

Optimisation stochastique - 2

Le recuit simulé

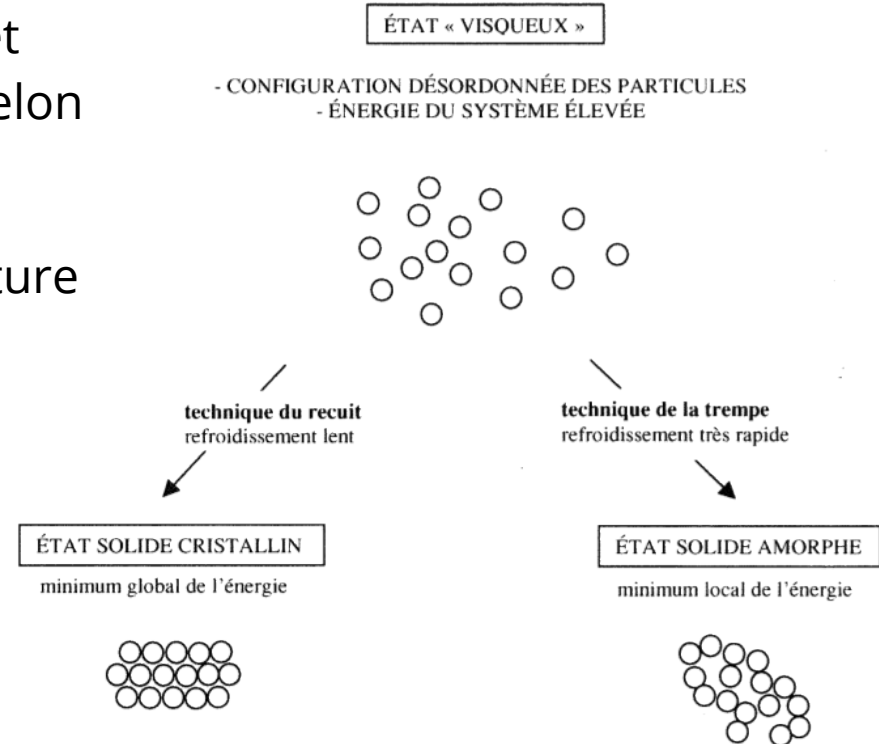


Le recuit simulé

Pour l'histoire... un peu de physique !

Le recuit est une technique qui permet d'améliorer la qualité d'un matériau selon la méthode suivante :

- On le porte à très haute température pour le liquéfier
- On abaisse progressivement la température pour stabiliser la structure du matériau



Le recuit simulé (simulated annealing)

- Métaheuristique variante de l'algorithme de Metropolis-Hastings (voir exemple [ici](#)) ;
- Proposée en 83 par Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi et en 85 par Cerny ;
- Première métaheuristique proposée ;
- Adaptée aux problèmes discrets (originellement au placement de composants électroniques sur un circuit imprimé).

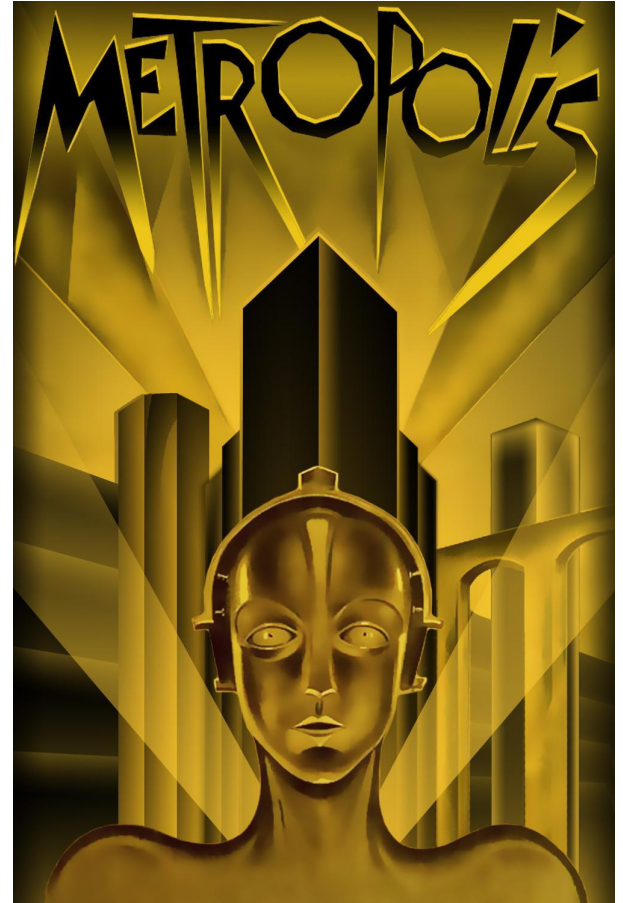
Le recuit simulé - l'analogie

- La fonction f à minimiser est l'énergie du système ;
- Un candidat faisable X représente un état du matériau ;
- L'équilibre thermodynamique est atteint lors d'un palier de température ;
- À température T , une perturbation du candidat courant est acceptée avec probabilité basée sur le critère de Metropolis.

