Tạp chí Tin học và Điều khiển học, T. 16, S. 4 (2000), 23-29

MỘT PHƯƠNG PHÁP GIẢI BÀI TOÁN SUY DIỄN MỜ TỔNG QUÁT THÔNG QUA NỘI SUY MỜ VÀ TÍCH HỢP MỜ

TRẦN ĐÌNH KHANG

Abstract. The fuzzy reasoning methods are abundant researched and applied in recent years and already reached some important results. However, the use of these methods in complicated problems with many variables and if–then statements shows still some restrictions. A promising approach is the combination of fuzzy interpolation and fuzzy aggregation methods as introducing in this paper.

Tóm tắt. Các phương pháp lập luận mờ đã được nghiên cứu và áp dụng nhiều trong những năm gần đây. Tuy nhiên, việc sử dụng các phương pháp đó trong các bài toán phức tạp, có nhiều biến còn nhiều hạn chế. Một phương pháp kết hợp phương pháp nội suy mờ và phương pháp tích hợp mờ có ứng dụng tốt hơn các phương pháp đã có được đề xuất và là nội dung của bài báo này.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong các ứng dụng mờ, ta thường gặp bài toán suy diễn mờ tổng quát ở dạng có k mệnh đề if-then tác động lên n biến giả thiết

if $X_1 = A_{11}$ and $X_2 = A_{12}$ and ... and $X_n = A_{1n}$ then $Y = B_1$
if $X_1 = A_{21}$ and $X_2 = A_{22}$ and ... and $X_n = A_{2n}$ then $Y = B_2$
......
if $X_1 = A_{k1}$ and $X_2 = A_{k2}$ and ... and $X_n = A_{kn}$ then $Y = B_k$
Cho $X_1 = A_{01}$ and $X_2 = A_{02}$ and ... and $X_n = A_{0n}$
Tính $Y = B_0$?

Trong đó $X_1, X_2, \dots, X_n, Y$ là các biến mờ trên các vũ trụ $U_1, U_2, \dots, U_n, V$ và A_{ij}, B_i, $i = 0, \dots, k$, $j = 1, \dots, n$ là các tập mờ.

- Nếu $n = 1$ và $k = 1$, bài toán trên trở thành

if $X_1 = A_{11}$ then $Y = B_1$
Cho $X_1 = A_{01}$
Tính $Y = B_0$?

Cách giải có thể tham khảo trong [4], tóm tắt như sau:

- Từ mệnh đề if–then, xây dựng quan hệ $R(A_{11}, B_1)$ trên vũ trụ $U_1 \times V$. Có rất nhiều cách định nghĩa quan hệ này như R_m, R_a, R_c, R_s, R_g, R_{sg},...

- Kết quả B_0 được tính bằng phép hợp thành $A_{01} \circ R(A_{11}, B_1)$.

Do có rất nhiều cách định nghĩa quan hệ R, cũng như các cách lựa chọn phép t-norm, t-conorm khác nhau, cho nên có rất nhiều cách xây dựng phương pháp suy diễn, nhiều khi mạng lại các kết quả trái ngược nhau. Vì vậy trong ứng dụng, người ta thường phải thử nghiệm để đưa ra được các lựa chọn thích hợp nhất. Có thể đặt ra những tiêu chuẩn suy diễn tốt như:

Cho X_1 = very A_{11}, more or less A_{11}, ... thì kết quả tính ra cũng là very B_1, more or less B_1, ... tương ứng.

- Nếu $n > 1$ và $k = 1$, cách giải được tham khảo trong [2]. Có hai cách tiếp cận được đưa là:

- Trước hết xây dựng quan hệ chung $R(A_{11}, A_{12}, \dots, A_{1n}; B_1)$ trên vũ trụ $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \times V$, sau đó tính $B_0 = (A_{01} \cap A_{02} \cap \dots \cap A_{0n}) o R(A_{11}, A_{12}, \dots, A_{1n}; B_1)$. Nhận xét chung là số phần tử của quan hệ R theo cách này có thể là rất lớn làm tăng độ phức tạp khi tính toán.

