

# Metaheurísticas

Unidad 2  
Metaheurísticas basadas en Trayectorias

Tema 1: Enfriamiento Simulado

# Objetivos

- Conocer los fundamentos de las búsquedas basadas en trayectorias: enfriamiento simulado
- Entender los fundamentos termodinámicos que sirven de base al enfriamiento simulado
- Conocer las diferentes fases que componen un algoritmo de enfriamiento simulado, así como los parámetros y componentes que lo condicionan
- Saber aplicar el enfriamiento simulado a problemas reales

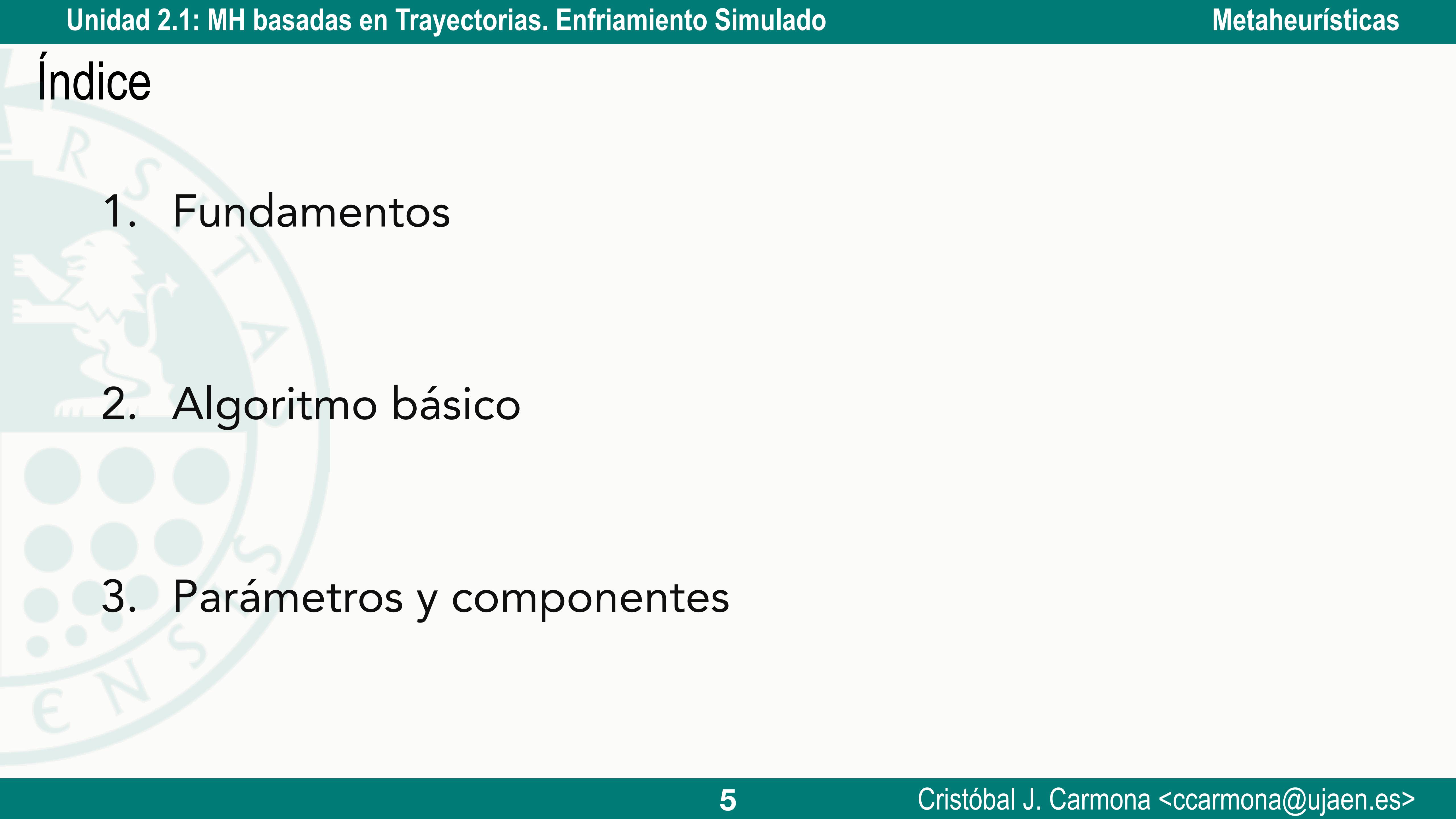
# Bibliografía

- [Kirk83] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science* 220:4598 (1983) 671-680
- [Diaz96] Díaz y otros. Optimización Heurística y Redes Neuronales. Paraninfo, 1996
- [Dows03] K. A. Dowsland, A. Díaz. Diseño de heurísticas y fundamentos del recocido simulado. *Inteligencia Artificial* VII:2 (2003) 93-101.
- [Suman06] B. Suman, P Kumar. A survey of simulated annealing as a tool for single and multiobjective optimization. *Journal of the operational research society* 57 (10): 1143-1160 OCT 2006
- [Hen03] D. Henderson, S.H. Jacobson, A.W. Johnson. Chapter 10: The Theory and Practice of Simmulated Annealing. In: F. Glover, G.A. Kochenberber, (Eds.). *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer Academics. (2003) 287-319

# Motivación

- Recordamos que la búsqueda local tiende hacia óptimos locales que pueden estar muy alejados del óptimo global
- Necesitamos movimientos, en algunos casos de empeoramiento, que permitan modificar el movimiento de la trayectoria hacia el óptimo local/global

# Índice

- 
1. Fundamentos
  2. Algoritmo básico
  3. Parámetros y componentes

# Fundamentos

## introducción

**El enfriamiento simulado es un algoritmo de búsqueda por entornos con un criterio probabilístico de aceptación de soluciones basados en la Termodinámica**

# Fundamentos

## introducción

**El enfriamiento simulado es un algoritmo de búsqueda por entornos con un criterio probabilístico de aceptación de soluciones basados en la Termodinámica**

S. Kirkpatrick and C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science*, Vol 220, Number 4598, pages 671-680, 1983

# Fundamentos

## introducción

*S. Kirkpatrick and C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, Science, Vol 220, Number 4598, pages 671-680, 1983*

# Fundamentos

## introducción

S. Kirkpatrick and C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science*, Vol 220, Number 4598, pages 671-680, 1983

*There is a deep and useful connection between statistical mechanics (the behavior of systems with many degrees of freedom in thermal equilibrium at a finite temperature) and multivariate or combinatorial optimization (finding the minimum of a given function depending on many parameters). A detailed analogy with annealing in solids provides a framework for optimization of the properties of very large and complex systems. This connection to statistical mechanics exposes new information and provides an unfamiliar perspective on traditional optimization problems and methods.*

# Fundamentos

## introducción

- Un modo de evitar que la búsqueda local finalice en óptimos locales, hecho que suele ocurrir con los algoritmos tradicionales de búsqueda local, es permitir que algunos movimientos sean hacia soluciones peores
- Pero si la búsqueda está avanzando realmente hacia una buena solución, estos movimientos “de escape de óptimos locales” deben realizarse de un modo controlado

# Fundamentos

## introducción

- En concreto se basa en el proceso físico del templado de metales
- Para conseguir que la estructura molecular del metal tenga las propiedades deseadas de resistencia o flexibilidad es necesaria controlar la velocidad del proceso de templado
- Si se hace adecuadamente, el estado final del metal es un estado de mínima energía

# Fundamentos

## introducción

- En el caso del Enfriamiento Simulado (ES), esto se realiza controlando la frecuencia de los movimientos de escape mediante una función de probabilidad que hará disminuir la probabilidad de estos movimientos hacia soluciones peores conforme avanza la búsqueda (y por tanto estamos más cerca, previsiblemente, del óptimo local)
- Se aplica la filosofía habitual de búsqueda de diversificar al principio e intensificar al final

# Fundamentos

## introducción

- En el caso del Enfriamiento Simulado (ES), esto se realiza controlando la frecuencia de los movimientos de escape mediante una función de probabilidad que hará disminuir la probabilidad de estos movimientos hacia soluciones peores conforme avanza la búsqueda (y por tanto estamos más cerca, previsiblemente, del óptimo local)
- Se aplica la función de probabilidad para controlar la tasa de búsqueda de diversificación y exploración.



