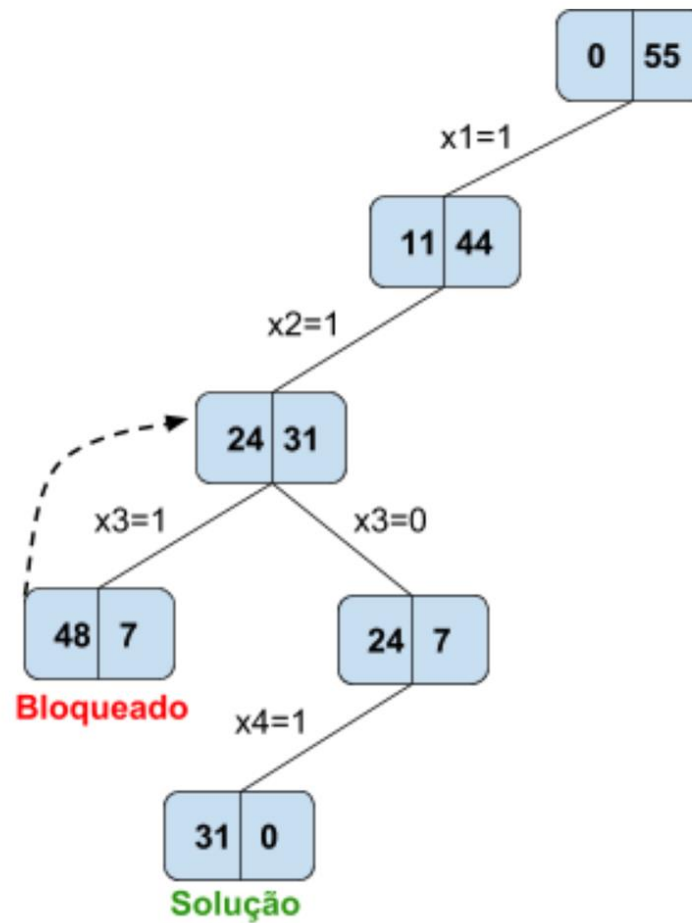
$$n = \{11, 13, 24, 7\}$$

$$m = 31$$

# Backtracking

$n = \{11, 13, 24, 7\}$

$m = 31$



## 3 - Instâncias de testes (clássicas)

# Instâncias de testes (clássicas)

## Distribuição Uniforme

$P(E) : w_j$  uniformemente

aleatório em  $[1, 10^E]$

$$c = n \frac{10^E}{4}$$

$n : 4, 8, 12, \dots, 100$

## Distribuição *EVEN/ODD*

*EVEN/ODD* :  $w_j$  par e

uniformemente aleatório em  $[1, 10^3]$

$$c = n \frac{10^3}{4} \text{ (ímpar)}$$

$n : 4, 8, 12, \dots, 100$

# Instâncias de testes (clássicas)

**P(3)**

[81,195,210,328,496,531,656,724,855,991]

**n=10,W=2500**

**P(6)**

[90534,130627,253826,324379,480263,576825, 637120,784163,803356,988119]

**n=10,W=2500000**

**P(9)**

[64560180,139513283,258321313,387000757,437434585,587500411,640351899  
,789289829 826224297,948522456]

**n=10,W=2500000000**

**EVEN/ODD**

[86,124,256,400,426,560,606,744,836 982]

**n=10,W=2501**

# Instâncias de testes (clássicas)

## Distribuição *AVIS*

$$AVIS : w_j = n(n + 1) + j ,$$

$$c = \left\lfloor \frac{n-1}{2} \right\rfloor n(n + 1) + \binom{n}{2}$$

$$n : 4, 8, 12, \dots, 100$$

## Distribuição *TODD*

$$TODD : w_j = 2^{k+n+1} + 2^{k+j} + 1 ,$$

$$\text{com } k = \lfloor \log_2 n \rfloor$$

$$c = \left\lfloor 0.5 \sum_{j=1}^n w_j \right\rfloor = (n + 1)2^{k+n} - 2^k + \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor$$

$$n : 4, 5, 6, \dots, 29$$



# Instâncias de testes (clássicas)

## **TODD**

[16393,16401,16417,16449,16513,16641,16897,17409,18433,20481]

**n=10**

**W=90109**

## **AVIS**

[110,111,112,113,114,115,116,117,118,119]

**n=10**

**W=485**

## 4 - Instância de teste (proposta)

# Instância de teste (proposta)

Distribuição *EVEN/ODD*  $2^k$

*pares, todos potências de 2,*  
 *$EVEN/ODD\ 2^k : w_j =$  distribuídos de forma uniforme*  
*no intervalo  $[2, 2^E]$*

$$c = 2^E + 1 \text{ (ímpar)}$$

$$n : 4, 8, 12, \dots, 100$$

## Instância de teste (proposta)

Assim como no EVEN/ODD clássico, neste caso, como a soma de números pares sempre é um número par, o valor de  $W$  nunca será encontrado.

