# RACIOCÍNIO AUTOMÁTICO PARA OPTIMIZAÇÃO

Luís Morgado
ISEL-ADEETC

- Selecção da melhor opção a partir de um conjunto de opções possíveis de acordo com um critério de avaliação de opções
  - Maximização
  - Minimização

## Critério de avaliação

- Medida de ganho (performance)
- Medida de perda (*loss*)
- Medida de adequação (fitness)

### Definição formal

A– Conjunto de opções possíveis

f – Função de avaliação (define critério de avaliação)

$$f:A\to\mathbb{R}$$

$$\mathbf{x}_0 \in A$$

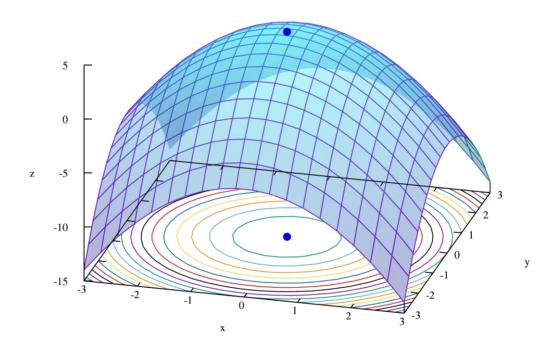
$$f(\mathbf{x}_0) \ge f(\mathbf{x}) \ \forall \mathbf{x} \in A$$

$$f(\mathbf{x}_0) \le f(\mathbf{x}) \ \forall \mathbf{x} \in A$$

## **Exemplo**

$$Z = f(x, y) = -(x^2 + y^2) + 4$$

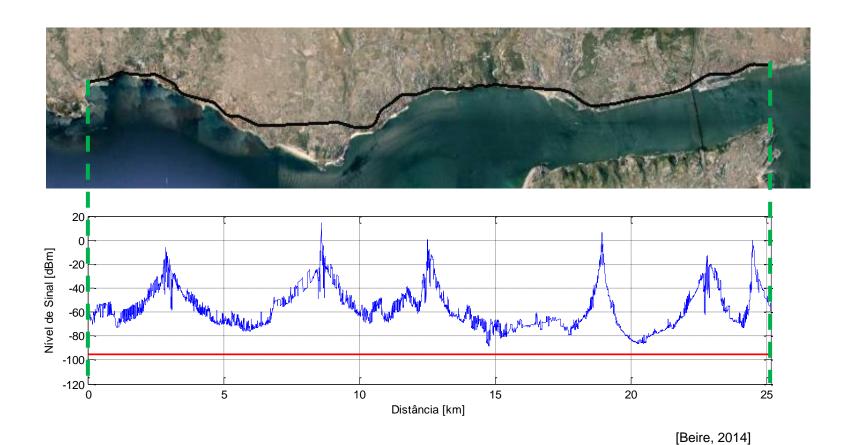
Máximo global: (x, y) = (0, 0), z = 4



- Métodos computacionais de optimização
  - Optimização matemática
    - Exemplos
      - Optimização linear
      - Descida de gradiente
  - Meta-heurísticas
    - Formas de procura em espaços de estados
    - Exemplos
      - Procura local sôfrega (Hill-climbing)
      - Têmpera simulada (Simulated anealing)
      - Algoritmos genéticos

# Exemplo: Optimização de Cobertura Rádio

 Optimizar o nível de sinal ao longo da linha através da estimação das estações base necessárias para garantir cobertura em toda a linha



