

# Computação Bio-Inspirada

---

Fabrício Olivetti de França

01 de fevereiro de 2020



1. Problemas
2. Desafios adicionais
3. Conceitos Básicos
4. Heurísticas
5. Heurísticas Populacionais

# Problemas

---

Os problemas do mundo real costumam serem difíceis de resolver:

- O número de soluções é grande demais para verificar todas as possibilidades
- O problema é difícil de ser formulado computacionalmente, e precisamos simplificá-lo
- A função que avalia a qualidade de uma solução pode ser ruidosa ou variar com o tempo
- Existem muitas restrições associadas

Um problema pode ser formulado como um **problema de busca** ou **problema de otimização**.

**Problema de busca:** Dado um conjunto de soluções candidatas  $X$  e a propriedade  $P : X \rightarrow \{V, F\}$ , encontre um  $x \in X$  tal que  $P(x)$ .

O problema satisfatibilidade booleana (SAT) é definido como "dada uma expressão booleana  $F(x)$ , atribuir valores de verdadeiro ou falso para cada variável  $x_i$  de tal forma que a expressão avalie para verdadeira.

Por exemplo:

$$F(x) = (x_1 \vee x_3 \vee \neg x_4) \wedge (x_2 \vee \neg x_3)$$

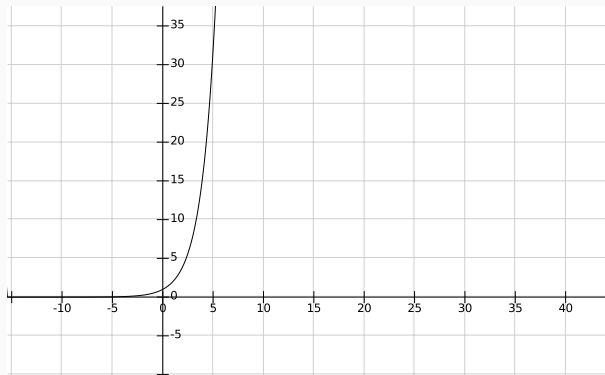


Para facilitar, podemos utilizar 0 e 1 para representar falso e verdadeiro, respectivamente. Temos então,  $2^4 = 16$  soluções candidatas:

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
0	0	0	0
0	0	0	1
0	0	1	0
0	0	1	1

...

Conforme a quantidade de variáveis aumenta, o número de soluções candidatas aumenta exageradamente:



$n$	$2^n$
1	2
5	32
10	1024
100	1.2e30
1000	1.1e301

**Problema de otimização:** Dado um conjunto de soluções candidatas  $X$  e uma função de critério  $F : X \rightarrow \mathbb{R}$ , encontre um  $x \in X$  tal que  $x \in \operatorname{argmax}_{y \in X} F(y)$ .

$$G2(x) = \left| \frac{\sum_{i=1}^n \cos^4(x_i) - \prod_{i=1}^n \cos^2(x_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ix_i^2}} \right|$$

sujeito a:

$$\prod_{i=1}^n x_i \geq 0.75$$

$$\sum_{i=1}^n x_i \leq 7.5n$$

$$0 \leq x_i \leq 10 \text{ for } 1 \leq i \leq n.$$

Conceitualmente o número de soluções candidatas é infinito. Porém, em um computador temos um limite da precisão de um *float*.

Assumindo que podemos representar até 6 casas decimais, então teremos 10.000.000 valores distintos para cada variável  $x_i$ .

Com isso temos  $10.000.000^n = 10^{7n}$  soluções candidatas.

O Problema do Caixeiro Viajante é um problema de otimização combinatória em que, dado um grafo ponderado com  $n$  vértices queremos encontrar um **ciclo euleriano** de menor custo.

Ou seja, qual a sequência de nós que deve ser visitada de tal forma que cada nó seja visitado uma única vez, exceto pelo primeiro que deve ser o final do nosso caminho.



Um candidato a solução desse problema é simplesmente uma permutação dos  $n$  vértices do grafo descontados das permutações que representam o mesmo ciclo:

1 - 2 - 3 - 4

2 - 3 - 4 - 1

3 - 4 - 1 - 2

...