A soma de subconjuntos de potências de 2 já é ordenada e o algoritmo Meet-in-the-Middle usa o QuickSort para fazer essa ordenação. O tempo do QuickSort quando o vetor está ordenado é  $O(n^2)$

# Instância de teste (proposta)

EVEN/ODD  $2^5$   
[32,16,8,4,2]

**n = 5, W = 33**

EVEN/ODD  $2^{10}$   
[1024,512,256,128,64,32,16,8,4,2]

**n = 10, W = 1025**

EVEN/ODD  $2^{15}$

[32768,16384,8192,4096,2048,1024,512,256,128,64,32,16,8,4,2] **n = 15, W = 32769**

## 5 - Resultados do *Benchmark*

# Resultados do Benchmark

Em alguns casos foi necessário limitar o tamanho do problema, tendo em vista as características de complexidade específicas a cada uma das soluções. No início de cada subseção são dados detalhes do computador utilizado em cada experimento. Como o objetivo não era comparar os algoritmos entre si, mas sim observar seus comportamentos para as instâncias de teste, foi possível executá-los em ambientes computacionais com configurações diferentes.

# *Benchmarking Meet in the Middle*

## **Instâncias de teste:**

Uniforme;

EVEN/ODD;

TODD;

AVIS;

EVEN/ODD  $2^K$

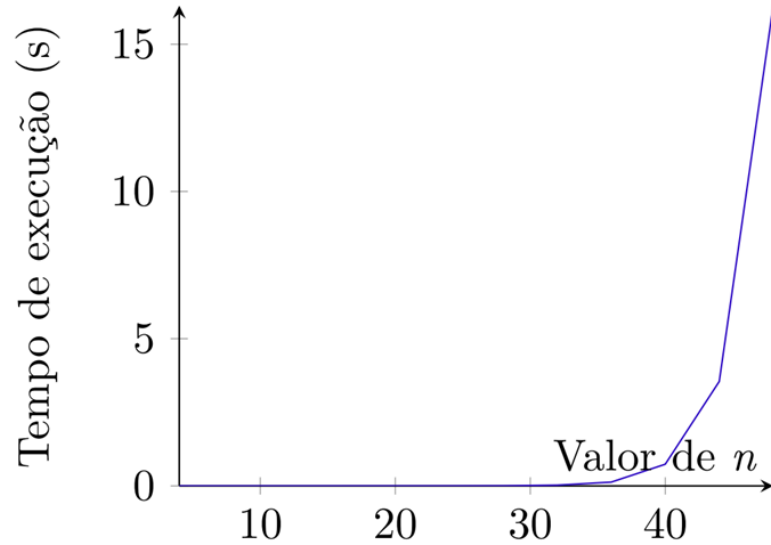
---



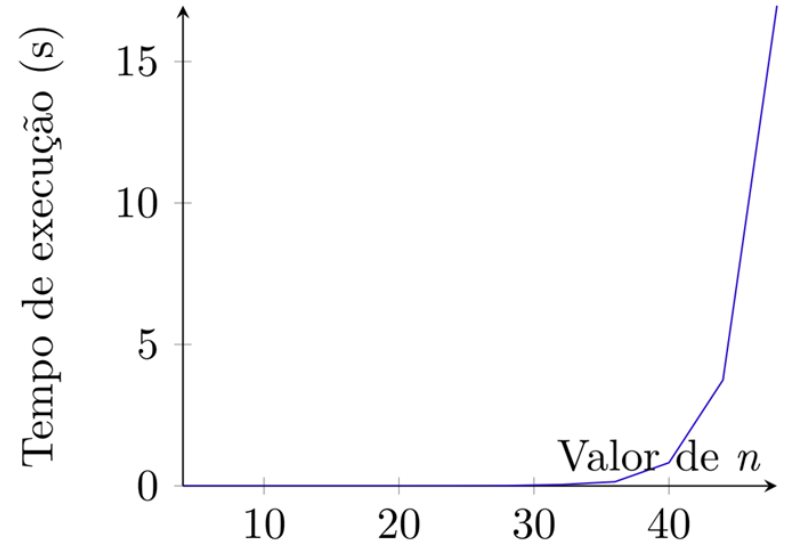
# Benchmarking Meet-in-the-Middle

<b>CPU</b>	Intel Core i7 4700MQ 2.40GHz
<b>S.O.</b>	Debian 9 "Stretch"
<b>Memória</b>	4GB DDR3 1600MHZ