# Exemplo: Optimização de Estruturas

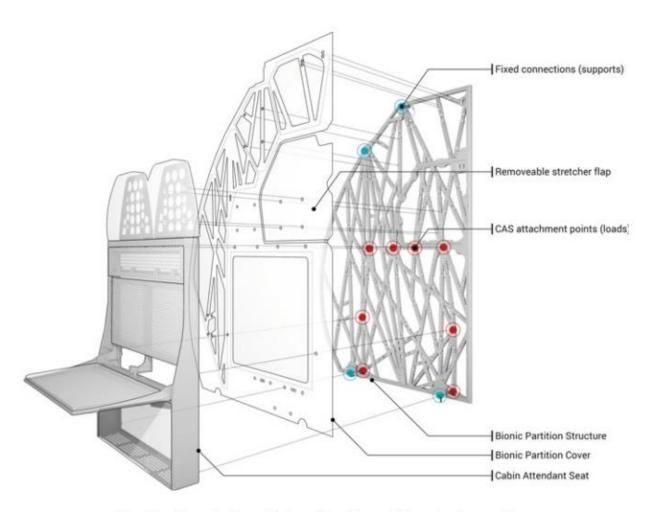
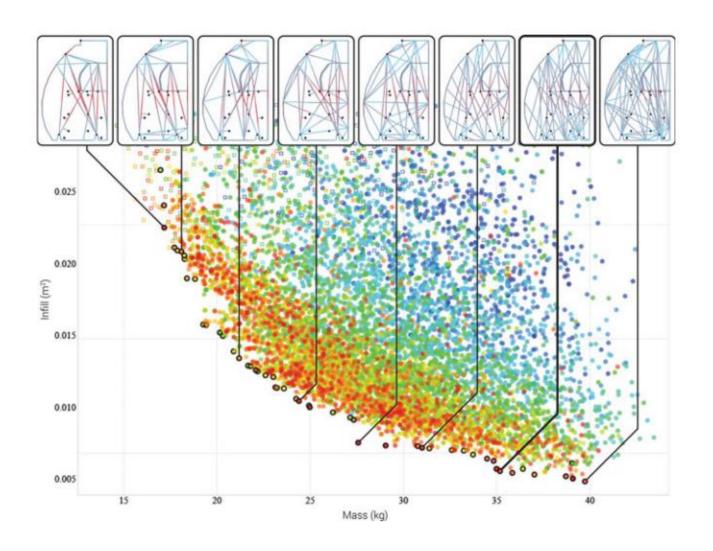
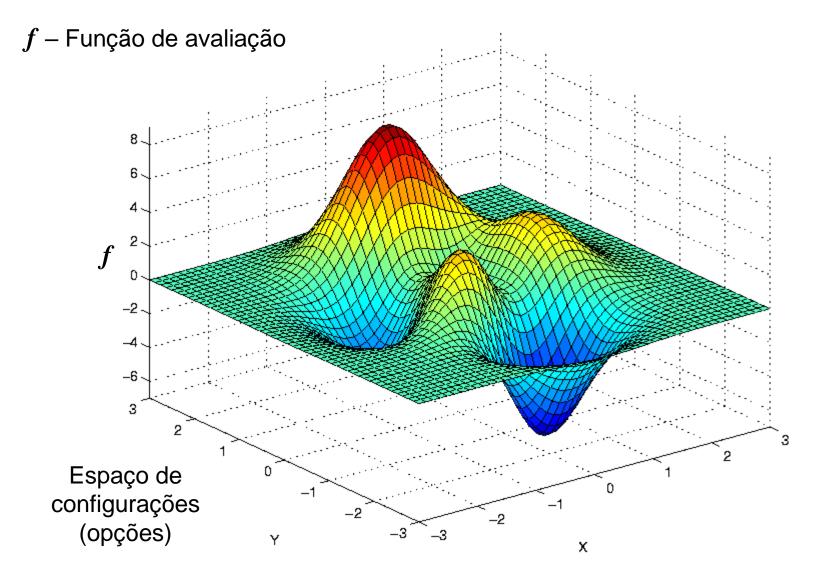


Fig. 1. Description of aircraft cabin partition design problem

# Exemplo: Optimização de Estruturas



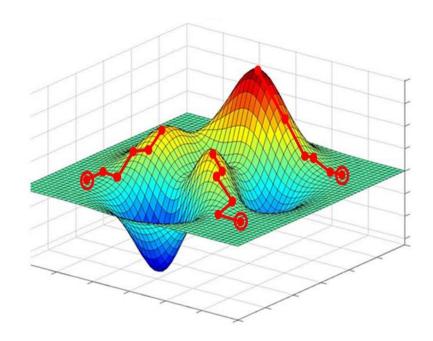
# **OPTIMIZAÇÃO**CRITÉRIO DE AVALIAÇÃO



# RACIOCÍNIO AUTOMÁTICO

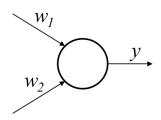
## RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS DE OPTIMIZAÇÃO

- Saber qual a melhor configuração de parâmetros de modo a maximizar uma função de valor ou de adequação
- Resultado: Configuração de parâmetros (estado)