- Một cách làm khác là phân tách về các bài toán con

if $X_i = A_{1i}$ then $Y = B_1$
Cho $X_i = A_{0i}$
Tính $Y = B_{0i} = A_{0i} \circ R(A_{1i}, B_1)$

Sau đó: $B_0 = (B_{01} \cap B_{02} \cap \ldots \cap B_{0n})$ hoặc $= (B_{01} \cup B_{02} \cup \ldots \cup B_{0n})$.
Trong nhiều trường hợp, hai cách trên cho kết quả như nhau.

- Nếu $n = 1$ và $k > 1$, tham khảo trong [10], gộp k quan hệ if–then thành một quan hệ duy nhất $R(A_{11}, B_1; A_{21}, B_2; ...; A_{k1}, B_k)$ trên vũ trị $U_1 \times V$ bằng cách

$R(A_{11}, B_1; A_{21}, B_2; \ldots; A_{k1}, B_k) = R(A_{11}, B_1) \cap R(A_{21}, B_2) \cap \ldots \cap R(A_{k1}, B_k)$ hoặc
$R(A_{11}, B_1; A_{21}, B_2; \ldots; A_{k1}, B_k) = R(A_{11}, B_1) \cup R(A_{21}, B_2) \cup \ldots \cup R(A_{k1}, B_k)$

Sau đó tính ra kết quả $B_0 = A_{01} \circ R(A_{11}, B_1; A_{21}, B_2; \ldots; A_{k1}, B_k)$

- Nếu $n > 1$ và $k > 1$, cách giải được tổng hợp từ hai trường hợp trên.

Nhận xét chung là trong trường hợp tổng quát, việc có nhiều luật làm cho sai số của kết quả suy diễn có thể lớn, nhất là khi giá đỡ của các tập mờ $A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}$ không giao nhau, thì có những vùng mà ma trận quan hệ chứa toàn số 0, sinh ra kết quả không đáng tin cậy. Để khắc phục nhược điểm này của suy diễn mờ, người ta thường sử dụng phương pháp nội suy mờ (xem [1], [8], [9]).

Mặt khác, nếu có nhiều biến, quan hệ chung cho các mệnh đề if–then có thể có lực lượng rất lớn. Việc phân tách về các bài toán con sẽ đem lại sự mất mát thông tin, làm cho ý nghĩa của mệnh đề if–then khác hẳn đi. Một cách tiếp cận có triển vọng ở đây là tích hợp mờ. Bài này sẽ kết hợp cả hai phương pháp nội suy và tích hợp mờ để giải quyết bài toán trên.

2. MỘT PHƯƠNG PHÁP NỘI SUY MỜ

Xét bài toán sau

if $X_1 = A_{11}$ then $Y = B_1$
if $X_1 = A_{21}$ then $Y = B_2$
......
if $X_1 = A_{k1}$ then $Y = B_k$
Cho $X_1 = A_{01}$
Tính $Y = B_0$?

trong đó các $A_{i1}, B_i = 0, ..., k$ là các tập mờ lồi và chuẩn trên các vũ trụ U_1, V.

Trong các tài kiệu tham khảo [8], [9], các tác giả xét trường hợp các A_{i1} đều thỏa mãn $\forall i \neq j$: $\inf(A_{i1\alpha}) < \inf(A_{j1\alpha})$ và $\sup(A_{i1\alpha}) < \sup(A_{j1\alpha})$, $\forall\alpha \in [0,1]$ hoặc $\inf(A_{i1\alpha}) > \inf(A_{j1\alpha})$ và $\sup(A_{i1\alpha}) > \sup(A_{j1\alpha})$, $\forall\alpha \in [0,1]$.

Tổng quát hơn, ta có thể sử dụng tiêu chuẩn chung của nội suy mờ là nếu A_{01} gần với một A_{i1} nào đó thì kết quả B_0 cũng phải gần với B_i tương ứng. Như vậy cần phải xác định độ "gần nhau" giữa hai tập mờ lồi và chuẩn trên cùng một vũ trụ.

