# Tratamento de problemas $\mathcal{NP}$ -difíceis: Simulated Annealing

Cid C. Souza Eduardo C. Xavier

Instituto de Computação/Unicamp

5 de maio de 2011

 Baseado na equivalência entre o processo físico de formação de cristais e a otimização de um problema combinatório Π.

```
Solução de \Pi \equiv Estado da matéria Custo da Solução \equiv Energia do Estado
```

Observação: cristal é um estado físico de energia mínima!

- Obtenção de cristais (Física): colocar matéria em alta temperatura e resfriá-la lentamente. No início, com temperatura alta, a matéria pode mudar para estados de mais alta ou mais baixa energia. O processo é caótico!
- No final, com temperatura baixa, praticamente só é possível passar de um estado para outro que tenha energia menor. Esse processo se encerra quando o sistema está "congelado", ou seja, foi atingido um estado de mínimo local de energia.

 Um modelo, conhecido como modelo de Metropolis, de simulação de um sistema físico é baseado na idéia de que a probabilidade do sistema estar em um estado de energia E, é proporcional a função de Gibbs-Boltzmann

$$\frac{1}{e^{E/(kT)}}$$
, para  $T>0$ 

onde T representa a temperatura e k é uma constante.

 Para um dado T a função decresce com o aumento de E, isto implica que é mais provável o sistema estar em um estado de pouca energia do que de muita energia.

$$rac{1}{e^{E/(kT)}}$$
, para  $T>0$ 

- Variando o T:
  - Se T é pequeno temos que prob. de estar no estado de pouca energia é maior do que o de muita energia.
  - ► Se T é muito grande a diferença de se estar em um estado de pouca ou muita energia é pequena.

$$\lim_{T \to \infty} \frac{1}{e^{E/(kT)}} = \frac{1}{e^0} = 1$$

 Dado que a probabilidade é proporcional a este valor, quando T é muito grande o sistema pode estar em qualquer estado de energia.

# Algoritmo de Metropolis

- Modelo para simulação de sistemas físicos.
- Dado uma temperatura T e um estado corrente S, pequenas alterações de S corresponde a uma vizinhança de S.
  - Gere uma perturbação aleatória em S obtendo S'. Se a energia de S' é menor do que a de S ( $E(S') \leq E(S)$ ), então S' será o novo estado corrente.
  - ② Se E(S') > E(S), seja  $\delta E = E(S') E(S)$ . Então S' será o novo estado corrente com probabilidade  $\frac{1}{\delta E/(kT)}$
- Note que quanto maior  $\delta E$  mais difícil é mudar para um estado de energia mais alto.

Metropolis et al. mostraram o seguinte resultado para este processo de simulação quando é repetido inúmeras vezes.

#### **Teorema**

Seja

$$Z = \sum_{S \in \mathcal{S}} e^{-E(S)/(kT)}$$

onde S é o conjunto de estados possíveis. Seja  $f_S(t)$  a fração que a simulação permanece em S nas primeiras t iterações. Então  $\lim_{t\to\infty} f_S(t) = \frac{1}{Z} e^{-E(S)/(kT)}$ .

A simulação passa por um estado S uma fração de vezes proporcional a função de Gibbs-Boltzmann, i.e, quanto menor energia no estado S maior é a fração de tempo que permanece nele.

# Algoritmo de Metropolis

```
Alg.
  Metropolis (Minimização)
Comece com solução inicial S_0, constantes k \in T
Repita
    Seja S a solução corrente
    Seja S' escolhido com proba. uniforme na vizinhança de S
    Se (c(S') < c(S)) então
        S \leftarrow S'
    Senão
        Com probabilidade \frac{1}{e^{(c(S')-c(S))/(kT)}}
             faca S \leftarrow S'
        Caso contrário
             permaneça com S
```

Função de Gibbs-Boltzmann:  $e^{-E(S)/(kT)}$ 

- Quanto maior T, mais instável é o estado físico (pode ser visto pela simulação de Metropolis).
- Quanto menor T, mais rápido o sistema converge para um estado de energia mínimo local.
- Para formar um cristal perfeito (quando o estado está num mínimo global), é conhecido um processo chamado annealing.
- No processo de *annealing* o material em uma temperatura muito alta, é resfriado bem lentamente, e forma-se um cristal perfeito.

- As heurísticas baseadas em annealing baseiam-se neste processo físico.
- Será que ao simular um problema onde o custo é a energia, e diminuirmos lentamente o parâmetro T chegaremos em uma solução de mínimo global?
- Nos sistemas físicos isto acontece, mas em problemas de otimização nem sempre, mas chegamos próximos do mínimo global!
- Ou pelo menos esperamos isto!

- Para simular esse processo, o algoritmo de busca local passa de uma solução para outra na sua vizinhança com uma probabilidade que é maior para as soluções de menor custo e que, após um número elevado de iterações, tende a zero para as soluções que provoquem aumento de custo.
- O comportamento do algoritmo assemelha-se àquele de uma busca aleatória no início e àquele de uma busca local determinística no final.
- Parâmetros a serem ajustados: A temperatura inicial do processo  $(T_0)$ ; a taxa de resfriamento  $(\alpha \in (0,1))$ , o número máximo de iterações  $(L_1)$  e número máximo de iterações em cada temperatura  $(L_2)$ .

```
Simulated-Annealing (* problema de minimização *)
 T \leftarrow T_0:
 S \leftarrow \text{Gera-Solucao-Inicial};
 S^* \leftarrow S:
 Repita (L_1) vezes
      Repita (L_2) vezes
            S' \leftarrow \text{Escolha-Vizinho-Aleatorio}(S);
            \delta \leftarrow \operatorname{custo}(S') - \operatorname{custo}(S);
            Se \delta < 0 então
                 S \leftarrow S':
                 Se custo(S) < custo(S^*) então
                      S^* \leftarrow S:
            Senão
                 Fazer S \leftarrow S' com probabilidade e^{-(\delta/(kT))}:
       T \leftarrow \alpha T:
 Retornar S^*.
```

- Temperatura inicial  $T_0$  geralmente recebe um valor pequeno como 1.
- Decréscimo da temperatura depende de  $\alpha$  que é tipicamente entre  $0.8 \le \alpha \le 0.99$ .
- O número de iterações para baixar a temperatura,  $L_2$ , não deve ser muito grande (entre 100 e 1000).
- A constante k é uma normalização e geralmente é setada para que  $e^{-\delta/(kT_0)} \approx 1$ . No ínicio qualquer estado é possível!
- Além de um número máximo de iterações  $L_1$  é comum parar o processo se ficarmos muitas iterações sem melhoras significativas.