Procura exaustiva não é viável → Procura local

# **Exemplo: Redes neuronais artificiais**



Configuração:  $w = (w_1, w_2)$ 



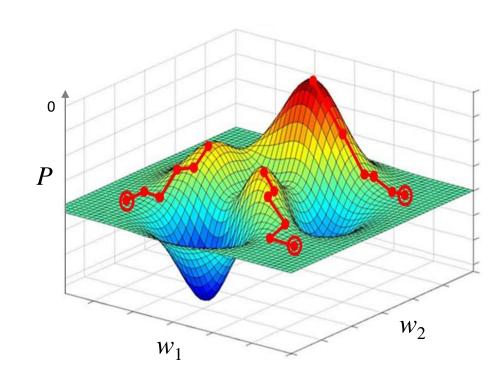
Vector de transformação de estado:

$$\Delta w = (\Delta w_1, \Delta w_2)$$

#### Critério de avaliação

Medida de ganho (*performance*)

$$P = -\sum_{s} \left( \sum_{z} (d_{sz} - o_{sz})^2 \right)$$



# RACIOCÍNIO ATRAVÉS DE PROCURA

# RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS DE OPTIMIZAÇÃO

#### Estado

- Representa uma configuração
- Espaço de estados

#### Transição

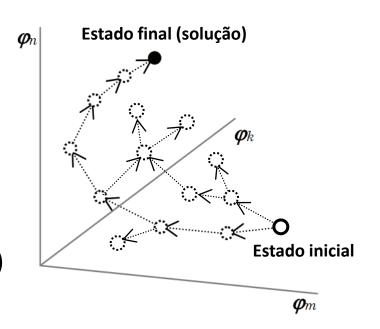
- Representa uma transformação de estado
  - Operador (de transição de estado)
  - Vector (de transição de estado)



• Função de valor de estado

#### Solução

Estado final



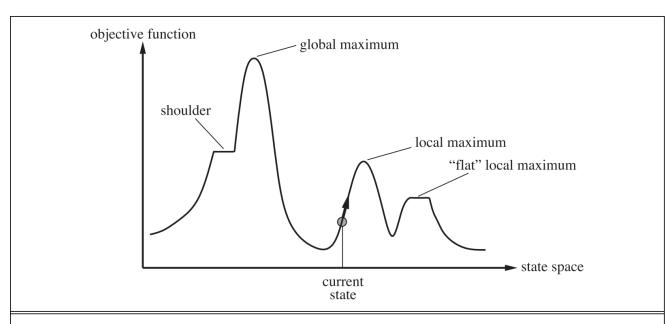
# PROCURA EM ESPAÇOS DE ESTADOS LOCAL

## Algoritmo Hill-Climbing

```
function HILL-CLIMBING(problem) returns a state that is a local maximum current \leftarrow \text{MAKE-NODE}(problem.\text{INITIAL-STATE})
loop do
neighbor \leftarrow \text{a highest-valued successor of } current
if neighbor.VALUE \leq current.VALUE then return current.\text{STATE}
current \leftarrow neighbor
```

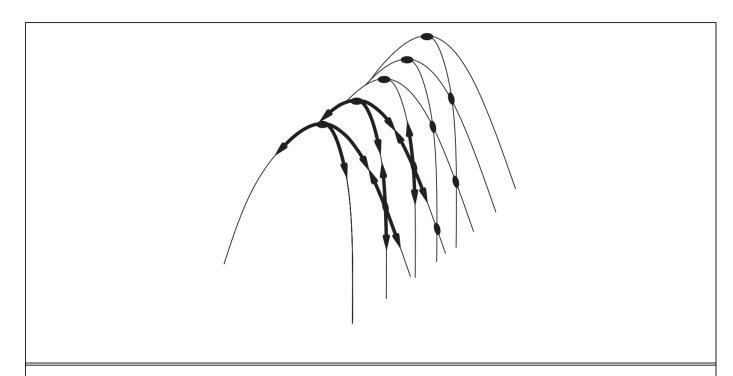
**Figure 4.2** The hill-climbing search algorithm, which is the most basic local search technique. At each step the current node is replaced by the best neighbor; in this version, that means the neighbor with the highest VALUE, but if a heuristic cost estimate h is used, we would find the neighbor with the lowest h.

# **PROBLEMA: Óptimos Locais**



**Figure 4.1** A one-dimensional state-space landscape in which elevation corresponds to the objective function. The aim is to find the global maximum. Hill-climbing search modifies the current state to try to improve it, as shown by the arrow. The various topographic features are defined in the text.

# **PROBLEMA: Óptimos Locais**



**Figure 4.4** Illustration of why ridges cause difficulties for hill climbing. The grid of states (dark circles) is superimposed on a ridge rising from left to right, creating a sequence of local maxima that are not directly connected to each other. From each local maximum, all the available actions point downhill.