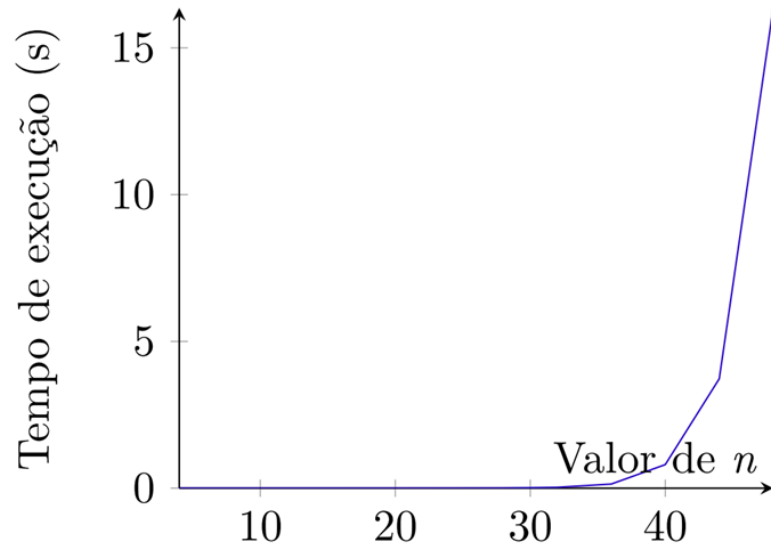
*Meet-in-the-Middle* P(3)



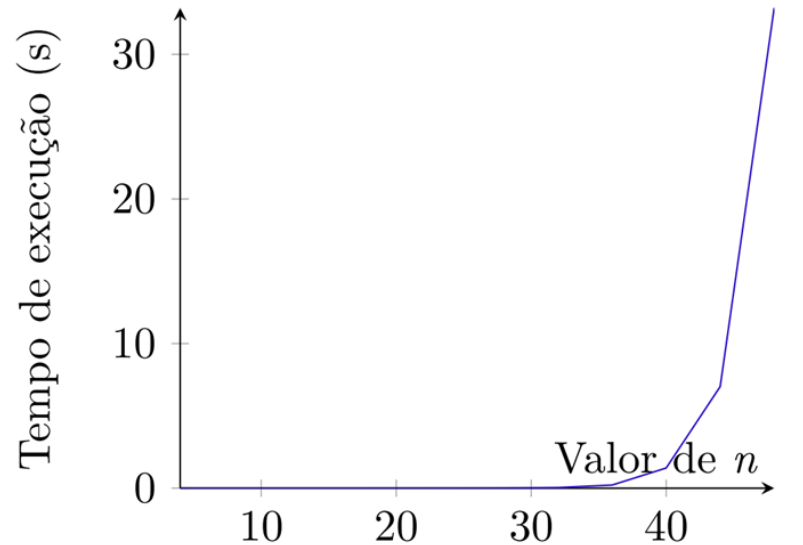
*Meet-in-the-Middle* P(9)



*Meet-in-the-Middle* P(6)