# Fundamentos

algoritmo de metrópolis

- El fundamento de este control se basa en el trabajo de Metrópolis (1953) en el campo de la termodinámica estadística
- Básicamente, Metrópolis modeló el proceso de enfriamiento simulando los cambios energéticos en un sistema de partículas conforme decrece la temperatura, hasta que converge a un estado estable (congelado). **Las leyes de la termodinámica dicen que a una temperatura  $t$  la probabilidad de un incremento energético de magnitud  $\delta E$  donde  $k$  es un constante física denominada Boltzmann, y se puede aproximar por:**

$$P[\delta E] = \exp\left(\frac{-\delta E}{kt}\right)$$

# Fundamentos

algoritmo de metrópolis

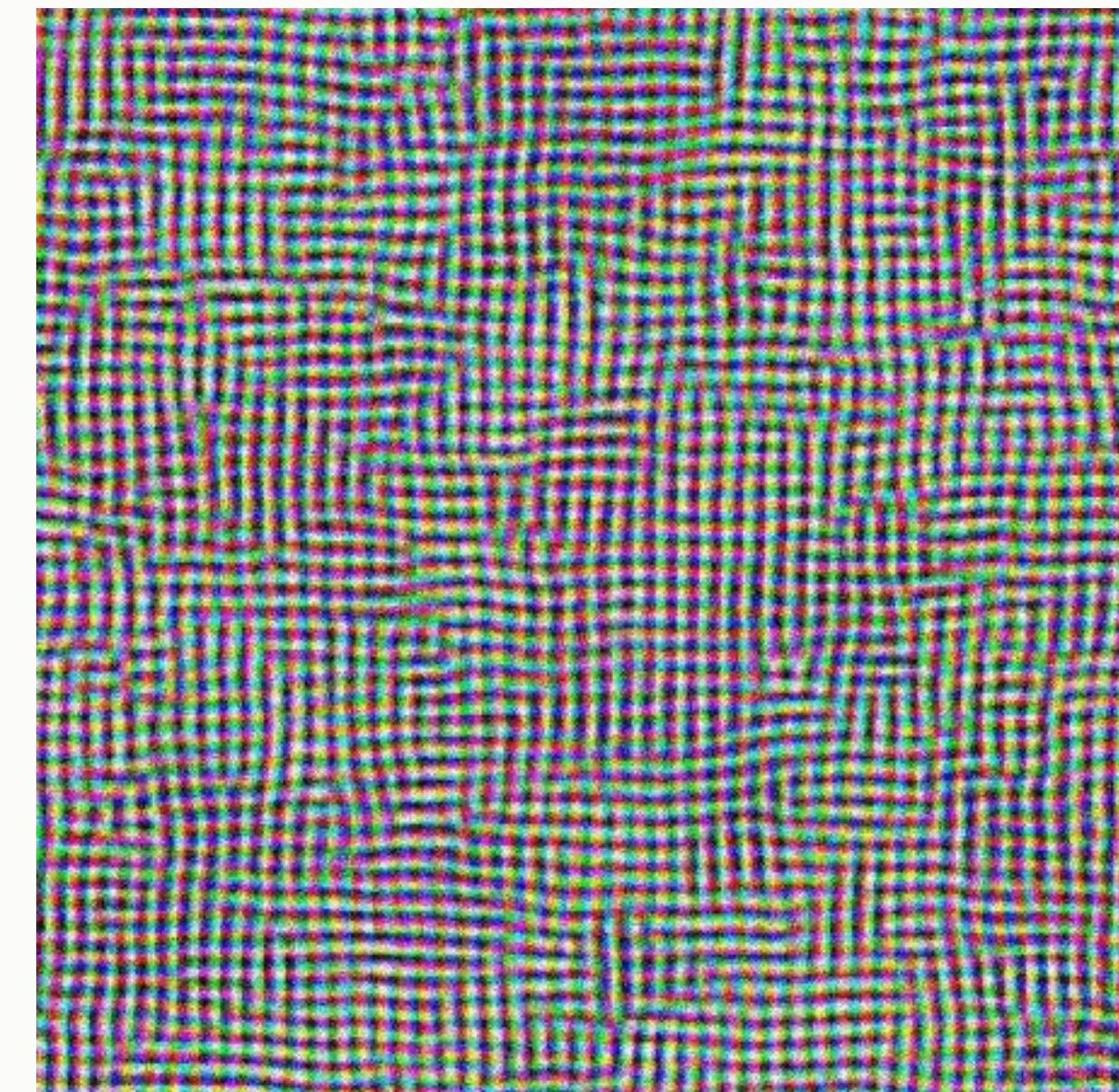
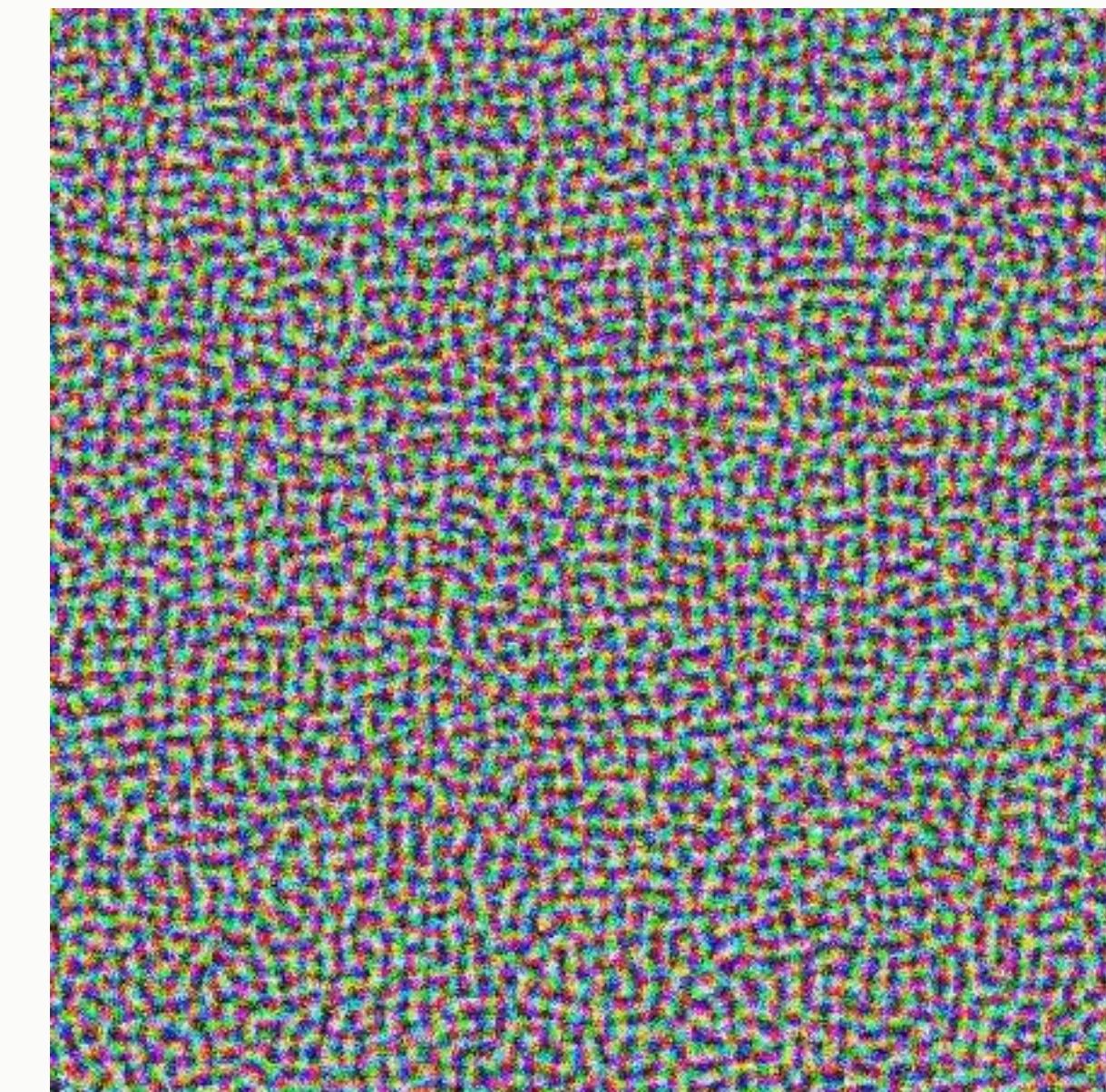
- En el modelo de Metrópolis, se genera una perturbación aleatoria en el sistema y se calculan los cambios de energía resultantes: si hay una caída energética, el cambio se acepta automáticamente; por el contrario, si se produce un incremento energético, el cambio será aceptado con una probabilidad indicada por la anterior expresión