Com isso o conjunto de soluções candidatas possui  $n!/(2n) = (n - 1)!/2$  elementos.

A diferença entre os dois é que ao encontrar uma solução  $x$  para o problema de busca, não precisamos continuar procurando para provar que ela é a solução que queremos. No de otimização é necessário verificar todas as soluções candidatas.

## **Desafios adicionais**

---

Alguns problemas apresentam algumas restrições que removem algumas das soluções candidatas do seu espaço de busca.

Ao remover essas soluções, causa uma descontinuidade no espaço, dificultando a tarefa.

Certos problemas possuem imprecisões na medição da função-objetivo:

- Medições ruidosas
- Custo de medição caro - aproximação
- A medição muda com o tempo
- A solução pode variar ao ser implementada

## Múltiplos objetivos conflitantes

Em alguns casos existem mais do que um objetivo a ser atendido, e eles conflitam entre si:

- Segurança x Velocidade de um veículo
- Valor esperado com baixa variância
- Durabilidade x Custo

# Conceitos Básicos

---



O conjunto de soluções candidatas para um problema é denominado **espaço de busca**.

A escolha da representação da solução de um problema tem um impacto direto no tamanho do espaço de busca e em suas propriedades:

- O espaço é contínuo?
- Duas soluções similares tem uma diferença pequena na função que mede sua qualidade?

Para o SAT podemos simplesmente utilizar um vetor de números binários.

No TSP podemos escolher um vetor de inteiros representando a ordem de visita dos nós.

Para a otimização não-linear, podemos representar como um vetor de números binários ou um vetor de números de ponto flutuante.

Considere o problema das 8 rainhas: “Em um tabuleiro de xadrez de tamanho  $8 \times 8$  queremos posicionar oito rainhas de tal forma que nenhuma delas é atacada pelas outras”.

Uma representação natural é uma matriz com valores binários sendo que o valor 1 representa que existe uma rainha naquela coordenada.

Porém sabemos que não é permitido que duas rainhas estejam posicionadas na mesma linha, com isso reduzimos nosso espaço de busca para vetores unidimensionais em que  $x_i$  indica a linha em que uma rainha está alocada na coluna  $i$ .

A **função-objetivo** é uma função que recebe uma solução e retorna um valor, geralmente real, que mede sua qualidade.

Cada problema deve especificar se queremos maximizar ou minimizar tal função.



Para a otimização não-linear, a função-objetivo é a própria função sendo otimizada.

No caso do TSP podemos simplesmente calcular a distância do percurso de cada solução.

Já para o SAT, qualquer solução que não for a correta, resultará simplesmente no valor Falso.

Podemos assumir a função na Forma Normal Conjuntiva e contar quantos termos avaliam para verdadeiro, uma vez que o objetivo é que todos os termos sejam verdadeiros.

O conceito de vizinhança de uma solução  $s$  é definido como todas as soluções próximas a  $s$ .

A função de vizinhança pode ser definida de duas formas:

- através de uma medida de distância entre duas soluções
- com uma função que projeta uma solução em um conjunto das partes

Por exemplo, para o problema de otimização não-linear, podemos definir a distância euclidiana ( $f : S \times S \rightarrow \mathbb{R}$ ) entre dois pontos:

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_i (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

E a vizinhança como:

$$N(x) = \{y \in S \mid d(x, y) \leq \epsilon\}$$

Para o SAT podemos definir a distância de Hamming que conta quantos bits diferem entre duas soluções.

A outra forma é definir uma função  $f : S \rightarrow 2^S$  que, dado uma solução, retorna um conjunto de soluções vizinhas.

No TSP podemos definir uma função de vizinhança que troca a posição de dois nós na solução:

[1, 2, 3, 4, 5]

[4, 2, 3, 1, 5]

Note que a função  $f : S \rightarrow 2^S$  é equivalente a  $f : S \rightarrow S \rightarrow 2$  e  $f : (S \times S) \rightarrow 0, 1$ .

Ou seja, é uma função que pega duas soluções  $s_1, s_2$  e retorna verdadeiro se elas forem vizinhas entre si.