Định nghĩa 1. Cho $P(U_1)$ là tập tất cả các tập mờ lồi và chuẩn trên vũ trụ U_1. Với $A_1, A_2 \in P(U_1)$ thì khoảng cách theo cận dưới và khoảng cách theo cận trên mức $\alpha \in [0,1]$ của A_1 và A_2 được định nghĩa

$$d_L(A_1, A_2; \alpha) = |\inf(A_{1\alpha}) - \inf(A_{2\alpha})| \quad (1)$$
$$d_U(A_1, A_2; \alpha) = |\sup(A_{1\alpha}) - \sup(A_{2\alpha})| \quad (2)$$

trong đó $A_{1\alpha}$, $A_{2\alpha}$ là lát cắt α của A_1 và A_2, inf, sup tương ứng với Infremum, Supremum.

Như vậy từ A_{01} có thể định nghĩa khoảng cách theo cận dưới và khoảng cách theo cận trên tới các $A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}$ trên cùng vũ trụ U_1, theo (1) và (2).

Định nghĩa 2. Cho $P(U_1)$ là tập tất cả các tập mờ lồi và chuẩn trên vũ trụ U_1. Với $A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1} \in P(U_1)$, thì tổng khoảng cách theo cận dưới và tổng khoảng cách theo cận trên mức $\alpha \in [0,1]$ của A_{01} tới $A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}$ được định nghĩa

$$\delta_L(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha) = \sum_{i=1}^{k} d_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha) \tag{3}$$

$$\delta_U(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha) = \sum_{i=1}^{k} d_U(A_{01}, A_{i1}; \alpha) \tag{4}$$

trong đó $A_{i1\alpha}$, $i = 0, 1, \ldots, k$ là lát cắt α của $A_{01}, A_{11}, .., A_{k1}$, inf, sup ương ứng với Infremum, Supremum.

Định nghĩa 3. Cho $P(U_1)$ là tập tất cả các tập mờ lồi và chuẩn trên vũ trụ U_1. Với $A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1} \in P(U_1)$ thì độ gần nhau theo cận dưới và độ gần nhau theo cận trên mức $\alpha \in [0,1]$ của A_{01} tới A_{i1}, $i = 1, \ldots, k$ được định nghĩa

$$s_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha) = \frac{\delta_L(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha) - d_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha)}{\delta_L(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha)} \tag{5}$$

$$s_U(A_{01}, A_{i1}; \alpha) = \frac{\delta_U(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha) - d_U(A_{01}, A_{i1}; \alpha)}{\delta_U(A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}; \alpha)} \tag{6}$$

trong đó $A_{i1\alpha}$, $i = 0, 1, \ldots, k$ là lát cắt α của $A_{01}, A_{11}, \ldots, A_{k1}$, inf, sup tương ứng với Infremum, Supremum.

Trở lại với bài toán trên, có thể xác định độ gần nhau theo cận dưới và trên giữa A_{01} với các $A_{11}, \ldots, A_{k1}$ theo thuật toán dưới đây

Thuật toán 1. Cho $A_{01}, A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1} \in P(U_1)$, chọn bước tính ε $(0 < \varepsilon < 1)$ cho $\alpha = 0, \varepsilon, 2\varepsilon, \ldots, 1$. Tính theo đồ gần nhau theo cận dưới cà trên giữa A_{01} và A_{i1}, $i = 1, \ldots, k$.

Bước 1: Tính các khoảng cách theo cận dưới và trên của A_{01} với các A_{i1}, $i = 1, \ldots, k$ theo (1), (2).

Bước 2: Tính tổng khoảng cách theo cận dưới và trên của A_{01} tới $A_{11}, A_{21}, \ldots, A_{k1}$ theo (3), (4).

Bước 3: Tính các độ gần nhau theo cận dưới và trên giữa A_{01} và A_{i1}, $i = 1, \ldots, k$ theo (5), (6).

