

#### Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông Khoa Công nghệ thông tin 1

## Nhập môn trí tuệ nhân tạo

Tìm kiếm cục bộ (local search)



#### Nội dung

- ☐ Giới thiệu tìm kiếm cục bộ
- □ Thuật toán leo đồi (Hill climbing)
- ☐ Thuật toán tôi thép (Simulated Annealing)



### Tìm kiếm cục bộ

- Các thuật toán tìm kiếm đã học (mù hoặc có thông tin) khảo sát không gian tìm kiếm một cách hệ thống theo một số quy tắc nhất định
  - □ Cần lưu lại thông tin về trạng thái và đường đi đã khảo sát
  - Không thích hợp cho bài toán có không gian trạng thái lớn
- Các thuật toán cục bộ tại một thời điểm chỉ xem xét trạng thái hiện thời và các trạng thái lân cận
  - Không lưu lại thông tin về trạng thái và đường đi đã khảo sát
  - □ Tiết kiệm thời gian và bộ nhớ
  - Có thể áp dụng cho các bài toán có không gian trạng thái lớn
  - Không cho lời giải tối ưu





## Bài toán tối ưu hóa tổ hợp (rời rạc)

- Tìm trạng thái tối ưu hoặc tổ hợp tối ưu trong không gian rời rạc các trạng thái
  - Không quan tâm tới đường đi
- Không gian trạng thái rất lớn
  - Không thể sử dụng các phương pháp tìm kiếm đã học để duyệt tất cả các trạng thái
- Không tồn tại thuật toán cho phép tìm lời giải tốt nhất với độ phức tạp tính toán nhỏ
  - Có thể chấp nhận lời giải tương đối tốt
- Ví dụ: Bài toán lập kế hoạch, lập thời khóa biểu, bài toán một triệu con hậu, ...



## Tìm kiếm cục bộ: tư tưởng

- Khác với bài toán tìm kiếm thông thường, tìm kiếm cục bộ chỉ quan trọng trạng thái đích (trạng thái tốt nhất), không quan trọng đường đi
  - Mỗi trạng thái tương ứng với một lời giải (chưa tối ưu)
- Cải thiện dần (iterative improvement) lời giải bằng cách xuất phát từ một trạng thái, sau đó thay đổi để chuyển sang trạng thái có hàm mục tiêu tốt hơn
- Thay đổi trạng thái bằng cách thực hiện các chuyển động
  - $_{\circ}$  Trạng thái nhận được từ một trạng thái n bằng cách thực hiện các chuyển động gọi là hàng xóm của n

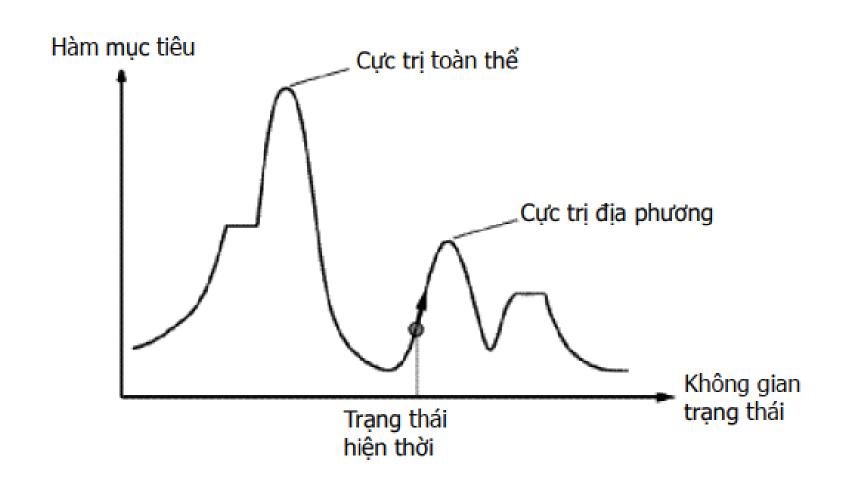


### Phát biểu bài toán tìm kiếm cục bộ

- Không gian trạng thái X
- ▶ Hàm mục tiêu  $Obj: X \to R$
- Tập chuyển động để sinh ra hàng xóm
  - N(x) là tập các hàng xóm của x
- Yêu cầu: Tìm trạng thái x\* sao cho Obj(x\*) là lớn nhất hoặc nhỏ nhất