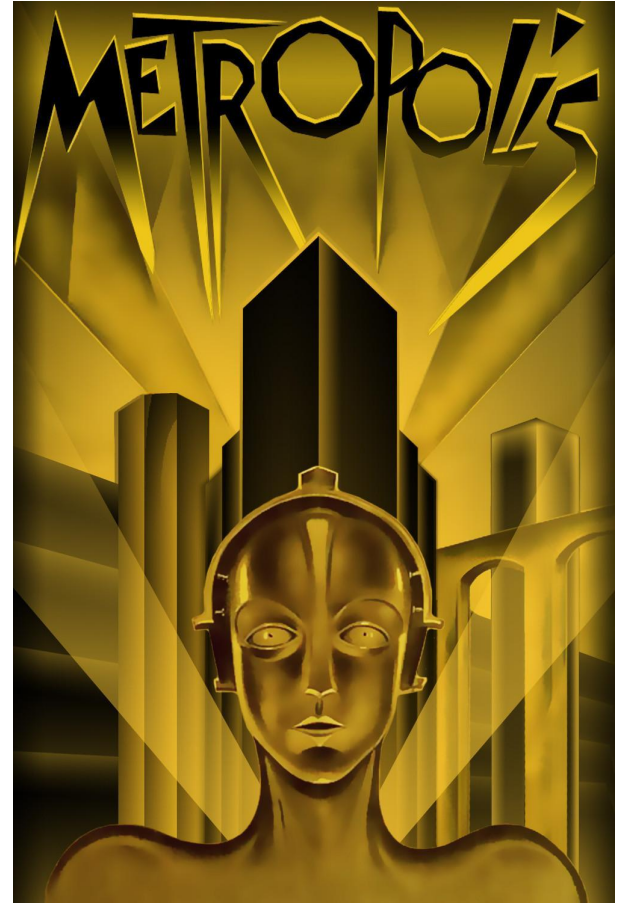
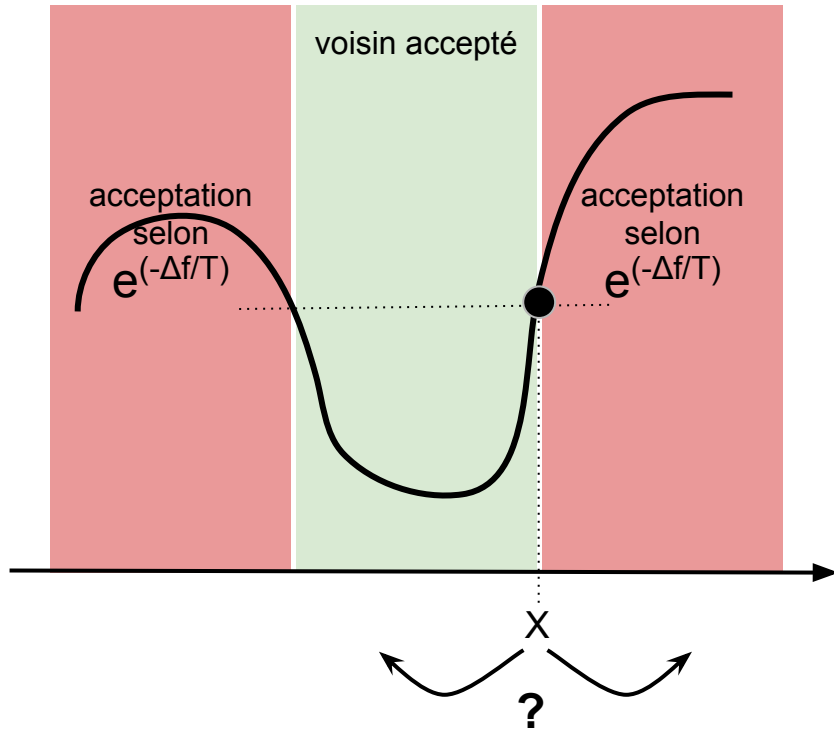
Critère de

```
critereMetropolis( $\Delta f, T$ ) :  
//minimisation  
  Si  $\Delta f \leq 0$  alors  
    retourner VRAI  
  sinon  
    retourner aléa(0,1)  $< e^{(-\Delta f/T)}$ 
```

- $\Delta f \leq 0$, le voisin est accepté ;
- Une petite variation vers un voisin moins bon a plus de chance d'être acceptée qu'une importante ;
- Cette fonction est **stochastique**.



