

## Inteligência Artificial

### Métodos de Pesquisa (*Search*) – Parte II

**Paulo Moura Oliveira**

*Departamento de Engenharias*

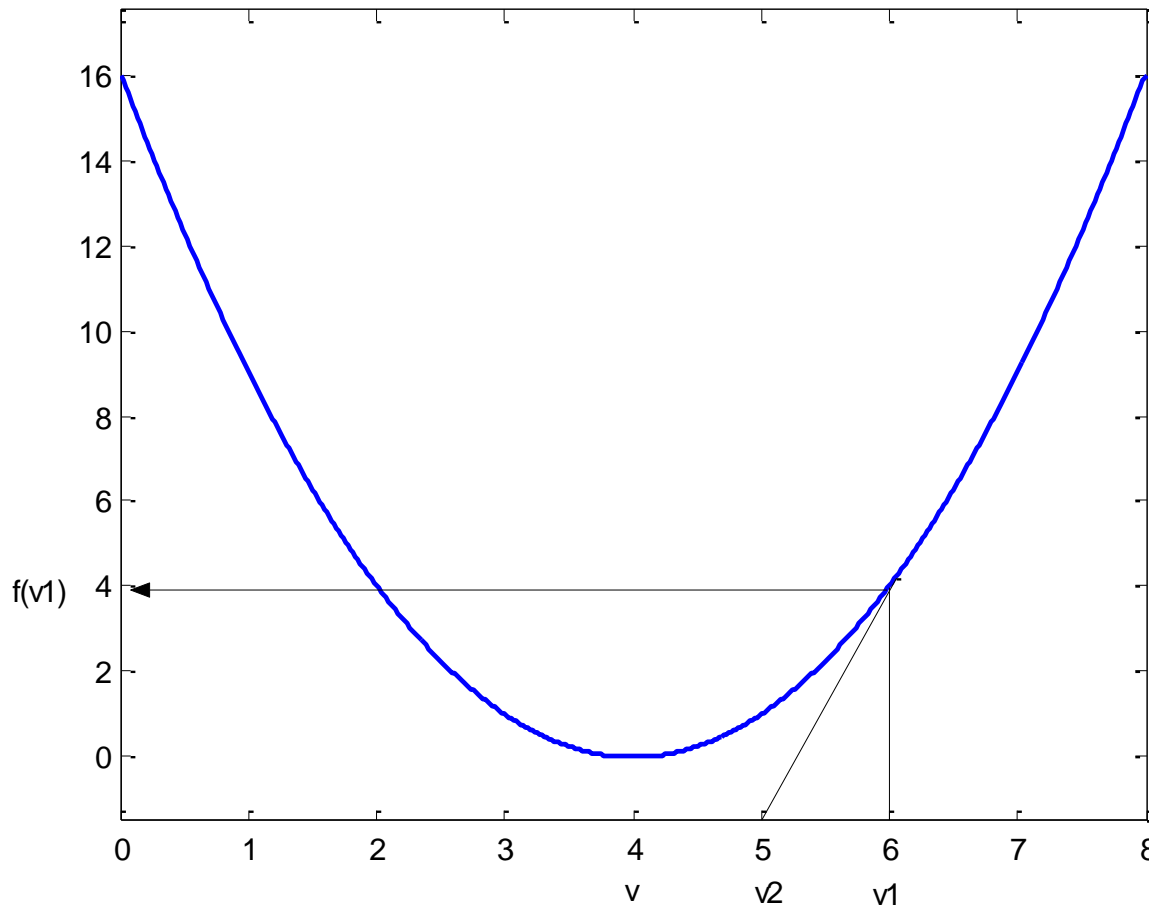
*Gabinete F2.15, ECT-1*

**UTAD**

*email: [oliveira@utad.pt](mailto:oliveira@utad.pt)*

# Método de Newton-Raphson

- ✓ Considere o seguinte exemplo. Considerando a solução atual  $v_1$  como obter  $v_2$ ?



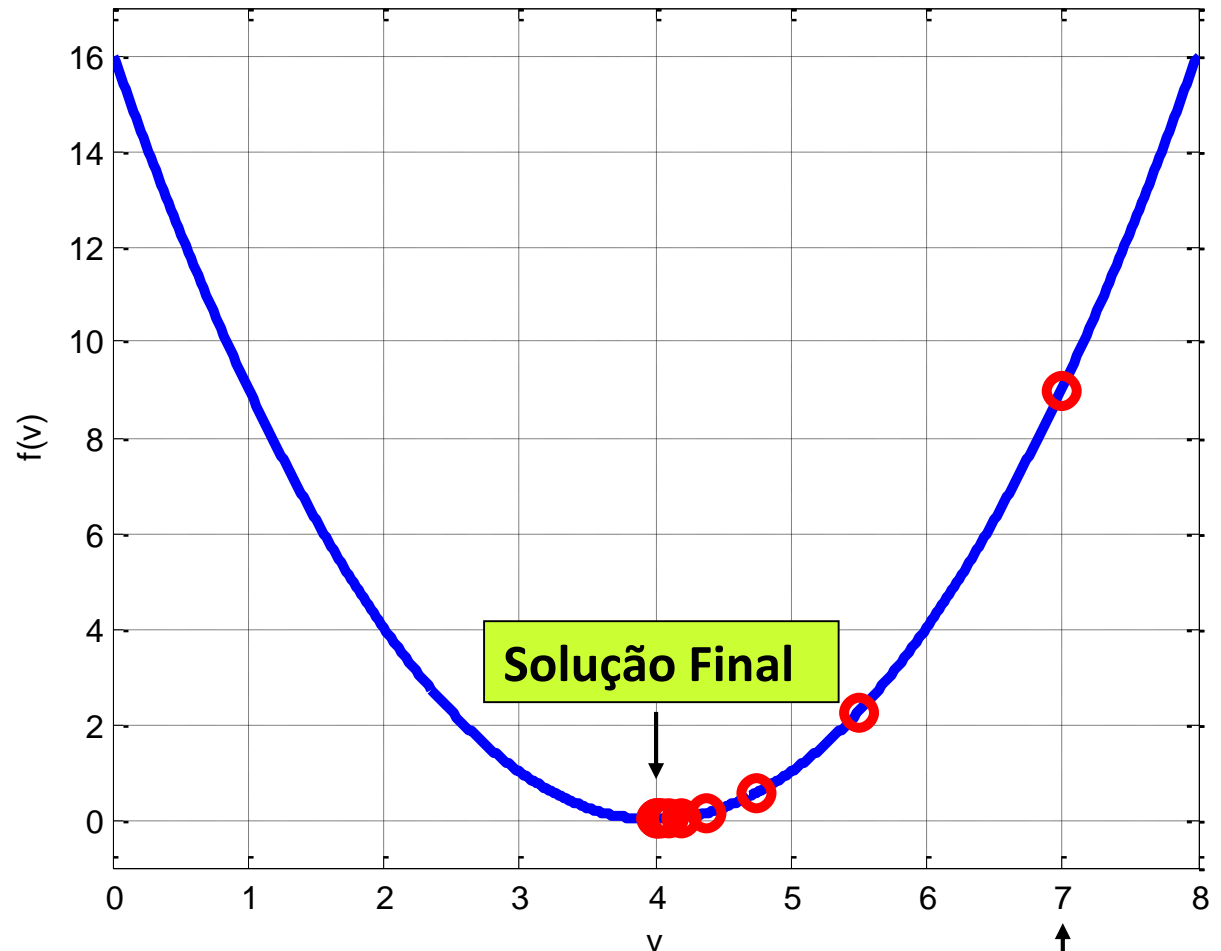
A right-angled triangle is shown with vertices at  $(v_2, 0)$ ,  $(v_1, 0)$ , and  $(v_1, f(v_1))$ . The horizontal side is labeled  $v_1 - v_2$  and the vertical side is labeled  $f(v_1)$ . The hypotenuse represents the tangent line.

$$f'(v_1) = \frac{f(v_1)}{(v_1 - v_2)}$$

$$\therefore v_1 - v_2 = \frac{f(v_1)}{f'(v_1)} \Rightarrow v_2 = v_1 - \frac{f(v_1)}{f'(v_1)}$$

$$v_{k+1} = v_k - \frac{f(v_k)}{f'(v_k)}$$

# Método de Newton-Raphson



*Newton-Raphson (10 Iterações)*

$k=2$        $f(k)=2.2500$

$df(k)=3.0000$

$v(k)=5.5000$

$k=3$        $f(k)=0.5625$

$df(k)=1.5000$

$v(k)=4.7500$

....