# Fundamentos

algoritmo de metrópolis

**Wikipedia: Recocido simulado**

El problema consiste en disponer los píxeles en la imagen de tal manera que se minimice una función de energía potencial que causa que los colores similares se atraigan a distancias cortas y se repelan a distancias largas. En cada iteración se intercambian las posiciones de dos píxeles adyacentes



La imagen de la izquierda es obtenida con un protocolo de enfriado rápido, en el que la temperatura desciende rápidamente, y la de la derecha, con un protocolo lento, equiparables a los procesos de formación de sólidos amorfos y cristalinos respectivamente

# Fundamentos

analogías: termodinámica - optimización

## Simulación termodinámica

Estados del sistema

Energía

Cambio de estado

**Temperatura**

Estado congelado

## Optimización combinatoria

Soluciones factibles

Coste

Solución del entorno

**Parámetro de control**

Solución heurística

# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

- El algoritmo de Enfriamiento Simulado es un método de búsqueda por entornos caracterizado por un **criterio de aceptación de soluciones vecinas** que se adapta a lo largo de su ejecución
- Hace uso de una variable llamada **Temperatura (T)** cuyo valor determina en qué medida pueden ser aceptadas soluciones vecinas peores que la actual
- La variable Temperatura se inicializa a un valor alto, denominado **Temperatura inicial ( $T_0$ )** y se va reduciendo cada iteración mediante un mecanismo de enfriamiento de la temperatura  **$a(\cdot)$**  hasta alcanzar una Temperatura final ( $T_f$ )

# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

- En cada iteración se genera **un número concreto de vecinos  $L(T)$**  que puede ser fijo para toda la ejecución o depender de la iteración concreta
- **Cada vez que se genera un vecino, se aplica el criterio de aceptación para ver si sustituye a la solución actual**
- Si la solución vecina es mejor que la actual, se acepta automáticamente, tal como se haría en la búsqueda local clásica
- En cambio, **si es peor, aún existe la probabilidad de que el vecino sustituya a la solución actual**. Esto permite al algoritmo salir de óptimos locales, en los que la BL clásica quedaría atrapada

# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

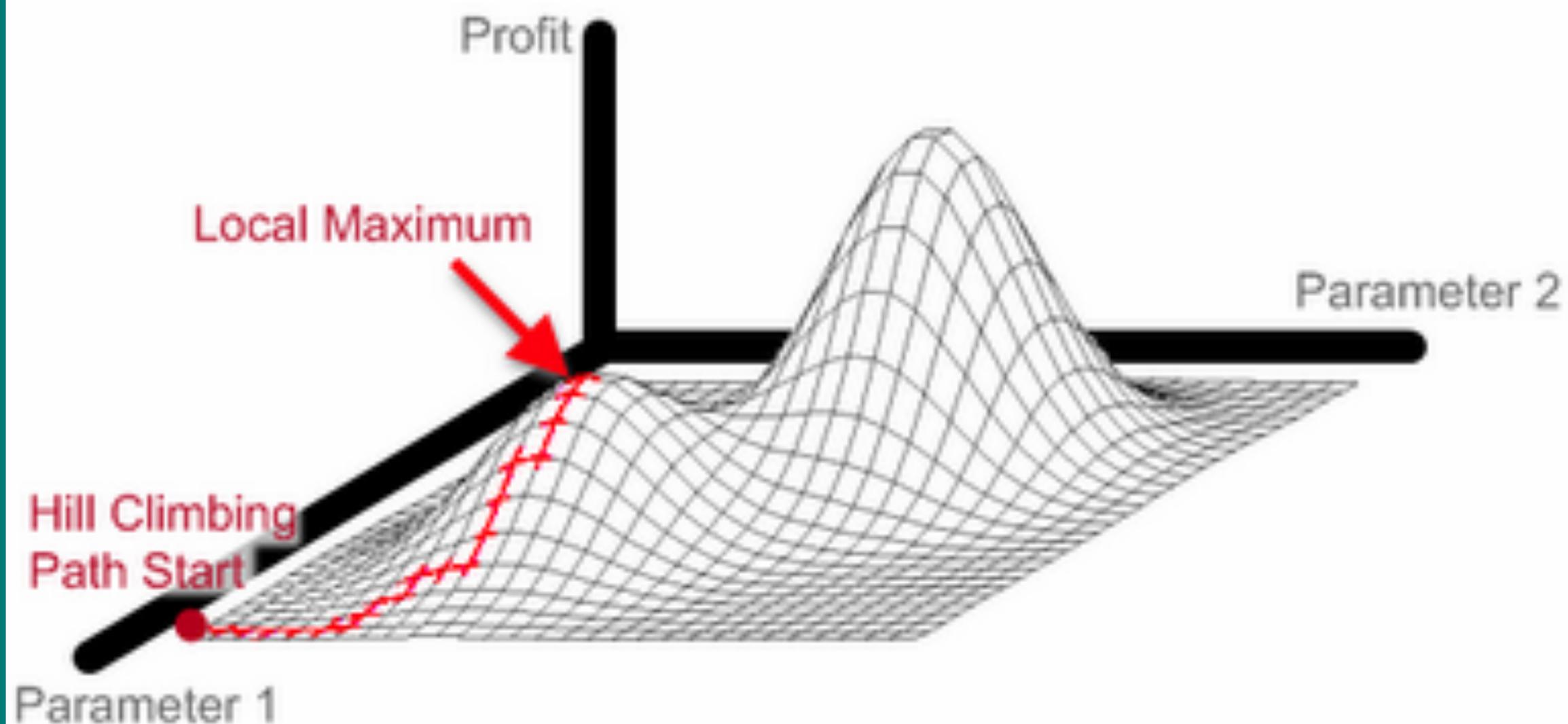
- Esta probabilidad depende de la **diferencia de costes entre la solución actual y la vecina ( $\delta$ ) y de la temperatura (T):**

