LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan kết quả đạt được trong luận văn là sản phẩm của cá nhân. Trong toàn bộ nội dung luận văn, những điều được trình bày là của cá nhân hoặc là tổng hợp từ nhiều nguồn tài liệu khác nhau. Tất cả các tài liệu tham khảo đó đều có xuất xứ rõ ràng và được trích dẫn hợp pháp.

Tôi xin chịu trách nhiệm và mọi hình thức kỷ luật theo quy định cho lời cam đoan của mình.

Thái Nguyên, ngày tháng năm 2016

Học viên

Nguyễn Hữu Lân

LỜI CẢM ƠN

Trước tiên em xin chân thành cảm ơn thầy giáo TS Nguyễn Duy Minh đã nhiệt tình, tận tâm hướng dẫn và chỉ bảo cho em hoàn thành luận văn tốt nghiệp này.

Em xin bày tỏ lòng biết ơn tới các thầy cô giáo trong trường Đại học Công nghệ thông tin Truyền thông - Đại học Thái Nguyên và các thầy cô giáo ở Viện Công nghệ thông tin đã giảng dạy, trang bị cho em những kiến thức quý báu trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu tại trường.

Em xin trân trọng cảm ơn các thành viên trong Gia đình, những người luôn dành cho tác giả những tình cảm nồng ấm, sẻ chia và đặc biệt là động viên khích lệ giúp em vượt qua được những giây phút chán nản nhất trong thời gian em theo học. Luận án cũng là món quà tinh thần mà tác giả trân trọng gửi tặng đến các thành viên trong Gia đình.

Em cũng xin gửi lời cảm ơn tới bạn bè, những người luôn cổ vũ, quan tâm và giúp đỡ em trong suốt thời gian học tập và làm luận văn.

Mặc dù đã hết sức nỗ lực, song do thời gian và kinh nghiệm nghiên cứu khoa học còn hạn chế nên không thể tránh khỏi những thiếu sót. Em rất mong nhận được sự góp ý của các thầy cô và bạn bè đồng nghiệp để hiểu biết của mình ngày một hoàn thiện hơn

Xin chân thành cảm ơn!

Thái Nguyên, ngày tháng năm 2016

Học viên

Nguyễn Hữu Lân

MỤC LỤC

DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT

Viết tắt	Tiếng Anh	Tiếng Việt
OWA	Ordered Weighted Averaging	Lớp toán tử trung bình trọng số có thứ tự
GA	Genetic Algorithm	Giải thuật di truyền
ĐSGT	HA-IRMd - Hedge Algebras-based Interpolative Reasoning Method	Đại số gia tử
SAM	Semantization Associate Memory	Mô hình ngữ nghĩa định lượng
FAM	Fuzzy Associative Memory	Bộ nhớ kết hợp mờ
OPHA(PAR, *f*)	Optimization Parameters of Hedge Algebras	Thuật toán tối ưu tham số Đại số gia tử
CM	Control Model	Mô hình của bài toán ứng dụng
FMCR	Fuzzy Multiple Conditional Reasoning	phương pháp lập luận mờ
HAR	Hedge Algebras Reasoning	phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT

DANH MỤC CÁC HÌNH

DANH MỤC CÁC BẢNG

MỞ ĐẦU

Lý thuyết tập mờ và logic mờ được L.A. Zadeh đề xuất vào giữa thập niên 60 của thế kỷ trước. Kể từ khi ra đời, lý thuyết tập mờ và ứng dụng của tập mờ đã được phát triển liên tục với mục đích xây dựng các phương pháp lập luận xấp xỉ để mô hình hóa quá trình suy luận của con người. Cho đến nay phương pháp lập luận xấp xỉ mờ đã được quan tâm nghiên cứu trên cả phương diện lý thuyết và ứng dụng trong nhiều lĩnh vực rất khác nhau, đã đạt được nhiều thành tựu ứng dụng, đặc biệt là các ứng dụng trong các hệ chuyên gia mờ, điều khiển mờ [9], [10].

Tuy nhiên, phương pháp lập luận của con người là vấn đề phức tạp và không có cấu trúc. Vì vậy kể từ khi lý thuyết tập mờ ra đời cho đến nay, vẫn chưa có một cơ sở lý thuyết hình thức chặt chẽ theo nghĩa tiên đề hoá cho logic mờ và lập luận mờ.

Để đáp ứng phần nào đối với nhu cầu xây dựng cơ sở toán học cho việc lập luận ngôn ngữ, N.Cat Ho và Wechler đã đề xuất cách tiếp cận dựa trên cấu trúc tự nhiên của miền giá trị của các biến ngôn ngữ, những giá trị của biến ngôn ngữ trong thực tế đều có thứ tự nhất định về mặt ngữ nghĩa, ví dụ ta hoàn toàn có thể cảm nhận được rằng, ‘*trẻ*’ là nhỏ hơn ‘*già*’, hoặc ‘*nhanh*’ luôn lớn hơn ‘*chậm*’. Xuất phát từ quan hệ ngữ nghĩa đó các tác giả đã phát triển lý thuyết đại số gia tử (ĐSGT).

Với việc định lượng các từ ngôn ngữ như đã đề cập, một số phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử ra đời nhằm mục đích giải quyết các bài toán xấp xỉ mô hình mờ, các bài toán được ứng dụng nhiều trong tự nhiên, kỹ thuật [2],[9],[10], phương pháp này được gọi là phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT (HA-IRMd - Hedge Algebras-based Interpolative Reasoning Method).

Tuy nhiên phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT từ trước đến nay có 2 yếu tố cơ bản ảnh hưởng đến kết quả lập luận, đó là định lượng các giá trị ngôn ngữ của ĐSGT trong mô hình mờ và nội suy trên siêu mặt cho bởi mô hình mờ. Vì vậy, để hiệu quả hơn khi giải quyết bài toán xấp xỉ mô hình mờ bằng phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT chúng ta cần nghiên cứu vấn đề sau:

- Các luật trong mô hình mờ được cho bởi các chuyên gia, khi biểu diễn các giá trị ngôn ngữ sang các tập mờ hoặc sang các nhãn ngôn ngữ trong đại số gia tử có sự sai lệch nhất định.

- Các tham số của hàm định lượng ngữ nghĩa trong ĐSGT được xác định một cách trực giác. Các tham số này có sự ảnh hưởng rất lớn đến các giá trị định lượng ngữ nghĩa của ĐSGT, vì vậy cần có một cơ chế xác định các tham số đó sao cho việc lập luận thu được kết quả mong muốn nhất. Vì lý do đó, tác giả nghiên cứu giải thuật tối ưu xác định các tham số của ĐSGT bằng giải thuật di truyền, chứ không chọn một cách trực giác như trước nữa.

Phương pháp này được cài đặt thử nghiệm trên một số bài toán xấp xỉ mô hình mờ, các kết quả sẽ được đánh giá và so sánh với các phương pháp lập luận xấp xỉ khác đã được công bố.

CHƯƠNG 1.
CÁC KIẾN THỨC LIÊN QUAN

1.1. Tập mờ và các phép toán trên tập mờ

1.1.1. Tập mờ (fuzzy set)

Cho tập vũ trụ U (còn gọi là không gian tham chiếu), một tập con thông thường A (tập rõ) của U có thể được đặc trưng bởi hàm μ_A như sau:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases}$$

Ví dụ 1.1. Cho tập $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$, $A = \{x_2, x_3, x_5\}$. Khi đó $\mu_A(x_1) = 0$, $\mu_A(x_2) = 1$, $\mu_A(x_3) = 1$, $\mu_A(x_4) = 0$, $\mu_A(x_5) = 1$.

Gọi $\overline{A}$ là phần bù của tập A, ta có $\overline{A} \cap A = \emptyset$, $\overline{A} \cup A = U$. Nếu $x \in A$ thì $x \notin \overline{A}$, ta viết $\mu_A(x) = 1$, $\mu_{\overline{A}}(x) = 0$.

Dễ dàng ta có, nếu *A, B* là hai tập con của U, thì hàm đặc trưng của các tập $A \cap B$, $A \cup B$ được xác định:

$$\mu_{A\cap B}(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \cap B \\ 0, & x \notin A \cap B \end{cases}$$

và

$$\mu_{A\cup B}(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \cup B \\ 0, & x \notin A \cup B \end{cases}$$

Tập hợp thông thường $A \subseteq U$ có một ranh giới rất rõ ràng. Chẳng hạn, A là tập những người có tuổi dưới 19 là một tập thông thường. Mỗi người (phần tử) chỉ có hai khả năng: hoặc là phần tử của A hoặc không.

Định nghĩa 1.1. *Cho U là vũ trụ các đối tượng. Tập mờ A trên U là tập các cặp có thứ tự* $(x, \mu_A(x))$, với $\mu_A(x)$ *là hàm từ U vào* $[0,1]$ *gán cho mỗi phần tử x thuộc U giá trị* $\mu_A(x)$ *phản ánh mức độ của x thuộc vào tập mờ A.*

Nếu $\mu_A(x) = 0$ thì ta nói x hoàn toàn không thuộc vào tập A, ngoài ra nếu $\mu_A(x)= 1$ thì ta nói x thuộc hoàn toàn vào A. Trong Định nghĩa 1.1, hàm μ còn được gọi là hàm thuộc (*membership function*).

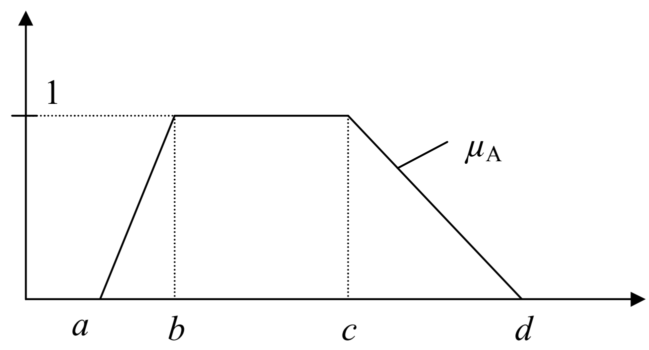
Hàm thuộc có thể được biểu diễn dưới dạng liên tục hoặc rời rạc. Đối với vũ trụ U là vô hạn thì tập mờ A trên U thường được biểu diễn dạng $A = \int \mu_A(x)/x$, còn đối với vũ trụ hữu hạn hoặc rời rạc $U = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$, thì tập mờ A có thể được biểu diễn $A = \{\mu_1/x_1 + \mu_2/x_2 + \ldots + \mu_n/x_n\}$, trong đó các giá trị μ_i ($i = 1, \ldots, n$) biểu thị mức độ thuộc của x_i vào tập A.

Có nhiều dạng hàm thuộc để biểu diễn cho tập mờ A, mà trong đó dạng hình thang, hình tam giác và hình chuông là thông dụng nhất.Sau đây là một ví dụ về hàm thuộc được cho ở dạng hình thang.

Ví dụ 1.2. Cho A là một tập mờ, A có thể được biểu diễn dưới dạng hình thang với hàm thuộc liên tục $\mu_A(x)$ như sau:

$$\mu_A(x;a,b,c,d) = \begin{cases} 0, & x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a}, & a \le x \le b \\ 1, & b \le x \le c \\ \dfrac{d-x}{d-c}, & c \le x \le d \\ 0, & x \ge d \end{cases}, \quad x \in R$$

trong đó *a, b, c, d* là các số thực và $a \le b \le c \le d$. Hình vẽ tương ứng của hàm thuộc μ_A được mô tả như Hình 1.1.



Hình 1.1: Tập mờ hình thang

Tiếp theo là những định nghĩa về tập mờ lồi và tập mờ chuẩn

Định nghĩa 1.2. *Cho A là tập mờ trên vũ trụ U.*

A là tập mờ lồi khi và chỉ khi $\mu_A(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq min\{\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)\}$ $\forall x_1, x_2 \in U, \lambda \in [0,1]$.

A là tập mờ chuẩn khi và chỉ khi tồn tại ít nhất một phần tử x $\in$ *U sao cho* $\mu_A(x) = 1$.

Định nghĩa 1.3. *Cho* ***A*** *là một họ các tập con của tập vũ trụ U và* $\varnothing \in \boldsymbol{A}$. *Một ánh xạ* $\mu : \boldsymbol{A} \rightarrow [0,\infty)$ *được gọi là độ đo mờ nếu thoả các điều kiện sau*:

$$\mu(\varnothing) = 0,$$

Nếu A, B $\in \boldsymbol{A}$ *và A* $\subseteq$ *B thì* $\mu(A) \leq \mu(B)$.

1.1.2. Các phép toán đại số trên tập mờ

Tương tự như trong lý thuyết tập hợp, trên những tập mờ người ta cũng đưa ra các phép toán: hợp, giao và lấy phần bù. Đó là những mở rộng của các định nghĩa trên lý thuyết tập hợp.

Định nghĩa 1.4. *Cho A, B là hai tập mờ trên vũ trụ U và* μ_A, μ_B *là hai hàm thuộc của chúng. Khi đó ta có thể định nghĩa*:

Phép hợp: $A \cup B = \{(x, \mu_{A\cup B}(x)) \mid x \in U, \mu_{A\cup B}(x) = max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}\}$

Phép giao: $A \cap B = \{(x, \mu_{A\cap B}(x)) \mid x \in U, \mu_{A\cap B}(x) = min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}\}$

Phép phủ định: $\overline{A} = \{(x, \mu_{\overline{A}}(x)) \mid x \in U,\ \mu_{\overline{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)\}$

Rõ ràng ta có $\overline{A} \cap A \neq \emptyset$ và $\overline{A} \cup A \neq U$.