$k=10$        $f(k)=0.0000$

$df(k)=0.0117$

$v(k)=4.0059$

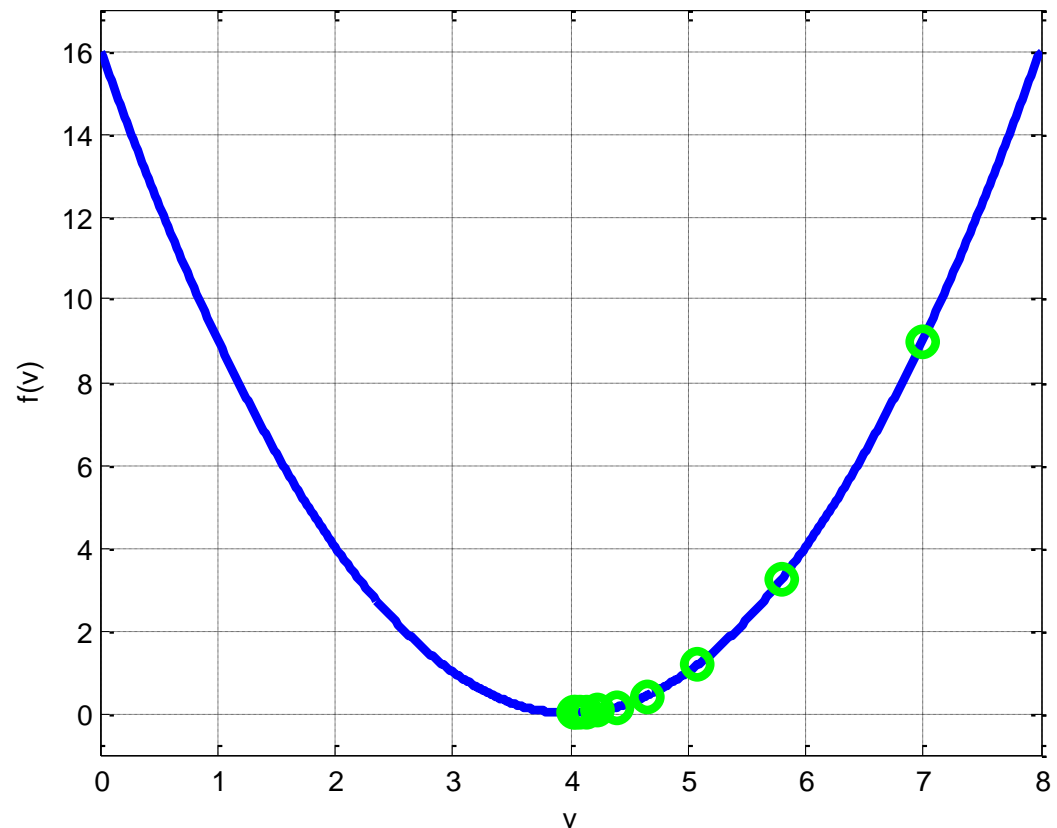
# Método do Gradiente Descendente

- ✓ O método de Newton-Raphson pode ser de aplicação complexa. Em alguns casos, como o do veículo autónomo tem de ser simplificado

$$v_{k+1} = v_k - \alpha f'(v_k)$$

*Gradient Descent (Alfa=0.2)*

$k=1$	$v(k)=7.0000$
$k=2$	$v(k)=5.8000$
$k=3$	$v(k)=5.0800$
$k=4$	$v(k)=4.6480$
$k=5$	$v(k)=4.3888$
$k=6$	$v(k)=4.2333$
$k=7$	$v(k)=4.1400$
$k=8$	$v(k)=4.0840$
$k=9$	$v(k)=4.0504$
$k=10$	$v(k)=4.0302$



# Caminhada Aleatória ( Random Walk )

- ✓ Movimentos em qualquer direção têm a mesma probabilidade.
- ✓ Cada passo é independente do anterior.

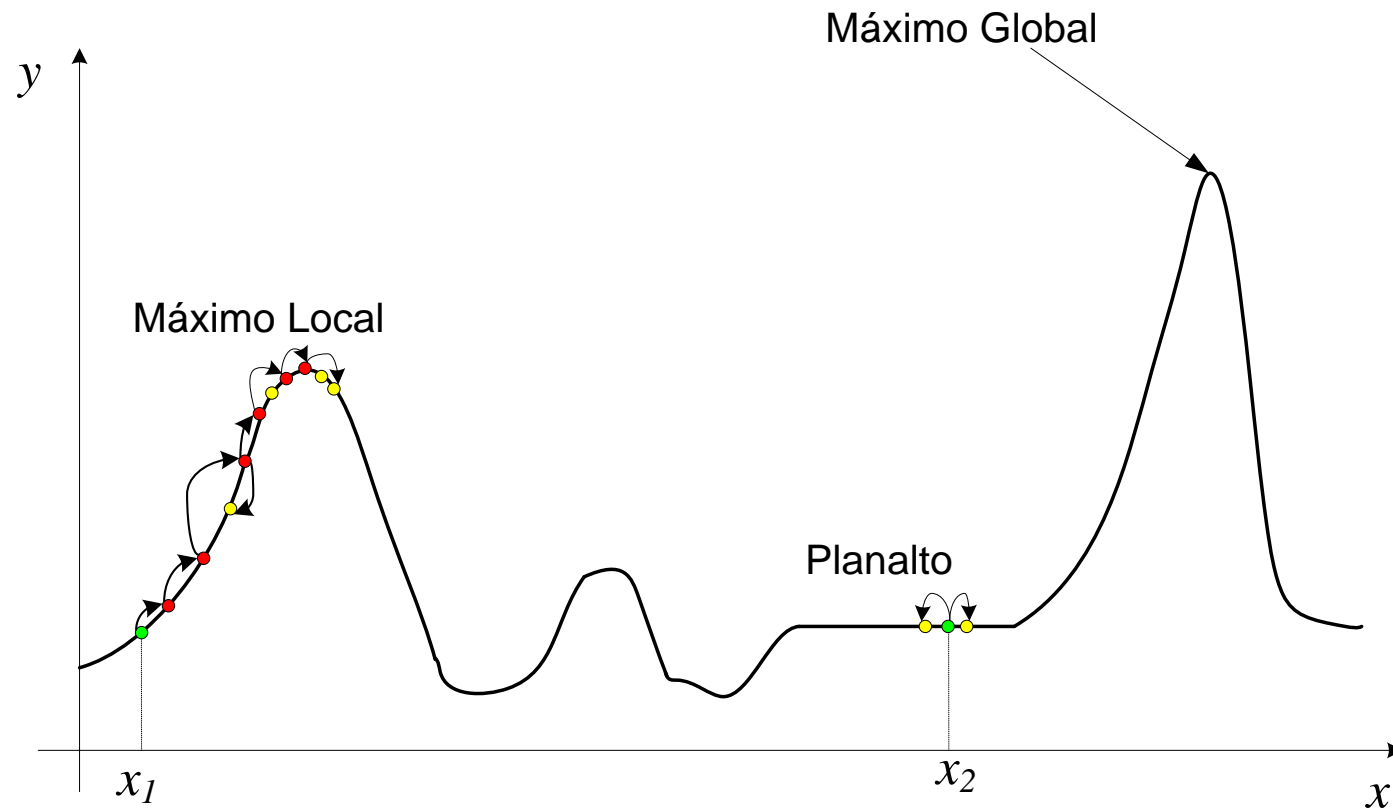
## ✗ A Random Search Algorithm:

1. *Selecionar um estado inicial aleatoriamente.*
2. *Fazer alteração local do estado atual.*
3. *Repetir passo 2 até que o estado objetivo seja atingido (ou o tempo se esgote...)*

- ✓ Tópicos relacionados:
  - Movimento Browniano ( ver [https://en.wikipedia.org/wiki/Brownian\\_motion](https://en.wikipedia.org/wiki/Brownian_motion) )