$$P_{aceptacion} = \exp \frac{-\delta}{T}$$

- **A mayor temperatura, mayor probabilidad de aceptación de soluciones peores.**  
Así, el algoritmo acepta soluciones mucho peores que la actual al principio de la ejecución (exploración) pero no al final (explotación)
- **A menor diferencia de costes, mayor probabilidad de aceptación de soluciones peores**
- Una vez finalizada la iteración, es decir, tras generar  $L(T)$  soluciones vecinas, **se enfriá la temperatura y se pasa a la siguiente iteración**

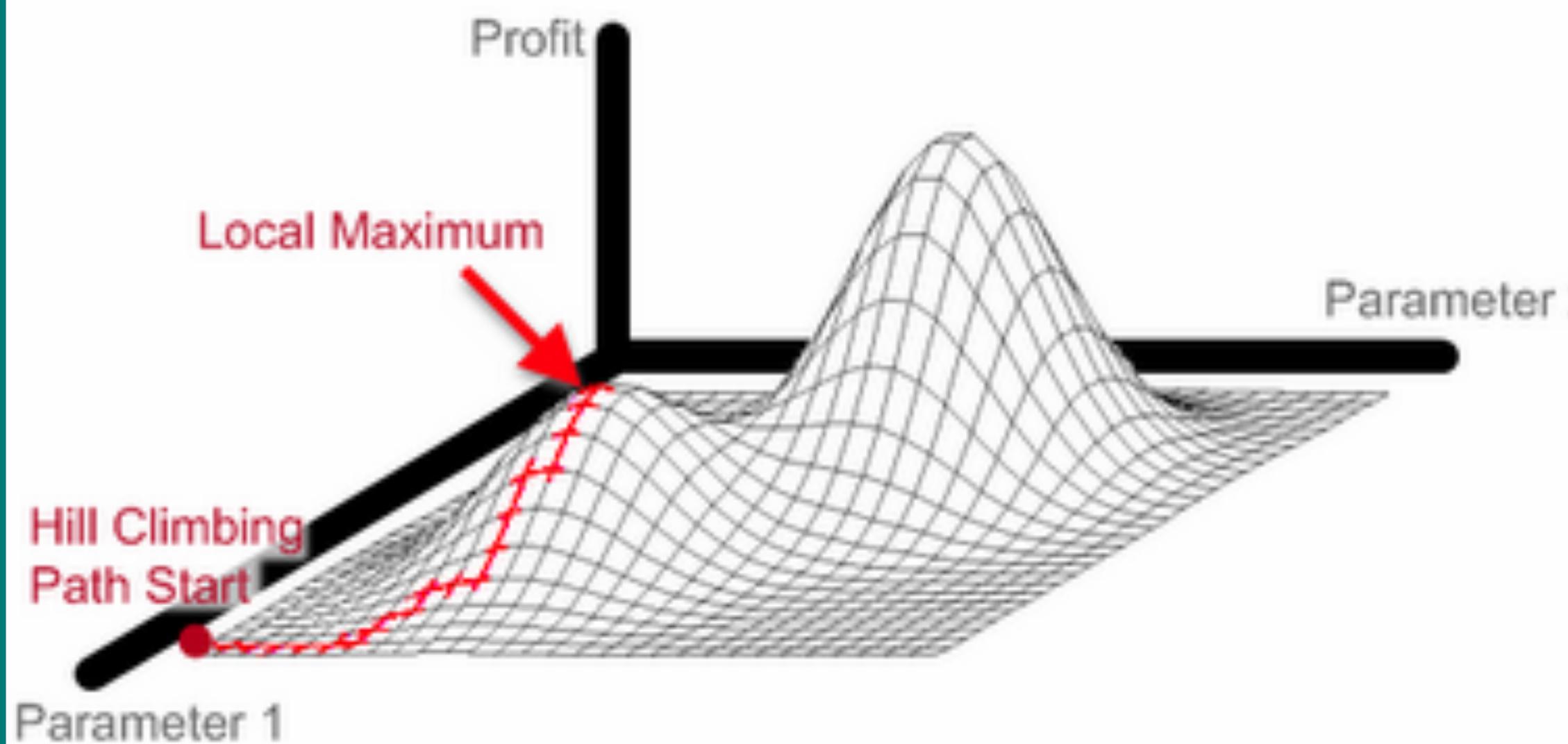
# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

The problem with hill climbing is that it gets stuck on "local-maxima"