Nhận xét:

- Dễ dàng nhận thấy là các $s_L(A_{01}, A_{i1})$, $s_U(A_{01}, A_{i1})$ đều thuộc $[0,1]$.
- Tập hợp của các khoảng cách và độ gần nhau với mọi $\alpha \in [0,1]$ tạo thành các tập mờ chuẩn mà khi cần đều có thể khử mờ theo công thức của R. R. Yager trong [6]. Ví dụ

$$s_L^*(A_{01}, A_{i1}) = \sum_{\alpha \in [0,1]} \alpha^\beta s_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha) \Big/ \sum_{\alpha \in [0,1]} \alpha^\beta, \ \beta > 0 \tag{7}$$

trong đó $s_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha)$ là độ gần nhau theo cận dưới giữa A_{01} và A_{i1} theo mức α.

Tiếp theo, ta thiết lập một vũ trũ mới $V' = \{B_1, B_2, \ldots, B_k\}$ có k phần tử đều là các tập mờ cho biến ngôn ngữ Y. Khi đó theo tiêu chuẩn nội suy, khả năng B_0 gần với B_1 sẽ là $s(A_{01}, A_{11})$, B_0 gần với B_2 sẽ là $s(A_{01}, A_{21}), \ldots$, cho đến $s(A_{01}, A_{k1})$, trong đó $s(A_{01}, A_{i1})$ là tập các độ gần nhau theo cận dưới hoặc độ gần nhau theo cận trên giữa A_{01} và A_{i1} cho mọi α. Như vậy kết quả B_0 có thể được biểu diễn bằng tập mờ trên vũ trụ V' như sau:

$$B_0 = \frac{s(A_{01}, A_{11})}{B_1} + \frac{s(A_{01}, A_{21})}{B_2} + \cdots + \frac{s(A_{01}, A_{k1})}{B_k} \tag{8}$$

Vấn đề tiếp theo là tính toán được kết quả B_0. Vì có hai độ gần nhau theo cận trên và cận dưới nên B_0 cũng được phân thành hai tập mờ B_{0L} và B_{0U}. Với mỗi $\alpha \in [0,1]$ thì công thức (8) có thể phân tách thành hai công thức dưới đây:

$$B_{0L\alpha} = \frac{s_L(A_{01}, A_{11}; \alpha)}{\inf(B_{1\alpha})} + \frac{s_L(A_{01}, A_{21}; \alpha)}{\inf(B_{2\alpha})} + \cdots + \frac{s_L(A_{01}, A_{k1}; \alpha)}{\inf(B_{k\alpha})} \tag{9}$$

$$B_{0U\alpha} = \frac{s_U(A_{01}, A_{11}; \alpha)}{\sup(B_{1\alpha})} + \frac{s_U(A_{01}, A_{21}; \alpha)}{\sup(B_{2\alpha})} + \cdots + \frac{s_U(A_{01}, A_{k1}; \alpha)}{\sup(B_{k\alpha})} \tag{10}$$

Tập B_{0L} ở mức $\alpha \in [0,1]$ nhận giá trị $\inf(B_{1\alpha})$ với độ thuộc là $s_L(A_{01}, A_{11}; \alpha)$,... , nhận giá trị $\inf(B_{k\alpha})$ với độ thuộc là $s_L(A_{01}, A_{k1}; \alpha)$. Tương tự như vậy với B_{0U}.