Định nghĩa 1.5. *Cho A, B là hai tập mờ trên vũ trụ U và μ_A, μ_B là hai hàm thuộc của chúng. Khi đó ta có các phép toán sau*:

i) *Tổng đại số*

$A + B = \{(x, \mu_{A+B}(x)) \mid x \in U, \mu_{A+B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x).\mu_B(x)\}$

ii) *Tích đại số*

$A.B = \{(x, \mu_{A.B}(x)) \mid x \in U, \mu_{A.B}(x) = \mu_A(x).\mu_B(x)\}$

iii) *Tổ hợp lồi*

$A_C B = \{(x, \mu_{AcB}(x)) \mid x \in U, \mu_{AcB}(x) = w_1.\mu_A(x) + w_2.\mu_B(x), w_1 + w_2 = 1\}$

iv) *Phép bao hàm*

$A \subseteq B \Leftrightarrow \mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in U.$

Chúng ta có nguyên lý suy rộng cho nhiều biến sau đây.

Định nghĩa 1.6. *Cho* $A_1, A_2, ..., A_n$ *là các tập mờ trên các vũ trụ* $U_1, U_2, ..., U_n$ *tương ứng, quan hệ mờ* $f(A_1, A_2,..., A_n)$ *được định nghĩa là tập mờ*

$f(A_1, A_2,..., A_n) = \{((x_1, ..., x_n), \mu_f(x_1, ..., x_n)) \mid (x_1, ..., x_n) \in U_1 \times U_2 \times ... \times U_n, \mu_f(x_1,..., x_n) = f(\mu_{A1}(x), ..., \mu_{An}(x))\}$.

Ngoài các phép toán trên, sau đây chúng tôi cũng xin nhắc lại một số định nghĩa về họ toán tử *t-norms, t-conorms* và *N-Negative*.

Định nghĩa 1.7. *Hàm* T: $[0,1] \times [0,1] \to [0,1]$ *được gọi là t-norm khi và chỉ khi T thoả mãn các điều kiện: với mọi x, y, z* $\in [0,1]$

$T(x, y) = T(y, x)$,

$T(x, y) \leq T(x, z), \forall y \leq z$,

$T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$,

$T(x, 1) = x, T(0, 0) = 0$.

Định nghĩa 1.8. *HàmS*: $[0,1]\times[0,1] \rightarrow [0,1]$ *được gọi là t-conorm khi và chỉ khi S thoả mãn các điều kiện: với mọix, y, z* $\in [0,1]$

$S(x, y) = S(y, x)$,

$S(x, y) \leq S(x, z)$, $\forall y \leq z$,

$S(x, S(y, z)) = S(S(x, y), z)$,

$S(x, 0) = x$, $S(1, 1) = 1$.

Định nghĩa 1.9. *HàmN*: $[0,1] \rightarrow [0,1]$ *được gọi là hàm N-Negative khi và chỉ khi N thoả mãn các điều kiện: với mọix, y* $\in [0,1]$

$N(0) = 1$, $N(1) = 0$,

$N(x) \leq N(y)$, $\forall y \leq x$.

Cho hệ phép toán (T, S, N), chúng ta nói rằng T và S đối ngẫu đối với N nếu thỏa: $S(x, y) = N(T(N(x), N(y)))$, hoặc $T(x, y) = N(S(N(x), N(y)))$, và khi đó hệ (T, S, N) được gọi là một hệ De Morgan.

1.1.3. Các phép toán kết nhập

Trong lập luận mờ, phép kết nhập thường được dùng để tích hợp các điều kiện thành một đầu vào duy nhất để dễ dàng tính các quan hệ mờ.Không có toán tử kết nhập phù hợp cho tất cả các bài toán nên khi chọn toán tử kết nhập cần thử nghiệm trong các trường hợp cụ thể. Dựa vào các tính chất của các toán tử người ta chia thành các dạng như: *t-chuẩn* (*t-norm*), *t-đối chuẩn* (*t-conorm*) và *toán tử trung bình* (*averaging operator*).

Một toán tử kết nhập *n* chiều *Agg*: $[0,1]^n \rightarrow [0,1]$ thông thường thỏa các tính chất sau đây:

i) $Agg(x) = x$,

ii) $Agg(0, \ldots, 0) = 0$; $Agg(1, \ldots, 1) = 1$;

iii) $Agg(x_1, x_2, \ldots, x_n) \leq Agg(y_1, y_2, \ldots, y_n)$ nếu $(x_1, \ldots, x_n) \leq (y_1, \ldots, y_n)$.

Lớp toán tử trung bình trọng số có thứ tự OWA (*Ordered Weighted Averaging*) được R.Yager đưa ra vào năm 1988 các tính chất và công dụng đã được giới thiệu chi tiết, đầy đủ trong những năm tiếp sau. Lớp toán tử này có tính chất trọng số thứ tự nên giá trị được tích hợp luôn nằm giữa hai phép toán logic là phép tuyển "OR" và phép hội "AND".

Định nghĩa 1.10. *Toán tử trung bình có trọng số n chiều là ánh xạ* $f: R^n \rightarrow R$ *cùng với vectơ kết hợp n chiều* $W = [w_1, w_2, \ldots, w_n]^T$ ($w_i \in [0,1]$, $w_1 + w_2 + \ldots + w_n = 1$, $i = 1,\ldots, n$) *được xác định bởi công thức* $f(a_1, a_2, \ldots, a_n) = \sum_{i=1}^{n} a_i w_i$.

Dễ dàng nhận thấy phép kết nhập trung bình có trọng số nằm giữa hai phép toán lấy *max* và *min* nên quá trình tính toán trung gian trong lập luận xấp xỉ, khi sử dụng toán tử kết nhập trung bình có trọng số để kết nhập các tri thức và dữ liệu thì không sợ mắc phải sai lầm logic hoặc sai số quá lớn. Trước khi kết nhập các tri thức, dữ liệu phải được chuyển đổi về dạng số.

1.1.4. Phép kéo theo mờ

Toán tử kéo theo mờ là sự mở rộng của phép kéo theo trong logic hai trị để biểu diễn mệnh đề điều kiện "If *X* is *A* then *Y* is *B*".

Trước tiên, xét mệnh đề điều kiện "If $X \in A$ then $Y \notin B$" trong logic hai trị, ở đây *A, B* là các tập con tương ứng của *U, V* mà *X, Y* nhận giá trị trong đó. Điều kiện này là sai nếu như "$X \in A$" mà "$Y \notin B$", ngoài ra được xem là đúng. Vì vậy mệnh đề điều kiện "If... then..." có thể biểu diễn bởi quan hệ $(A \times B) \cup (\overline{A} \times V)$, ở đây $\overline{A}$ là phần bù của *A* trong *V*.

Mở rộng cho *A, B* là các tập mờ trong không gian *U, V*. Khi đó mệnh đề điều kiện sẽ là "If *X* is *A* then *Y* is *B*". Tương tự như trên nó sẽ được biểu diễn bằng một quan hệ mờ trong $U \times V$, tức là một tập con mờ của $U \times V$.

Như đã biết trước đây, phép "OR" được mô hình bởi *t-conormS*, còn tích Decac mô hình bởi *t-normT*. Vì vậy, tập con mờ $(A \times B) \cup (\overline{A} \times V)$ có hàm thuộc là:

$$\mu(x,y) = (\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)) \vee ((1-\mu_A(x)) \wedge 1),$$

trong đó $\wedge$ là ký hiệu của phép *min* còn $\vee$ là ký hiệu của phép *max* và giá trị 1 có thể giản ước.

Một cách tổng quát khi $\wedge$ và $\vee$ tương ứng là các phép *t-norm* và *t-conorm* bất kỳ, $(A \times B) \cup (\overline{A} \times V)$ có hàm thuộc là:

$\mu(x,y) = S(T(\mu_A(x), \mu_B(y)), N(\mu_A(x)))$

Nếu *J* là hàm chỉ giá trị chân lý của mệnh đề điều kiện, tức là *J* là ánh xạ đi từ tích [0,1] × [0,1] vào [0,1], thì ta có:

$\mu(x, y) = J(\mu_A(x), \mu_B(y))$, với $J(a, b) = S[T(a, b), N(a)]$.

Chúng ta dễ dàng kiểm tra các điều kiện biên sau:

$J(0, 0) = J(0, 1) = J(1, 1) = 1$ và $J(1, 0) = 0$.

Định nghĩa 1.11. *Một hàm J* : $[0,1]\times[0,1] \to [0,1]$ *bất kỳ thỏa mãn điều kiện biên trên được gọi là toán tử kéo theo mờ.*

Phép kéo theo có ý nghĩa rất quan trọng trong việc xây dựng các phương pháp lập luận xấp xỉ.

1.1.5. Phép hợp thành các quan hệ mờ

Quan hệ mờ là sự mở rộng của khái niệm quan hệ thông thường trong toán học. Quan hệ mờ cho phép chúng ta biểu thị mối quan hệ giữa các đối tượng một cách mềm dẻo hơn, chẳng hạn nó có thể biểu diễn cho một các phát biểu "*A* trẻ hơn *B* khá nhiều", "*x* rất lớn so với *y*",...

Như chúng ta đã biết, một quan hệ thông thường của các tập *U* và *V* là một tập con của $U\times V$ và do đó ta có thể mở rộng thành quan hệ mờ của *U* và *V*. Một quan hệ mờ *R* là một tập con mờ của $U\times V$, tức là:

$$R : U\times V \to [0,1]$$

với$R(x, y)$ chỉ cho mức độ cặp (x, y) thỏa hay thuộc vào quan hệ *R*.

Ví dụ với quan hệ R = "x nhỏ hơn y khá nhiều" thì $R(10, 15) = 0.4$ được hiểu là mệnh đề khẳng định "10 nhỏ hơn 15 khá nhiều" có độ tin cậy là 0.4.

Cho R_1 và R_2 là các quan hệ mờ tương ứng trên $U\times V$ và $V\times W$. Phép hợp thành ($R_1 o R_2$) của R_1 và R_2 là quan hệ mờ trên $U\times W$ với hàm thuộc được xác định như sau:

$$(R_1 \circ R_2)(x,z) = Sup_{y\in V} Min(R_1(x,y), R_2(y,z)).$$

Tổng quát hơn là:

$$(R_1 \circ R_2)(x,z) = Sup_{y\in V} T(R_1(x,y), R_2(y,z))$$

với T là một *t-norm* bất kỳ.

Trong trường hợp U, V và W là các tập hữu hạn, R_1, R_2 có thể biểu diễn bởi các ma trận và hợp thành $R_1 o R_2$ là phép nhân ma trận trong đó phép cộng được thay bằng *max* và phép nhân thay bằng một *t-normT*. Nếu ta lấy phép nhân $T(x, y) = xy$ thì phép hợp thành được gọi là *max-product*, nếu lấy phép nhân $T(x, y) = min(x, y)$ thì phép hợp thành thu được được gọi là *max-min*.

Mở rộng quan hệ tương đương sang quan hệ mờ chúng ta có quan hệ tương tự. Tập con mờ R của $U\times U$ là quan hệ tương tự nếu nó thoả các tính chất phản xạ ($\forall x \in U$, $R(x, x) = 1$), đối xứng ($\forall x, y \in U$, $R(x, y) = R(y, x)$) và tính bắc cầu mờ được định nghĩa như sau: $R(x,y)$ là bắc cầu mờ nếu nó thỏa bất đẳng thức $(R \circ R) \subseteq R$, hay

$$R(x,y) \geq Sup_{z\in U} T(R(x,z), R(z,y)), \forall x, y \in U.$$

Quan hệ mờ là cơ sở quan trọng để biểu diễn toán tử kéo theo mờ cũng như ứng dụng trong việc hợp thành các luật suy diễn mờ.

1.2. Biến ngôn ngữ

Theo như Zadeh đã phát biểu, một *biến ngôn ngữ* là biến mà "*các giá trị của nó là các từ hoặc câu trong ngôn ngữ tự nhiên hoặc ngôn ngữ nhân tạo*". Ví dụ như khi nói về nhiệt độ ta có thể xem đây là biến ngôn ngữ có tên gọi *NHIỆT_ĐỘ* và nó nhận các giá trị ngôn ngữ như "*cao*", "*rất cao*", "*trung bình*"…. Đối với mỗi giá trị này, chúng ta sẽ gán cho chúng một hàm thuộc. Giả sử lấy giới hạn của nhiệt độ trong đoạn [0, 230^{o}C] và giả sử rằng các giá trị ngôn ngữ được sinh bởi một tập các quy tắc. Khi đó, một cách hình thức, chúng ta có định nghĩa của biến ngôn ngữ sau đây:

Định nghĩa 1.12. *Biến ngôn ngữ là một bộ gồm năm thành phần* ($X, T(X), U, R, M$), *trong đó X là tên biến*, $T(X)$ *là tập các giá trị ngôn ngữ của biến X, U là không gian tham chiếu của biến cơ sở u, mỗi giá trị ngôn ngữ xem như là một biến mờ trên U kết hợp với biến cơ sở u, R là một qui tắc cú pháp sinh các giá trị ngôn ngữ cho tập* $T(X)$, *Mlà qui tắc ngữ nghĩa gán mỗi giá trị ngôn ngữ trong*$T(X)$ *với một tập mờ trên U.*

Ví dụ 1.3. Cho biến ngôn ngữ X chính là *NHIỆT_ĐỘ*, biến cơ sở u có miền xác định là $U = [0, 230]$ tính theo ^{o}C. Tập các giá trị ngôn ngữ tương ứng của biến ngôn ngữ là T(*NHIỆT_ĐỘ*) = {*cao, rất cao, tương_đối cao, thấp, rất thấp, trung bình, …*}. R là một qui tắc để sinh ra các giá trị này. M là quy tắc gán ngữ nghĩa sao cho mỗi một giá trị ngôn ngữ sẽ được gán với một tập mờ. Chẳng hạn, đối với giá trị nguyên thủy *cao*, $M(cao) = \{(u, \mu_{cao}(u) \mid u \in [0, 230]\}$, được gán như sau:

$$\mu_{cao}(u) = \begin{cases} 0, & u \le 170 \\ \dfrac{u-170}{15}, & 170 \le u \le 185 \\ 1, & 185 \le u \end{cases}$$

Ngữ nghĩa của các giá trị khác trong T(*NHIỆT_ĐỘ*) cũng có thể tính thông qua tập mờ của các giá trị nguyên thủy bởi các phép toán tương ứng với các gia tử tác động như *rất, tương_đối,…*

1.3. Mô hình mờ

Mô hình mờ rất được quan tâm trong việc suy diễn, nó thường được cho ở dạng gần với ngôn ngữ tự nhiên. Cấu trúc của một mô hình mờ chính là một tập bao gồm các luật mà mỗi luật là một mệnh đề dạng "If…then…", trong đó phần "If" được gọi là mệnh đề điều kiện hay tiền đề còn phần "then" được gọi là phần kết luận.

