Chương 6 - Hệ mờ
(tóm tắt)

6.1. Hệ mờ

Ứng dụng của lý thuyết tập mờ và logic mờ, khi thông tin không đầy đủ, không chắc chắn, nhiễu, tri thức chuyên gia biểu diễn dạng ngôn ngữ tự nhiên, ranh giới các lớp đối tượng không rõ ràng, hệ thống phức tạp …

Hệ mờ có các thành phần:

- Mờ hoá
- Tham số + cơ sở luật
- Suy diễn mờ
- Khử mờ

Mộ số mô hình mờ

- Mô hình mờ Mamdani, phần tiền đề và kết luận đều là các nhãn biểu diễn bởi tập mờ
- Mô hình mờ TSK, phần kết luận là một hàm ánh xạ từ các tập mờ đầu vào
- Mô hình mờ Tsukamoto, phần kết luận là các nhãn biểu diễn bởi tập mờ đơn điệu

6.2. Xây dựng mô hình mờ

Các giai đoạn:

- Lựa chọn cấu trúc mô hình: đầu vào, đầu ra, các nhãn ngôn ngữ của mỗi biến, kiểu hàm thuộc, toán tử t, s, phép hợp thành, khử mờ, …
- Huấn luyện: từ mẫu học ➔ hàm thuộc, luật mờ
- Tối ưu: suy diễn mờ với các dữ liệu thử để điều chỉnh các tham số cho phù hợp

Xây dựng hệ mờ từ bộ dữ liệu vào – ra:

Cho: N bộ dữ liệu $(x_1^p, \ldots, x_n^p, y^p)$, với $p = 1,2,\ldots,N$

Cần xây dựng hệ mờ có n biến vào X1, …, Xn và 1 biến ra Y

Bước 1: Xác định các tập mờ cho mỗi biến, sao cho, hợp các giá đỡ các tập mờ của một biến chứa tất cả dữ liệu tương ứng với biến đó trong bộ dữ liệu. Ví dụ, biến Xi có các tập mờ $A_{i1}, A_{i2}, \ldots, A_{ir}$, có $\cup\, \mathrm{supp}(A_{ij}) = [\alpha_i, \beta_i]$ và mọi $x_i^p \in [\alpha_i, \beta_i]$

(có thể dung các dạng tập mờ tam giác, hình thang, …)

Bước 2: Với bộ dữ liệu $(x_1^p, \ldots, x_n^p, y^p)$, giả sử với biến vào Xi, có $x_i^p \in \mathrm{supp}(A_{ij})$, với độ thuộc μ_{ij}^p, $i = 1,2,\ldots, n$, $j = 1,2,\ldots,r$, và biến ra Y, có $y^p \in \mathrm{supp}(B_j)$, với độ thuộc μ_{n+1}^p, thì sinh được một luật

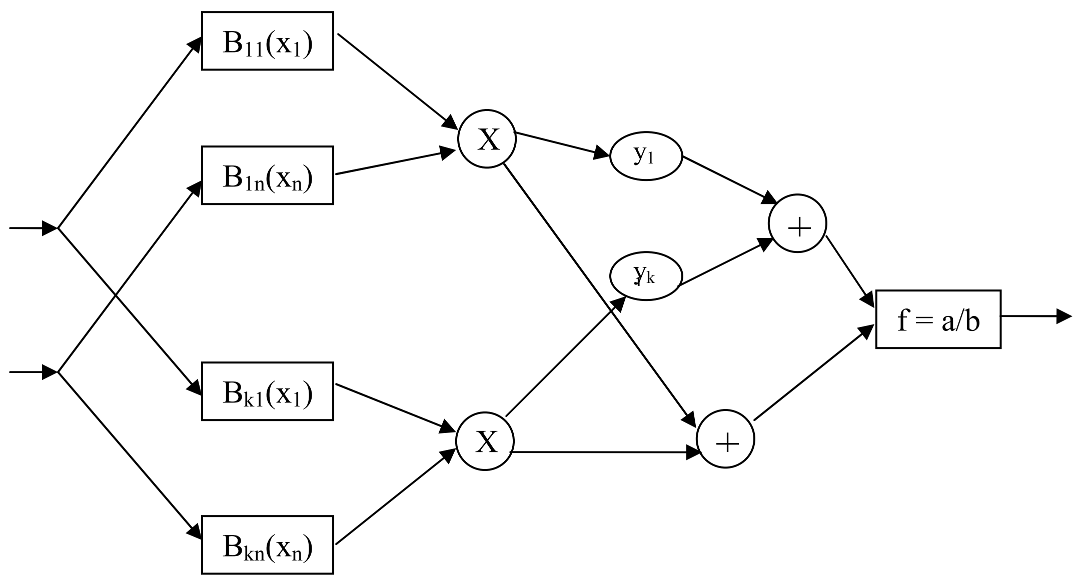
Nếu X1 là A_{1j} và … và Xn là A_{nj} thì Y là B_j với độ thuộc $\prod \mu_{ij}^p$

Bước 3: Với mỗi bộ $(A_{1j}, \ldots, A_{nj}, B_j)$ có thể có nhiều luật được sinh ra, thì chỉ giữ lại luật có độ thuộc lớn nhất. Nếu có các luật có cùng vế trái, nhưng khác vế phải, thì chỉ giữ lại luật có độ thuộc lớn hơn

Nhận xét: phương pháp này đã cố định hàm thuộc, để tính ra các luật, chưa tối ưu tham số.