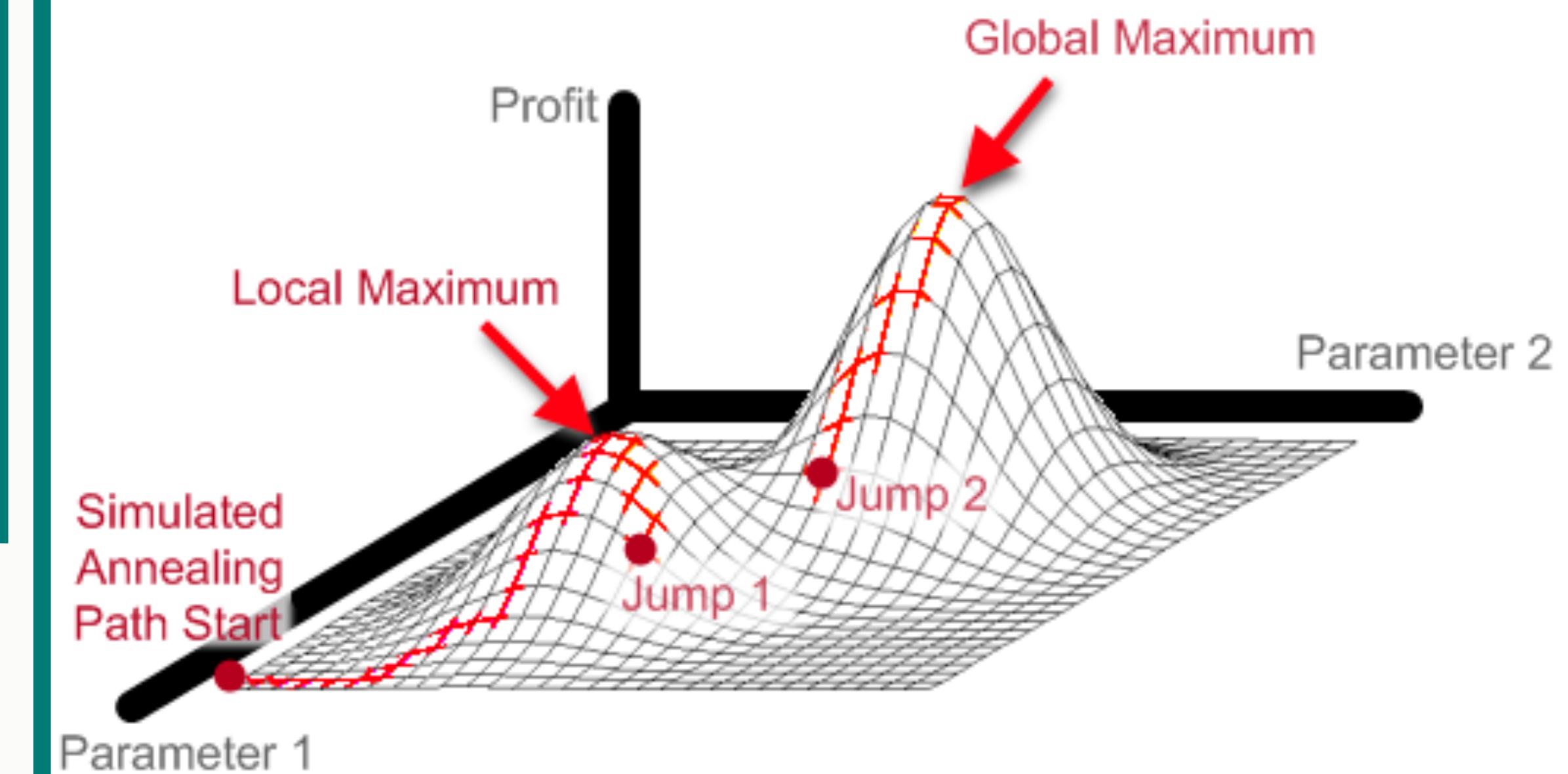


# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

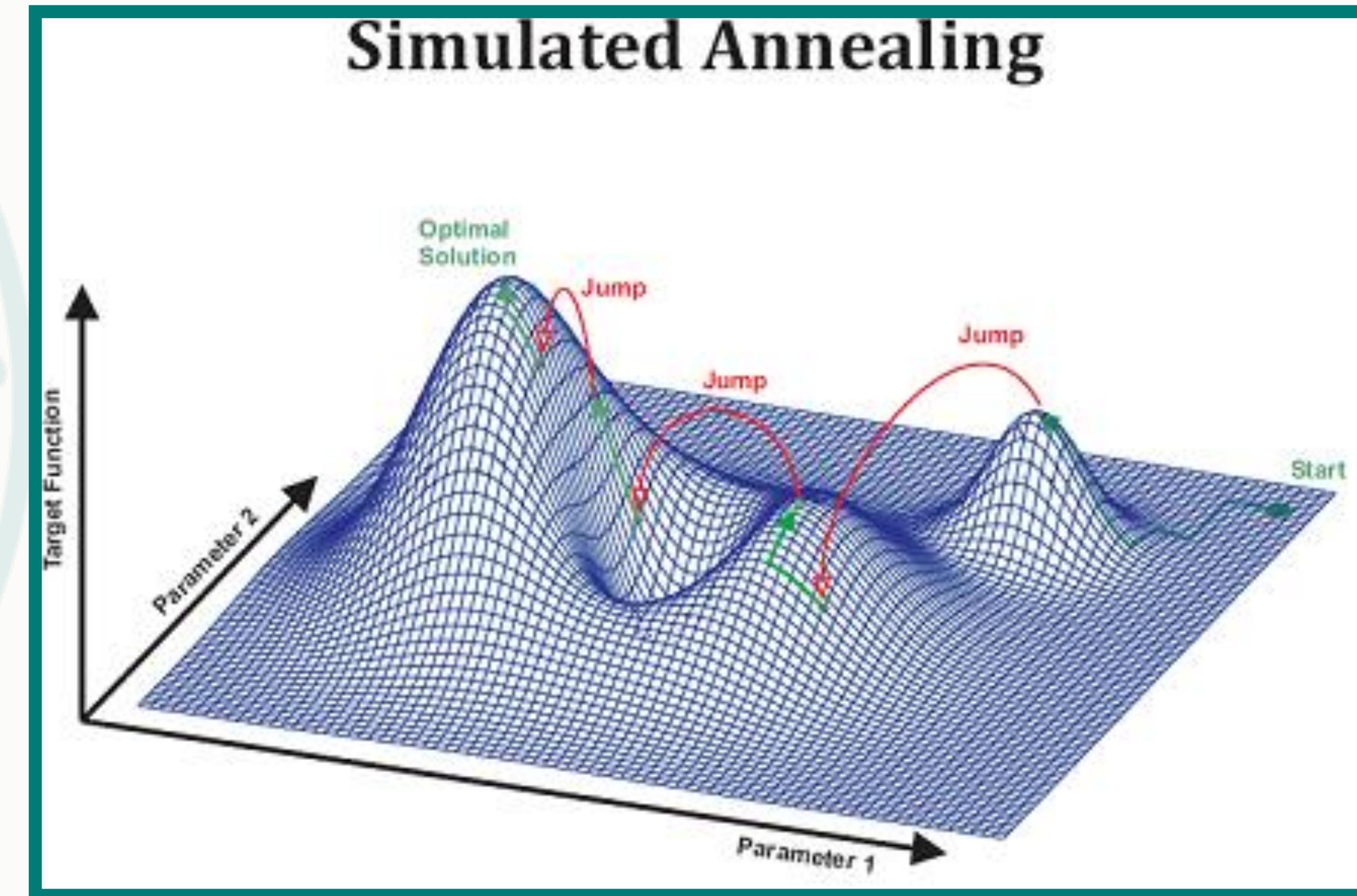
The problem with hill climbing is that it gets stuck on "local-maxima"



Simulated Annealing can escape local minima with chaotic jumps



# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado



# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0;$   $s = \text{GENERATE}();$  Best Solution =  $s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to  $L(T)$

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF**  $((\Delta f < 0) \text{ or } (U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)))$  **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T);$  //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$

