Học Máy (IT 4862)

Nguyễn Nhật Quang

quangnn-fit@mail.hut.edu.vn

Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội Viện Công nghệ thông tin và truyền thông Năm học 2011-2012

Nội dung môn học:

- Giới thiệu chung
- Đánh giá hiệu năng hệ thống học máy
- Các phương pháp học dựa trên xác suất
- Các phương pháp học có giám sát
 - Giải thuật di truyền (Genetic algorithm)
- Các phương pháp học không giám sát
- Lọc cộng tác
- Học tăng cường

Giải thuật di truyền – Giới thiệu

- Dựa trên (bắt chước) quá trình tiến hóa tự nhiên trong sinh học
- Áp dụng phương pháp tìm kiếm ngẫu nhiên (stochastic search) để tìm được lời giải (vd: một hàm mục tiêu, một mô hình phân lớp, ...) tối ưu
- Giải thuật di truyền (Generic Algorithm GA) có khả năng tìm được các lời giải tốt thậm chí ngay cả với các không gian tìm kiếm (lời giải) không liên tục rất phức tạp
- Mỗi khả năng của lời giải được biểu diễn bằng một chuỗi nhị phân (vd: 100101101) – được gọi là nhiễm sắc thể (chromosome)
 - · Việc biểu diễn này phụ thuộc vào từng bài toán cụ thể
- GA cũng được xem như một bài toán học máy (a learning problem) dựa trên quá trình tối ưu hóa (optimization)

Giải thuật di truyền – Các bước chính

- Xây dựng (khởi tạo) quần thể (population) ban đầu
 - Tạo nên một số các giả thiết (khả năng của lời giải) ban đầu
 - Mỗi giả thiết khác các giả thiết khác (vd: khác nhau đối với các giá trị của một số tham số nào đó của bài toán)
- Đánh giá quần thể
 - Đánh giá (cho điểm) mỗi giả thiết (vd: bằng cách kiểm tra độ chính xác của hệ thống trên một tập dữ liệu kiểm thử)
 - Trong lĩnh vực sinh học, điểm đánh giá này của mỗi giả thiết được gọi là độ phù hợp (fitness) của giả thiết đó
 - Xếp hạng các giả thiết theo mức độ phù hợp của chúng, và chỉ giữ lại các giả thiết tốt nhất (gọi là các giả thiết phù hợp nhất – survival of the fittest)
- Sản sinh ra thế hệ tiếp theo (next generation)
 - Thay đổi ngẫu nhiên các giả thiết để sản sinh ra thế hệ tiếp theo (gọi là các con cháu – offspring)
- Lặp lại quá trình trên cho đến khi ở một thế hệ nào đó có giả thiết tốt nhất có độ phù hợp cao hơn giá tri phù hợp mong muốn (định trước)

GA(Fitness, θ , n, r_{co} , r_{mu})

Fitness: A function that produces the score (fitness) given a hypothesis

- *⊕*: The desired fitness value (i.e., a threshold specifying the termination condition)
- n: The number of hypotheses in the population
- r_{co} : The percentage of the population influenced by the *crossover* operator at each step
- r_{mu} : The percentage of the population influenced by the *mutation* operator at each step

Initialize the population: H ← Randomly generate n hypotheses

Evaluate the initial population. For each h∈H: compute Fitness (h)

while
$$(\max_{\{h \in H\}} \text{Fitness}(h) < \theta)$$
 do

$$\mathbf{H}^{\mathrm{next}} \leftarrow \emptyset$$

Reproduction (Replication). Probabilistically select $(1-r_{co})$.n hypotheses of H to add to H^{next}.

The probability of selecting hypothesis h_i from H is:

$$P(h_i) = \frac{Fitness(h_i)}{\sum_{j=1}^{n} Fitness(h_j)}$$

GA(Fitness, θ , n, r_{co} , r_{mu})

. . .

Crossover.

Probabilistically select $(r_{co}.n/2)$ pairs of hypotheses from H, according to the probability computation P (h_i) given above.

For each pair (h_i, h_j) , produce two offspring (i.e., children) by applying the crossover operator. Then, add all the offspring to H^{next} .

Mutation.

Select $(r_{m1}.n)$ hypotheses of H^{next} , with uniform probability.

For each selected hypothesis, invert one randomly chosen bit (i.e., 0 to 1, or 1 to 0) in the hypothesis's representation.