Mô hình mờ gồm hai mô hình là: mô hình đơn điều kiện và mô hình đa điều kiện.

Mô hình đơn điều kiện: là tập các luật mà trong đó mỗi luật chỉ chứa một điều kiện và một kết luận được cho như sau:

if$X = A_1$ then $Y = B_1$

if$X = A_2$ then $Y = B_2$

(1.1)

...

if$X = A_n$ then $Y = B_n$

trong đó X, Y là các biến ngôn ngữ thuộc không gian U, V tương ứng và các giá trị ngôn ngữ $A_1, A_2, ..., A_n, B_1, B_2, …, B_n$ là các tập mờ.

Mô hình đa điều kiện : là mô hình mà tập luật (mệnh đề If-then) có phần tiên đề bao gồm nhiều diều kiện ràng buộc ở mỗi luật và được phát biểu như sau:

If $X_1 = A_{11}$ and ... and $X_m = A_{1m}$ then $Y = B_1$

If $X_1 = A_{21}$ and ... and $X_m = A_{2m}$ then $Y = B_2$

. . . . (1.2)

If $X_1 = A_{n1}$ and ... and $X_m = A_{nm}$ then $Y = B_n$

Ở đây $X_1, X_2, …, X_m$ và Y là các biến ngôn ngữ, A_{ij}, B_i ($i = 1,…, n$; $j = 1,…, m$) là các giá trị ngôn ngữ tương ứng.

Hầu hết các ứng dụng trong hệ chuyên gia mờ, phân cụm mờ, dự báo mờ, cơ sở dữ liệu mờ, đều khiển mờ,… liên quan đến việc suy diễn thì mô hình mờ là một phần không thể thiếu và do vậy các ứng dụng này luôn gắn liền với các phương pháp giải quyết bài toán lập luận mờ.

Bài toán lập luận xấp xỉ mờ đa điều kiện được phát biểu như dưới đây:Cho mô hình mờ (1.2) và các giá trị ngôn ngữ A_{01}, A_{02}, …,A_{0m} tương ứng với các biến ngôn ngữ X_1, X_2, …, X_m . Hãy tính giá trị của Y.

Có nhiều phương pháp để giải quyết bài toán này.Các phương pháp cụ thể sẽ được trình bày ở phần sau.

1.4. Bài toán tối ưu và giải thuật di truyền

1.4.1. Bài toán tối ưu

Bài toán tối ưu có dạng:

Cho trước một hàm f: A $\rightarrow$ R từ tập hợp A tới tập số thực; Tìm: một phần tử x_0 thuộc A sao cho $f(x_0) \leq f(x)$ với mọi x thuộc A ("cực tiểu hóa") hoặc sao cho $f(x_0) \geq f(x)$ với mọi x thuộc A ("cực đại hóa").

Miền xác định A của hàm f được gọi là không gian tìm kiếm. Thông thường, A là một tập con của không gian Euclid R_n, thường được xác định bởi một tập các ràng buộc, các đẳng thức hay bất đẳng thức mà các thành viên của A phải thỏa mãn. Các phần tử của A được gọi là các lời giải khả thi. Hàm f được gọi là hàm mục tiêu, hoặc hàm chi phí. Lời giải khả thi nào cực tiểu hóa (hoặc cực đại hóa, nếu đó là mục đích) hàm mục tiêu được gọi là lời giải tối ưu.

Thông thường, sẽ có một vài cực tiểu địa phương và cực đại địa phương, trong đó một cực tiểu địa phương x* được định nghĩa là một điểm thỏa mãn điều kiện: với giá trị δ> 0 nào đó và với mọi giá trị x sao cho

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\| \leq \delta;$$

công thức sau luôn đúng

$$f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x})$$

Nghĩa là, tại vùng xung quanh x*, mọi giá trị của hàm đều lớn hơn hoặc bằng giá trị tại điểm đó.Cực đại địa phương được định nghĩa tương tự.Thông thường, việc tìm cực tiểu địa phương là dễ dàng - cần thêm các thông tin về bài toán (chẳng hạn, hàm mục tiêu là hàm lồi) để đảm bảo rằng lời giản tìm được là cực tiểu toàn cục.

Phát biểu bài toán có thể có thể mô tả lại bài toán như sau:

$$f(x) = \max (\min)$$

- *Với điều kiện:* $g_i(x)$ (≥, =, ≤) bi, i=1,…, m

$$x \in X \subseteq R_n$$

- Hàm f(x) được gọi là hàm mục tiêu.
- Hàm $g_i(x)$gọi là các hàm ràng buộc.
- Miền ràng buộc:D = { x ∈X | gi (x) (≥, =, ≤) bi, i=1,m }

1.4.2. Giải thuật di truyền

1.4.2.1. Các khái niệm cơ bản của giải thuật di truyền

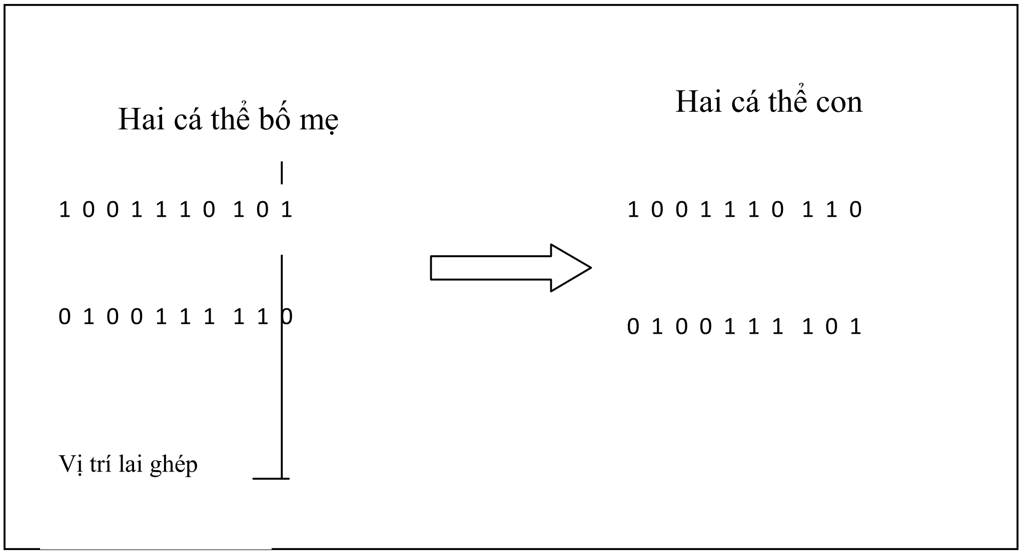
Giới thiệu chung: Giải thuật GA lần đầu được tác giả Holland giới thiệu vào năm 1962. Nền tảng toán học của giải thuật GA được tác giả công bố trong cuốn sách "Sự thích nghi trong các hệ thống tự nhiên và nhân tạo" xuất bản năm 1975. Giải thuật GA mô phỏng quá trình tồn tại của các cá thể có độ phù hợp tốt nhất thông qua quá trình chọn lọc tự nhiên, sao cho khi giải thuật được thực thi, quần thể các lời giải tiến hoá tiến dần tới lời giải mong muốn. Giải thuật GA duy trì một quần thể các lời giải có thể của bài toán tối ưu hoá. Thông thường, các lời giải này được mã hoá dưới dạng một chuỗi các gien. Giá trị của các gien có trong chuỗi được lấy từ một bảng các ký tự được định nghĩa trước. Mỗi chuỗi gien được liên kết với một giá trịđược gọi là độ phù hợp. Độ phù hợp được dùng trong quá trình chọn lọc. Cơ chế chọn lọc đảm bảo các cá thể có độ phù hợp tốt hơn có xác suất được lựa chọn cao hơn. Quá trình chọn lọc sao chép các bản sao của các cá thể có độ phù hợp tốt vào một quần thể tạm thời được gọi là quần thể bố mẹ. Các cá thể trong quần thể bố mẹ được ghép đôi một cách ngẫu nhiên và tiến hành lai ghép tạo ra các cá thể con. Sau khi tiến hành quá trình lai ghép, giải thuật GA mô phỏng một quá trình khác trong tự nhiên là quá trình đột biến, trong đó các gien của các cá thể con tự thay đổi giá trị với một xác suất nhỏ.

Tóm lại, có 6 khía cạnh cần được xem xét, trước khi áp dụng giải thuật GA để giải một bài toán, cụ thể là:

- Mã hoá lời giải thành cá thể dạng chuỗi.
- Hàm xác định giá trị độ phù hợp.
- Sơ đồ chọn lọc các cá thể bố mẹ.
- Toán tử lai ghép.
- Toán tử đột biến.
- Chiến lược thay thế hay còn gọi là toán tử tái tạo.

Có nhiều lựa chọn khác nhau cho từng vấn đề trên. Phần tiếp theo sẽ đưa ra cách lựa chọn theo Holland khi thiết kế phiên bản giải thuật GA đơn giản lần đầu tiên

Giải thuật di truyền đơn giản: Holland sử dụng mã hoá nhị phân để biểu diễn các cá thể, lý do là phần lớn các bài toán tối ưu hoá đều có thể được mã hoá thành chuỗi nhị phân khá đơn giản. Hàm mục tiêu, hàm cần tối ưu, được chọn làm cơ sở để tính độ phù hợp của từng chuỗi cá thể. Giá trị độ phù hợp của từng cá thể sau đó được dùng để tính toán xác suất chọn lọc. Sơ đồ chọn lọc trong giải thuật SGA là sơ đồ chọn lọc tỷ lệ. Trong sơ đồ chọn lọc này, cá thể có độ phù hợp f_i có xác suất chọn lựa $p_i = f_i / \sum_{j=1}^{N} f_j$, ở đây N là số cá thể có trong quần thể. Toán tử lai ghép trong giải thuật GA là toán tử lai ghép một điểm cắt. Giả sử chuỗi cá thể có độ dài L (có L bít), toán tử lai ghép được tiến hành qua hai giai đoạn là:



Hai cá thể trong quần thể bố mẹ được chọn một cách ngẫu nhiên với phân bố xác suất đều.

Sinh một số ngẫu nhiên j trong khoảng $[1, L - 1]$. Hai cá thể con được tạo ra bằng việc sao chép các ký tự từ 1 đến j và tráo đổi các ký tự từ $j + 1$ đến L. Quá trình này được minh hoạ như trong hình 1

Điều đáng lưu ý là giải thuật GA không yêu cầu toán tử lai ghép luôn xảy ra đối với hai cá thể bố mẹ được chọn. Sự lai ghép chỉ xảy ra khi số ngẫu nhiên tương ứng với cặp cá thể bố mẹ được sinh ra trong khoảng [0, 1) không lớn hơn một tham số p_c (gọi là xác suất lai ghép). Nếu số ngẫu nhiên này lớn hơn p_c, toán tử lai ghép không xảy ra. Khi đó hai cá thể con là bản sao trực tiếp của hai cá thể bố mẹ.

Tiếp theo, Holland xây dựng toán tử đột biến cho giải thuật GA. Toán tử này được gọi là toán tử đột biến chuẩn. Toán tử đột biến duyệt từng gien của từng cá thể con được sinh ra sau khi tiến hành toán tử lai ghép và tiến hành biến đổi giá trị từ 0 sang 1 hoặc ngược lại với một xác suất p_m được gọi là xác suất đột biến. Cuối cùng là chiến lược thay thế hay còn gọi là toán tử tái tạo. Trong giải thuật, quần thể con được sinh ra từ quần thể hiện tại thông qua

3 toán tử là chọn lọc, lai ghép và đột biến thay thế hoàn toàn quần thể hiện tại và trở thành quần thể hiện tại của thế hệ tiếp theo. Sơ đồ tổng thể của GA được thể hiện qua thủ tục GA dưới đây.

Thủ tục GA () /* *Bài toán tối ưu* */

{k = 0;

// *Khởi động quần thể P_0 một cách ngẫu nhiên.*

// *Tính giá trị hàm mục tiêu cho từng cá thể.*

khởi_động (P_k);

tính_hàm_mục_tiêu (P_k);

// *Đặt lời giải của giải thuật bằng cá thể có giá trị hàm mục tiêu tốt nhất.*

X_{best} = tốt_nhất (P_k);

do { // Chuyển đổi giá trị hàm mục tiêu thành giá trị độ phù hợp và

// *tiến hành chọn lọc tạo ra quần thể bố mẹ P_{parent}*

P_{parent} = chọn_lọc (P_k);

// *Tiến hành lai ghép và đột biến tạo ra quần thể cá thể con P_{child}*

P_{child} = đột_biến (lai_ghép (P_{parent}));

// *Thay thế quần thể hiện tại bằng quần thể cá thể con*

k = k + 1;

P_k = P_{child};

tính_hàm_mục_tiêu (P_k);

// *Nếu giá trị hàm mục tiêu obj của cá thể tốt nhất X trong quần*

// *thể P_k lớn hơn giá trị hàm mục tiêu của X_{best} thì thay thế lời giải*

X = tốt_nhất (P_k);

if (obj (X) > obj (X_{best})) X_{best} = X;

} **while**(k< G); /* *Tiến hành G thế hệ* */

return (X_{best}); /* *Trả về lời giải của giải thuật GA*/*

}

Giải thuật di truyền phụ thuộc vào bộ 4 (N, p_c, p_m, G), trong đó N - số cá thể trong quần thể; p_c - xác suất lai ghép; p_m- xác suất đột biến và G - số thế hệ cần tiến hoá, là các tham số điều khiển của giải thuật GA. Cá thể có giá trị hàm mục tiêu tốt nhất của mọi thế hệ là lời giải cuối cùng của giải thuật GA. Quần thể đầu tiên được khởi tạo một cách ngẫu nhiên.