#### **Características**

- Completo
  - Não é completo
- Óptimo
  - Não é óptimo
- Complexidade
  - Espacial
    - O(b)
  - Temporal
    - O(d)

# PROCURA EM ESPAÇOS DE ESTADOS LOCAL

- Soluções para o problema dos óptimos locais
  - Manter memória de estados visitados
    - Complexidade espacial exponencial
    - Não é viável para problemas gerais com espaços de estados de grande dimensionalidade
  - Mecanismos de exploração não exaustiva
    - Amostragem estocástica do espaço de estados
    - Controlo de *exploração / aproveitamento* 
      - Exploração
        - » Seleccionar operador com um critério de base aleatória
      - Aproveitamento
        - » Gradiente conhecimento local
        - » Seleccionar operador de seguida de gradiente
        - » Acção sôfrega (greedy)

#### **Variantes**

- Hill-Climbing estocástico
  - Escolha aleatória entre sucessores que aumentam o valor de estado
  - Convergência mais lenta que Hill-climbing
  - Pode encontrar melhores soluções
    - Consoante a topologia do espaço de estados
  - Não completo

#### • Hill-Climbing estocástico com único sucessor

- Sucessores gerados aleatoriamente até um aumentar o valor de estado
- Útil quando o número de sucessores por estado é muito elevado
- Não completo

#### • Hill-Climbing com reinício aleatório

- Procura é reiniciada a partir de estados iniciais aleatórios, até ser atingido um objectivo
- Completo

# PROCURA EM ESPAÇOS DE ESTADOS LOCAL

- Métodos de têmpera simulada
  - (Simulated Annealing)
  - Adaptação dinâmica de parâmetros do método de procura
  - Amostragem
  - Restrição temporal
    - Soluções aproximadas
  - Analogia com a têmpera do metal
    - Aquecimento
      - Flexibilidade
    - Arrefecimento
      - Restrição

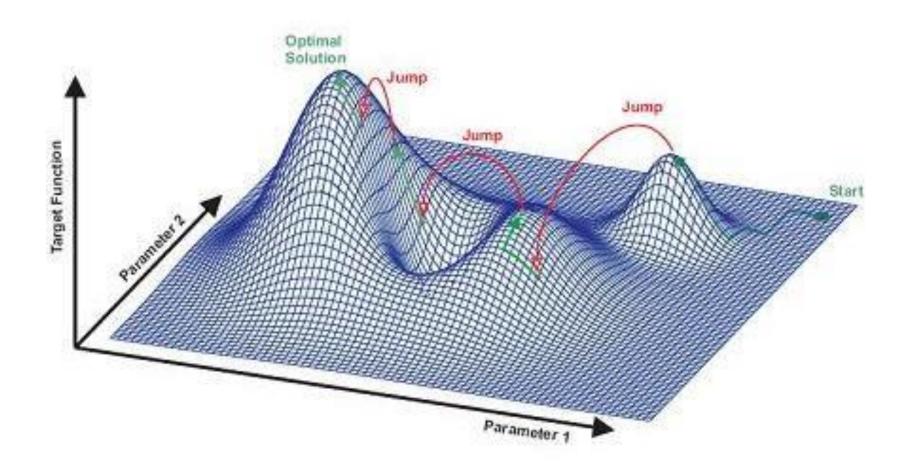
# PROCURA EM ESPAÇOS DE ESTADOS LOCAL

## Algoritmo Simulated Annealing

```
function SIMULATED-ANNEALING(problem, schedule) returns a solution state inputs: problem, a problem schedule, \text{ a mapping from time to "temperature"} current \leftarrow \text{MAKE-NODE}(problem.\text{INITIAL-STATE}) \textbf{for } t = 1 \textbf{ to } \infty \textbf{ do} T \leftarrow schedule(t) \textbf{if } T = 0 \textbf{ then return } current next \leftarrow \text{ a randomly selected successor of } current \Delta E \leftarrow next.\text{VALUE} - current.\text{VALUE} \textbf{if } \Delta E > 0 \textbf{ then } current \leftarrow next \textbf{else } current \leftarrow next \textbf{ only with probability } e^{\Delta E/T}
```