# Método da Subida da Colina ( *Hill-Climbing Method* )

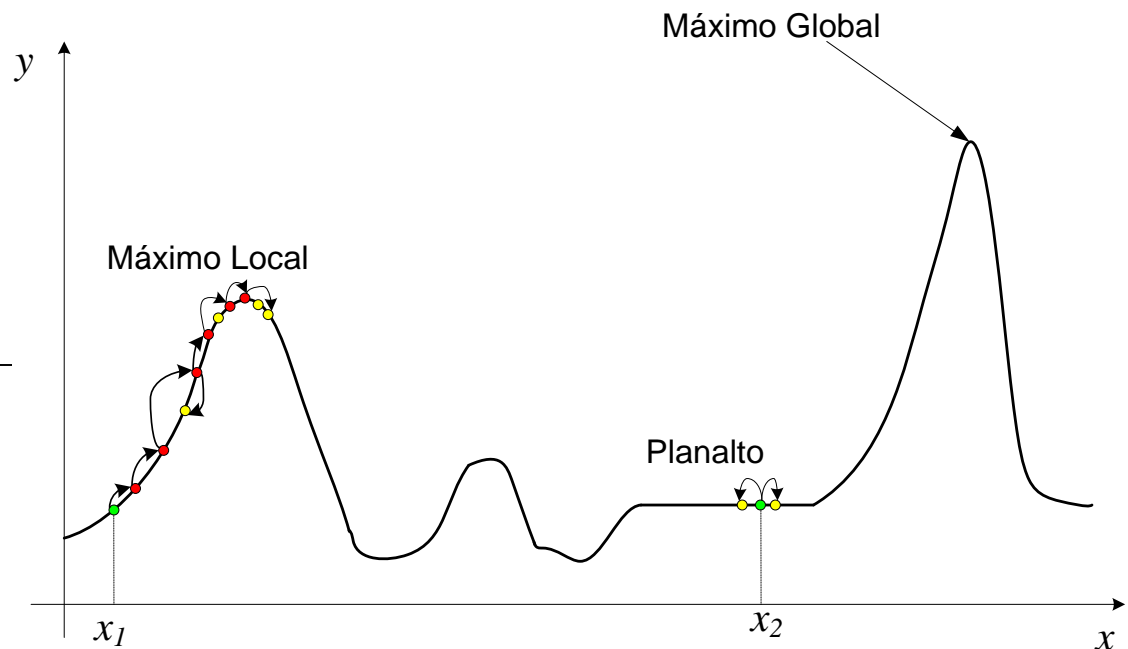
- Problema: Considerando um ponto inicial da pesquisa gerado aleatoriamente no espaço de pesquisa como chegar ao máximo global?



# Método da Subida da Colina

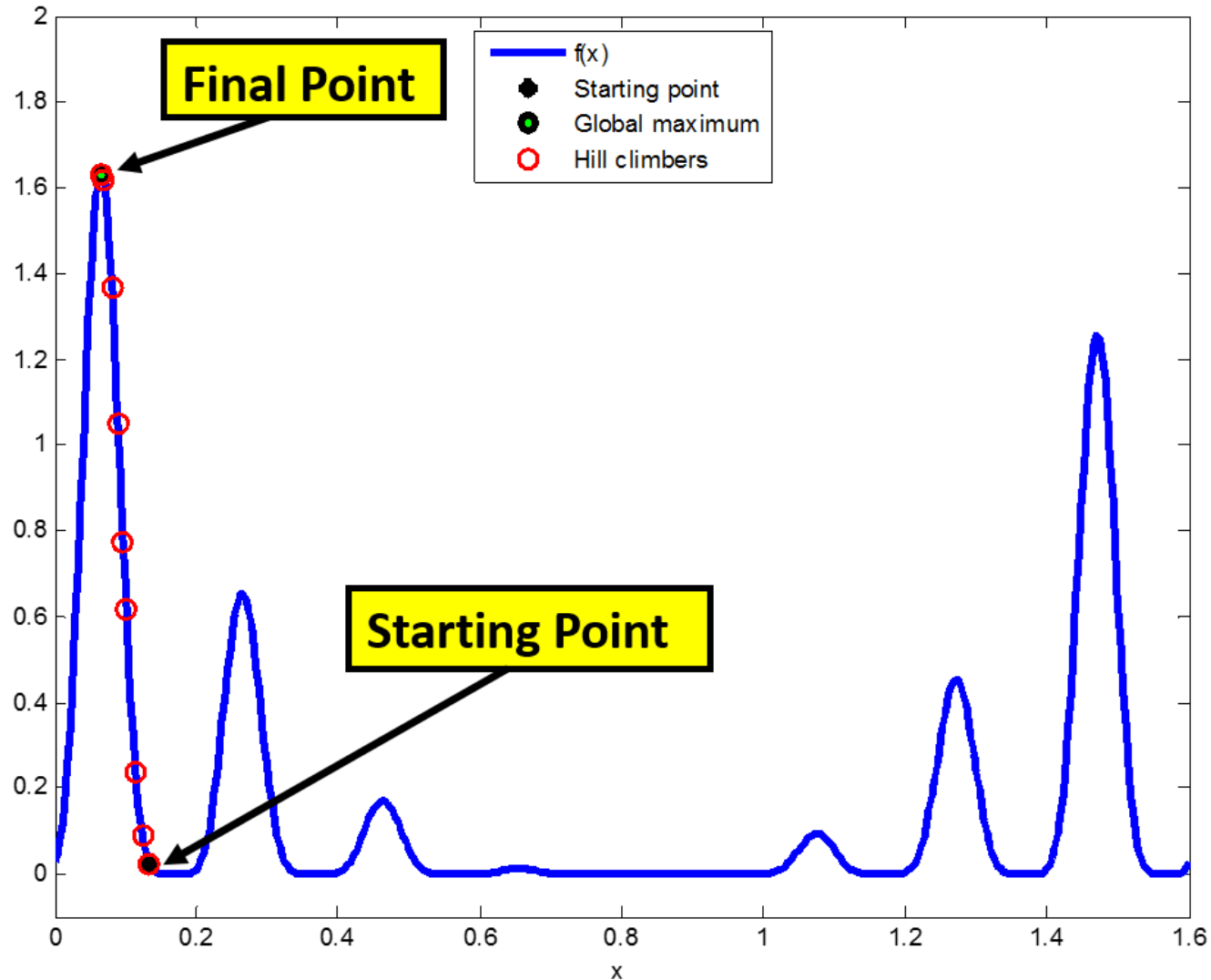
✖ Um algoritmo para a subida da colina ( maximização ):

```
t=0    % Contador de Iterações
inicializar  $x(t)$  aleatoriamente no espaço
while(!(critério de término))
    gerar uma nova solução  $x(t+1)$  aleatoriamente
    if  $f(x(t+1)) > f(x(t))$ 
         $x(t) = x(t+1)$ 
         $f(x(t)) = f(x(t+1))$ 
    end if
    t=t+1
end while
```



# Método da Subida da Colina

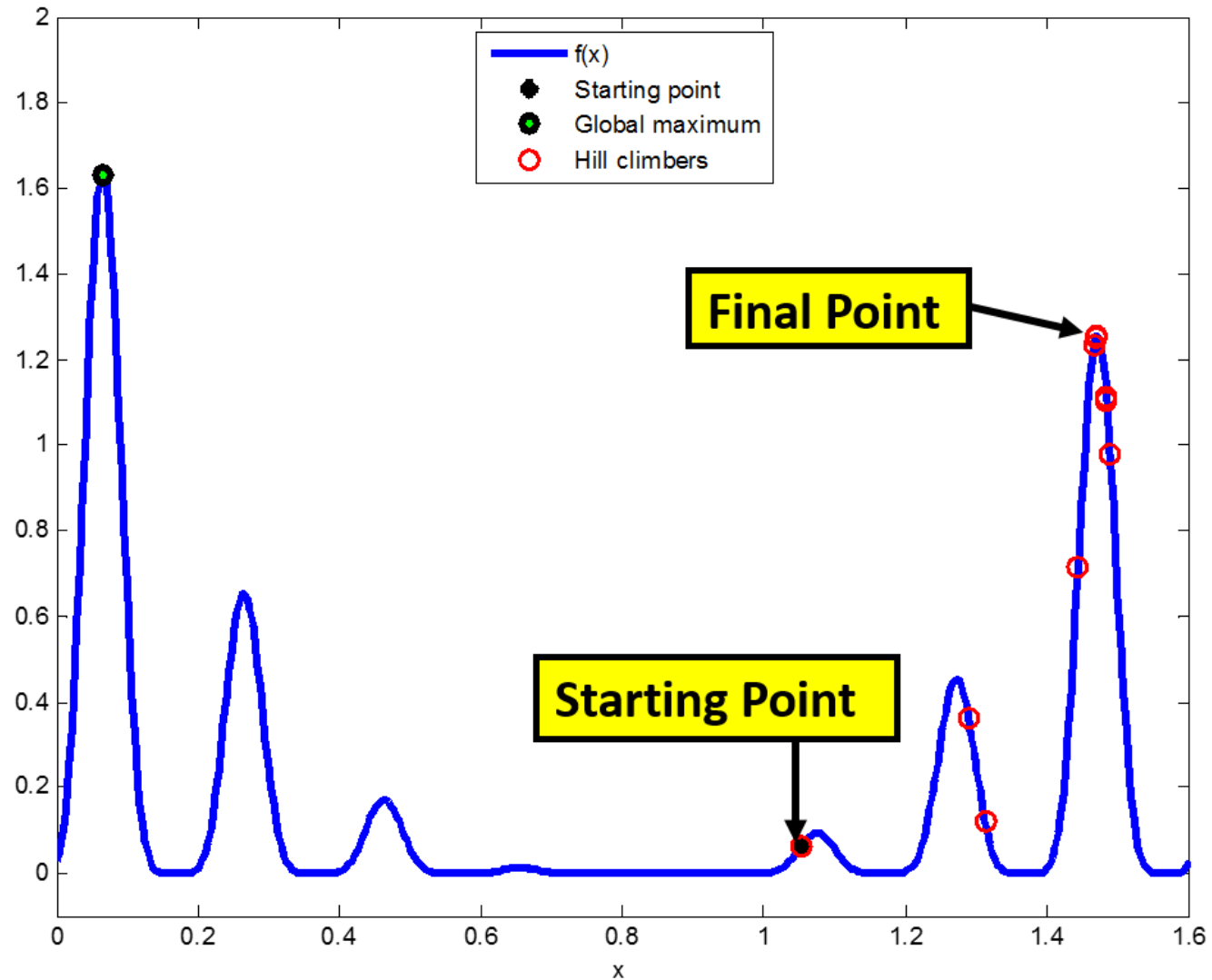
✓ Exemplo de uma execução do algoritmo com sucesso:





# Método da Subida da Colina

✓ Exemplo de uma execução do algoritmo com insucesso:



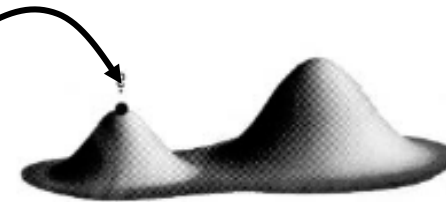
# Método da Subida da Colina

✓ Questões relevantes:

Como é que sabemos que estamos num máximo (ou mínimo) global e não num local?

Como é evitamos ficar presos num máximo (ou mínimo) local ?

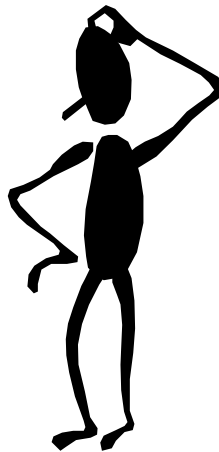
*Exemplo de um máximo local*



*Exemplo de um planalto*



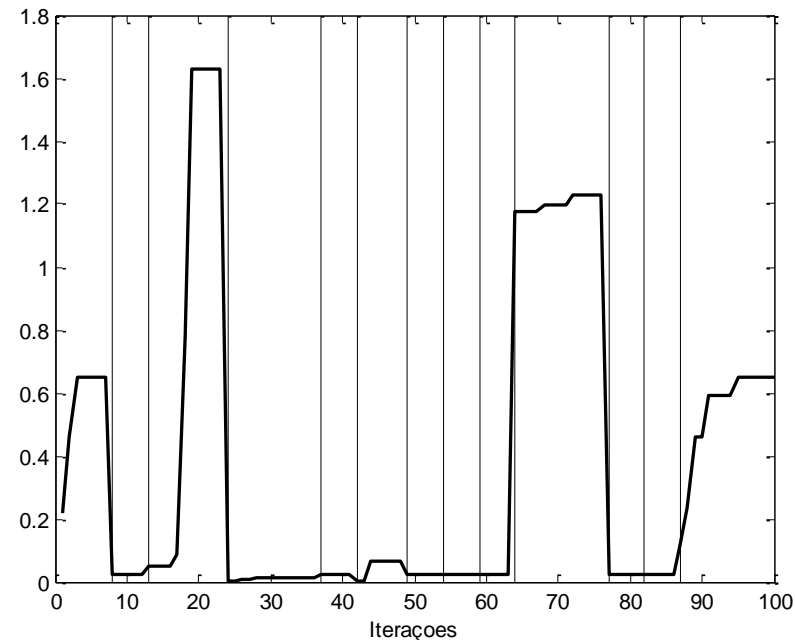
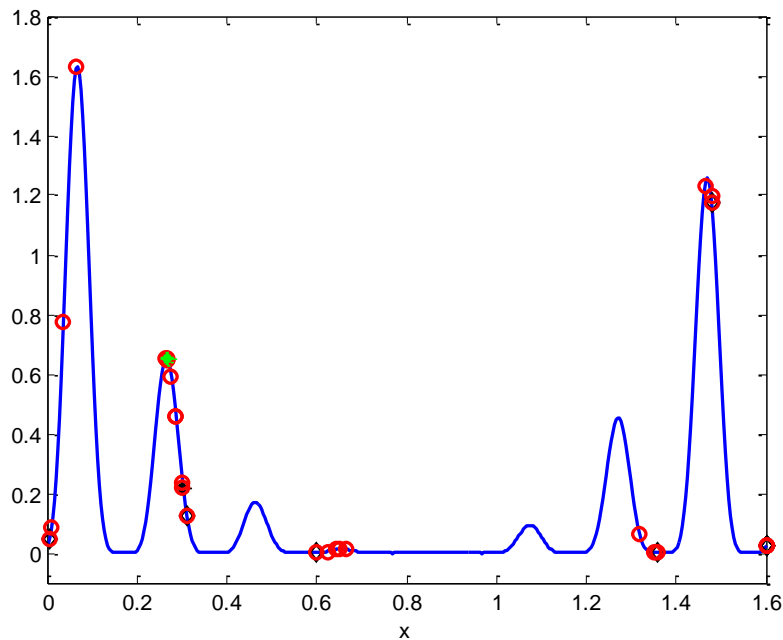
*Exemplo de um cume*



# Subida da Colina com Re-inicialização Múltipla ( *Hill-Climbing with Multiple Re-Start* )

Porque não repetir a pesquisa da subida da colina várias vezes?

Qual o critério a utilizar para re-inicializar a pesquisa?



100 iterações 12 re-inicializações

# Subida da Colina com Re-inicialização Múltipla

✖ Um algoritmo para a subida da colina com re-inicialização múltipla:

$t = 0$

*inicializar  $x(t)$  aleatoriamente*

*best\_x =  $x(t)$*

*best\_f =  $f(t)$*

*while*(!(critério de término))