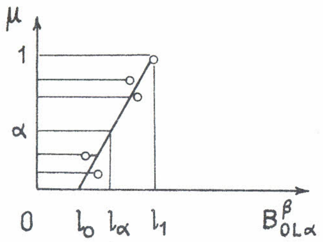
Khử mờ các $B_{0L\alpha}$ và $B_{0U\alpha}$ theo công thức khử mờ trong [6], với tham số khử mờ β:

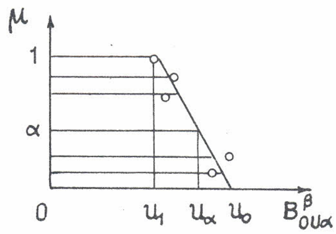
$$B^{\beta}_{0L\alpha} = \sum_{i=1}^{k} (s_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha))^{\beta} \inf(B_{i\alpha}) \Big/ \sum_{i=1}^{k} (s_L(A_{01}, A_{i1}; \alpha))^{\beta} \tag{11}$$

và

$$B^{\beta}_{0U\alpha} = \sum_{i=1}^{k} (s_U(A_{01}, A_{i1}; \alpha))^{\beta} \sup(B_{i\alpha}) \Big/ \sum_{i=1}^{k} (s_U(A_{01}, A_{i1}; \alpha))^{\beta} \tag{12}$$

Lưu ý rằng từ các giá trị $B^{\beta}_{0L\alpha}$ và $B^{\beta}_{0U\alpha}$ chưa chắc đã tạo ra tập mờ lồi và chuẩn. Để khắc phục điều này có thể làm mịn hóa kết quả bằng cách xấp xỉ về một đường thẳng.





Với mỗi $\alpha \in [0,1]$, thì $l_\alpha = (1-\alpha)l_0 + \alpha\, l_1$ và $u_\alpha = (1-\alpha)u_0 + \alpha\, u_1$. Cho $l_1 = B^{\beta}_{0L\alpha} = u_1 = B^{\beta}_{0U\alpha}$ khi $\alpha = 1$, cần phải tính l_0 và u_0. Ta có thể đặt ra điều kiện

$$\sum_{\alpha\in[0,1]} B^{\beta}_{0L\alpha} = \sum_{\alpha\in[0,1]} l_\alpha = \sum_{\alpha\in[0,1]} ((1-\alpha)l_0 + \alpha\, l_1) = l_0 \sum_{\alpha\in[0,1]} (1-\alpha) + l_1 \sum_{\alpha\in[0,1]} \alpha$$

và

$$\sum_{\alpha\in[0,1]} B^{\beta}_{0U\alpha} = \sum_{\alpha\in[0,1]} u_\alpha = \sum_{\alpha\in[0,1]} ((1-\alpha)u_0 + \alpha\, u_1) = u_0 \sum_{\alpha\in[0,1]} (1-\alpha) + u_1 \sum_{\alpha\in[0,1]} \alpha$$

Từ đó tính được

$$l_0 = \Big[\sum_{\alpha\in[0,1]} \beta^{\beta}_{0L\alpha} - l_1 \sum_{\alpha\in[0,1]} \alpha\Big] \Big/ \sum_{\alpha\in[0,1]} (1-\alpha) \tag{13}$$

và

$$u_0 = \Big[\sum_{\alpha\in[0,1]} \beta^{\beta}_{0U\alpha} - u_1 \sum_{\alpha\in[0,1]} \alpha\Big] \Big/ \sum_{\alpha\in[0,1]} (1-\alpha) \tag{14}$$

Như vậy có thể xác định được kết quả theo thuật toán dưới đây:

Thuật toán 2. Cho $B_1, B_2, \ldots, B_k \in P(V)$, chọn bước tính ε $(0 < \varepsilon < 1)$ cho $\alpha = 0, \varepsilon, 2\varepsilon, \ldots, 1$. Cần tính kết quả về B_0.

Bước 1: Tính các $B^{\beta}_{0L\alpha}$ và $B^{\beta}_{0U\alpha}$ theo (11) (12).

Bước 2: Cho $l_i = u_i = B^{\beta}_{0L\alpha}$ khi $\alpha = 1$, tính l_0 theo (13) và u_0 theo (14).

Bước 3: Tập kết quả B_0^* có đỉnh ở $l_1 = u_1$ và đáy là đoạn (l_0, u_0) hoặc (u_0, l_0) tùy theo $l_0 < u_0$ hay ngược lại.