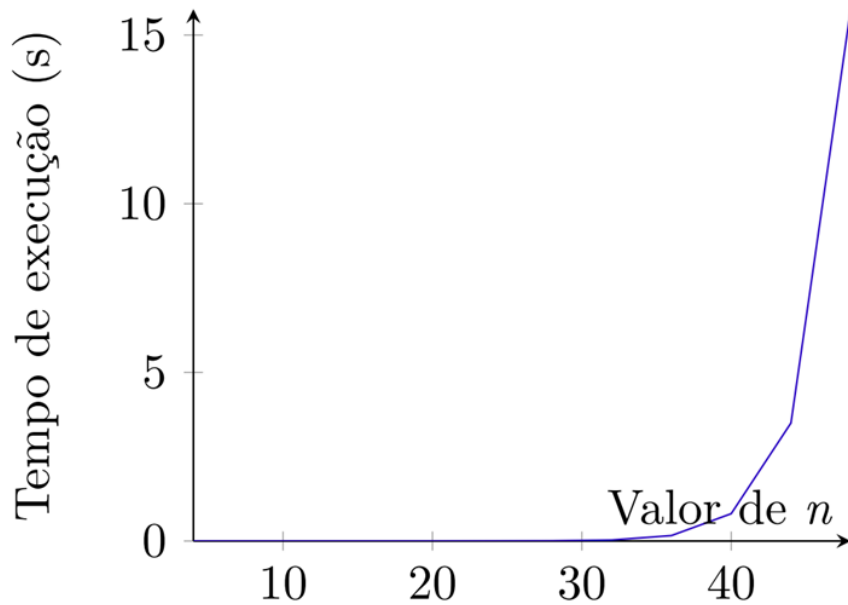


*Meet-in-the-Middle* EVEN/ODD

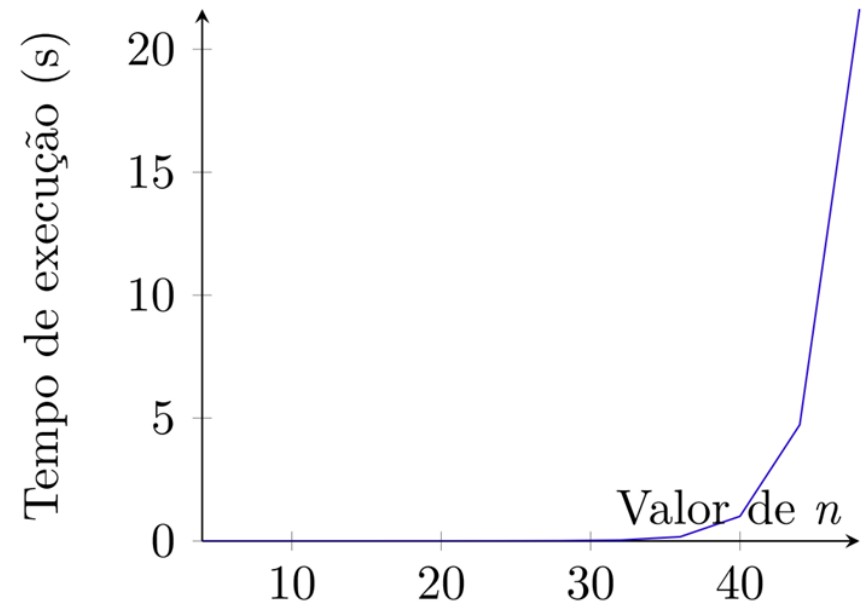


# Benchmarking Meet-in-the-Middle

*Meet-in-the-Middle TODD*

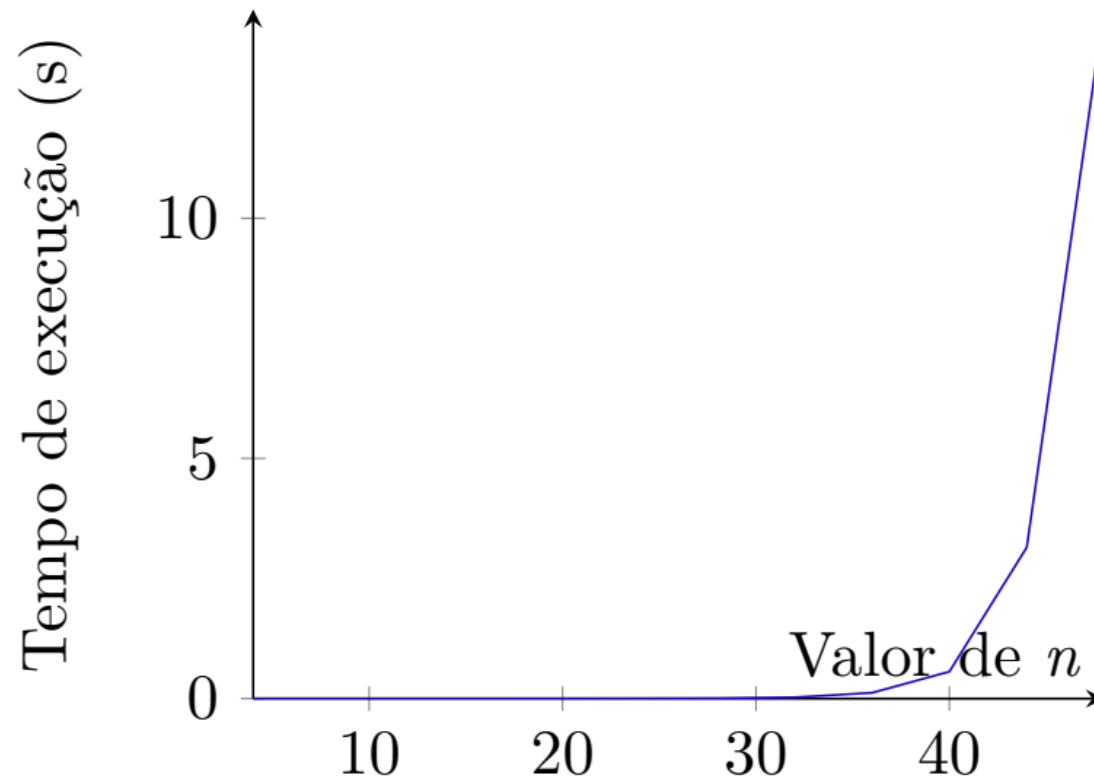


*Meet-in-the-Middle AVIS*



# Benchmarking Meet-in-the-Middle

*Meet-in-the-Middle* EVEN/ODD  $2^k$