Critère de



Algorithme du recuit simulé (minimisation)

```
X, un candidat qcq,  $f_x \leftarrow f(X)$  énergie du système, T Température initiale  
 $X_{\min} \leftarrow X$ ,  $f_{\min} \leftarrow f(X)$   
Tant que  $T > T_{\min}$  et non critèreDArrêt()  
    Tant que non équilibreThermodynamique() // palier de température  
         $X_{\text{vois}} \leftarrow \text{perturbation}(X)$   
         $f_{X_{\text{vois}}} \leftarrow f(X_{\text{vois}})$   
         $\Delta f = f_{X_{\text{vois}}} - f_x$   
        Si critèreMetropolis( $\Delta f, T$ ) alors  
             $X \leftarrow X_{\text{vois}}$   
             $f_x \leftarrow f_{X_{\text{vois}}}$   
            Si  $f_{X_{\text{vois}}} < f_{\min}$  alors  
                 $f_{\min} \leftarrow f_{X_{\text{vois}}}$   
                 $X_{\min} \leftarrow X_{\text{vois}}$   
            Fin si  
        Fin si  
    Fin tant que  
    T  $\leftarrow$  refroidissement(T)  
Fin tant que
```

Recuit simulé : critères d'arrêt

Permet de terminer l'algorithme selon plusieurs conditions :

- La température atteint une valeur minimale ;
- Le nombre d'évaluations atteint une limite ;
- Le temps d'exécution atteint une limite ;
- Il n'y a pas eu d'amélioration depuis un certain nombre d'itérations.

Recuit simulé : équilibre thermodynamique

Permet de “fouiller” autour d’un bon candidat en cours :

- Le nombre d’évaluations atteint une limite ;
- Il n’y a pas eu d’amélioration depuis un certain nombre d’itérations.

Recuit simulé : refroidissement

Permet de diminuer la probabilité d'acceptation d'un candidat non améliorant selon le critère de Metropolis :

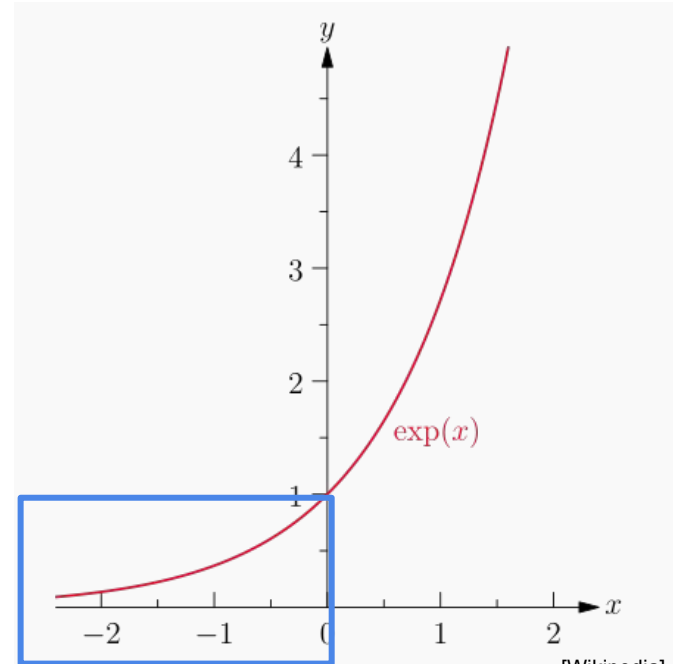
- Une forte décroissance empêche une exploration convenable, l'algorithme converge rapidement vers un minimum local ;
- Une faible décroissance permet une forte exploration lors des premières itérations de l'algorithme et rend peu probable la sélection d'un candidat dégradant ;
- À $T=\infty$, tout candidat dégradant est accepté ; à $T=0$, aucun candidat dégradant n'est accepté.

Recuit simulé : refroidissement

- À haute température, la valeur du critère de Metropolis est proche de 1, la plupart des candidats dégradants sont acceptés :



- À faible température, la valeur du critère de Metropolis tend vers 0, la plupart des candidats dégradants sont rejetés :



Espace de variation du critère de Metropolis

[Wikipedia]

Recuit simulé : refroidissement

Différents schémas de réduction de la température :

- Géométrique (si l'on ne considère pas les paliers...) : $T_{k+1} = \alpha.T_k$, le plus couramment utilisé ;
- Logarithmique : $T_k = \mu / \log(1+k)$, où k : nb de paliers et μ une constante.
Très coûteux en temps de calcul, peu utilisée ;
- Exponentiel : $T_k = T_0.exp(-k/\tau)$, où k : nb de paliers et τ une constante ;
- Ésotérique : on peut remonter la température selon un critère particulier.

Recuit simulé : perturbation

- Génère un nouveau candidat au **voisinage** de celui en cours ;
- Influence de la distance entre ces deux candidats (hypervolume du voisinage) ;
- Spécifique au problème à résoudre (discret/continu).

Richard Buckland : simulated annealing

part 1:



part 2 :





That's all folks !