1.4.2.2. Cơ chế thực hiện của giải thuật di truyền

Trong phần này ta sẽ tìm hiểu về cơ chế thực hiện của giải thuật di truyền thông qua một bài toán tối ưu số. Không làm mất tính tổng quát, ta giả định bài toán tối ưu là bài toán tìm cực đại của hàm nhiều biến f. Bài toán tìm cực tiểu hàm g chính là bài toán tìm cực đại hàm $f = -g$, hơn nữa ta có thể giả định hàm mục tiêu f có giá trị dương trên miền xác định của nó, nếu không ta có thể cộng thêm một hằng số C dương

Cụ thể bài toán được đặt ra như sau: Tìm cực đại một hàm k biến $f(x_1,..,x_k)$: $\boldsymbol{R}^k \rightarrow \boldsymbol{R}$. Giả sử thêm là mỗi biến x_i có thể nhận giá trị trong miền $D_i = [a_i,b_i] \subseteq \boldsymbol{R}$ và $f(x_1,.., x_k) > 0$ với mọi $x_i \in D_i$. Ta muốn tối ưu hàm f với độ chính xác cho trước: giả sử cần n số lẻ đối với giá trị của các biến

Để đạt được độ chính xác như vậy mỗi miền D_i cần được phân cắt thành $(b_i - a_i) \times 10^n$ miền con bằng nhau, gọi m là số nguyên nhỏ nhất sao cho

$$(b_i - a_i) \times 10^n \leq 2^{m_i} - 1$$

Như vậy mỗi biến x_i được biểu diễn bằng một chuỗi nhị phân có chiều dài m_i. Biểu diễn như trên rõ ràng thoả mãn điều kiện về độ chính xác theo yêu cầu. Công thức sau tính giá trị thập phân của mỗi chuỗi nhị phân biểu diễn biến x_i

$$x_i = a_i + decimal(string_2)\frac{b_i - a_i}{2^{m_i} - 1}$$

Trong đó $decimal(string_2)$ cho biết giá trị thập phân của chuỗi nhị phân đó

Bây giờ, mỗi nhiễm sắc thể (là một lời giải) được biểu diễn bằng một chuỗi nhị phân có chiều dài $m = \sum_{i=1}^{k} m_i$, m_1 bit đầu tiên biểu diễn giá trị trong khoảng $[a_1,b_1]$, m_2 bit kế tiếp biểu diễn giá trị trong khoảng $[a_2,b_2]$, …

Để khởi tạo quần thể, chỉ cần đơn giản tạo *pop _size* nhiễm sắc thể ngẫu nhiên theo từng bit.

Phần còn lại của giải thuật di truyền rất đơn giản, trong mỗi thế hệ, ta lượng giá từng nhiễm sắc thể (tính giá trị hàm *f* trên các chuỗi biến nhị phân đã được giải mã), chọn quần thể mới thoả mãn phân bố xác suất dựa trên độ thích nghi và thực hiện các phép đột biến và lai để tạo ra các cá thể thế hệ mới. Sau một số thế hệ, khi không còn cải thiện thêm được gì nữa, nhiễm sắc thể tốt nhất sẽ được xem như lời giải của bài toán tối ưu (thường là toàn cục).Thông thường ta cho dừng giải thuật sau một số bước lặp cố định tuỳ ý tuỳ thuộc vào điều kiện tốc độ và tài nguyên máy tính.

Đối với tiến trình chọn lọc (chọn quần thể mới thoả phân bố xác suất dựa trên các độ thích nghi), ta dùng bánh xe quay Rulet với các rãnh được định kích thước theo độ thích nghi. Ta xây dựng bánh xe Rulet như sau (giả định rằng các độ thích nghi đều dương).

+ Tính độ thích nghi $eval(v_i)$ của mỗi nhiễm sắc thể v_i (i = 1,…, *pop_size*)

+ Tìm tổng giá trị thích nghi toàn quần thể: $F = \sum_{i=1}^{pop-size} eval(v_i)$

+ Tính xác suất chọn p_i cho mỗi nhiễm sắc thể v_i, (i = 1,…,*pop_size*): $p_i = eval(v_i) / F$

+ Tính vị trí xác suất q_i của mỗi nhiễm sắc thể v_i, (i = 1,…,*pop_size*): $q_i = \sum_{j=1}^{i} p_i$

Tiến trình chọn lọc thực hiện bằng cách quan bánh xe Rulet *pop_size* lần, mỗi lần chọn một nhiễm sắc thể từ quần thể hiện hành vào quần thể mới theo cách sau:

+ Phát sinh ngẫu nhiên một số r trong khoảng [0..1]

+ Nếu $r<q_1$ thì chọn nhiễm sắc thể đầu tiên v_1, ngược lại thì chọn nhiễm sắc thể thứ i, v_i ($2 \leq i \leq pop\_size$) sao cho $q_{i-1}<r<q_i$

Hiển nhiên có thể có một số nhiễm sắc thể được chọn nhiều lần, điều này là phù hợp vì các nhiếm sắc thể tốt nhất cần có nhiều bản sao hơn, các nhiễm sắc thể trung bình không thay đổi, các nhiễm sắc thể kém nhất thì chết đi.

Bây giờ ta có thể áp dụng phép toán di truyền: kết hợp và lại vào các cá thể trong quần thể mới vừa được chọn từ quần thể cũ như trên. Một trong nhữn tham số của giải thuật là xác suất lai p_c.Xác suất này cho ta số nhiếm sắc thể $pop\_size \times p_c$ mong đợi, các nhiễm sắc thể này được dùng trong tác vụ lai tạo. Ta tiến hành theo cách sau đây:

Đối với mỗi nhiễm sắc thể trong quần thể mới:

+ Phát sinh ngẫu nhiên một số r trong khoảng [0,1]

+ Nếu $r<p_c$, hãy chọn nhiễm sắc thể đó để lai tạo

Bây giờ ta ghép đôi các nhiễm sắc thể đã được chọn một cách ngẫu nhiên: đối với mỗi cặp nhiễm sắc thể được ghép đôi, ta phát sinh ngẫu nhiên một số nguyên *pos* trong khoảng [1, m-1], m là tổng chiều dài - số bit của một nhiễm sắc thể. Số *pos* cho biết vị trí của điểm lai, cụ thể hai nhiễm sắc thể:

$(b_1 b_2 \ldots b_{pos} b_{pos+1} \ldots b_m)$ và $(c_1 c_{2.} \ldots c_{pos} c_{pos+1} \ldots c_m)$

được thay bằng một cặp con của chúng:

$(b_1 b_2 \ldots b_{pos} c_{pos+1} \ldots c_m)$ và $(c_1 c_{2.} \ldots c_{pos} b_{pos+1} \ldots b_m)$

Phép toán kế tiếp là phép đột biến, được thực hiện trên cơ sở từng bit. Một tham số khác của giải thuật là xác suất đột biến p_m, cho ta số bit đột biến $p_m \times m \times pop\_size$ mong đợi. Mỗi bit (trong tất cả các nhiễm sắc thể trong quần thể) có cơ hội bị đột biến như nhau, nghĩa là đổi từ 0 thành 1 hoặc ngược lại. Vì thế ta tiến hành theo cách sau đây:

Đối với mỗi nhiễm sắc thể trong quần thể hiện hành (nghĩa là sau khi lai) và đối với mỗi bit trong nhiễm sắc thể:

+ Phát sinh ngẫu nhiên một số r trong khoảng [0,1].

+ Nếu $r<p_m$ hãy đột biến bit đó.

Sau quá trình chọn lọc, lai và đột biến, quần thể mới đến lượt lượng giá kế tiếp của nó. Lượng giá này được dùng để xây dựng phân bố xác suất (cho tiến trình chọn lựa kế tiếp), nghĩa là để xây dựng lại bánh xe Rulet với các rãnh được định kích thước theo các giá trị thích nghi hiện hành. Phần còn lại của tiến hoá chỉ là lặp lại chu trình của những bước trên.

1.4.2.3. Các phương pháp biểu diễn nhiễm sắc thể và các toán tử di truyền chuyên biệt

Khi ứng dụng giải thuật di truyền vào thực tế, đôi khi gặp những bài toán đòi hỏi một cách biểu diễn lời giải thích hợp, nếu không giải thuật di truyền khó cho lời giải tốt được, thường là hội tụ sớm về một lời giải tối ưu không toàn cục.

Biểu diễn nhị phân truyền thống có một số bất lợi khi áp dụng GA giải các bài toán số cần độ chính xác cao, trong một không gian có số chiều lớn. Thí dụ tối ưu hàm 100 biến, mỗi biến nhận giá trị trong khoảng [-500,500], chính xác đến 6 số lẻ thì chiều dài của véc tơ lời giải nhị phân phải là 3000 và phát sinh một không gian tìm kiếm khoảng 10^{1000} phần tử. Tìm kiếm trong một không gian như thế giải thuật di truyền thực hiện rất kém hiệu quả.

Với lý do trên trong phần này chúng ta sẽ thử nghiệm với các gien mã hoá là các số thực cùng với các toán tử di truyền chuyên biệt ứng với cách mã hoá số thực này.

1.4.2.4. Biểu diễn thực

Trong biểu diễn thực, mỗi véc tơ nhiễm sắc thể được mã hoá thành vectơ thực có cùng chiều dài với véc tơ lời giải. Mỗi phần tử được chọn lúc khởi tạo sao cho thuộc miền xác định của nó, và các toán tử được thiết kế để bảo toàn các ràng buộc này (không có vấn đề như vậy trong biểu diễn nhị phân, nhưng thiết kế của các toán tử này khá đơn giản, ta không thấy điều đó là bất lợi, mặt khác nó lại cung cấp các lợi ích khác được trình bày dưới đây).

Ví dụ: Xét bài toán cực đại hàm 4 biến $f(x_1, x_2,\ldots,x_4)$ với miền ràng buộc:

$x_1 \in [-0.481, 0.519]$, $x_2 \in [-1.851, -0.815]$

$x_3 \in [-4.631, -3.631]$, $x_4 \in [-0.053, 0.053]$

Giả sử kích thước quần thể pop_size = 10, tập hợp véc tơ biểu diễn sẽ là:

$s_1 = (-0.470, -1.811, -4.301, -0.051)$

$s_2 = (-0.130, -1.420, -4.090, -0.031)$

$s_3 = (-0.221, -0.901, -4.361, -0.010)$

$s_4 = (-0.370, -0.950, -4.071, -0.051)$

$s_5 = (-0.320, -0.930, -3.950, -0.031)$

$s_6 = (-0.351, -0.970, -4.410, -0.011)$

$s_7 = (-0.471, -0.991, -3.710, -0.030)$

$s_8 = (-0.030, -0.920, -3.971, -0.011)$

$s_9 = (-0.071, -0.911, -4.520, -0.011)$

$s_{10} = (-0.361, -0.901, -4.160, -0.001)$

Sự chính xác của cách tiếp cận như thế chỉ tuỳ thuộc máy tính nhưng nói chung là tốt hơn nhiều so với biểu diễn nhị phân. Đương nhiên ta luôn có thể tăng độ chính xác của biểu diễn nhị phân khi thêm các bit, nhưng điều đó làm giải thuật chậm đi đáng kể như đã thảo luận ở phần trước.

Thêm nữa biểu diễn thực có khả năng biểu diễn một miền rất rộng (hoặc các trường hợp miền xác định không biết trước cụ thể). Mặt khác trong biểu diễn nhị phân, độ chính xác sẽ giảm khi tăng kích thước miền, do chiều dài nhị phân cố định cho trước. Hơn nữa với biểu diễn thực việc thiết kế các công cụ đặc biệt để xử lý các ràng buộc không tầm thường sẽ dễ hơn.

1.4.2.5. Các toán tử chuyên biệt hoá

Các toán tử ta sẽ sử dụng rất khác các toán tử cổ điển, vì chúng làm việc trong một không gian khác (có giá trị thực).Hơn nữa một vài toán tử không đồng bộ, nghĩa là hành động của chúng phụ thuộc vào tuổi của quần thể.

Nhóm toán tử đột biến: có nhóm đột biến đồng bộ, nhóm đột biến không đồng bộ.

+ **Đột biến đồng bộ**: Đột biến đồng bộ được định nghĩa tương tự với định nghĩa của phiên bản cổ điển: nếu s_v=<v_1, …,v_n> là nhiễm sắc thể, thì mỗi phần tử v_k có cơ hội trải qua tiến trình đột biến ngang nhau. Kết quả của một lần ứng dụng toán tử này là véc tơ s^t_v=<v_1, …,v'_k,…, v_n> và v'_k là giá trị ngẫu nhiên trong miền tham số tương ứng.

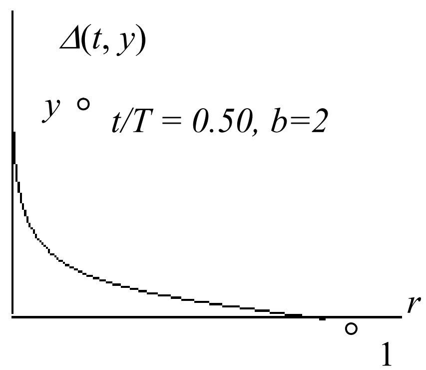
Ví dụ: Giả sử phần tử thứ 3 của véc tơ s_3 = (-0.221, -0.901, -4.361, -0.010) được chọn cho đột biến, biết $x_3 \in$ [-4.631, -3.631] do đó x'_3 được chọn ngẫu nhiên trong miền [-4.631, -3.631] , chẳng hạn x'_3 =-4.12.