# *Benchmarking Programação Dinâmica*

## **Instâncias de teste:**

Uniforme;

EVEN/ODD;

TODD;

AVIS;

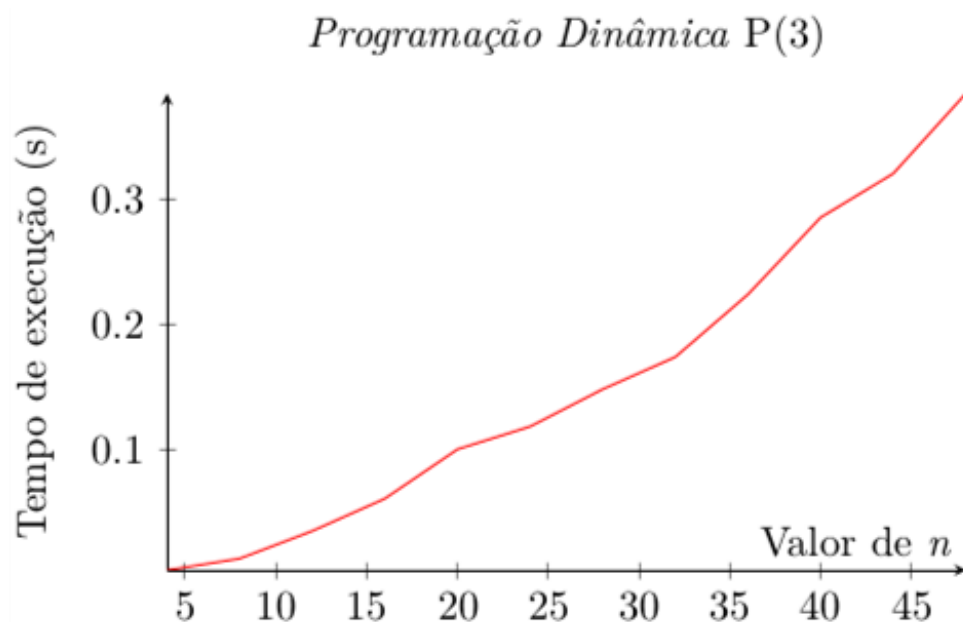
---

# Benchmarking Programação Dinâmica

<b>CPU</b>	Intel Pentium P6200 2.13Ghz
<b>S.O.</b>	Ubuntu 18.04 LTS "Bionic Beaver"
<b>Memória</b>	2GB DDR3 1066MHz