Phương pháp Gradient giảm

Giả sử cấu trúc mô hình mờ đã được thiết kế, có n biến vào , 1 biến ra, k luật, ví dụ hợp thành max-product, mờ hoá đơn trị, khử mờ trọng tâm, hàm thuộc tam giác cân, …



Tầng 1: Mờ hoá B_{li} (l=1,…,k, i=1,…,n) là các hàm thuộc tam giác

$B_{li}(x_i) = (1 - |x_i - c_{li}|) / b_{li}$, nếu $c_{li} - b_{li} \le x_i \le c_{li} + b_{li}$
0, nếu ngược lại

Trong đó, c_{li}, b_{li} là các tham số hàm thuộc tam giác của các tập mờ của biến Xi

Tầng 2: Suy diễn mờ

- Tầng nhân: $zl = \prod B_{li}(x_i)$ với $l = 1,2,\ldots,k$

- Tầng cộng : $a = \Sigma\, y_l z_l$

- Tầng cộng : $b = \Sigma\, z_l$

Tầng 3 : Đầu ra của hệ thống $f = a/b$

Tối ưu: lan truyền ngược sai số

Với bộ dữ liệu ở lần thực hiện thứ j, $(x_1^j, \ldots, x_n^j, d^j)$, thì sai số

$e_j = (1/2).\ [\ f(x_1^j, \ldots, x_n^j) - d^j]^2$

cần được tối thiểu

→ Cần điều chỉnh các tham số c_{li}, b_{li} của các tập mờ, y_l của các luật

- Công thức học y_l: $y_l(j+1) = y_l(j) - \alpha.\partial e/\partial y_l|_j$

Với $\partial e/\partial y_l = (f-d).(\partial f/\partial a).(\partial a/\partial y_l) = (f-d).z_l/b$

- Công thức học c_{li}: $c_{li}(j+1) = c_{li}(j) - \alpha.\partial e/\partial c_{li}|_j$

Với $\partial e/\partial c_{li} = (f-d).(\partial f/\partial z_l).(\partial z_l/\partial c_{li}) = \pm(f-d).(y_l-f).z_l/(b.b_{li}.B_{li}(x_i))$

- Công thức học b_{li}: $b_{li}(j+1) = b_{li}(j) - \alpha.\partial e/\partial b_{li}|_j$

Với $\partial e/\partial b_{li} = (f-d).(\partial f/\partial z_l).(\partial z_l/\partial b_{li}) = (f-d).(y_l-f).|x_i-c_{li}|.z_l/(b.b_{li}^2.B_{li}(x_i))$

Phương pháp Fuzzy C-means (FCM) (Bezdek, 1981)

Cho $X = \{x_1, \ldots, x_N\}$ phân thành c cụm $C = \{c_1, \ldots, c_c\}$ (x_i có thể n-chiều)

Ma trận U: $\mu_{ij} \in [0,1]$, độ thuộc của x_i vào c_j, với điều kiện

$\sum_{j=1..c} \mu_{ij} = 1, \quad 0 < \sum_{i=1..N} \mu_{ij} < N$

Gọi $v_1, \ldots, v_c$ là các tâm cụm

Hàm mục tiêu: $J(X,C,U) = \sum_{j=1..c} \sum_{i=1..N} (\mu_{ij})^m.\|x_i-v_j\|$ → min ! với tham số $1 \le m < \infty$

Thuật toán FCM: lặp $l = 1,2, \ldots$

Chuẩn bị: chọn c,m, điều kiện dừng $\varepsilon>0$, Khởi tạo ma trận U

Bước 1: Tính các tâm cụm $v_1^{(l)}, \ldots, v_c^{(l)}$

Bước 2: Tính khoảng cách D_{ij} từ x_i vào $v_j^{(l)}$,

Bước 3: Tính lại ma trận U

Lặp cho đến khi $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \varepsilon$

…

Bài tập Chương 6

Tính kết quả suy diễn mờ:

Nếu x=A thì y=B, với A, B là các tập mờ tam giác A=(a1,a2,a3), B=(b1,b2,b3)

<u>Cho x=a</u> với a1<a<a2, a1,a2,a3,a,b1,b2,b3 ∈ R

Tính y ? dùng Rc, Rs