## Minh họa tìm kiếm cục bộ







#### Nội dung

- ☐ Giới thiệu tìm kiếm cục bộ
- □ Thuật toán leo đồi (Hill climbing)
- ☐ Thuật toán tôi thép (Simulated Annealing)



## Thuật toán leo đồi: tư tưởng

- Leo đôi: là tên chung của một họ thuật toán cùng nguyên lý
- Cách thức: Từ trạng thái hiện tại, xem xét tập hàng xóm, di chuyển sang trạng thái tốt hơn
  - Chọn trạng thái hàng xóm để di chuyển thế nào?
- Trạng thái đích: Thuật toán dừng lại khi không có trạng thái hàng xóm nào tốt hơn
  - Thuật toán có thể tìm được cực trị hoặc cực trị địa phương



# Di chuyển sang trạng thái tốt nhất

Đầu vào: bài toán tối ưu tổ hợp

Đầu ra: trạng thái với hàm mục tiêu lớn nhất (hoặc cực đại địa phương)

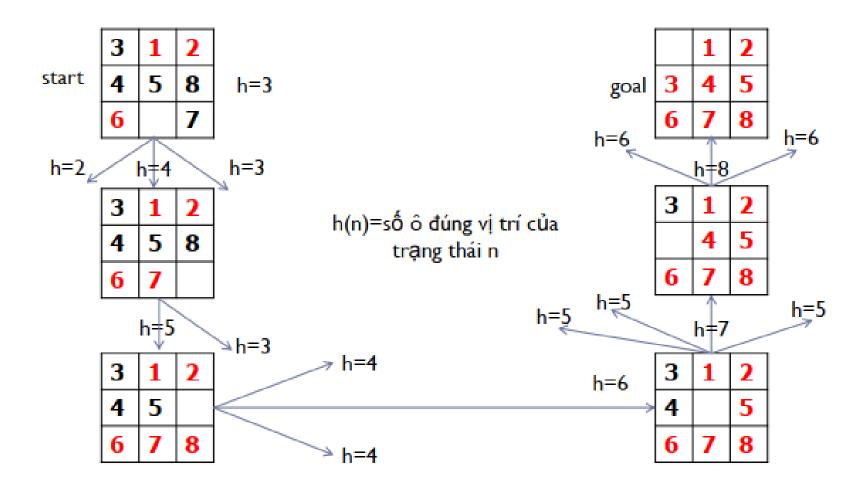
- 1. Chọn ngẫu nhiên trạng thái x
- 2. Gọi Y là tập các trạng thái hàng xóm của x
- 3. if  $\forall y_i \in Y : Obj(y_i) < Obj(x)$ 
  - return x

Di chuyển sang trạng thái tốt nhất

- 4.  $x \leftarrow y_i$  trong đó  $i = argmax_i(Obj(y_i))$
- 5. Go to 2



## Ví dụ leo đồi





### Tính chất thuật toán leo đồi

- Đơn giản, dễ lập trình
- Không tốn bộ nhớ (không phải ghi nhớ các trạng thái)
- Dễ bị lời giải tối ưu cục bộ (cực trị địa phương)
- Việc lựa chọn chuyển động rất quan trọng, không có quy tắc chung
  - Nếu có quá nhiều chuyển động
    - Sinh ra quá nhiều hàng xóm
    - Mất nhiều thời gian lựa chọn phương án tốt nhất
  - Nếu quá ít chuyển động
    - Rất dễ bị cực trị địa phương



# Leo đồi ngẫu nhiên: tư tưởng

- Là một phiên bản khác của thuật toán leo đồi
- Lựa chọn ngẫu nhiên một trạng thái hàng xóm
  - Chuyển sang trạng thái hàng xóm nếu trạng thái này tốt hơn
  - Nếu không tốt hơn lại chọn ngẫu nhiên một hàng xóm khác
- Kết thúc khi nào hết kiên nhẫn
  - Số hàng xóm mà thuật toán xem xét trong mỗi bước lặp hoặc trong toàn bộ thuật toán



# Leo đồi ngẫu nhiên

- 1. Chọn ngẫu nhiên trạng thái x
- 2. Gọi Y là tập các trạng thái hàng xóm của x
- 3. Chọn ngẫu nhiên  $y_i \in Y$
- 4. **if**  $Obj(y_i) > Obj(x)$

$$x \leftarrow y_i$$

5. Go to 2 nếu chưa hết kiên nhẫn

Vấn đề: Chọn tiêu chuẩn kết thúc thế nào?