3. ỨNG DỤNG TÍCH HỢP MỜ CHO TRƯỜNG HỢP NHIỀU BIẾN

Xét bài toán suy diễn mờ tổng quát

if $X_1 = A_{11}$ and $X_2 = A_{12}$ and... and $X_n = A_{1n}$ then $Y = B_1$
if $X_1 = A_{21}$ and $X_2 = A_{22}$ and... and $X_n = A_{2n}$ then $Y = B_2$

if $X_1 = A_{k1}$ and $X_2 = A_{k2}$ and... and $X_n = A_{kn}$ then $Y = B_k$
Cho $X_1 = A_{01}$ and $X_2 = A_{02}$ and... $X_n = A_{0n}$
Tính $Y = B_0$?

Gọi $\underline{A}_1$ = "$X_1 = A_{11}$ and $X_2 = A_{12}$ and... and $X_n = A_{1n}$" là tập mờ của biến $\underline{X}$ trên vũ trụ $U_1 \times U_2 \times \cdots \times U_n$, tương tự

$\underline{A}_2$ = "$X_1 = A_{21}$ and $X_2 = A_{22}$ and... and $X_n = A_{2n}$"
......
$\underline{A}_k$ = "$X_1 = A_{k1}$ and $X_2 = A_{k2}$ and... and $X_n = A_{kn}$"
$\underline{A}_0$ = "$X_1 = A_{01}$ and $X_2 = A_{02}$ and... and $X_n = A_{0n}$"

Khi đó bài toán trên sẽ trở thành

if $\underline{X} = \underline{A}_1$ then $Y = B_1$
if $\underline{X} = \underline{A}_2$ then $Y = B_2$
......
if $\underline{X} = \underline{A}_k$ then $Y = B_k$
Cho $\underline{X} = \underline{A}_0$
Tính $Y = B_0$?

Như vậy, bài toán trên tương tự như trường hợp được xét trong phần 2, có thể sử dụng phương pháp nội suy mờ. Muốn vậy cần phải tính được độ gần nhau giữa $\underline{A}_0$ với các $\underline{A}_i$. Độ gần nhau này có thể tính thông qua phép tích hợp mờ các độ gần nhau $s(A_{0j}, A_{ij})$, $j = 1, \ldots, n$. Các phương pháp tích hợp mờ có thể tham khảo trong [5], như tích hợp trung bình theo trọng số, tích hợp giả tuyến tính, tích hợp Choquet, tích hợp Sugeno, tích hợp theo trọng số cực đại, theo trọng số cực tiểu....

Thuật toán 3. Giải bài toán suy diễn mờ tổng quát theo các bước sau:

Bước 1: Dùng thuật toán 1, tính các độ gần nhau dưới và độ gần nhau trên $s_L(A_{0j}, A_{ij}; \alpha)$, $s_U(A_{0j}, A_{ij}; \alpha)$, $i = 1, \ldots, k$, $j = 1, \ldots, n$.

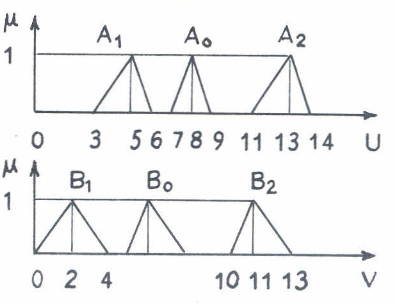
Bước 2: Dùng phương pháp tích hợp mờ để tính độ gần nhau $s_L(\underline{A}_0, \underline{A}_i; \alpha)$, $s_U(\underline{A}_0, \underline{A}_i; \alpha)$, $i = 1, \ldots, k$.

Bước 3: Dùng phương pháp nội suy mờ theo Thuật toán 2 để tính ra kết quả B_0.

4. VÍ DỤ

Ví dụ 1. Cho các luật sau

if $X = A_1$ then $Y = B_1$
if $X = A_2$ then $Y = B_2$
Cho $X = A_0$, tính $Y = B_0$?