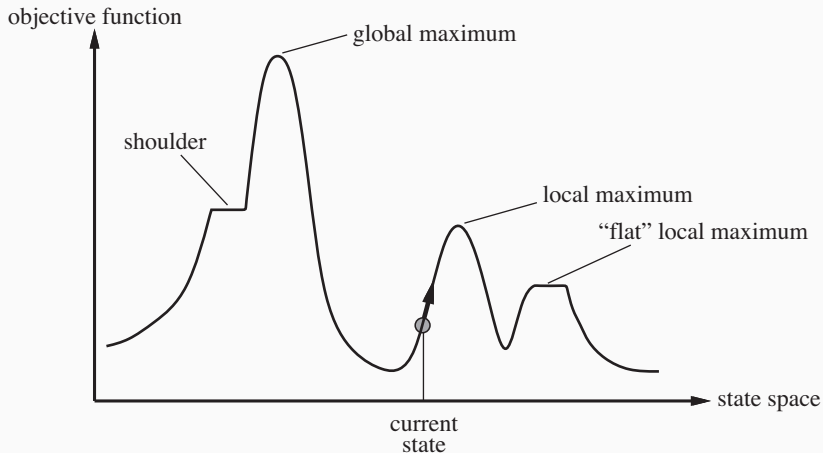
A ideia de vizinhança nos permite pensar em uma busca que partimos de um ponto e prosseguimos, iterativamente, para as soluções vizinhas de melhor qualidade.



Em um problema como o de maximizar a função  $f(x) = -x^2$ , não importa o ponto que partimos, sempre chegaremos a melhor solução por esse procedimento.

# Busca Local

Porém, dependendo da quantidade de ótimos locais, esse procedimento fica *preso* no ótimo mais próximo. Por isso é denominado de **busca local**.



A **Busca Local** parte de uma solução inicial qualquer e, iterativamente, caminha para soluções vizinhas até um ponto de convergência.

Na Busca Local, os passos para chegar até a solução tipicamente não são guardados em memória, ou seja, apenas tem por objetivo encontrar uma solução sem saber os passos que levaram até ela.

Um algoritmo de busca local é dito **completo** se sempre encontra uma solução factível (se existir); e é dito **ótimo** se sempre encontra o melhor dentre essas soluções.

O algoritmo de busca local **hill-climbing** ou de **maior subida** simplesmente repete iterativamente os passos:

- Avalia todos os vizinhos do estado atual
- Caminha para o estado vizinho de maior valor, se maior que o atual

E para quando não existem mais vizinhos melhores.

A ideia geral do algoritmo é o de escalar uma montanha pelo lado mais íngreme, ou seja, de subida mais rápida.

Vamos definir o problema SAT para

$$(x_1 \vee x_2) \wedge (\neg x_1 \vee x_3) \wedge (x_3 \vee x_4) \wedge (\neg x_2 \vee \neg x_4)$$

Com solução inicial:

$$x = F, F, F, F$$

$$f(x) = F$$



Vamos definir o custo da solução como a quantidade de termos que avalia como verdadeiro, nesse exemplo temos  $c(x) = 2$ .

$$(x_1 \vee x_2) \wedge (\neg x_1 \vee x_3) \wedge (x_3 \vee x_4) \wedge (\neg x_2 \vee \neg x_4)$$

Os vizinhos possíveis dessa solução representam a mudança do valor de uma variável:

$$x = F, F, F, V$$

$$x = F, F, V, F$$

$$x = F, V, F, F$$

$$x = V, F, F, F$$

$$(x_1 \vee x_2) \wedge (\neg x_1 \vee x_3) \wedge (x_3 \vee x_4) \wedge (\neg x_2 \vee \neg x_4)$$

Escolhemos um dos melhores e repetimos:

$$x = F, V, F, V$$

$$x = F, V, V, F$$

$$x = V, V, F, F$$

Escolhe aleatoriamente um dos vizinhos dentre aqueles melhores que o estado atual.

A escolha pode ser proporcional a quanto melhora.

## Hill-climbing com Reinício Aleatório

Aplica o Hill-climbing em diferentes estados iniciais e retorna a melhor solução obtida.

Essa estratégia consegue resolver o problema de 3 milhões de rainhas em menos de um minuto!