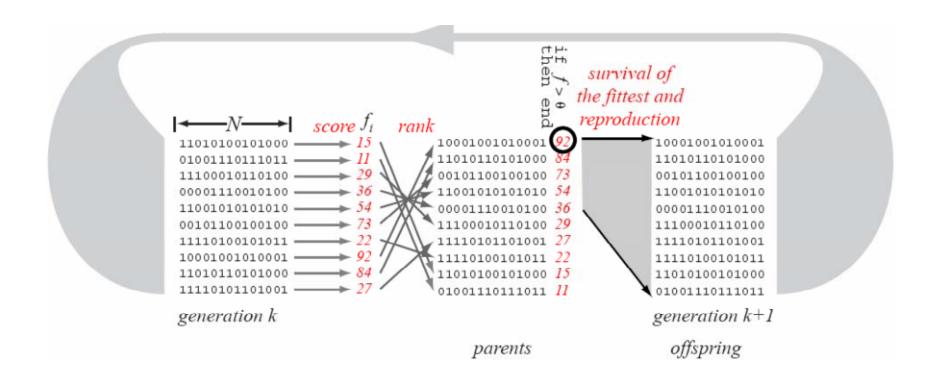
Producing the **next generation**: H ← H^{next}

Evaluate the new population. For each h∈H: compute Fitness (h)

end while

return $argmax_{h\in H}$ Fitness(h)

Giải thuật di truyền – Minh họa



[Duda et al., 2000]

Các toán tử di truyền

- 3 toán tử di truyền được sử dụng để sinh ra các cá thể con cháu (offspring) trong thế hệ tiếp theo
 - Nhưng chỉ có 2 toán tử lai ghép (crossover) và đột biến (mutation) tạo nên sự thay đổi

■ Tái sản xuất (Reproduction)

→ Một giả thiết được giữ lại (không thay đổi)

Lai ghép (Crossover) để sinh ra 2 cá thể mới

- → Ghép ("phối hợp") của hai cá thể cha mẹ
- Điểm lai ghép được chọn ngẫu nhiên (trên chiều dài của nhiễm sắc thể)
- Phần đầu tiên của nhiễm sắc thể $\rm h_i$ được ghép với phần sau của nhiễm sắc thể $\rm h_i$, và ngược lại, để sinh ra 2 nhiễm sắc thể mới

■Đột biến (Mutation) để sinh ra 1 cá thể mới

- →Chọn ngẫu nhiên một bit của nhiễm sắc thể, và đổi giá trị (0→1 / 1→0)
- Chỉ tạo nên một thay đổi nhỏ và ngẫu nhiên đối với một cá thể cha mẹ!

Các toán tử di truyền – Ví dụ

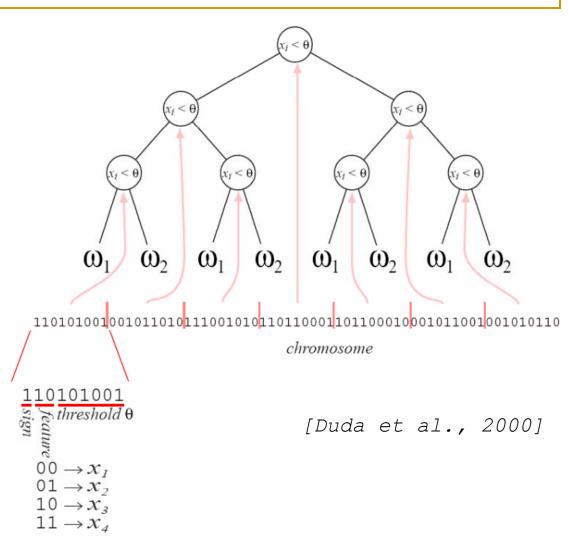
	Cha mẹ – Thế hệ hiện tại	Con cháu– Thế hệ tiếp theo
Tái sản xuất:	11101001000 —	→ 11101001000
Lai ghép tại 1 điểm:	11101001000 11111000000 (crossover mas	11101010101 (k) 00001001000
Lai ghép tại 2 điểm:	11 <u>10100</u> 1000 00111110000 0000101 <u>0101</u> (crossover mas	11001011000 (k) 00101000101
Đột biến:	111010 <u>0</u> 1000 —————————————————————————————————	→ 111010 <u>1</u> 1000

[Mitchell, 1997]

Biểu diễn giả thiết – Ví dụ

Ánh xạ (chuyển đổi) giữa:

- Biểu diễn các nhiễm sắc thể (chuỗi nhị phân), và
- Biểu diễn cây quyết định cho bài toán phân lớp có 2 lớp



Tài liệu tham khảo

- •T. M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill, 1997.
- •R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification (2nd Edition)*. Wiley-Interscience, 2000.