# Benchmarking Programação dinâmica

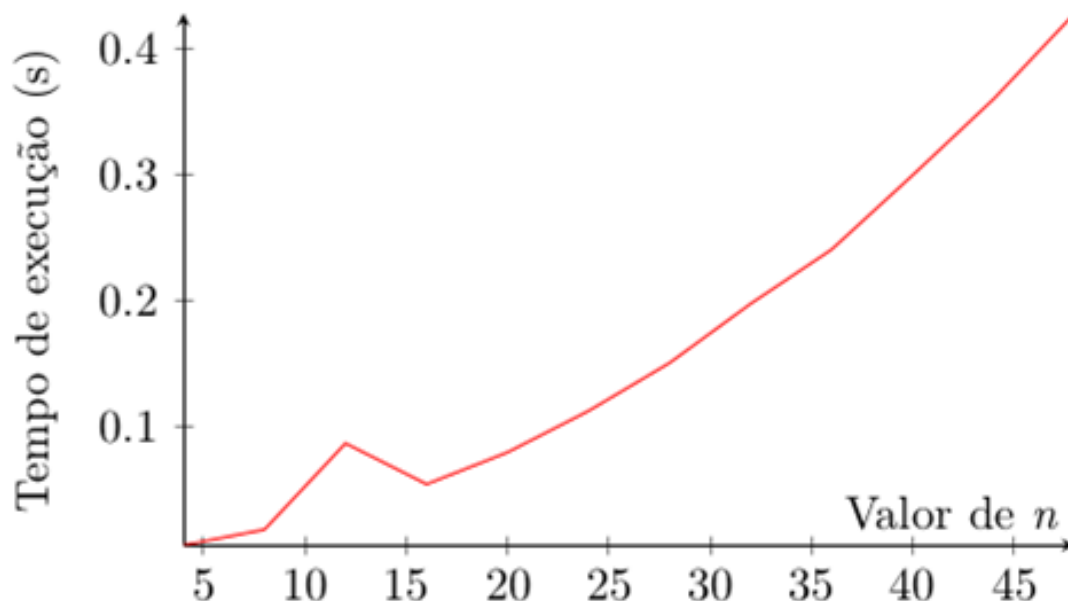
- Para  $n=48$  temos  
 $W = 12000 = 250 * n$
- Então temos  
 $O(Wn) = O(250n^2)$



- $P(6) = \theta(Wn) = \theta(12.000.000 * n) = \theta(250.000 * n * n) = \theta(250.000 * n^2)$
- $P(9) = \theta(Wn) = \theta(12.000.000.000 * n) = \theta(2500000000 * n * n) = \theta(250.000.000 * n^2)$

# Benchmarking Programação dinâmica

*Programação Dinâmica EVEN/ODD*



- Para  $n=48$  temos  $W = 12001 \simeq 250 * n$
- Então temos  $O(Wn) \simeq O(250n^2)$



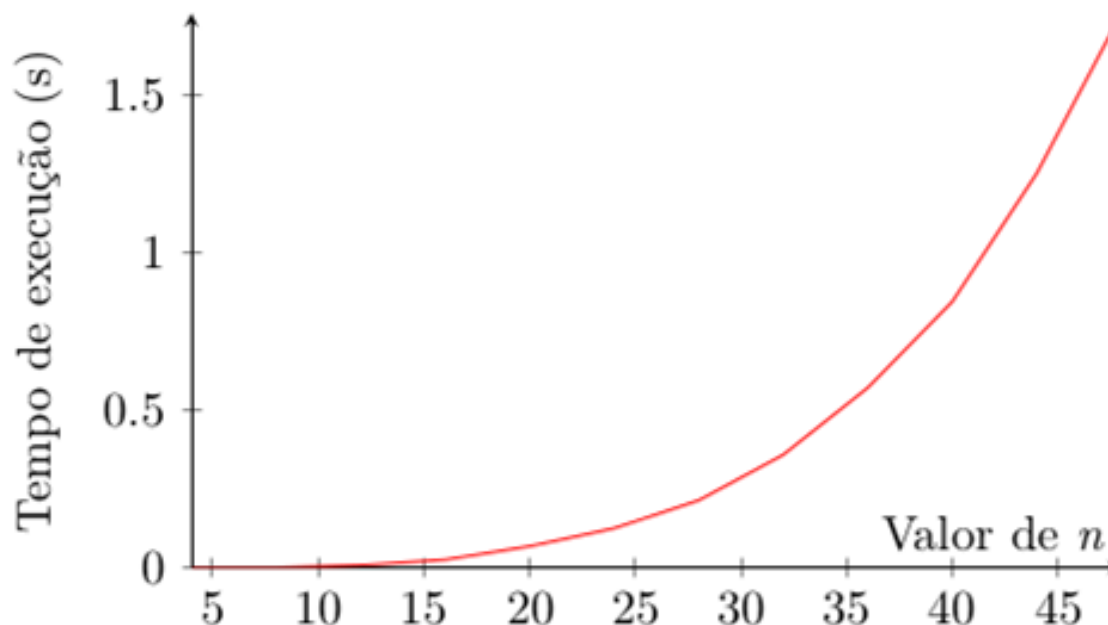
# Benchmarking Programação dinâmica

## *Distribuição TODD*

- Para  $n=48$  temos  
 $W = 662.029.145.223.462.016 \simeq 1.3792273858822126e+16 * n$
- Então temos  $O(Wn) \simeq O(1.3792273858822126e+16 * n^2)$

# Benchmarking Programação dinâmica

*Programação Dinâmica AVIS*



- Para  $n=48$  temos  $W = 55224 \simeq 1150 * n$
- Então temos  $O(Wn) \simeq O(1150n^2)$