**UNTIL**  $(T \leq T_f);$  //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

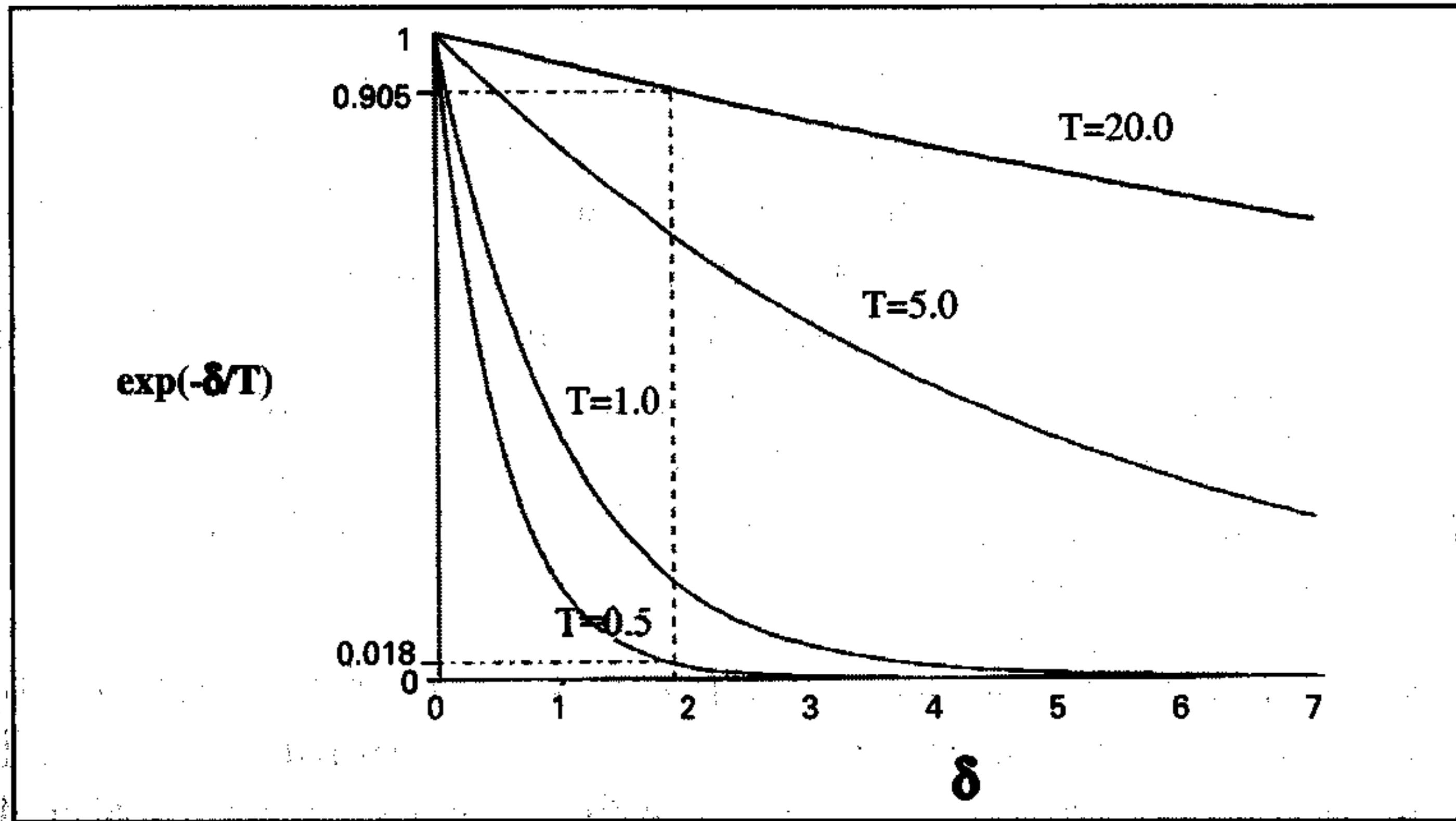
**END**

$\Delta f = \delta = C(s') - C(s)$

$s = \text{solución actual}$

$s' = \text{solución vecina}$

# Algoritmo básico del Enfriamiento Simulado



2. Valor del factor de Boltzmann en función de la temperatura  $T$  y de  $\delta$ . Para  $\delta=2$ , es 50 veces menos probable un movimiento si  $T=0.5$  que si  $T=20$ .

$\Delta f = \delta = C(s') - C(s)$   
 $s = \text{solución actual}$   
 $s' = \text{solución vecina}$

# Parámetros y componentes

## Solución

Representación de la solución del problema

- Representación
  - Vector ordenado como el viajante de comercio
  - Vector binario como el problema de la mochila
- Solución inicial
  - Aleatoria
  - Conocimiento experto (greedy)

(2 4 5 1 3)

(1 0 0 0 0 1 0)

# Parámetros y componentes

Entorno

Soluciones cercanas

- Generación de una nueva solución
  - Definición del conjunto de vecinos
  - Selección de un elemento de dicho conjunto

# Parámetros y componentes

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0;$   $s = \text{GENERATE}();$  Best Solution =  $s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to L( $T$ )

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF** (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T);$  //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$

**UNTIL** ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

**END**

Movimiento

Transformación de  
la solución actual  
en otra

# Parámetros y componentes

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0; s = \text{GENERATE}(); \text{ Best Solution} = s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to L( $T$ )

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF** (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T); //\text{Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico } T = a \cdot T$

**UNTIL** ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

**END**

Movimiento

Transformación de  
la solución actual  
en otra

Nueva solución

# Parámetros y componentes

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

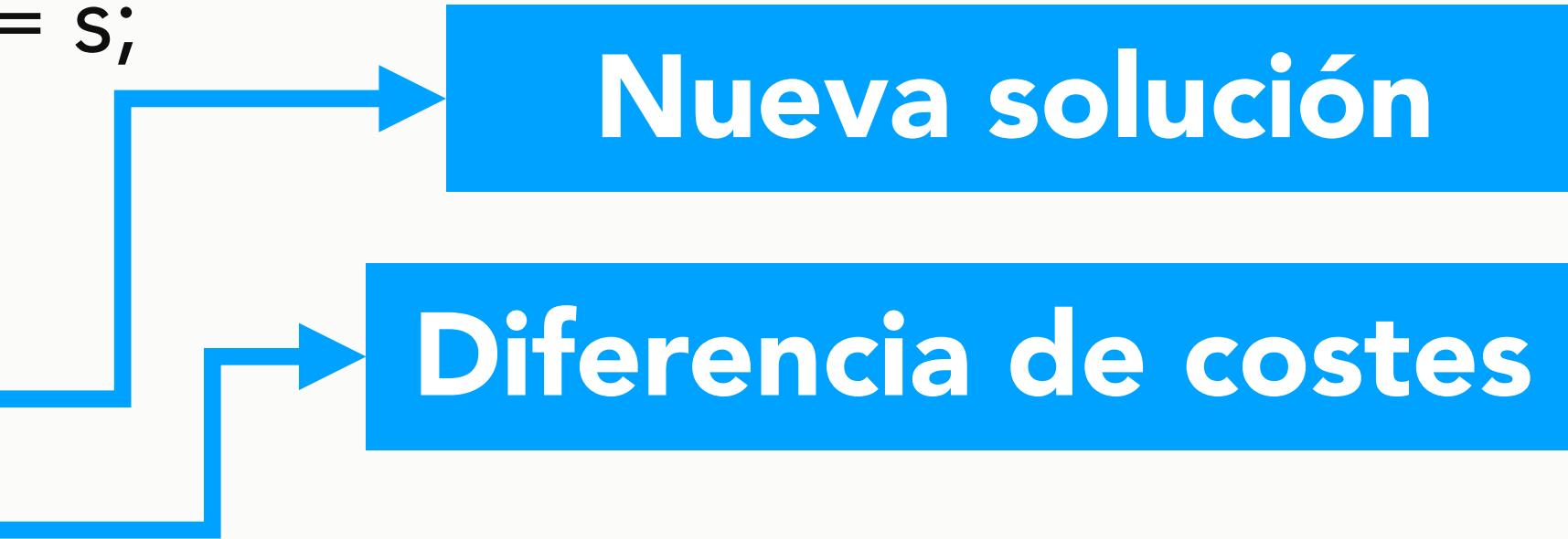
$T = T_0; s = \text{GENERATE}(); \text{ Best Solution} = s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to L( $T$ )

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$



Movimiento

Transformación de  
la solución actual  
en otra

**IF**  $((\Delta f < 0) \text{ or } (U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)))$  **THEN**  
 $s = s';$   
**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**  
    Best Solution =  $s;$   
**ENDFOR**  
 $T = g(T);$  //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$   
**UNTIL**  $(T \leq T_f);$  //Normalmente  $T_f=0$   
**RETURN** (Best Solution);  
**END**

# Parámetros y componentes

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0; s = \text{GENERATE}(); \text{ Best Solution} = s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to L( $T$ )

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF** (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T); //\text{Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico } T = a \cdot T$

**UNTIL** ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

**END**

Movimiento

Transformación de la solución actual en otra

Nueva solución

Diferencia de costes

Criterio de aceptación

# Parámetros y componentes

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0;$   $s = \text{GENERATE}();$  Best Solution =  $s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to  $L(T) //$  ¿Qué es  $L(T)$ ?