*gerar uma nova solução aleatória  $x_{new}$*

*if*  $f(x_{new}) > f(x(t))$

*$x(t) = x_{new}$*

*$f(x(t)) = f(x_{new})$*

*if*  $f(x(t)) > f(best\_x)$

*best\_x =  $x(t)$*

*best\_f =  $f(x(t))$*

*end if*

*end if*

✖ Maximização

**Que critério de estagnação utilizar?**

*determinar critério de estagnação*

*if* pesquisa estagnada

*inicializar  $x(t)$  aleatoriamente*

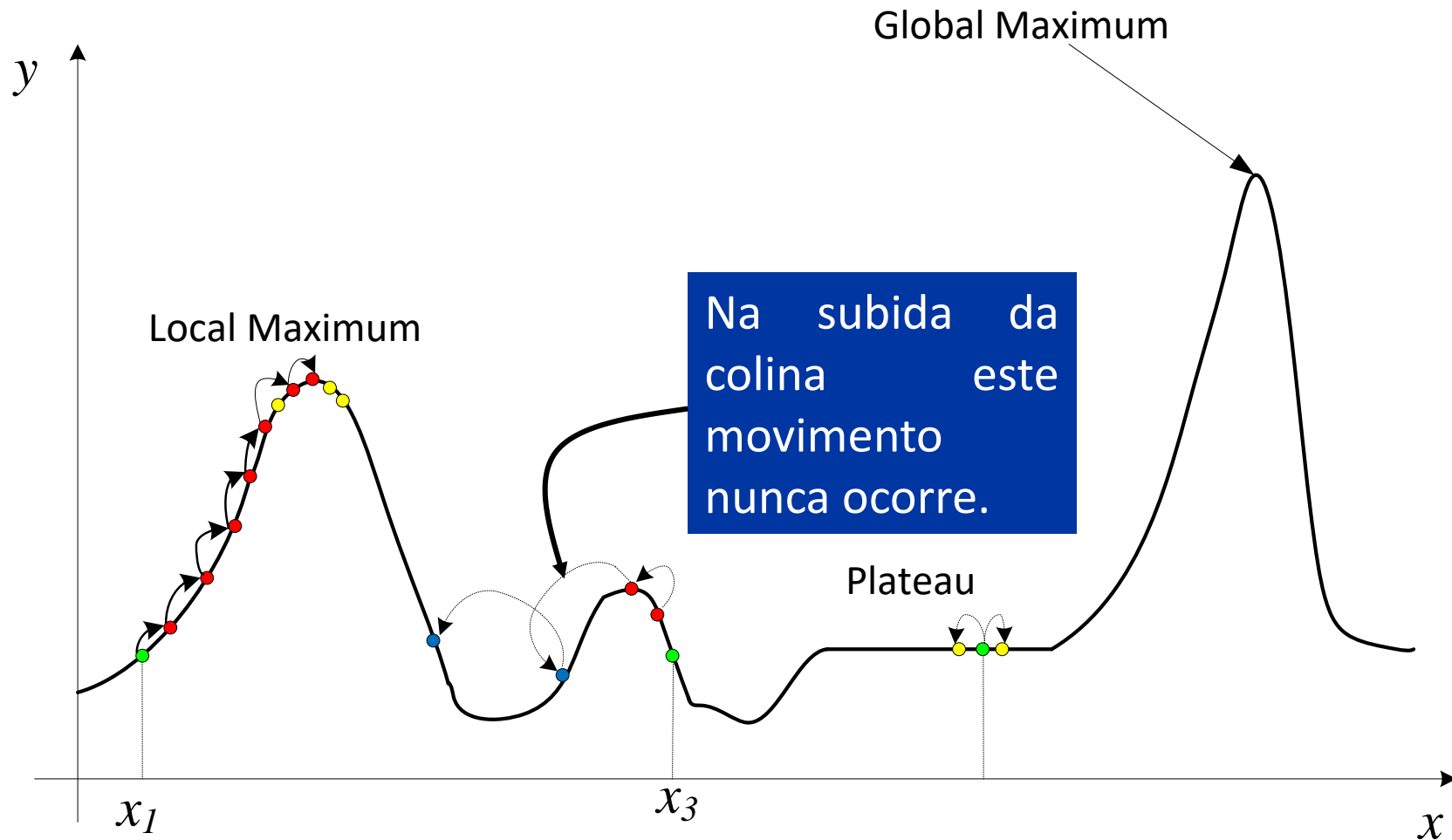
*atualizar  $f(x(t))$*

*end if*

*$t = t + 1$*

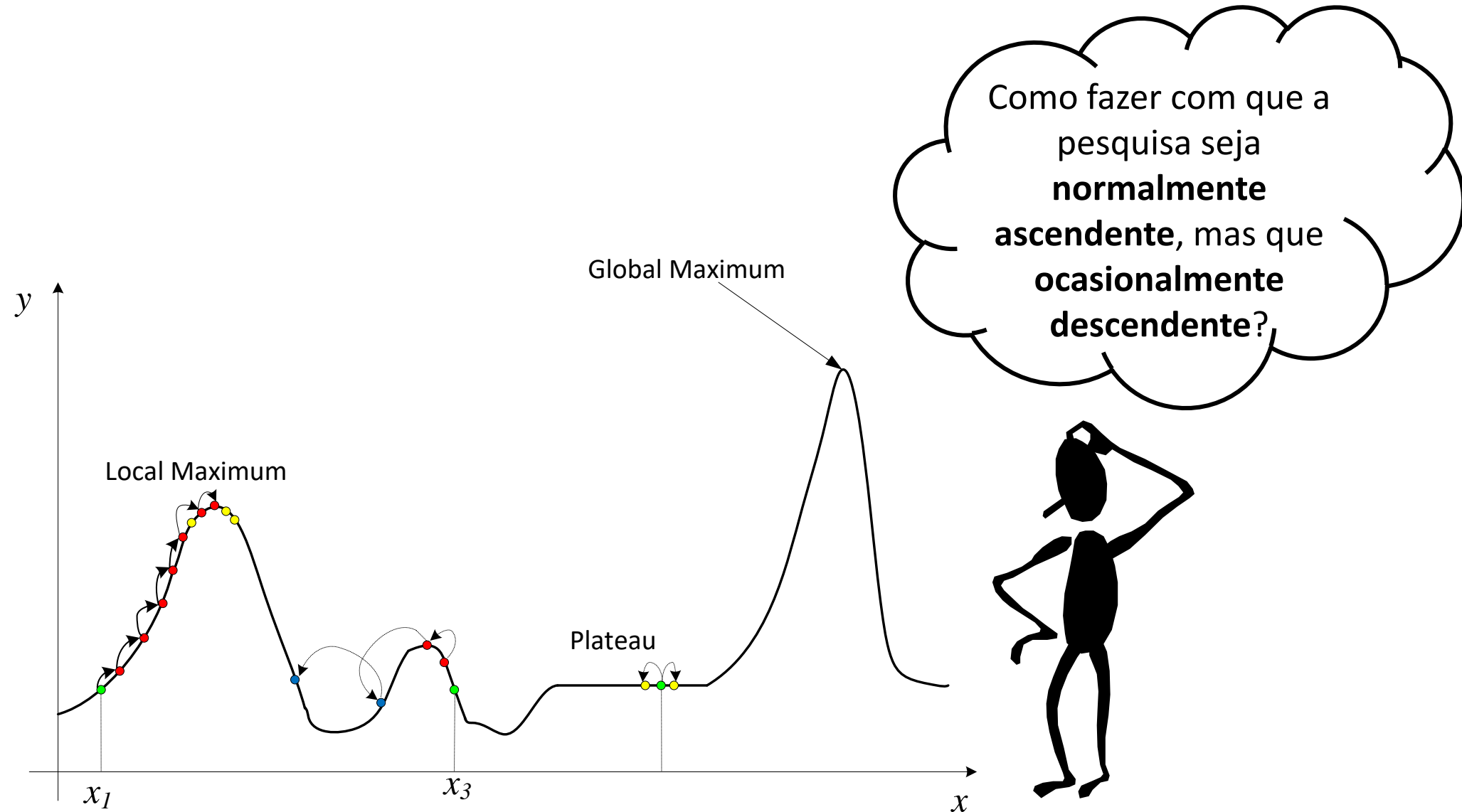
*end while*

# Métodos de Pesquisa Probabilísticos



Tal como na vida, na pesquisa, por vezes é preciso dar um passo atrás antes de dar dois ou mais passos para a frente.

# Métodos de Pesquisa Probabilísticos



# Métodos de Pesquisa Probabilísticos

## Função de Probabilidade

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^y}$$



# *Simulated Annealing (SA)*

- ✓ **A inspiração natural** da técnica do *Simulated Annealing (SA)* vem de um processo metalúrgico conhecido como *annealing*.
- ✓ Neste procedimento metalúrgico os metais são aquecidos a alta temperatura de forma a obter um estado líquido e depois arrefecido lentamente para evitar ruturas no material.
- ✓ Método proposto em 1983 por Kirkpatrick et al. baseado num algoritmo desenvolvido por Metropolis (1953).

- *Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. (pp. 671-680). Science.*
- *Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. Technical Report*



# *Simulated Annealing (SA)*

- ✓ Estabelece-se uma analogia entre a temperatura do metal e um parâmetro ajustável do algoritmo SA: T- Temperatura.

A ideia consiste em fazer com que a probabilidade de aceitar uma solução pior que a solução atual seja:

- Maior no início da pesquisa e
- Gradualmente tender para zero no fim da pesquisa.

**Energia da nova solução**

$f(x_{new})$



$$\Delta E(t) = E_{new} - E(t)$$



**Energia solução corrente (melhor até ao momento)**

$f(x(t))$

# *Simulated Annealing (SA)*

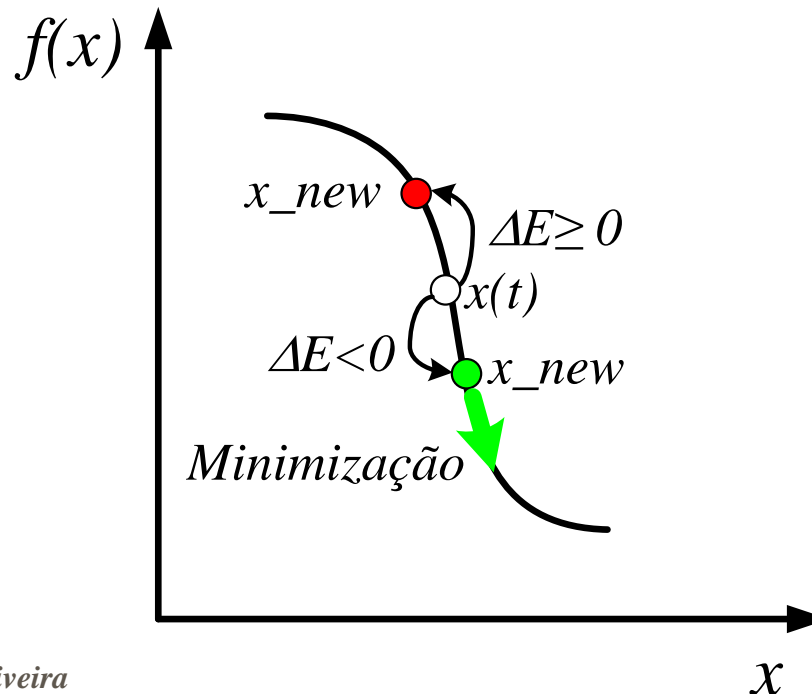
Energia da nova solução

$f(x_{new})$

$$\Delta E(t) = E_{new} - E(t)$$

Energia solução corrente (melhor até ao momento)

$f(x(t))$



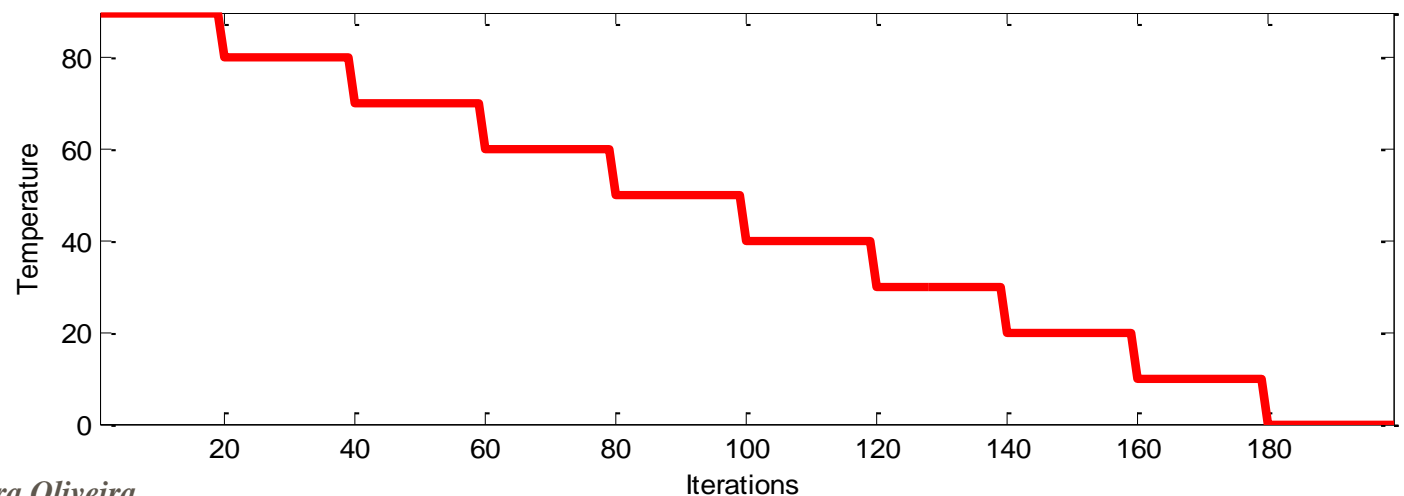
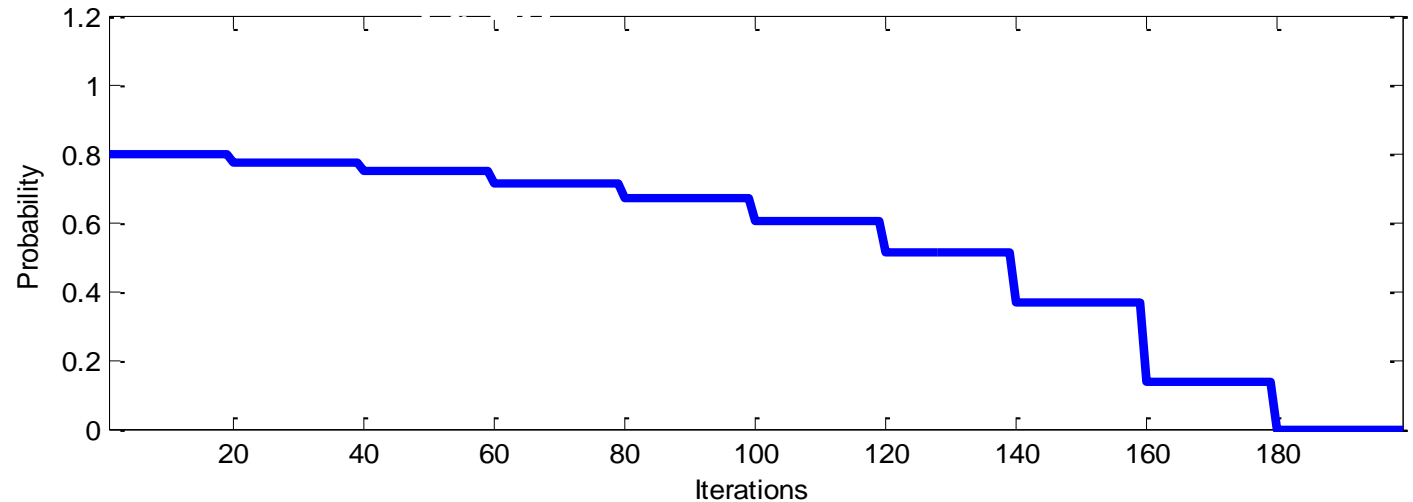
# Simulated Annealing (SA)

**Função de Probabilidade**

$$p(t) = e^{\frac{-\Delta E(t)}{T}}$$

Iter.	T
1	90
20	80
40	70
60	60
80	50
100	40
120	30
140	20
160	10
180	0

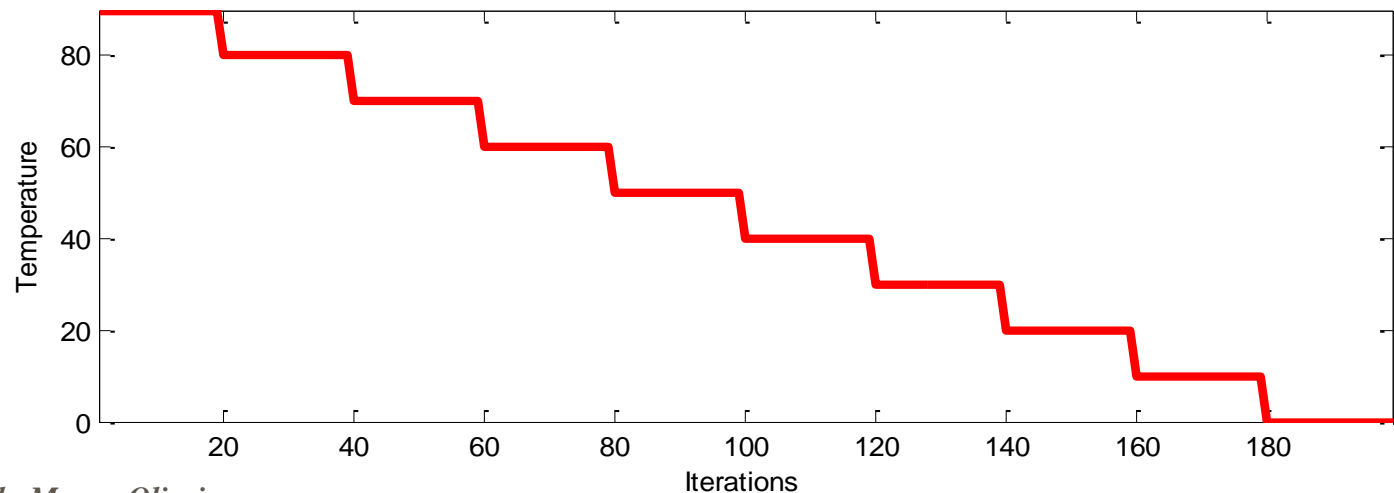
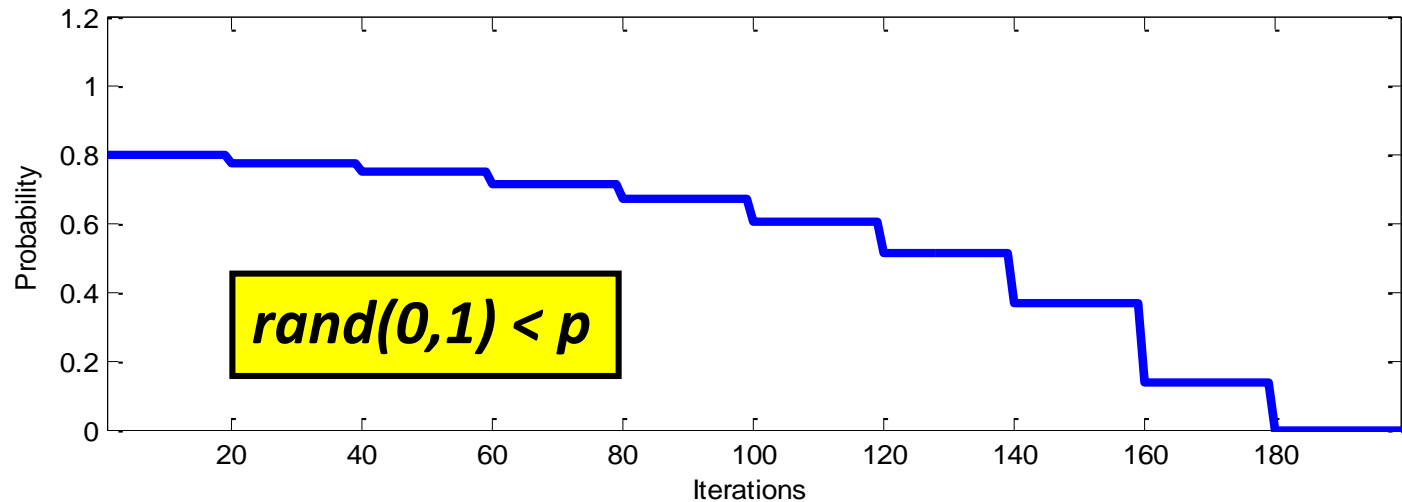
**Exemplo:  $\Delta E=20$  (const.)  $T_{init}=90$**



# Simulated Annealing (SA)

## Decisão Probabilística

- ✓ Com base numa comparação entre um número aleatório entre 0 e 1.



# Simulated Annealing (SA)

## Algoritmo:

$t = 0$

$T = T_{max}$

inicializar  $x(t)$  aleatoriamente

**while**(!(termination criterion))

$n = 1$ ;

**while**  $n \leq T_{it}$

inicializar  $x_{new}$  aleatoriamente

$\Delta E = \dots$

$p = \dots$

**if**  $\Delta E = f(x_{new}) - f(x(t)) < 0$  % Descida da colina

$x(t) = x_{new}$

$f(x(t)) = f(x_{new})$

**elseif**  $\text{rand}(0,1) < p$  % Subida da Colina

$x(t) = x_{new}$

$f(x(t)) = f(x_{new})$

**end if**

$n = n + 1$

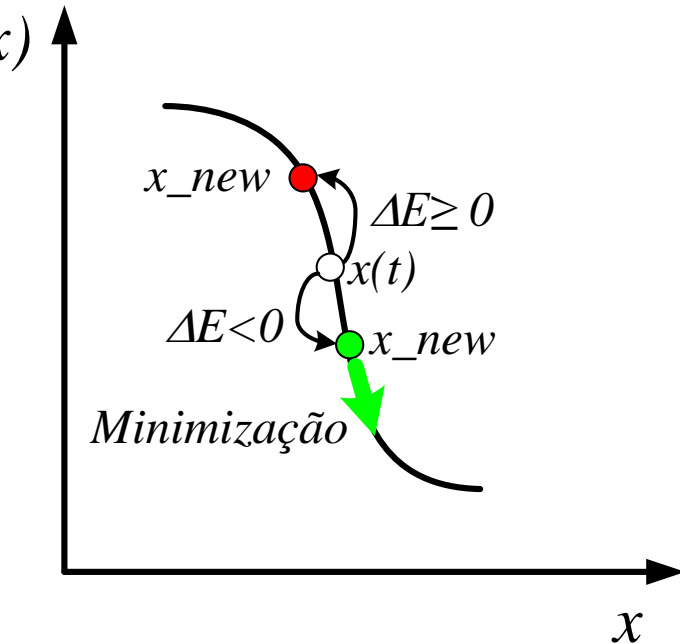
**end while**

$T = T_{new}$  % Temperatura diminuída

$t = t + 1$

**end while**

Melhoria



Pioria

# *Simulated Annealing (SA)*

- ✓ O sucesso da aplicação do SA depende do ajustamento correto de uma série de aspetos para cada aplicação, tais como
  1. O valor da temperatura inicial
  2. A relação de decaimento da temperatura utilizada
  3. A lei probabilística utilizada
  4. O número de repetições da pesquisa para cada valor da temperatura.

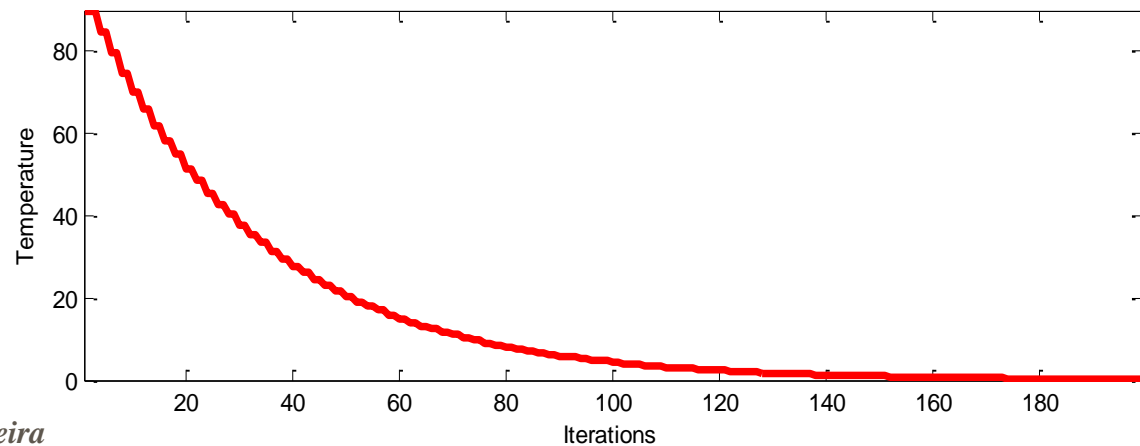
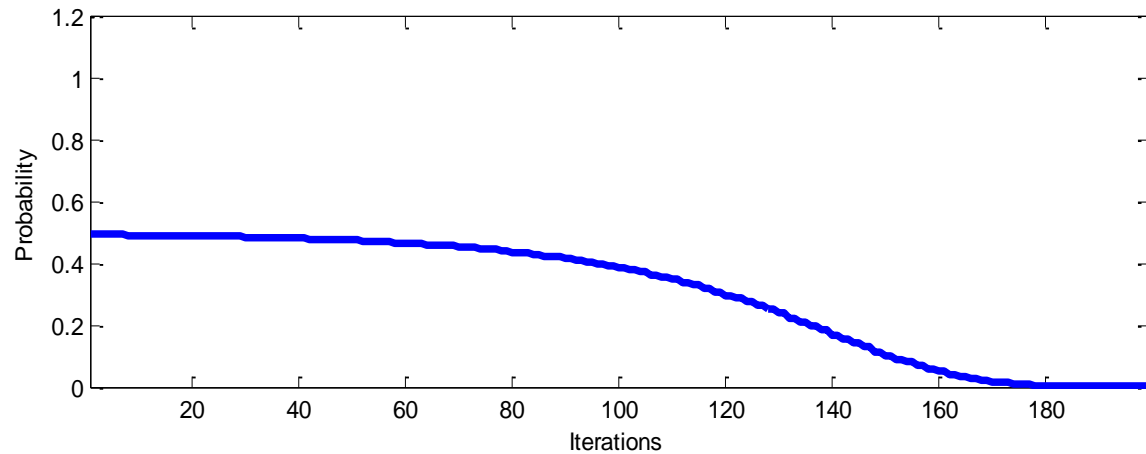
# Simulated Annealing (SA)

Exemplo:  $\Delta E=2$  (const.)  $T_{init}=90$   $T_{fin}=0$

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^{\frac{(E_{new} - E(t))}{T}}} = \frac{1}{1 + e^{\frac{\Delta E(t)}{T}}}$$

$$T_{new} = 0.94 T$$

Perfil



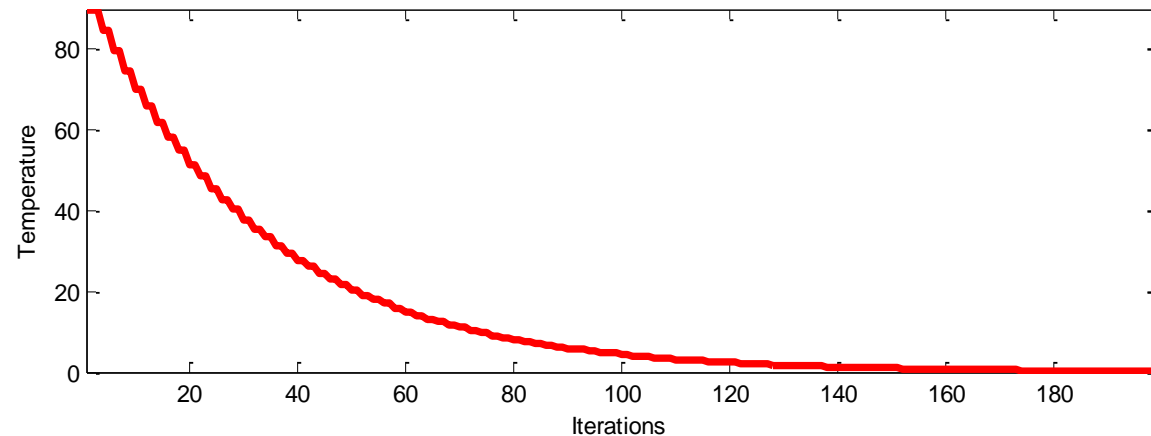
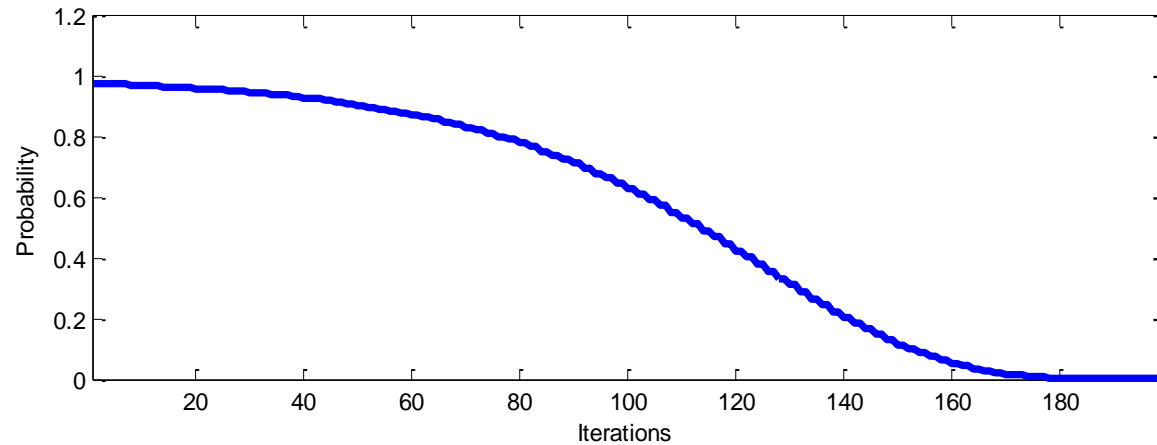
# Simulated Annealing (SA)

Exemplo:  $\Delta E=2$  (const.)  $T_{init}=90$

$$p(t) = e^{\frac{-\Delta E(t)}{T}}$$

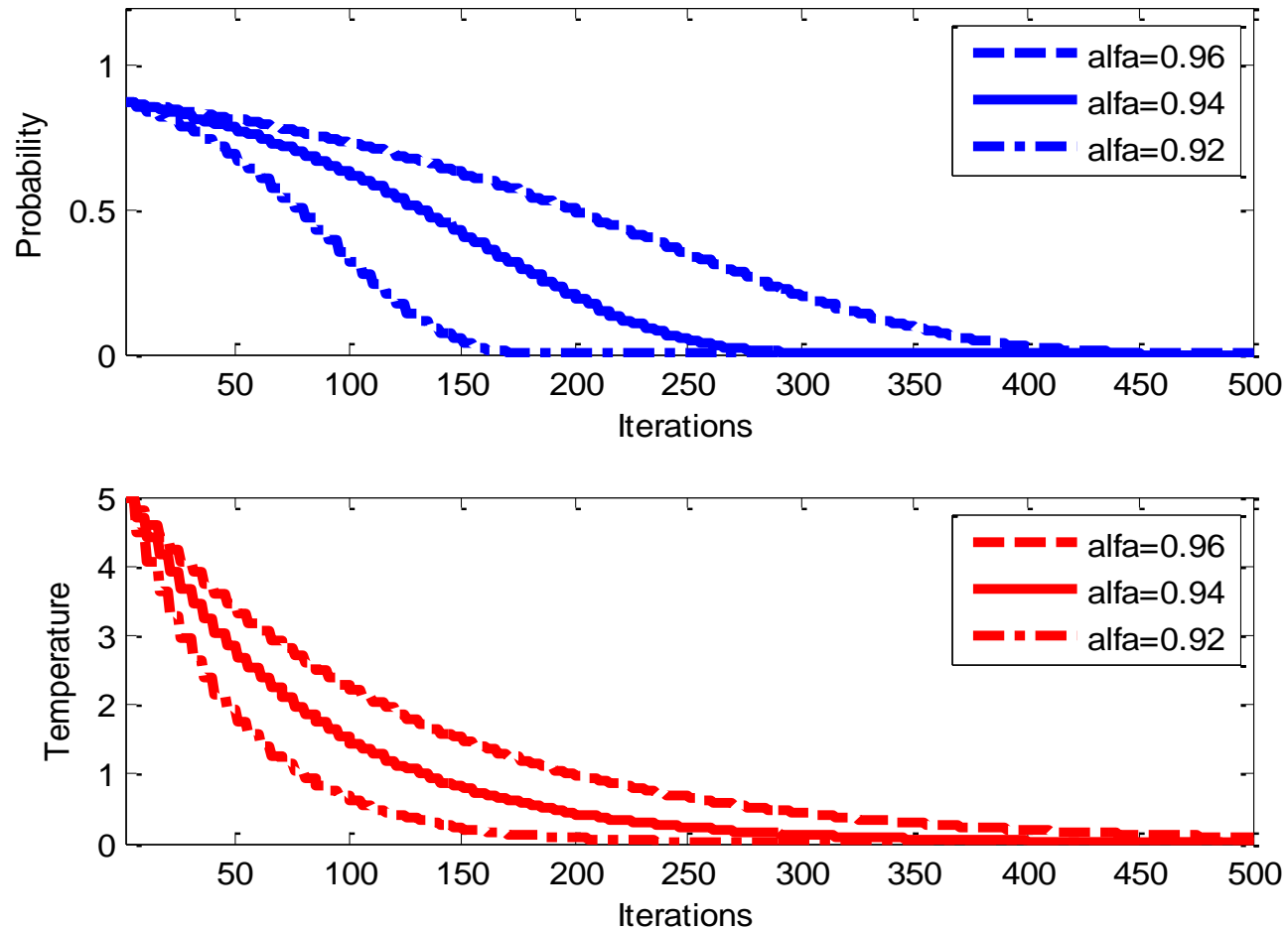
$$T_{new}=0.94 T$$

Perfil





# *Simulated Annealing (SA)*



# *Simulated Annealing (SA)*

## **Exemplo: Problema do Caixeiro Viajante ( *Traveling Salesman Problem* )**

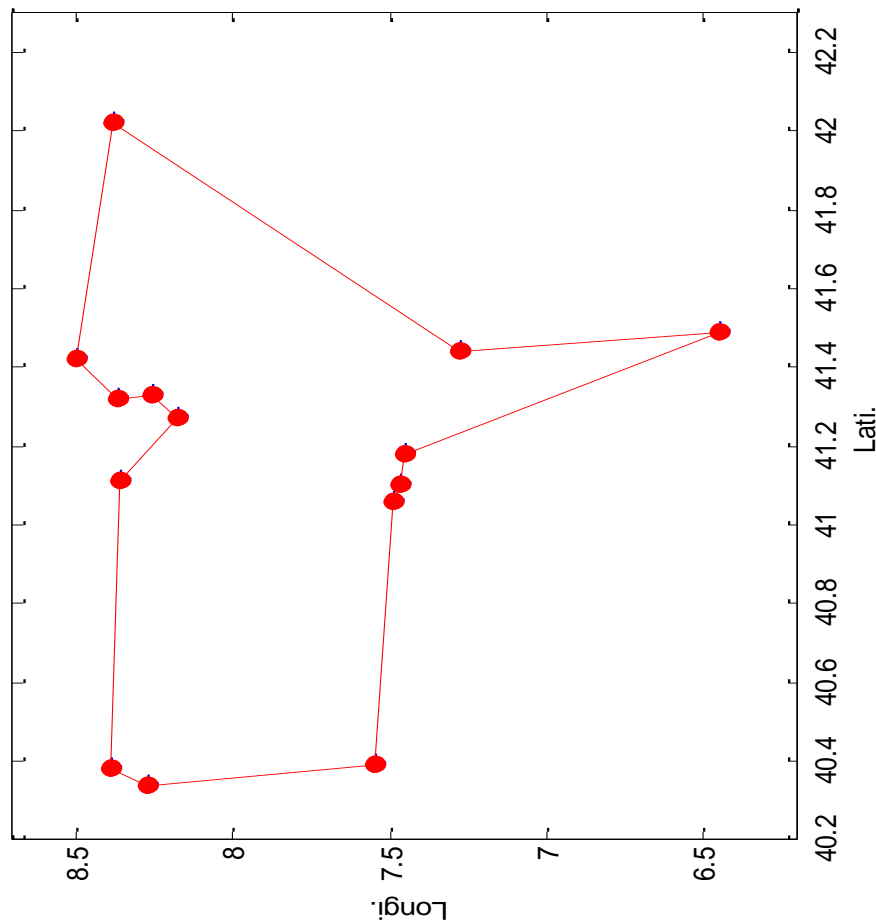
- ✓ Considere que um caixeiro viajante tem de fazer uma rota que inclua cidades que constam no seguinte mapa (com estrela).
- ✓ A única cidade que pode ser visitada duas vezes é a de origem.
- ✓ Qual o percurso que corresponde à distância mínima?



# Simulated Annealing (SA)

## Exemplo: Problema do Caixeiro Viajante ( *Traveling Salesman Problem* )

✓ Será esta solução?



# Simulated Annealing (SA)

## Exemplo: Problema do Caixeiro Viajante ( *Traveling Salesman Problem* )

✓ Ou esta? E com 20,30,40... cidades?