# *Benchmarking Backtracking*

## **Instâncias de teste:**

Uniforme;

EVEN/ODD;

TODD;

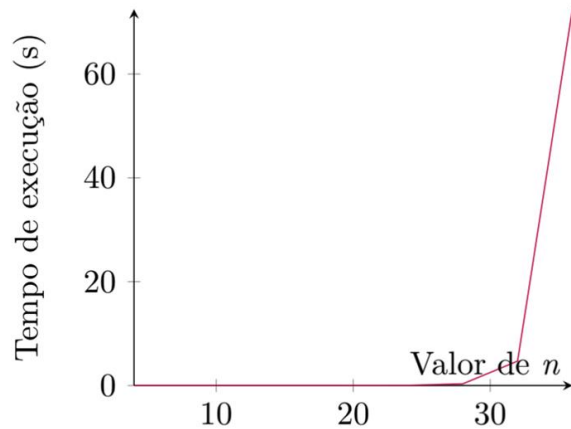
AVIS;

---

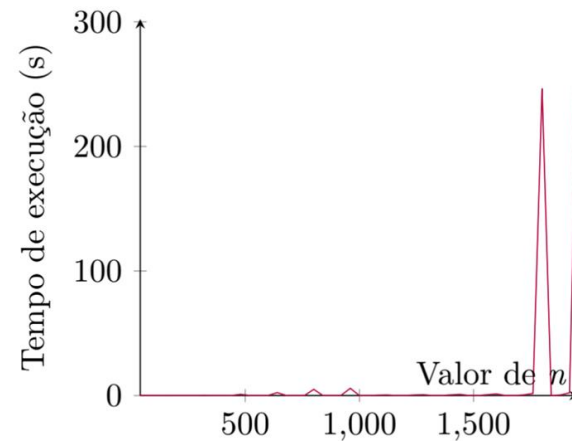
# Benchmarking Backtracking

<b>CPU</b>	Intel Core i7 4790 3.40GHz
<b>S.O.</b>	MacOS 10.12.6 "Sierra"
<b>Memória</b>	16GB DDR3 1600MHz