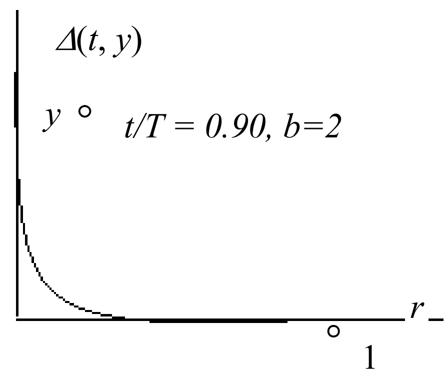
+ **Đột biến không đồng bộ**: Đột biến không đồng bộ là một trong những toán tử có nhiệm vụ về tìm độ chính xác của hệ thống. Nó được định nghĩa như sau: nếu s^t_v=<v_1, …, v_m> là nhiễm sắc thể và phần tử v_k được chọn đột biến này (miền của v_k là [l_k ,u_k]), kết quả là một vectơ s^{t+1}_v=<v_1, …, v'_k,…, v_m> với $k \in$ [1,…, n] và

$$v'_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, u_k - v_k) & neu\ chu\ so\ ngau\ nhien\ la\ 0 \\ v_k - \Delta(t, v_k - l_k) & neu\ chu\ so\ ngau\ nhien\ la\ 1 \end{cases}$$

trong đó, hàm $\Delta(t, y)$ trả về giá trị trong khoảng [0, y] sao cho xác suất của $\Delta(t, y)$ gần bằng 0 sẽ tăng khi t tăng. Xác suất này buộc toán tử tìm kiếm không gian thoạt đầu là đồng bộ (khi t nhỏ) và rất cục bộ ở những giai đoạn sau. Ta sử dụng hàm sau:

$\Delta(t, y) = y \times (1 - r^{(1-\frac{t}{T})^b})$, với r là số ngẫu nhiên trong khoảng [0, 1], T là số thế hệ tối đa và b là tham số hệ thống xác định mức độ không đồng bộ. Hình biểu diễn giá trị của Δ đối với hai lần được chọn, hình này hiển thị rõ ràng cách ứng xử của toán tử.





Hơn nữa ngoài cách áp dụng đột biến chuẩn ta có một số cơ chế mới: đột biến không đồng bộ cũng được áp dụng cho một vectơ lời giải thay vì chỉ một phần tử duy nhất của nó, khiến cho vectơ hơi trượt trong không gian lời giải. Ví dụ: Giả sử phần tử thứ 2 của vectơ s_4 = (-0.370, -0.950, -4.071, -0.051) được chọn cho đột biến, biết $x_2 \in$ [-1.851, -0.815] , lúc đó:

Vì k chẵn nên: $x'_2 = x_2 - \Delta(t, (0.950-(-1.815))) = x_2 - \Delta(t, 0.865)$

Giả sử $r = 0.4$, $t / T = 0.5$, $b = 2$ ta có:

$$\Delta(t, 0.865) = 0.865 \times (1 - 0.4^{0.5^2}) = 0.865 \times 0.6 = 0.519$$

Do đó x'_2 =-0.950 - 0.519 = -1.469 $\in$ [-1.851, -0.815]

Nhóm toán tử lai tạo: lai đơn giản, lai số học đơn, lai số học cục bộ.

+ **Lai đơn giản**:

Phép lai đơn giản được xác định như sau:

Nếu $s^t_v = <v_1, \ldots, v_m>$ và $s^t_w = <w_1, \ldots, w_m>$ được lai ghép ở vị trí thứ k, thì kết quả là: $s^t_v = <v_1, \ldots, v_k, w_{k+1}, \ldots, w_m>$ và $s^t_w = <w_1, \ldots, w_k, v_{k+1}, \ldots, v_m>$, ví dụ : Chọn hai nhiễm sắc thể:

s_5 = (-0.320, -0.930, -3.950, -0.031)

s_6 = (-0.351, -0.970, -4.410, -0.011)

Cho lai ghép ở vị trí thứ 3, ta có kết quả:

s'_5 = (-0.320, -0.930, -3.950, -0.011)

s'_6 = (-0.351, -0.970, -4.410, -0.031)

+ **Lai số học đơn**:

Phép lai số học đơn được xác định như sau:

Nếu $s^t_v=<v_1, \ldots, v_m>$ và $s^t_w=<w_1, \ldots, w_m>$ được lai ghép thì kết quả là $s^{t+1}_v=<v_1, \ldots, v'_k, \ldots, v_m>$ và $s^{t+1}_w=<w_1, \ldots, w'_k, \ldots, w_m>$, ở đó $1 \le k \le m$, $v'_k = a \times v_k + (1 - a) \times v_k$ và $w'_k = a \times w_k + (1 - a) \times w_k$, a là giá trị động được xác định theo véc tơ s_v và s_w. Chính xác hơn a được chọn trong phạm vi:

$$a \in \begin{cases} [\max(\alpha, \beta), \min(\gamma, \delta)] & \\ [0,0] & if\ v_k = w_k \\ \max(\gamma, \delta), \min(\alpha, \beta) & \end{cases}$$

Trong đó:

$\alpha = (l_k - w_k)/(v_k - w_k)$, $\beta = (u_k - v_k)/(w_k - v_k)$

$\gamma = (l_k - v_k)/(w_k - v_k)$, $\delta = (u_k - w_k)/(v_k - w_k)$

Thí dụ: Chọn hai nhiễm sắc thể:

s_5 = (-0.320, -0.930, -3.950, -0.031)

s_6 = (-0.351, -0.970, -4.410, -0.011)

Cho lai ghép tại vị trí thứ 3 biết $x_3 \in$ [-4.631, -3.631], ta có kết quả

α = ((-4.631)-(-4.410))/((-3.950)-(-4.410)) = -0.48

β = ((-3.631)-(-3.950))/((-4.410)-(-3.950)) = -0.69

γ = ((-4.631)-(-3.950))/((-4.410)-(-3.950)) = 1.48

δ = ((-3.631)-(-4.410))/((-3.950)-(-4.410)) = 1.69

$a \in$ [-0.48, 1.48]

Giả sử a = 1, ta có:

s'_5 = (-0.320, -0.930, -4.410, -0.031)

s'_6 = (-0.351, -0.970, -3.950, -0.011)

+ Lai ghép số học toàn cục:

Lai ghép số học toàn cục là tổ hợp tuyến tính của hai véc tơ được xác định như sau:

Nếu $s^t_v = <v_1, \ldots, v_m>$ và $s^t_w = <w_1, \ldots, w_m>$ được lai ghép thì kết quả là $s^{t+1}_v = a \times s^t_w + (1- a) \times s^t_v$ và $s^{t+1}_w = a \times s^t_v + (1- a) \times s^t_w$, với a là một tham số tĩnh $\in$ [0, 1]

Ví dụ: Chọn 2 nhiễm sắc thể

s_5 = (-0.320, -0.930, -3.950, -0.031)

s_6 = (-0.351, -0.970, -4.410, -0.011)

Cho lai ghép, giả sử a = 0.6

Ta có các phần tử của s'_5 là:

pht1 = (0.351)×0.6+0.4×(-0.320) = 0.083

pht2 = (-0.970)×0.6+0.4×(-0.930) = -0.954

pht3 = (-4.410)×0.6+0.4×(-0.950) = -4.226

pht4 = (-0.011)×0.6+0.4×(0.031) = 0.006

s'_5 = (0.083, -0.954, -4.226, 0.006)

Các phần tử của s'_6 là:

pht1 = (-0.320)×0.6+0.4×(0.351) = -0.052

pht2 = (-0.930)×0.6+0.4×(-0.970) = -0.946

pht3 = (-0.950)×0.6+0.4×(-4.410) = -4.134

pht4 = (0.031)×0.6+0.4×(-0.011) = 0.014

s'_5 = (-0.052, -0.946, -4.134, 0.014)

1.5. Kết luận chương 1

Trong chương này luận văn đã hệ thống được các kiến thức cơ bản sau:

- Tìm hiểu lý thuyết tập mờ, mô hình mờ và quan hệ tập mờ.

- Phương pháp lập luận mờ là cơ sở để phát triển phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT.

- Tổng quan về bài toán nội suy, giải thuật di truyền được dùng để tìm kiếm các tham số tối ưu của các ĐSGT trong phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT.

CHƯƠNG 2.
GIẢI THUẬT TỐI ƯU CÁC THAM SỐ
ĐẠI SỐ GIA TỬ CHO PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN XẤP XỈ

2.1. Đại số gia tử của biến ngôn ngữ

2.1.1. Biến ngôn ngữ

Khái niệm biến ngôn ngữ lần đầu tiên đươc Zadeh giới thiệu trong [15], ta có thể nhắc lại khái niệm này qua định nghĩa 2.1

Định nghĩa 2.1 Biến ngôn ngữ được đặc trưng bởi một bộ gồm năm thành phần (X,T(X), U, R, M), ở đây X là tên biến, T(X) là tập các giá trị ngôn ngữ của biến X, U là không gian tham chiếu của biến cơ sở u, mỗi giá trị ngôn ngữ xem như là một biến mờ trên U kết hợp với biến cơ sở u, Rlà một qui tắc cú pháp sinh các giá trị ngôn ngữ cho tậpT(X), Mlà qui tắc ngữ nghĩa gán mỗi giá trị ngôn ngữ trongT(X) với một tập mờ trênU.

Ví dụ 2.1. Xét biến ngôn ngữ có tên AGE, tức là X = AGE, biến cơ sở u có miền xác định là U = [0,100]. Khi đó tập các giá trị ngôn ngữ tương ứng của biến ngôn ngữ là T(AGE) bao gồm các giá trị:

young	*old*	*not young or old*
not young	*not old*	*not very young not very old*
very young	*very old*	*young or old*
more–or–less young	*more–or–less old*	...
possibly young	possibly old	…
…	…	…

Các giá trị ngôn ngữ young và old được gọi là các giá trị nguyên thủy. Mỗi giá trị ngôn ngữ trong T(AGE) là tên của một biến mờ trên U, tức là biến có thể nhận giá trị trên U với mỗi giá trị ứng với một mức độ tương thích trong đoạn [0, 1], ràng buộc hạn chế trên mỗi giá trị ngôn ngữ hình thành ngữ nghĩa cho giá trị ngôn ngữ đó, ví dụ ngữ nghĩa của old được cho như sau:

$$\mu_{old}(u) = \int_{50}^{100} \left(1 + \left(\frac{u-50}{5}\right)^{-2}\right)^{-1} / u$$

Tuy nhiên ngữ nghĩa của các giá trị khác trong $T(AGE)$ có thể tính thông qua tập mờ của các giá trị nguyên thủy bởi các phép toán tương ứng với các gia tử tác động như *very, more – or – less,…*

Trong các nghiên cứu của mình về biến ngôn ngữ và lập luận xấp xỉ Zadeh luôn nhấn mạnh hai đặc trưng quan trọng nhất của biến ngôn ngữ:

Đặc trưng thứ nhất là tính phổ quát của cấu trúc miền giá trị của chúng, tức là miền giá trị của hầu hết các biến ngôn ngữ có cùng cấu trúc cơ sở theo nghĩa các giá trị ngôn ngữ tương ứng là giống nhau ngoại trừ phần tử sinh nguyên thủy. Ví dụ như tập các giá trị ngôn ngữ được cho tương ứng của hai biến ngôn ngữ *HEALTH* và *AGE* cho bởi bảng 2.1

Bảng 2.1. *Các giá trị ngôn ngữ của các biến Health và Age*

Health	**Age**
Good	*Old*
Very good	*very old*
more-or-less good	*more-or-less old*
…	…
Poor	*Young*
Very poor	*very young*
more-or-less poor	*more-or-less young*
……….	……….

Đặc trưng thứ hai là tính chất ngữ nghĩa độc lập ngữ cảnh của cá gia tử và các liên từ, trong khi ngữ nghĩa của các phần tử sinh nguyên thủy là phụ thuộc ngữ cảnh. Đặc trưng này có thể thấy từ việc xác định ngữ nghĩa tập mờ cho các giá trị ngôn ngữ như đã nêu ở trên

Hai đặc trưng trên của biến ngôn ngữ cho phép ta sử dụng một tập các gia tử ngôn ngữ cho nhiều biến ngôn ngữ khác nhau và có thể mô tả hình thức miền giá trị của các biến ngôn ngữ bởi một cấu trúc ngôn ngữ toán học thuần nhất.Vấn đề quan trọng nhất ở đây là mô hình phải dựa trên các yếu tố nào để cho cấu trúc toán học đó phản ánh được càng nhiều ngữ nghĩa tự nhiên của giá trị ngôn ngữ. Một cách tiếp cận đến vấn đề này đã được dựa trên một số đặc trưng ngôn ngữ sau:

- Các giá trị ngôn ngữ có ngữ nghĩa tự nhiên của chúng khi được con người sử dụng trong cuộc sống hàng ngày, con người sử dụng ngữ nghĩa này để xác định quan hệ thứ tự giữa các giá trị ngôn ngữ của cùng một biến
- Các gia tử ngôn ngữ được con người sử dụng để nhấn mạnh về mặt ngữ nghĩa của giá trị ngôn ngữ, tức là mỗi gia tử có thể làm mạnh lên hoặc yếu đi ngữ nghĩa tự nhiên của giá trị ngôn ngữ được tác động

Với mỗi giá trị ngôn ngữ *x* trong *T*(*X*) và tập *H* các gia tử ngôn ngữ, khi đó *H* sẽ được phân hoạch thành hai tập con rời nhau sao cho một tập chứa các gia tử làm tăng ngữ nghĩa của x và tập còn lại chứa các gia tử làm giảm ngữ ngĩa của *x*. Hơn nữa trong mỗi tập con đó của *H*, các gia tử cũng được sắp thứ tự theo mức độ nhấn ngữ nghĩa của chúng, ví dụ như mức độ nhấn ngữ nghĩa của gia tử *very* được xem là mạnh hơn gia tử *more*

Khái niệm ĐSGT như là một cấu trúc toán học để mô hình hóa cấu trúc tự nhiên miền giá trị của các biến ngôn ngữ.Tiếp cận này sẽ được giới thiệu trong mục 2.1.2.

2.1.2. Đại số gia tử của biến ngôn ngữ

Giả sử *X* là một biến ngôn ngữ và miền giá trị của *X* là *Dom*(*X*).