Considere agora um algoritmo que gera uma nova solução aleatória em cada passo.

Ela é uma busca local completa? Ela é ótima?

Essa busca é conhecida como **caminhante aleatório**.

O algoritmo de Hill-climbing é incompleto pois, dado um estado inicial, está limitado a vizinhança de seu ótimo local.

Por outro lado, um algoritmo de **caminhante aleatório** é completo pois pode chegar em qualquer estado do espaço de estados, porém é ineficiente.



Um meio termo é definido pelo algoritmo de **Recozimento Simulado (Simulated Annealing)**.

A ideia é que a escolha do próximo estado seja aleatória, se esse estado for melhor que o atual, é aceito, caso contrário ele substitui o atual com probabilidade  $e^{-\frac{\Delta E}{T}}$ , sendo  $\Delta E$  a diferença entre a função-objetivo desse estado com o estado atual e uma  $T$  a *temperatura* que é reduzida a cada iteração.

O comportamento inicial do algoritmo é de ser mais permissivo quanto a piora do estado mas, com o passar das iterações, ele tende a aceitar apenas estados que apresentam melhoras.

Se a temperatura for diminuída devagar o suficiente, esse algoritmo encontra o ótimo global com probabilidade se aproximando de 1.

---

```
1 def SimulatedAnnealing():
2     s0 = solucaoInicial()
3     T = 100
4     while T > eps:
5         s = estadoVizinhoAleatorio(s0)
6         if f(s) > f(s0):
7             s0 = s
8         else:
9             if random() <= exp((f(s)-f(s0))/T):
10                 s0 = s
11     T = reduz(T)
```

---

O problema proposto pode apresentar restrições que tornam algumas regiões do espaço de busca inactiváveis.

Nesse caso o problema pode se tornar mais complicado pois a vizinhança de uma certa solução pode não levar ao ótimo.

# Heurísticas

---

**Heurística**, derivada do grego “encontrar” ou “descobrir”, são técnicas para encontrar a solução de um problema sem garantia de obter algum ótimo (nem mesmo local) ou que seja racional.

Objetivo de obter um alvo imediato (ex.: colocar a rainha da coluna  $i$  na fileira de menor número de ataques).



George Pólya enumera algumas dicas para criar uma heurística e tentar resolver um problema (*How to Solve it, 1945*):

- Se não consegue entender o problema, desenhe uma imagem ou diagrama representativo.
- Se não consegue chegar do estado inicial até uma solução, tente partir da solução e chegar ao estado inicial.
- Se o problema é abstrato, crie um exemplo concreto.
- Tente resolver um problema mais genérico primeiro (possivelmente menos restritivo).

Métodos heurísticos tem a vantagem de serem adaptáveis para problemas que não temos um ambiente totalmente observável, apresente aleatoriedades, com espaço de estados muito grande e sem objetivo definido (dada uma métrica de qualidade).

Uma **heurística construtiva** ou **gulosa** (*Greedy heuristic*) é aquela que constrói uma solução iterativamente.

Para ser possível isso, precisamos de uma forma de avaliar uma solução parcial.

Um exemplo simples é para o TSP em que começamos com um nó inicial e iterativamente adicionamos o nó vizinho mais próximo até completarmos o caminho.

Para o SAT, iterativamente atribuímos um valor para cada variável que maximiza o número de termos verdadeiros.

Finalmente, para a otimização não-linear podemos fixar os valores de todas as variáveis, exceto  $x_i$  e variar o valor de  $x_i$  até atingir o ótimo.

Repetimos o processo para as outras variáveis.

As heurísticas construtivas geralmente tem um desempenho ruim mas podem ser utilizadas para gerar uma solução inicial para a busca local.