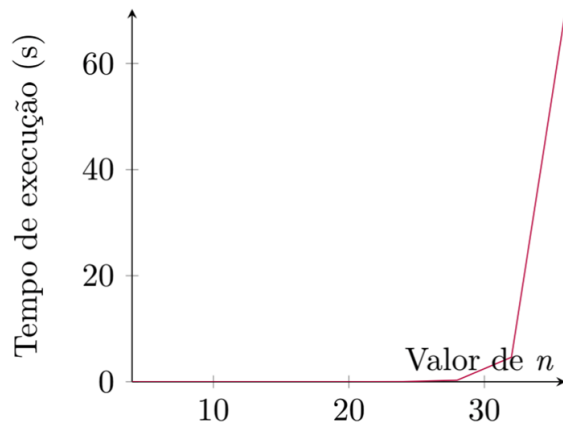
*Backtracking - Total search P(3)*



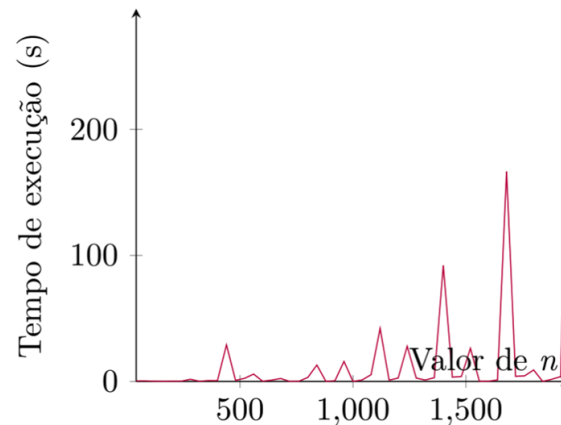
*Backtracking - First Match P(3)*



*Backtracking - Total search P(6)*

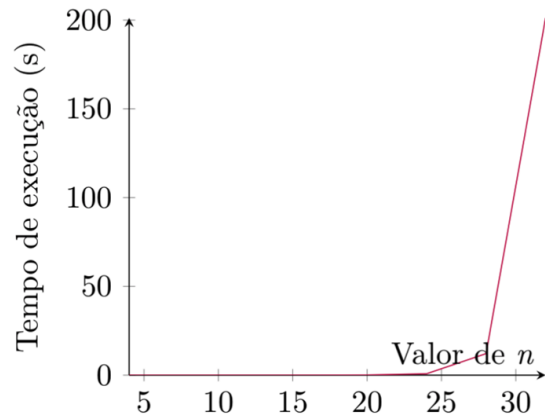


*Backtracking - First Match P(6)*

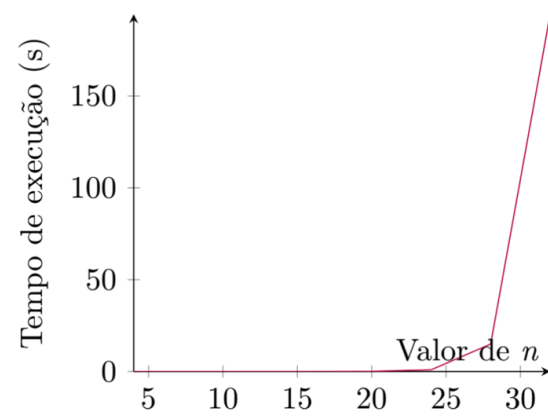


# Benchmarking Backtracking

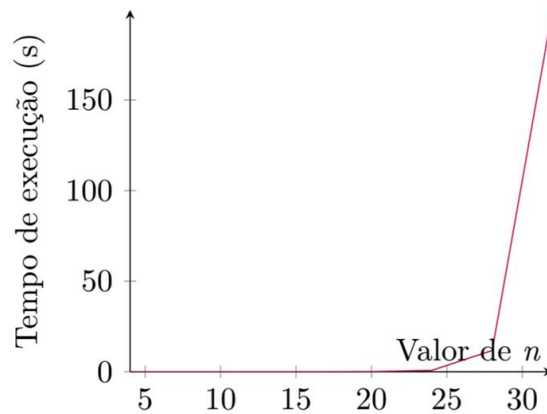
*Backtracking - First Match P(9)*



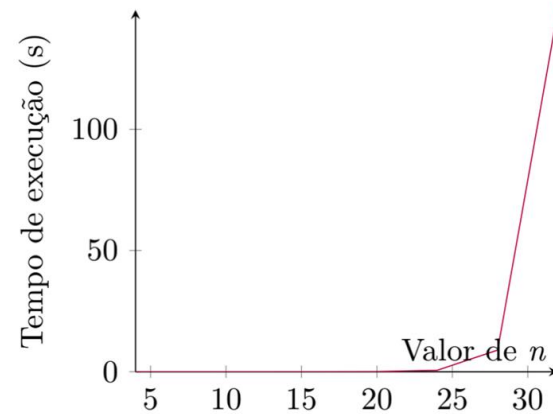
*Backtracking - First Match TODD*



*Backtracking - First Match EVEN/ODD*



*Backtracking - First Match AVIS*



# 6 - Conclusões

## O algoritmo **Meet-in-the-Middle**:

- Melhor que o Backtracking na maioria dos casos (justificado pela complexidade dos algoritmos)
- Recomendável quando o conjunto de dados é pequeno, até 40 ou 50 elementos.
- Melhor que a solução por Programação Dinâmica quando  $W$  é grande.

## O algoritmo com **Programação Dinâmica**:

- Melhor que os demais na maioria dos casos (justificado pela complexidade pseudopolinomial).
- Recomendável quando o conjunto de dados é grande, a partir de 40 ou 50 elementos.
- Não é recomendável quando  $W$  é grande, pois o tempo e espaço gastos dependem diretamente desse valor.



## O algoritmo **Backtracking**:

- Foi o mais afetado dos três nos *benchmarks* realizados.
- Conseguiu executar para valores de  $n$  bastante altos, bem mais que o Meet-in-the-Middle, com o uso de *First Match*.
- Sua utilização ou não em cada caso depende de uma avaliação mais detalhada desse algoritmo.



# Referências Bibliográficas

ALEKHNOVICH, M. et al. Toward a model for backtracking and dynamic programming. In: IEEE. Computational Complexity, 2005. Proceedings. Twentieth Annual IEEE Conference on. [S.l.], 2005. p. 308–322.

BELLMAN, R. The theory of dynamic programming. [S.l.], 1954.

CHVÁTAL, V. Hard knapsack problems. Operations Research, INFORMS, v. 28, n. 6, p. 1402–1411, 1980.

HOROWITZ, E.; SAHNI, S. Computing partitions with applications to the knapsack problem. Journal of the ACM (JACM), ACM, v. 21, n. 2, p. 277–292, 1974.