Định nghĩa 2.2.*Một ĐSGT AX tương ứng của X là một bộ 4 thành phần AX=(Dom(X), C, H, ≤) trong đó C là tập các phần tử sinh, H là tập các gia tử và quan hệ "≤" là quan hệ cảm sinh ngữ nghĩa trên X.*

Ví dụ 2.2. Giả sử X là tốc độ quay của một mô tơ thì $Dom(X)$ = {*fast, very fast, possible fast, very slow, low...* }∪{***0***, *W*,***1*** }, C = {*fast, slow,****0***, *W*, ***1*** }, với ***0***, *W*, ***1***là phần tử bé nhất, phần tử trung hòa và phần tử lớn nhất tương ứng, H={*very, more, possible, little*}.

Trong ĐSGT AX=($Dom(X)$, C, H, ≤) nếu Dom(X) và C là tập sắp thứ tự tuyến tính thì AX được gọi là ĐSGT tuyến tính.

Từ đây về sau nếu không nhầm lẫn chúng ta có thể sử dụng ký hiệu X thay cho $Dom(X)$.

Như chúng ta đã biết trong [5], cấu trúc AX được xây dựng từ một số tính chất của các phần tử ngôn ngữ. Các tính chất này được biểu thị bởi quan hệ thứ tự ngữ nghĩa ≤ của X. Sau đây ta sẽ nhắc lại một số tính chất trực giác:

i) Hai phần tử sinh của biến ngôn ngữ có khuynh hướng ngữ nghĩa trái ngược nhau: *fast* có khuynh hướng "đi lên" còn gọi là hướng dương ký hiệu c^+, *slow* có khuynh hướng "đi xuống" còn gọi là hướng âm, ký hiệu c^-. Đơn giản, theo quan hệ thứ tự ngữ nghĩa ta có: $c^+ > c^-$. Chẳng hạn *old >young, true>false.*

ii) Về trực giác, mỗi gia tử có khuynh hướng làm tăng hoặc giảm ngữ nghĩa của phần tử sinh nguyên thủy. Chẳng hạn như *Very fast>fast* và*Very slow<slow* điều này có nghĩa gia tử *Very* làm mạnh thêm ngữ nghĩa của cả hai phần tử sinh *fast, slow*. Nhưng *Little fast < fast, Little slow > slow* vì thế *Little* có khuynh hướng làm yếu đi ngữ nghĩa của phần tử sinh. Ta nói *Very* là gia tử dương và *Little* là gia tử âm.

Ta ký hiệu H^- là tập các gia tử âm, H^+ là tập các gia tử dương và $H = H^- \cup H^+$. Nếu cả hai gia tử h và k cùng thuộc H^+ hoặc H^-, thì ta nói *h, k* sánh được với nhau. Dễ thấy *Little* và *Possible* là sánh được với nhau và *Little>Posible*, vì *Little false>Possible false>false*. Ngược lại, nếu h và k không đồng thời thuộc H^+ hoặc H^-, khi đó ta nói *h, k* ngược nhau.

iii) Hơn nữa, chúng ta nhận thấy mỗi gia tử đều có sự ảnh hưởng (làm tăng hoặc làm giảm) đến ngữ nghĩa của các gia tử khác. Vì vậy, nếu k làm tăng ngữ nghĩa của h, ta nói k là dương đối với h. Ngược lại, nếu k làm giảm ngữ nghĩa của h, ta nói k là âm đối với h.

Chẳng hạn xét các gia tử ngôn ngữ *V* (*Very*), *M* (*More*), *L* (*Little*), *P* (*Possible*), của biến ngôn ngữ *TRUTH*. Vì *L true*<*true* và *VL true*<*L true*<*PL true*, nên *V* là dương đối với *L* còn *P* là âm đối với *L*. Tính âm, dương của các gia tử đối với các gia tử khác không phụ thuộc vào phần tử ngôn ngữ mà nó tác động. Thật vậy, nếu *V* dương đối với *L* thì với bất kỳ phần tử x ta có: (nếu $x \leq Lx$ thì $Lx \leq VLx$) hay (nếu $x \geq Lx$ thì $Lx \geq VLx$)

Nhìn chung, với bất kỳ $h, k \in H$, h được gọi là dương đối với k nếu $(\forall x \in X)\{(kx \geq x \Rightarrow hkx \geq kx)$ hay $(kx \leq x \Rightarrow hkx \leq kx)\}$. Một cách tương tự, h được gọi là âm đối với k nếu $(\forall x \in X)\{(kx \geq x \Rightarrow hkx \leq kx)$ hay $(kx \leq x \Rightarrow hkx \geq kx)\}$. Tính âm, dương của các gia tử được thể hiện trong Bảng 2.2

Bảng 2.2. *Ví dụ về tính âm dương giữa các gia tử*

	V	**M**	**P**	**L**
V	+	+	–	+
M	+	+	–	+
P	–	–	+	–
L	–	–	+	–

iv) Một tính chất ngữ nghĩa quan trọng của các gia tử được gọi là *tính kế thừa*. Tính chất này thể hiện ở chỗ khi tác động gia tử vào một giá trị ngôn ngữ thì ngữ nghĩa của giá trị này bị thay đổi nhưng vẫn giữ được ngữ nghĩa gốc của nó.Điều này có nghĩa là với mọi gia tử h, giá trị hx thừa kế ngữ nghĩa của x. Tính chất này góp phần bảo tồn quan hệ thứ tự ngữ nghĩa: nếu $hx \leq kx$ thì $h'hx \leq k'kx$, hay h' và k' bảo tồn quan hệ ngữ nghĩa của hx và kx một cách tương ứng. Chẳng hạn như theo trực giác ta có *Ltrue*≤*Ptrue*, khi đó: *PLtrue*≤*LPtrue*.

2.1.3. Các tính chất cơ bản của ĐSGT tuyến tính

Theo tài liệu [13, 14] ta xét một số tính chất cơ bản của ĐSGT tuyến tính;

Trước hết ta thấy rằng khi tác động gia tử $h \in \boldsymbol{H}$ vào phần tử $x \in \boldsymbol{X}$, thì ta thu được phần tử ký hiệu hx. Với mỗi $x \in \boldsymbol{X}$ ta ký hiệu $\boldsymbol{H}(x)$ là tập tất cả các phần tử $u$thuộc $\boldsymbol{X}$ xuất phát từ x bằng cách sử dụng các gia tử trong $\boldsymbol{H}$ và ta viết $u = h_n \ldots h_1 x$, với $h_n, \ldots, h_1 \in \boldsymbol{H}$.

Định lý 2.1. *Cho tập $\boldsymbol{H}^-$ và $\boldsymbol{H}^+$ là các tập sắp thứ tự tuyến tính của ĐSGT AX = ($\boldsymbol{X}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{H}, \leq$). Khi đó ta có các khẳng định sau:*

(1) *Với mỗi $u \in \boldsymbol{X}$ thì $\boldsymbol{H}(u)$ là tập sắp thứ tự tuyến tính.*

(2) *Nếu **X** được sinh từ **G** bởi các gia tử và **G** là tập sắp thứ tự tuyến tính thì **X** cũng là tập sắp thứ tự tuyến tính. Hơn nữa nếu $u < v$, và u, v là độc lập với nhau, tức là $u \notin \boldsymbol{H}(v)$ và $v \notin \boldsymbol{H}(u)$, thì $\boldsymbol{H}(u) \leq \boldsymbol{H}(v)$.*

Miền ngôn ngữ của biến ngôn ngữ có thể được tiên đề hóa và được gọi là ĐSGT AX = ($\boldsymbol{X}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{H}, \leq$), trong đó **H** là tập thứ tự tuyến tính bộ phận, và có các định lý sau:

Định lý 2.2. *Cho ĐSGT AX = ($\boldsymbol{X}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{H}, \leq$). Khi đó ta có các khẳng định sau:*

(1) *Các toán tử trong $\boldsymbol{H}^c$ là so sánh được với nhau, $c \in \{+, -\}$.*

(2) *Nếu $x \in \boldsymbol{X}$ là điểm cố định đối với toán tử $h \in \boldsymbol{H}$, tức là $hx = x$, thì nó là điểm cố định đối với các gia tử khác.*

(3) *Nếu $x = h_n \ldots h_1 u$ thì tồn tại chỉ số i sao cho $h_i \ldots h_1 u$ của x là một biểu diễn chuẩn của x tương ứng với u ($x = h_i \ldots h_1 u$ và $h_i \ldots h_1 u \neq h_{i-1} \ldots h_1 u$) và $h_j x = x$ với mọi $j > i$.*

(4) *Nếu $h \neq k$ và $hx = kx$ thì x là điểm cố định.*

(5) *Với bất kỳ gia tử h, k* $\in$***H****, nếu* $x \leq hx$ ($x \geq hx$) *thì* $x \leq hx$ ($x \geq hx$) *và nếu* $hx < kx$, $h \neq k$, *thì* $hx \leq kx$.

Định lý dùng để so sánh hai phần tử trong miền ngôn ngữ của biến ngôn ngữ *X*

Định lý 2.3. *Cho* $x = h_n...h_1u$ *và* $y = k_m...k_1u$ *là hai biểu diễn chuẩn của x và y tương ứng với u. Khi đó tồn tại chỉ số* $j \leq min\{n, m\} + 1$ *sao cho* $h_{j'} = k_{j'}$ *với mọi* $j' < j$ *(ở đây nếu* $j = min\ \{m, n\} + 1$ *thì hoặc* h_j *là toán tử đơn vị* ***I****,* $h_j = \boldsymbol{I}$*,* $j = n + 1 \leq m$ *hoặc* $k_j = \boldsymbol{I}$*,* $j = m + 1 \leq n$*) và*

(1)*x< y khi và chỉ khi* $h_jx_j < k_jx_j$*, trong đó* $x_j = h_{j-1}...h_1u$**.**

(2)*x = y khi và chỉ khi m = n và* $h_jx_j = k_jx_j$.

(3) *x và y là không so sánh được với nhau khi và chỉ khi* h_jx_j *và* k_jx_j *là không so sánh được với nhau.*

2.2. Các hàm đo trong đại số gia tử tuyến tính

Trong phần này ta sử dụng ĐSGT $AX=(X, C, H, \leq)$ là ĐSGT tuyến tính với $C=\{ c^-, c^+\} \cup \{\boldsymbol{0}, \boldsymbol{W}, \boldsymbol{1} \}$. $H = H^- \cup H^+$, $H^- = \{h_{-1}, h_{-2},...,h_{-q}\}$ thỏa $h_{-1}<h_{-2}<...<h_{-q}$ và $H^+ = \{h_1, h_2,..., h_p\}$ thỏa $h_1<h_2<...<h_p$.

Gọi $H(x)$ là tập các phần tử của *X* sinh ra từ *x* bởi các gia tử. Nghĩa là $H(x)$ bao gồm các khái niệm mờ mà nó phản ánh ý nghĩa nào đó của khái niệm *x*. Vì vậy, kích thước của tập $H(x)$ có thể biểu diễn tính mờ của *x*. Từ đó, ta có thể định nghĩa độ đo tính mờ như sau: Độ đo tính mờ của *x*, ta ký hiệu là $fm(x)$, là đường kính của tập $f(H(x)) = \{f(u) : u \in H(x)\}$.

Định nghĩa 2.3. *Cho ĐSGT* $AX=(X, C, H, \leq)$. *Hàm* $fm: X \to [0,1]$ *được gọi là hàm độ đo tính mờ của các phần tử trong* X *nếu:*

fm1) $fm(c^-) + fm(c^+) = 1$ *và* $\sum_{h\in H} fm(hu) = fm(u)$, *với* $\forall u \in X$;

fm2) $fm(x) = 0$, *với mọi x sao cho* $H(x) = \{x\}$. *Đặc biệt,* $fm(\boldsymbol{0}) = fm(\boldsymbol{W}) = fm(\boldsymbol{1}) = 0$;

fm3) $\forall x, y \in X, \forall h \in H, \dfrac{fm(hx)}{fm(x)} = \dfrac{fm(hy)}{fm(y)}$, *tỷ lệ này không phụ thuộc vào x, y và được gọi là độ đo tính mờ của gia tử h, ký hiệu là $\mu(h)$.*

Điều kiện *fm(1)* có nghĩa là các phần tử sinh và các gia tử là đủ để mô hình hóa ngữ nghĩa của miền giá trị thực của các biến vật lý. Tập gia tử *H* và hai phần tử sinh nguyên thủy c^-, c^+ đủ để phủ toàn bộ miền giá trị thực của biến ngôn ngữ.

Về trực giác, ta có điều kiện *fm2*) và *fm3*) thể hiện sự tác động của gia tử *h* nào đó vào các khái niệm mờ là giống nhau (không phụ thuộc vào khái niệm mờ).

Mệnh đề 2.1. Cho *fm* là hàm độ đo tính mờ trên *X*. Ta có:

i) $fm(hx) = \mu(h)fm(x), \ \forall x \in X$;

ii) $\sum_{-q \le i \le p, i \ne 0} fm(h_i c) = fm(c)$, với $c \in \{c^-, c^+\}$;

iii) $fm(c^-) + fm(c^+) = 1$;

iv) $\sum_{-q \le i \le p, i \ne 0} fm(h_i x) = fm(x)$;

v) $\sum_{-q \le i \le -1} \mu(h_i) = \alpha$ và $\sum_{1 \le i \le p} \mu(h_i) = \beta$, trong đó $\alpha, \beta > 0$ và $\alpha + \beta = 1$.

Định nghĩa 2.4. Hàm dấu *sign* : $X \rightarrow \{-1, 0, 1\}$ được định nghĩa đệ quy như sau:

i) $sign(c^-) = -1$, $sign(c^+) = +1$;

ii) $sign(h'hx) = -sign(hx)$ nếu *h'* âm đối với *h* và $h'hx \ne hx$;

iii) $sign(h'hx) = sign(hx)$ nếu *h'* dương đối với *h* và $h'hx \ne hx$;

iv) $sign(h'hx) = 0$ nếu $h'hx = hx$.