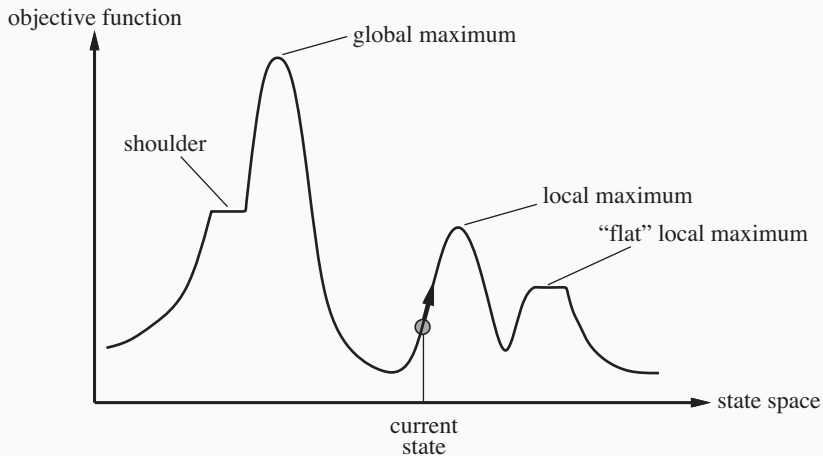
# Heurísticas Populacionais

---



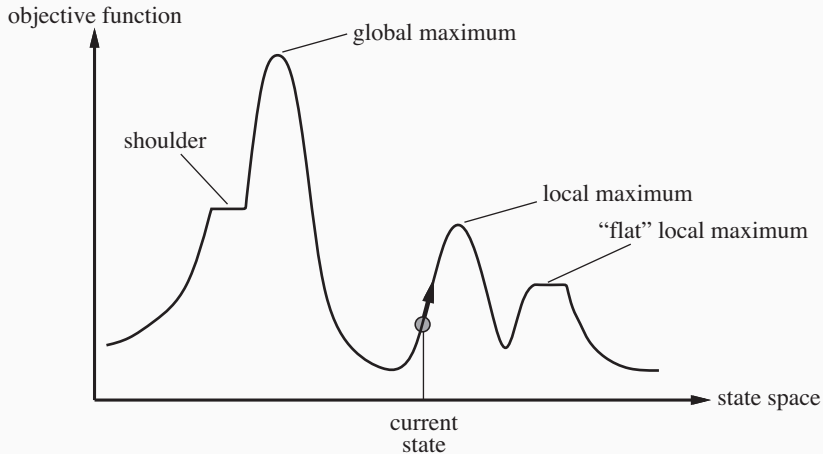
# Heurísticas Populacionais

Até então consideramos heurísticas que trabalham com apenas uma única solução atual que é atualizada para o próximo passo do algoritmo.



# Heurísticas Populacionais

Mas e se, ao invés de considerarmos apenas uma solução atual, considerarmos várias soluções?



Além da vantagem de permitir a inicialização em múltiplas bases de atração, também podemos executar o procedimento em paralelo.

Mas não é somente isso que podemos ganhar com essa abordagem. . .

Por exemplo, podemos pensar em criar uma competição entre as diversas soluções estimulando o foco entre as regiões mais promissoras.

Outra ideia é que a vizinhança de uma solução possa ser compartilhada com outras criando combinações de soluções parciais que possuem boa qualidade segundo a função-objetivo.

A ideia principal é que iremos trabalhar com um equilíbrio entre **exploração** e **exploração**.

**Exploração:** o ato de explorar toda a região do espaço de busca.

**Exploração:** o ato de explorar apenas a região de vizinhança.

## Heurísticas Populacionais

Digamos que geramos 30 soluções aleatórias para o SAT, podemos fazer isso sorteando cada bit com 50% de chance para cada valor.



Em seguida, selecionamos 30 soluções dessas 30 para fazer uma pressão seletiva. A ideia é que os mais aptos apareçam repetidos na população e os piores desapareçam.

Dentre os selecionados podemos fazer uma variação aleatória e repetir o processo.

Para uma expressão com 91 termos e 20 variáveis, em 30 execuções com 200 soluções e um máximo de 1000 iterações:

- Atinge o objetivo em 24 execuções
- A geração média que atinge o objetivo é 272 iterações

# Heurísticas Populacionais

Um algoritmo abstrato para essa ideia pode ser descrito como:

```
pop <- populacaoAleatoria
f    <- avalia pop
enquanto não terminar do
  pop <- seleciona pop
  pop <- altera pop
  f    <- avalia pop
```

Vamos tornar esse algoritmo menos abstrato nas próximas aulas.