$s' = \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF** (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T); //$  Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$

**UNTIL** ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

**END**

Enfriamiento

Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

# Parámetros y componentes

Enfriamiento

Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)

**START**

$T = T_0;$   ~~$s = GENERATE();$~~  Best Solution =  $s;$

**REPEAT**

**FOR** cont = 1 to L( $T$ ) // ¿Qué es L( $T$ )?

$s' = NEIGHBORHOOD\_OP(s);$

$\Delta f = f(s') - f(s);$

**IF** (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) **THEN**

$s = s';$

**IF** COST( $s$ ) **is better than** COST(Best Solution) **THEN**

Best Solution =  $s;$

**ENDFOR**

$T = g(T);$  //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$

**UNTIL** ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$

**RETURN** (Best Solution);

**END**

Valor inicial  
del parámetro  
de control

# Parámetros y componentes

**Enfriamiento**  
Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

```

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)
START
    T = T0; s = GENERATE(); Best Solution = s;
REPEAT
    FOR cont = 1 to L(T) //¿Qué es L(T)?
        s' = NEIGHBORHOOD_OP(s);
         $\Delta f = f(s') - f(s)$ ;
        IF (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) THEN
            s = s';
            IF COST(s) is better than COST(Best Solution) THEN
                Best Solution = s;
    ENDFOR
    T = g(T); //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$ 
UNTIL ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f=0$ 
RETURN (Best Solution);
END
```

**Valor inicial del parámetro de control**

**Mecanismo de enfriamiento**

# Parámetros y componentes

**Enfriamiento**  
Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

```

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)
START
    T = T0; s = GENERATE(); Best Solution = s;
REPEAT
    FOR cont = 1 to L(T) //¿Qué es L(T)?
        s' = NEIGHBORHOOD_OP(s);
         $\Delta f = f(s') - f(s)$ ;
        IF (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) THEN
            s = s';
            IF COST(s) is better than COST(Best Solution) THEN
                Best Solution = s;
    ENDFOR
    T = g(T); //Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$ 
UNTIL ( $T \leq T_f$ ); //Normalmente  $T_f = 0$ 
RETURN (Best Solution);
END

```

**Valor inicial del parámetro de control**

**Mecanismo de enfriamiento**

**Condición de parada**

# Parámetros y componentes

**Enfriamiento**  
Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

```

Procedimiento Simulated Annealing ( $\Delta f$  para minimizar)
START
    T = T0; s = GENERATE(); Best Solution = s;
REPEAT
    FOR cont = 1 to L(T) // ¿Qué es L(T)?
        s' = NEIGHBORHOOD_OP(s);
         $\Delta f = f(s') - f(s)$ ;
        IF (( $\Delta f < 0$ ) or ( $U(0,1) \leq \exp(-\Delta f / k \cdot T)$ )) THEN
            s = s';
            IF COST(s) is better than COST(Best Solution) THEN
                Best Solution = s;
    ENDFOR
    T = g(T); // Esquema de enfriamiento. El clásico es geométrico  $T = a \cdot T$ 
UNTIL ( $T \leq T_f$ ); // Normalmente  $T_f = 0$ 
RETURN (Best Solution);
END

```

**Valor inicial del parámetro de control**

**Mecanismo de enfriamiento**

**Condición de parada**

# Parámetros y componentes

valor inicial del parámetro de control (temperatura)

## Enfriamiento

Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

- No parece conveniente considerar valores fijos independientes del problema. Por ejemplo:

$$T_0 = \left( \frac{\mu}{-ln(\phi)} \right) \cdot C(S_0)$$

- Tanto por uno  $\Phi$  de probabilidad de que una solución sea un  $\mu$  por uno peor que la solución inicial  $S_0$

# Parámetros y componentes

mecanismo de enfriamiento

## Enfriamiento

Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

- Existen muchos mecanismo de enfriamiento:
  - Temperaturas descendentes fijadas por el usuario
  - Descenso constante
  - Descenso geométrico
  - Criterio de Boltzmann
  - Esquema de Cauchy
  - Cauchy modificado para ejecutar exactamente M iteraciones

$$T_k = \frac{T_0}{(1 + \log(k))}$$

$k=n^o$  iteración actual

# Parámetros y componentes

## condición de parada

### Enfriamiento

Mecanismo para controlar el enfriamiento de la temperatura

- En teoría, el algoritmo debería finalizar cuando  $T=0$ . En la práctica, se para:
  - cuando  $T$  alcanza o está por debajo de un valor final  $T_f$ , fijado previamente, o después de un número fijo de iteraciones
- Como es difícil dar valor de  $T_f$ , se suele usar un número fijo de iteraciones
- Una buena opción es parar cuando no se haya aceptado ningún vecino de los  $L(T)$  generados en la iteración actual (***num éxitos=0***)  
En ese caso, es muy probable que el algoritmo se haya estancado y no vaya a mejorar la solución obtenida  
Combinando este criterio de parada y la condición de enfriamiento de los ***máx\_vecinos*** y ***máx Éxitos*** se obtiene un equilibrio en la búsqueda que evita malgastar recursos

# EJEMPLO

Maximizar la función:

$$f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$$

- Representación binaria con 5 bits de  $x$
- Vecindad mediante el cambio de 1 bit

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"
4	364.5	2	"01110"	3684	>0			Yes	"01110"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"
4	364.5	2	"01110"	3684	>0			Yes	"01110"
5	328	4	"01100"	3998	>0			Yes	"01100"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"
4	364.5	2	"01110"	3684	>0			Yes	"01110"
5	328	4	"01100"	3998	>0			Yes	"01100"
6	295.2	3	"01000"	3972	-16	1.00	0.23	Yes	"01000"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"
4	364.5	2	"01110"	3684	>0			Yes	"01110"
5	328	4	"01100"	3998	>0			Yes	"01100"
6	295.2	3	"01000"	3972	-16	1.00	0.23	Yes	"01000"
7	265.7	4	"01010"	<b>4100</b>	>0			Yes	"01010"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	500	1	"00011"	2287	-112	0.80	0.54	Yes	"00011"
2	500*0.9	3	"00111"	3803	>0			Yes	"00111"
3	405	5	"00110"	3556	-247	0.82	0.78	Yes	"00110"
4	364.5	2	"01110"	3684	>0			Yes	"01110"
5	328	4	"01100"	3998	>0			Yes	"01100"
6	295.2	3	"01000"	3972	-16	1.00	0.23	Yes	"01000"
7	265.7	4	"01010"	<b>4100</b>	>0			Yes	"01010"
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	$U(0,1)$	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"
4	72.9	2	"11010"	516	-2176	0.00	0.42	No	"10010"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"
4	72.9	2	"11010"	516	-2176	0.00	0.42	No	"10010"
5	65.6	4	"10000"	<b>3236</b>	>0			Yes	"10000"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"
4	72.9	2	"11010"	516	-2176	0.00	0.42	No	"10010"
5	65.6	4	"10000"	<b>3236</b>	>0			Yes	"10000"
6	59	3	"10100"	2100	-1136	0.04	0.14	No	"10000"