Mệnh đề 2.2. *Với mọi gia tử h và phần tử $x \in X$ nếu $sign(hx) = +1$ thì $hx > x$ và nếu $sign(hx) = -1$ thì $hx < x$.*

Định nghĩa 2.5. *Cho fm là hàm độ đo tính mờ trên* X. *Một hàm định lượng ngữ nghĩa v trên X*(*kết hợp với fm*) *được định nghĩa như sau*:

i) $v(\boldsymbol{W}) = \theta = fm(c^-)$, $v(c^-) = \theta - \alpha fm(c^-)$, $v(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+)$,

với $0 < \theta < 1$;

ii) $v(h_j x) = v(x) + sign(h_j x)(\sum_{i=Sign(j)}^{j} fm(h_i x) - \omega(h_j x) fm(h_j x))$,

với $j \in [-q \wedge p]$, trong đó

$$\omega(h_j x) = \frac{1}{2}(1 + sign(h_j x) sign(h_p h_j x)(\beta - \alpha)) \in \{\alpha, \beta\},$$

$[-q \wedge p] = \{j: -q \leq j \leq p \,\&\, j \neq 0\}$.

Mệnh đề 2.3. *Với mọi phần tử* $x \in X$ *ta có* $0 \leq v(x) \leq 1$.

2.3. Phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử

Trong phần này ta xem xét phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT để tính giá trị đầu ra dựa trên mô hình mờ (1.2). Lưu ý mô hình (1.1) chỉ là trường hợp riêng của mô hình (1.2) với $m = 1$.

Theo tiếp cận ĐSGT, mô hình mờ (1.2) được xem như một tập hợp các "điểm mờ". Với việc sử dụng các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa *v*, mỗi điểm của mô hình mờ trên có thể được biểu diễn bằng một điểm của lưới xác định một siêu mặt thực, và tập các điểm thực cho ta một mô hình ngữ nghĩa định lượng (Semantization Associate Memory – *SAM*). Sử dụng toán tử kết nhập để kết nhập các điều kiện trong mô hình *SAM*, ta có thể chuyển siêu mặt thực về đường cong thực trong mặt phẳng, gọi là đường cong ngữ nghĩa định lượng. Do đó bài toán lập luận ban đầu sẽ chuyển về bài toán nội suy kinh điển đối với đường cong.

Do đó, bài toán lập luận ban đầu sẽ chuyển về bài toán nội suy kinh điển, phương pháp này có thể được thực hiện qua thuật toán sau:

Inputs:

Mô hình mờ bao gồm các luật "*IF…THEN…*" trong đó mỗi biến ngôn ngữ tương ứng với một ĐSGT.

Outputs:

Giá trị đầu ra lập luận tương ứng với giá trị đầu vào.

Actions:

Step 1. Xây dựng các ĐSGT cho các biến ngôn ngữ: Xây dựng các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa υ_{Xj} và υ_Y, tức là các ánh xạ các giá trị ngôn ngữ trong X_j, Y vào đoạn [0,1], một cách tương ứng với $j = 1, \ldots, m$. Các ánh xạ này được xác định bởi độ đo mờ của các phần tử sinh nguyên thủy và của các gia tử, chúng đóng vai trò các tham số của phương pháp.

Step 2. Xây dựng mô hình ngữ nghĩa định lượng (SAM): Sử dụng các ánh xạ υ_{Xj} và υ_Y, chuyển mô hình mờ (1.2) sang mô hình ngữ nghĩa định lượng (*SAM*), và như vậy ta xác định được một siêu mặt trong không gian thực (m+1) chiều, ký hiệu là $C_{r,m+1}$.

Step 3. Xây dựng đường cong ngữ nghĩa định lượng: Sử dụng một phép kết nhập *Agg*, chuyển siêu mặt $C_{r,m+1}$ở bước 2 thành đường cong $C_{r,2}$trong không gian thực 2 chiều bằng cách tính: với mỗi luật thứ i, i = 1, ..., n

a) Tính các giá trị định lượng ngữ nghĩa $a_{ij} = \upsilon_{Xj}(A_{ij})$ với $j = 1, ..., m$

b) Tính giá trị kết nhập $a_i = Agg(a_{i1}, ..., a_{im})$.

c) Tính giá trị định lượng đầu ra của luật thứ i: $b_i = \upsilon_Y(B_i)$.

Các giá trị a_i, b_i, $i = 1, ..., n$, xác định xấp xỉ một đường cong, kí hiệu là $C_{r,2}$, và gọi là đường cong ngữ nghĩa định lượng.

Step 4. Xác định kết quả lập luận*:* Định lượng các giá trị đầu vào, kết nhập và xác định đầu ra tương ứng nhờ phép nội suy tuyến tính trên đường cong $C_{r,2}$, việc giải định lượng đầu ra của phép nội suy sẽ cho kết quả lập luận.

Phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT thông thường sử dụng phép kết nhập *Agg* = "*PROD*" hoặc *Agg* = "*MIN*" để đưa mô hình *SAM* về đường cong ngữ nghĩa định lượng, đầu ra được xác định dựa trên việc định lượng, kết nhập các đầu vào và nội suy tuyến tính trên đường cong này.

Với đầu vào là giá trị ta đã có hàm định lượng ngữ nghĩa, còn đầu vào là giá trị thực thì việc định lượng thường được thiết lập theo nguyên tắc sau.

Giả sử biến ngôn ngữ X thuộc khoảng thực $[x_0, x_1]$ và các nhãn ngôn ngữ của nó nhận giá trị định lượng trong khoảng thực $[s_0, s_1]$. Khi đó giá trị thực $x \in [x_0, x_1]$ được định lượng theo công thức 2.1:

$$\text{semantization}(x) = s_0 + \frac{s_1 - s_0}{x_1 - x_0}(x - x_0) \tag{2.1}$$

Vấn đề giải định lượng được tiến hành ngược lại theo công thức 2.2:

$$\text{desemantization}(s) = x_0 + \frac{x_1 - x_0}{s_1 - s_0}(s - s_0) \tag{2.2}$$

Với (x_0, x_1) là khoảng xác định của biến X và (s_0, s_1) là khoảng định lượng ngữ nghĩa tương ứng.

Để có cái nhìn chi tiết hơn về phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT và làm rõ hơn về khả năng sử dụng ĐSGT trong các bài toán thực tế ta xét ví dụ dưới đây:

2.4. Phương pháp lập luận tối ưu dựa trên ĐSGT

Các phương pháp lập luận mờ như trong [8,9] sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa của ĐSGT để giải bài toán lập luận xấp xỉ mờ (mô hình 1,2). Phương pháp hiện tại sẽ khác với phương pháp trong tài liệu [8, 9] ở bước chọn các tham số cho hàm định lượng ngữ nghĩa. Lưu ý rằng, trong phương pháp nội suy gia tử đã sử dụng trước đây, các tham số của các đại số gia tử được chọn bởi trực giác. Bây giờ ta sử dụng lại phương pháp lập luận xấp xỉ này nhưng với các tham số tối ưu, tức là các tham số của hàm định lượng ngữ nghĩacủa ĐSGT sẽ được chọn bằng giải thuật di truyền.

2.4.1. Phân tích ảnh hưởng của các tham số trong việc định lượng

Trước khi đi vào việc tối ưu các tham số, ta sẽ xét một số ví dụ để thấy rõ sự ảnh hưởng đến các giá trị định lượng của các tham số trong hàm định lượng ngữ nghĩa.

Ví dụ 2.1. Cho quan hệ giữa ngữ nghĩa của các từ và độ đo tính mờ, ta sẽ khảo sát miền ngôn ngữ của biến ngôn ngữ SPEED biểu thị cho vận tốc trong hai trường hợp sau: (i) Vận tốc của mô tô và (ii) Vận tốc của ô tô.

Trường hợp (i): Giả sửxét đại số gia tử tuyến tính của biến vận tốc SPEED, AX =($\boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{G}$, $\boldsymbol{H}$,≤), trong đó $\boldsymbol{G}$= {$\boldsymbol{0}$, *slow*, $\boldsymbol{W}$, *fast*, $\boldsymbol{1}$}, $\boldsymbol{H}^-$= {L, P} và $\boldsymbol{H}^+$= {V, M}, với L, P, M và V thay thế cho *Little*, *Possibly, More* và *Very*, một cách tương ứng. Lấy miền tham chiếu của biến ngôn ngữ X là D_{S1} = [0, 125] tính theo km. Giả sử rằng vận tốc của mô tô không vượt quá 55 km/h được xem là chậm (với mức độ nào đó). Vì thế, $fm(c^-)$ = 55/125 = 0.44 và do đó $fm(c^+)$ = 0.5, giả sử độ đo tính mờ của các gia tử là: $\mu(P)$ = 0.32, $\mu(L)$ = 0.20, $\mu(M)$ = 0.30 và $\mu(V)$ = 0.18. Do đó ta có α = 0.52 và β = 0.48. Theo Mệnh đề 2.1 tính được độ đo tính mờ của các giá trị ngôn ngữ trong miền ngôn ngữ $\boldsymbol{X}$, độ đo tính mờ của các giá trị ngôn ngữ được tính dưới đây.

$$fm(Vfast) = \mu(V)\times fm(c^+) = 0.18 \times 0.56 = 0.1008,$$

$$fm(Pfast) = \mu(P)\times fm(c^+) = 0.32 \times 0.56 = 0.1792$$

$$fm(Lslow) = \mu(L)\times fm(c^-) = 0.20 \times 0.44 = 0.088,$$

$$fm(VLslow) = \mu(V)\times\mu(L)\times fm(c^-) = 0.18 \times 0.088 = 0.01584.$$

Trường hợp (ii): Giả sử ĐSGT được xét trong trường hợp này hoàn toàn giống như trên nhưng miền tham chiếu là khác nhau, tức là D_{S2} = [0, 200]; Nếu xem vận tốc của xe ô tô không vượt quá 120 km/h là chậm thì $fm(slow)$ = 120/200 = 0.6, và $fm(fast)$ = 0.4; Để dễ dàng so sánh, độ đo tính mờ của các gia tử được chọn giống như Trường hợp 1, tức là $\mu(P) = 0.32$, $\mu(L) = 0.20$, $\mu(M) = 0.30$ và $\mu(V) = 0.18$. Khi đó ta có,

$$fm(Vfast) = \mu(V) \times fm(c^+) = 0.18 \times 0.4 = 0.072,$$

$$fm(Pfast) = \mu(P) \times fm(c^+) = 0.32 \times 0.4 = 0.128,$$

$$fm(Lslow) = \mu(L) \times fm(c^-) = 0.20 \times 0.6 = 0.12,$$

$$fm(VLslow) = \mu(V) \times \mu(L) \times fm(c^-) = 0.18 \times 0.12 = 0.0216.$$

Trường hợp (ii) *với 3 gia tử*: Bây giờ chúng ta xét ĐSGT AX chỉ gồm 3 gia tử, trong đó tập các gia tử âm $\boldsymbol{H}^- = \{P, L\}$ và tập gia tử dương $\boldsymbol{H}^+ = \{V\}$. Vì $\mu(P) = 0.32$ và $\mu(L) = 0.20$, nên $\mu(V) = \beta = 0.48$. Do vậy,

$$fm(Vfast) = \mu(V) \times fm(c^+) = 0.48 \times 0.4 = 0.192,$$

$$fm(Pfast) = \mu(P) \times fm(c^+) = 0.32 \times 0.4 = 0.128,$$

$$fm(Lfast) = \mu(L) \times fm(c^+) = 0.20 \times 0.4 = 0.08.$$

(Lưu ý rằng, $fm(Vfast) + fm(Pfast) + fm(Lfast) = fm(c^+)$)

$$fm(Lslow) = \mu(L) \times fm(c^-) = 0.20 \times 0.6 = 0.12,$$

$$fm(VLslow) = \mu(V) \times \mu(L) \times fm(c^-) = 0.48 \times 0.12 = 0.0576.$$

Qua các ví dụ trên ta thấy rằng độ đo tính mờ của các giá trị ngôn ngữ phụ thuộc rất nhiều vào cấu trúc đại số gia tử, tức là phụ thuộc vào số lượng các gia tử, độ đo tính mờ các phần tử sinh và độ đo tính mờ của các gia tử. Điều này cũng lý giải tại sao các tham số của hàm định lượng ngữ nghĩa cần được xác định phù hợp trong phương pháp nội suy gia tử.

Tiếp theo xét ví dụ 2.3 chứng tỏ sự ảnh hưởng của các tham số tới giá trị định lượng ngữ nghĩa. Để thuận tiện cho việc biểu diễn ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ, ta giả sử rằng miền tham chiếu thông thường của các biến ngôn ngữ là đoạn $[a, b]$ còn miền tham chiếu ngữ nghĩa là đoạn $[0,1]$. Việc chuyển đổi tuyến tính từ $[a, b]$ sang $[0,1]$ và việc chuyển ngược lại từ đoạn $[0,1]$ sang $[a, b]$ được thực hiện theo công thức 2.1 và công thức 2.2.

Ví dụ 2.2. Xét các ĐSGT của Ví dụ 2.1 và sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa như trong Định nghĩa 2.3. Với mỗi phần tử $x \in \boldsymbol{X}$, ta ký hiệu $r(x)$ là giá trị trong miền tham chiếu $[a, b]$ tương ứng với x.

Trường hợp (i):

Ta có $h_{-2} = L$, $h_{-1} = P$, $h_1 = M$, $h_2 = V$.

$\upsilon(c^-) = \beta fm(c^-) = 0.48 \times 0.44 = 0.2112$, $\upsilon(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+) = 0.7312$;

$\upsilon(Vc^+) = \upsilon(c^+) + Sign(Vc^+) \times$

$\{fm(Mc^+) + fm(Vc^+) - 0.5[1 + Sign(Vc^+)Sign(VVc^+)(\beta - \alpha)]fm(Vc^+)\} =$

$= 0.7312 + \{0.1680 + 0{,}1008 - 0.5[2\beta] \times 0.1008\} = 0.951616$;

$r(Vfast) = \upsilon(Vfast) \times 125 = 0.951616 \times 125 = 118.952$ (km).