#### Một số tính chất

- Trường hợp mỗi trạng thái có nhiều láng giềng
  - Leo đồi ngẫu nhiên thường cho kết quả nhanh hơn, và ít gặp cực trị địa phương hơn
- Với những không gian trạng thái có ít cực trị địa phương
  - Các thuật toán leo đồi thường tìm được lời giải khá nhanh
- Với những không gian phức tạp
  - Các thuật toán leo đổi thường chỉ tìm được cực trị địa phương
  - Bằng cách thực hiện nhiều lần với trạng thái xuất phát ngẫu nhiên, leo đồi thường tìm được cực trị địa phương khá tốt



#### Nội dung

- ☐ Giới thiệu tìm kiếm cục bộ
- □ Thuật toán leo đồi (Hill climbing)
- ☐ Thuật toán tôi thép (Simulated Annealing)



## Thuật toán tôi thép: tư tưởng

- Là phiên bản khái quát hoá của leo đồi ngẫu nhiên
- Mục tiêu: Giải quyết phần nào vấn đề cực trị địa phương trong các thuật toán leo đồi
- Nguyên tắc chung: chấp nhận những trạng thái kém hơn trạng thái hiện thời với một xác suất p
  - Chọn xác suất p thế nào?



#### Lựa chọn p

- Nguyên tắc: không chọn p cố định, giá trị p phụ thuộc hai yếu tố
  - Nếu trạng thái mới kém hơn nhiều so với trạng thái hiện thời, thì p phải giảm đi
    - Xác suất chấp nhận trạng thái tỉ lệ nghịch với độ kém của trạng thái
  - $\circ$  Theo thời gian, giá trị của p phải giảm dần
    - Khi mới bắt đầu, thuật toán chưa ở vùng trạng tốt, do vậy chấp nhận thay đổi lớn
    - Theo thời gian, thuật toán chuyển sang vùng trạng thái tốt, do vậy cần hạn chế thay đổi



## Thuật toán tôi thép

```
trạng thái bắt đầu x (chọn ngẫu nhiên)
                       sơ đồ làm lạnh C
            Đầu ra: trạng thái tốt nhất x^* (cực đại hàm mục tiêu)
            Khởi tạo x^* = x
for i = 1 to m
          1. chọn ngẫu nhiên y \in N(x)
                    a) tinh \Delta(x, y) = Obj(x) - Obj(y)
                    b) if \Delta(x, y) < 0 then p = 1
                   c) else p = e^{-\Delta(x,y)/T}
                    d) if rand[0,1] < p then x \leftarrow y
                              if Obj(x) > Obj(x^*) then x^* \leftarrow x

 giảm T theo sơ đồ C
```

SA(X, Obj, N, m, x, C)

Đầu vào: số bước lặp m

return  $x^*$ 



### Sơ đồ làm lạnh C

$$T_t = T_0 * \alpha^{t*k}$$

- $T_0 > 0$
- $\alpha \in (0,1)$
- $0.1 \le t \le m$
- ∘ 1 < k < m

#### Ý nghĩa

- $\circ$  t càng tăng thì T càng nhỏ, p càng nhỏ
- T lớn: chấp nhận bất cứ trạng thái nào
  - chuyển động ngẫu nhiên (random walk)
- T nhỏ: không chấp nhận trạng thái kém
  - leo đôi ngẫu nhiên



## Tính chất của thuật toán tôi thép

- Không có cơ sở lý thuyết rõ ràng
- Thường cho kết quả tốt hơn leo đồi
  - Ít bị cực trị địa phương
- Việc lựa chọn tham số phụ thuộc vào bài toán cụ thể