# Ejemplo

maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"
4	72.9	2	"11010"	516	-2176	0.00	0.42	No	"10010"
5	65.6	4	"10000"	<b>3236</b>	>0			Yes	"10000"
6	59	3	"10100"	2100	-1136	0.04	0.14	No	"10000"
7	53.1	4	"10010"	2692	-544	0.23	0.17	Yes	"10010"

# Ejemplo

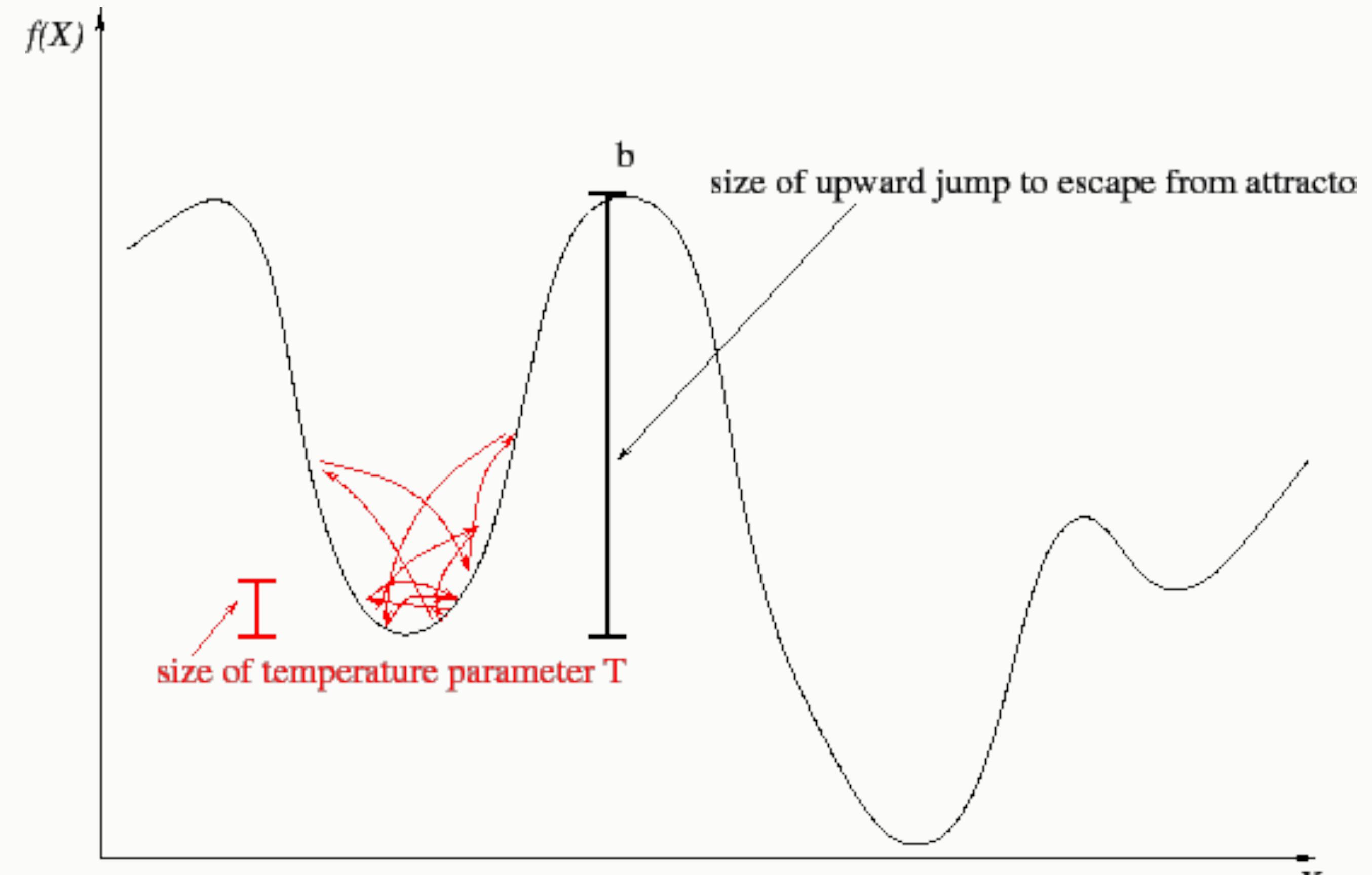
maximizar la función  $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$

Solución global con  $x=10$  (0 1 0 1 0) donde  $f(x)=4100$

It	T	Mov	Sol	f(x)	$\Delta f$	Pacep	U(0,1)	Mov?	Sol'
0			"10011"	2399					
1	100	1	"00011"	2287	-112	0.32	0.45	No	"10011"
2	100*0.9	3	"10111"	1227	-1172	0.00	0.94	No	"10011"
3	81	5	"10010"	2692	>0			Yes	"10010"
4	72.9	2	"11010"	516	-2176	0.00	0.42	No	"10010"
5	65.6	4	"10000"	<b>3236</b>	>0			Yes	"10000"
6	59	3	"10100"	2100	-1136	0.04	0.14	No	"10000"
7	53.1	4	"10010"	2692	-544	0.23	0.17	Yes	"10010"
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

# Comentarios finales

- Técnica de uso muy fácil en muchos problemas pero con riesgos de quedar atrapado en un óptimo local
- Si la temperatura es muy baja respecto al tamaño del salto entonces hay riesgos de quedar atrapado en un óptimo local



# Comentarios finales

- **A mayor temperatura, mayor probabilidad de aceptación de soluciones peores.** Así, el algoritmo acepta soluciones mucho peores que la actual al principio de la ejecución (exploración) pero no al final (explotación)

$\Delta f$	T	$\exp(-\Delta f/T)$
0.2	0.95	0.8101
0.4	0.95	0.6563
0.6	0.95	0.5317
0.8	0.95	0.4308

$\Delta f$	T	$\exp(-\Delta f/T)$
0.2	0.1	0.1353
0.4	0.1	0.0183
0.6	0.1	0.0024
0.8	0.1	0.0003

# Comentarios finales

- **A mayor temperatura, mayor probabilidad de aceptación de soluciones peores.** Así, el algoritmo acepta soluciones mucho peores que la actual al principio de la ejecución (exploración) pero no al final (explotación)

$\Delta f$	T	$\exp(-\Delta f/T)$
0.2	0.95	0.8101
0.4	0.90	0.7358
0.6	0.80	0.6197
0.8	0.65	0.4979

$\Delta f$	T	$\exp(-\Delta f/T)$
0.2	0.1	0.1353
0.4	0.05	0.0183
0.6	0.033	0.0024
0.8	0.025	0.0003

$$T_0 = \left( \frac{\mu}{-ln(\phi)} \right) \cdot C(S_0)$$



Metaheurísticas  
Grado en Ingeniería Informática  
Universidad de Jaén  
Cristóbal J. Carmona  
Curso 2023/2024

Esta obra está protegida con licencia  
Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional