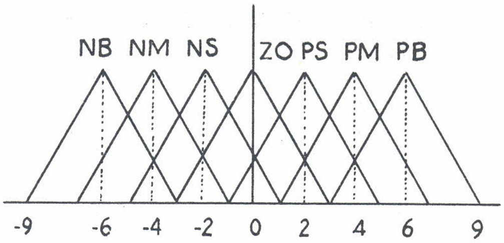
với A_1, A_2, A_0, B_1, B_2 được cho như ở bên.

Với $\varepsilon = 0,05$, $\beta = 1$, theo Thuật toán 1:
$s_L(A_0, A_1; \alpha) = (4 + \alpha)/8$, $s_L(A_0, A_2; \alpha) = (4 - \alpha)/8$,
$s_U(A_0, A_1; \alpha) = 5/8$, $s_U(A_0, A_2; \alpha) = 3/8$.
Theo Thuật toán 2:
$B_{0L\alpha} = (\alpha^2 + 2\alpha + 40)/8$, $B_{0U\alpha} = 59/8 - 2\alpha$.

Cuối cùng: $B_0 = (4{,}96, 5{,}38, 7{,}38)$.

Ví dụ 2. Xét ví dụ trong [3], cho các luật dạng $e, \Delta e \Rightarrow \Delta q$ theo bảng sau

$e \setminus \Delta e$	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB				PB			
NM				PM			
NS				PS			
ZO	PB	PM	PS	ZO	NS	NM	NB
PS				NS			
PM				NM			
PB				NB			



Fuzzy sets of width W=6

Sau đây là so sánh kết quả suy diễn bằng phương pháp suy diễn mờ và phương pháp được trình bày trong bài này:

- Suy diễn mờ theo [3], sau đó khử mờ theo phương pháp trọng tâm (center of gravity method).

- Dùng Thuật toán 3, chọn dạng hàm tích hợp tính trung bình, chọn tham số khử mờ $\beta = 300$, chọn bước tính $\varepsilon = 1/3$, sau đó khử mờ cũng theo phương pháp trọng tâm.

Cho e và Δe, tính kết quả Δq theo hai phương pháp. Vì các luật có tính đối xứng, nên chỉ cần tính cho một phần tư bảng. Ta có kết quả sau:

Bảng kết quả suy diễn mờ theo [3]

$e \setminus \Delta e$	NB	NM	NS	ZO
NB	unknown			
NM	4,0	3,0		
NS	4,358	2,701	2,0	
ZO	4,467	2,045	1,040	0
PS	4,358	1,169	0	
PM	4,0	0		
PB	unknown			

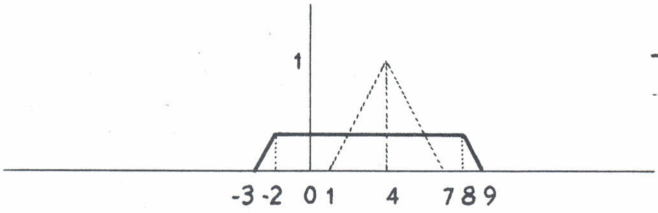
Bảng kết quả suy diễn theo bài này

$e \setminus \Delta e$	NB	NM	NS	ZO
NB	5,964			
NM	5,382	4,0		
NS	5,874	3,897	2,0	
ZO	5,958	4,0	2,0	0
PS	5,785	3,692	0	
PM	3,015	0		
PB	0			

Có một nhận xét so sánh hai phương pháp để thấy phương pháp mới cho kết quả tốt hơn:

- Dùng nội suy và tích hợp mờ tính được kết quả với mọi giá trị đưa vào, dùng suy diễn mờ thì chưa chắc đã được. Ví dụ, khi $e = NB$ và $\Delta e = NB$, suy diễn mờ cho kết quả có hàm thuộc bằng 0 tại mọi điểm (unknown), trong khi đó phương pháp trong bài này cho kết quả $\approx PB$.