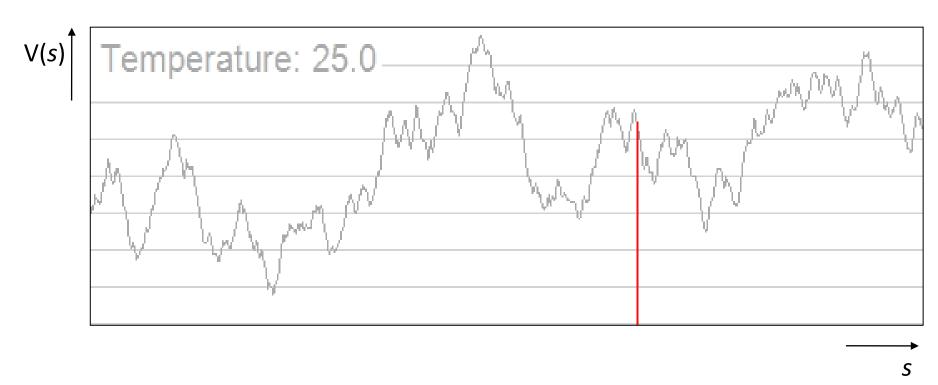
Figure 4.5 The simulated annealing algorithm, a version of stochastic hill climbing where some downhill moves are allowed. Downhill moves are accepted readily early in the annealing schedule and then less often as time goes on. The schedule input determines the value of the temperature T as a function of time.

## ALGORITMO SIMULATED ANNEALING



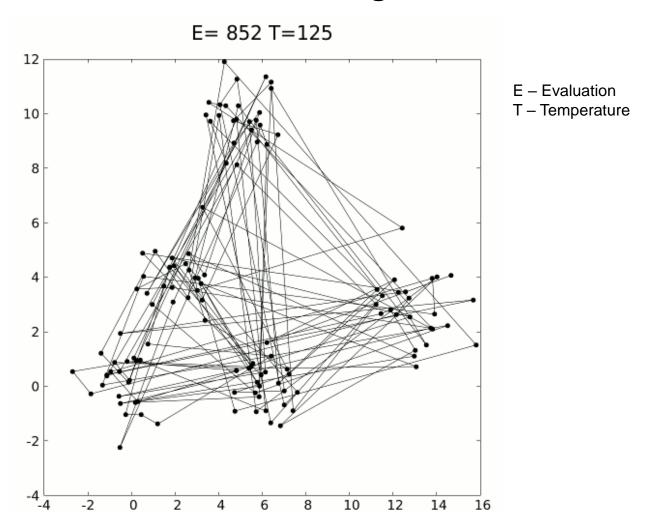
## ALGORITMO SIMULATED ANNEALING

## Exemplo



#### PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE

Determinar a menor rota para visitar um conjunto de cidades, retornando à cidade de origem



# RESOLUÇÃO DE UM PROBLEMA

# Elementos a considerar na resolução de um problema de optimização

#### Problema

- Representa informação de contexto do problema
  - e.g. distâncias entre cidades (problema do caixeiro viajante)
- Função de avaliação de estado
- Estado inicial
- Operadores de transformação de estado

#### Estado

- Representa uma configuração de resolução do problema
  - e.g. configuração de rainhas no tabuleiro (problema das N-Rainhas)
- Realiza encapsulamento de manipulação da configuração de estado

# RESOLUÇÃO DE UM PROBLEMA

#### Operador

- Representa transformação de estado
- Aplicado a um estado, retorna
  - Um estado sucessor, ou
  - Conjunto de estados sucessores
- Deve produzir transformações locais de estado, reflectindo as características do domínio do problema
  - e.g. movimentação de uma rainha (problema das N-Rainhas)
  - e.g. alteração de sequência parcial do percurso (problema do caixeiro viajante)
- Transformações de estado com carácter aleatório correspondem à introdução de um pendor de amostragem global
  - Degeneram numa procura puramente estocástica
  - Degradação de desempenho

#### Resultados

- Número de iterações para obter solução
- Qualidade da solução

# REFERÊNCIAS

[Russel & Norvig, 2010]

S. Russell, P. Norvig, "Artificial Intelligence: A Modern Approach", 3rd Ed., Prentice Hall, 2010

[Beire et. Al., 2014]

A. Beire, N. Cota, H. Pita, A. Rodrigues, "Automatic tuning of Okumura-Hata model on railway communications", International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC), 2014

[Nagy et al., 2018]

D. Nagy, D. Zhao, D. Benjamin, "Nature-Based Hybrid Computational Geometry System for Optimizing Component Structure", Humanizing Digital Reality, Springer Nature, 2018