- Kết quả của suy diễn mờ có dạng hàm thuộc khó xấp xỉ về giá trị rõ so với phương pháp trong bài này. Ví dụ, khi $e = NM$ và $\Delta e = NM$. Phương pháp trong bài này cho kết quả là tập mờ dạng tam giác thuận tiện cho khử mờ.



——— hàm thuộc theo suy diễn mờ

.... hàm thuộc theo bài này

- Nếu số liệu đưa vào trùng khít với giả thiết của một luật thì suy diễn mờ không cho kết quả bằng kết luận của luật đó (ví dụ, $e = ZO$ và $\Delta e = SN$), trong khi suy diễn theo nội suy và tích hợp mờ, nếu chọn tham số khử mờ β lớn, sẽ có kết quả chính bằng kết luận của luật.

- Kết quả theo phương pháp nội suy và tích hợp có vẻ "hợp lý" hơn, ví dụ như $e = NS$ và $\Delta e = NB$, kết quả là $\approx PB$ theo phương pháp mới đáng tin cậy hơn.

Sở dĩ phương pháp mới cho kết quả phù hợp hơn, vì suy diễn mờ trong trường hợp tổng quát phải tách thành hai bước phân biệt là xây dựng quan hệ mờ và sau đó áp dụng phép hợp thành, trong khi việc xây dựng một quan hệ mờ chung cho toàn bộ các luật if–then đã làm mất mát khá nhiều thông tin. Trong nội suy mờ, trước hết tìm các luật if–then thích hợp nhất (có dữ liệu đưa vào gần với giả thiết của luật nhất) rồi mới tính toán với các luật được coi là thích hợp đó.

5. KẾT LUẬN

Phương pháp được trình bày trong bài này sử dụng các phương pháp nội suy mờ và tích hợp mờ sẵn có, bằng cách chuyển mức độ "gần nhau" của dữ liệu đưa vào thành mức độ "gần nhau" của kết luận. Trong trường hợp đặc biệt, nếu $k = 2$ và $n = 1$ thì sẽ cho kết quả tương tự như thuật toán của Koczy. Phương pháp này có thể ứng dụng tốt trong các ứng dụng cần suy diễn mờ cũng như trong điều khiển mờ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] F. Klawonn, V. Novak, The relation between inference and interpolation in the framework of fuzzy systems, *Fuzzy Sets and Systems* **81** (1996) 331-354.

[2] M. Mizumoto, *Extended Fuzzy Reasoning, Approximate Reasoning in Expert Systems*, M. M. Gupta, A. Kandel, W. Bandler, J. B. Kiszka, Eds., Elsevier Science Publishers, North-Holland, 1985, p. 71-85.

[3] M. Mizumoto, Improvement methods of fuzzy controls, *3rd IFSA Congr.*, Seatle, 1989, 60-62.

[4] M. Mizumoto, H. J. Zimmermann, Comparison of fuzzy reasoning methods, *Fuzzy Sets and Systems* 8 (1982) 253-283.

[5] M. Roubens, Fuzzy set and decision analysis, *Fuzzy Set and System* **90** (1997) 199-206.

[6] R. R. Yager, Knowledge-based defuzzification, *Fuzzy Sets and Systems* **80** (1996), 177-185.

[7] S. G. Tzafestas, A. N. Venetsanopoulos, *Fuzzy Reasoning in Information and Control Systems*, Kluwer Academic Publishers, 1994.

[8] W. H. Hsiao, S. M. Chen, C. H. Lee, A new interpolative reasoning method in space rule-based systems, *Fuzzy Sets and System* **93** (1998) 17-22.

[9] Y. Shi, M. Mizumoto, A note on reasoning conditions of Koczy's interpolative reasoning method, *Fuzzy Sets and Systems* **96** (1998) 373-379.

[10] Z. Cao, A. Kandel, L. Li, A new model of fuzzy reasoning, *Fuzzy Sets and Systems* **36** (1990) 311-325.

Nhận bài ngày 24 - 10 - 1999
Nhận lại sau khi sửa ngày 19 - 7 - 2000

Viện Công nghệ thông tin