Trường hợp (ii):

$h_{-2} = L$, $h_{-1} = P$, $h_1 = M$, $h_2 = V$.

$\upsilon(c^-) = \beta fm(c^-) = 0.48 \times 0.6 = 0.288$, $\upsilon(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+) = 0.808$;

$\upsilon(Vc^+) = \upsilon(c^+) + Sign(Vc^+) \times$

$\{fm(Mc^+) + fm(Vc^+) - 0.5[1 + Sign(Vc^+)Sign(VVc^+)(\beta - \alpha)]fm(Vc^+)\} =$

$= 0.808 + \{0.120 + 0{,}072 - 0.5[2\beta] \times 0.072\} = 0.96544$;

$r(Vfast) = \upsilon(Vfast) \times 200 = 0.96544 \times 200 = 193.088$ (km).

Trường hợp (ii) *với 3 gia tử*: $h_{-2} = L$, $h_{-1} = P$, $h_1 = V$.

$\upsilon(c^-) = \beta fm(c^-) = 0.48 \times 0.6 = 0.288$, $\upsilon(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+) = 0.808$;

$\upsilon(Vfast) = \upsilon(c^+) + Sign(Vc^+) \times$

$\{fm(Vc^+) - 0.5[1 + Sign(Vc^+)Sign(VVc^+)(\beta - \alpha)]fm(Vc^+)\} =$

$= 0.808 + \{0.192 - 0.5[2\beta] \times 0.192\} = 0.90784$;

$r(Vfast) = \upsilon(Vfast) \times 200 = 0.90784 \times 200 = 181.568$ (km).

Kết quả tính toán các trường hợp trên như trong bảng 2.3:

Bảng 2.3: *So sánh các giá trị định lượng ngữ nghĩa*

	$\upsilon(c^-)$	$\upsilon(c^+)$	$\upsilon(Vfast)$	$r(Vfast)$
Trường hợp (i): $fm(c^+) = 0.56$, $\mu(L) = 0.20$, $\mu(P) = 0.32$, $\mu(M) = 0.30$, $\mu(V) = 0.18$	0.2112	0.7312	0.951616	118.952 km
Trường hợp (ii): $fm(c^+) = 0.4$, $\mu(P) = 0.32$, $\mu(L) = 0.20$, $\mu(M) = 0.30$, $\mu(V) = 0.18$	0.2880	0.8080	0.965440	193.088 km
Trường hợp (ii) *với 3 gia tử*: $fm(c^+) = 0.4$, $\mu(P) = 0.32$, $\mu(L) = 0.20$, $\mu(V) = 0.48$	0.2880	0.8080	0.907840	181.568 km

Tóm lại, độ đo tính mờ của các gia tử và các phần tử sinh, số lượng gia tử trong ĐSGT sẽ quyết định giá trị ngữ nghĩa còn miền tham chiếu của các biến sẽ quyết định các giá trị trong miền thực.

2.4.2. Hệ tham số của phương pháp nội suy gia tử

Xét mô hình mờ (1.2), ý tưởng xây dựng phương pháp giải bài toán lập luận mờ như sau:

Từ mô hình mờ (1.2) mô tả sự phụ thuộc của Y vào X, ta xem mệnh đề *if-then* thứ i như là một điểm $(A_{i1}, \ldots, A_{im}, B_i)$ và do đó mô hình mờ đã cho mô tả một *siêu mặt ngôn ngữ* C_L trong $\boldsymbol{X}_1\times\ldots\times\boldsymbol{X}_m\times\boldsymbol{Y}$, trong đó $\boldsymbol{X}_j = Dom(\mathrm{X}_j)$ và $\boldsymbol{Y} = Dom(\mathrm{Y})$ được xem như các ĐSGT. Vì vậy, bài toán lập luận đa điều kiện trên trở thành bài toán "bài toán nội suy ngôn ngữ" tương ứng với C_L. Phương pháp nội suy gia tử bao gồm các bước sau:

1) ***Định lượng ngữ nghĩa, ngữ nghĩa hóa và giải nghĩa***: Xây dựng các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa $\upsilon_{\mathrm{X}j}$ và υ_{Y}, để ánh xạ các giá trị ngôn ngữ trong $\boldsymbol{X}_j$ và

Y vào đoạn [0,1], một cách tương ứng, với $j = 1, .., m$. Trong lý thuyết ĐSGT, miền ngữ nghĩa là miền [0,1], nhưng trong thực tế các ánh xạ này có thể hình dung như sau:

$$\boldsymbol{X} \xrightarrow{f} [a, b] \xrightarrow{g} [0,1]$$

trong đó ***X*** là miền ngôn ngữ của biến ngôn ngữ X, $[a, b]$ là miền tham chiếu của biến X, f được gọi là ánh xạ định lượng thực và g là ánh xạ 1–1 dùng để ngữ nghĩa hóa. Khi đó, ta có thể xem hàm định lượng ngữ nghĩa $\upsilon_X = g \circ f$, với phép toán "o" là phép hợp thành hai ánh xạ. Ánh xạ g^{-1} đi từ đoạn [0,1] vào đoạn $[a, b]$ được gọi là *ánh xạ giải nghĩa*.

Quan trọng nhất trong các bước là việc xác định các tham số của hàm định lượng ngữ nghĩa, cụ thể là độ đo tính mờ của các phần tử sinh và các gia tử ngôn ngữ của các biến ngôn ngữ X_j và Y. Giả sử rằng ĐSGT của biến X_j là $AX_j = (\boldsymbol{X}_j, \boldsymbol{G}_j, \boldsymbol{H}_j, \leq_j)$ và AX_j có k_j gia tử, tức là $|\boldsymbol{H}_j| = k_j$, $j = 1, 2, \ldots m$, ĐSGT của biến Y là $AY = (\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{H}, \leq)$ với số gia tử trong tập ***H*** bằng k: $|\boldsymbol{H}| = k$.

Hệ các tham số bao gồm:

- $(m + 1)$ tham số của độ đo tính mờ của các phần tử sinh trong các ĐSGT: $\theta_j = fm(c_j^-)$, với $j = 1, 2, \ldots m$, và $\theta = fm(c^-)$.
- k_j tham số độ đo tính mờ của các gia tử trong $\boldsymbol{H}_j$: $\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \ldots, \alpha_{jk_j}$, thứ tự của chúng trong dãy là $(h_{j,-q}, ..., h_{j,-1}, h_{j1},..., h_{jp})$ cho AX_j , trong đó $h_{j,-1} < h_{j,-2} < \ldots < h_{j,-q}$ và $h_{j1} < \ldots < h_{jp}$.
- k tham số độ đo tính mờ của các gia tử trong ***H***: $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k$, thứ tự các gia tử được sắp theo dãy $(h_{-q}, ..., h_{-1}, h_1,..., h_p)$ cho đại số AY , trong đó $h_{-1} < \ldots < h_{-q}$ và $h_1 < \ldots < h_p$.

2) ***Xây dựng mô hình ngữ nghĩa định lượng***(*SAM – Semantic Associative Memory*): Sử dụng các ánh xạ υ_{Xj} và υ_Y, chuyển mô hình (1.2) (còn gọi là bộ nhớ kết hợp mờ *FAM – Fuzzy Associative Memory*) sang mô hình SAM, và

như vậy ta xác định được một siêu mặt $C_{r,m+1}$ trong không gian $[0,1]^{m+1}$ của không gian thực (m + 1)-chiều.

3) ***Phương pháp lập luận nội suy***: Bài toán nội suy ngôn ngữ bây giờ trở thành bài toán nội suy kinh điển trên siêu mặt số thực $C_{r,m+1}$, tức là với dữ liệu đầu vào ($\upsilon_{X1}(A_{0,1})$, …, $\upsilon_{Xm}(A_{0,m})$) trong không gian R^m, tính giá trị đầu ra $\upsilon_Y(B_0)$ dựa vào lưới điểm được xác định bởi n điểm ($\upsilon_{X1}(A_{i,1})$, …, $\upsilon_{Xm}(A_{i,m})$), i = 1, 2, …, n, vì thế, điểm ($\upsilon_{X1}(A_{0,1})$, …, $\upsilon_{Xm}(A_{0,m})$, $\upsilon_Y(B_0)$) sẽ là điểm trong không gian thực (m + 1)-chiều nằm gần nhất có thể có đối với siêu mặt $C_{r,m+1}$.

Trong bước này, ta sử dụng:

– Chọn phép toán kết nhập trung bình có trọng số *Agg* với các trọng số w_1, …, w_m được trình bày trong chương 1 để kết nhập m thành phần đầu tiên của các điểm trong không gian $C_{r,m+1}$ và thu được đường cong $C_{r,2}$ trong không gian [0,1]×[0,1].

– Dùng phương pháp nội suy cổ điển trên đường cong $C_{r,2}$ để tính giá trị đầu ra $\upsilon_Y(B_0)$ tương ứng với giá trị đầu vào cho trước.

Ký hiệu PAR là tập các tham số của bài toán *lập luận nội suy dựa trên ĐSGT gia tử*, PAR sẽ bao gồm các tham số của hàm định lượng ngữ nghĩa và các trọng số của phép toán kết nhập *Agg*.

2.4.3. Tối ưu các tham số của đại số gia tử bằng giải thuật di truyền

2.4.3.1 Bài toán tối ưu các tham số của đại số gia tử

Như đã phân tích ở trên các tham số của ĐSGT được xác định bằng giải thuật di truyền (GA) để tối ưu các tham số của phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT.

Giả sử rằng tồn tại một tiêu chuẩn được xác định bởi hàm $g(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots, \upsilon_{Xm}(A_{0,m}), \upsilon_Y(B_0))$ để đánh giá việc thực hiện phương pháp lập luận. Chẳng hạn, $g(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots, \upsilon_{Xm}(A_{0,m}), \upsilon_Y(B_0))$ được xác định bởi độ đo gần nhau từ điểm ($Agg(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots,\upsilon_{Xm}(A_{0,m}))$, $\upsilon_Y(B_0)$) tới đường cong thực $C_{r,2}$, đường cong này được xác định từ các dữ liệu thực nghiệm của ứng dụng được xét. Khi đó, bài toán tối ưu có thể được phát biểu như sau:

Bài toán tối ưu:

$$g(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots, \upsilon_{Xm}(A_{0,m}), \upsilon_{Y}(B_0)) \rightarrow \min$$

Thỏa các điều kiện sau:

$0 < \theta_j < 1$, $j = 1, 2, \ldots, m$, và $0 < \theta < 1$

$$\sum_{1 \le i \le k_j} \alpha_{ji} = 1, \quad \alpha_{ji} > 0,\ i = 1, 2, \ldots, k_j,\ j = 1, 2, \ldots, m, \tag{2.3}$$

$\sum_{1 \le i \le k} \alpha_i = 1$, $\alpha_i > 0$, $i = 1, 2, \ldots, k$,

$\sum_{1 \le j \le m} w_j = 1$, $w_j > 0$, $j = 1, 2, \ldots, m$.

2.4.3.2 Tối ưu các tham số của phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT

Gọi *thuật toán tối ưu tham số* cho ĐSGT, viết tắt là OPHA(PAR, f), với f là hàm thích nghi. Với *PAR* là các tham số của các ĐSGT, và sử dụng giải thuật di truyền (GA) xác định tập tất cả các tham số *PAR* (2.4) sao cho sai số học (*nhận dạng mô hình ngữ nghĩa định lượng*) là cực tiểu thỏa mãn điều kiện (2.3), trong đó:

Tập tất cả các tham số của ĐSGT được biểu diễn bởi vector thực sau:

$$PAR = (\alpha_{11}, \alpha_{12}, \ldots, \alpha_{1k_1}, \theta_1; \ldots; \alpha_{m1}, \alpha_{m2}, \ldots, \alpha_{mk_m}, \theta_m; \alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k, \theta; w_1, w_2, \ldots, w_m) \tag{2.4}$$

trong đó $(\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \ldots, \alpha_{jk_j}, \theta_j)$ tương ứng cho ĐSGT AX_j, $j = 1, \ldots, m$; $(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k, \theta)$ của ĐSGT AY; $(w_1, w_2, \ldots, w_m)$ cho các trọng số của toán tử kết nhập. Các tham số của các ĐSGT phải thỏa mãn điều kiện ràng buộc (2.3)

Vectơ (2.4) được xem như một cá thể có $(m + 2)$ nhiễm sắc thể:

– Nhiễm sắc thể $(\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \ldots, \alpha_{jk_j}, \theta_j)$ gồm $(k_j + 1)$ gien tương ứng cho ĐSGT AX_j, $j = 1, \ldots, m$;

– Nhiễm sắc thể $(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k, \theta)$ gồm $(k + 1)$ gien của ĐSGT AY,

– Nhiễm sắc thể (w_1, w_2, …, w_m) gồm m gien biểu diễn cho các trọng số của toán tử kết nhập.

Thuật toán OPHA(PAR, f) **-** ***O****ptimization* ***P****arameters of* ***H****edge* ***A****lgebras*

Trước tiên ta gọi P là quần thể cần duy trì; Q là quần thể được tạo ra sau khi lai ghép và R là quần thể được tạo ra sau khi đột biến.

Inputs:

- Mô hình mờ (1.2) (gọi là mô hình FAM), bao gồm các luật trong đó mỗi biến ngôn ngữ tương ứng với một ĐSGT;
- f hàm thích nghi được xác định theo tiêu chuẩn g kết hợp với mô hình FAM;

***Outputs*:**Bộ tham số tối ưu (PAR);

***Actions*:**

Đặt t := 0;

Khởi tạo $P(t)$; /* $P(t)$*: Quần thể ở thế hệ thứ t* */

Tính độ thích nghi của các cá thể thuộc $P(t)$;

While ($t \leq T$) **do**

$t := t + 1$;

Lai ghép $Q(t)$ từ $P(t-1)$; /* $Q(t)$ *được tạo ra từ* $P(t-1)$*/

Đột biến $R(t)$ từ $P(t-1)$; /* $R(t)$ *được tạo ra từ* $P(t-1)$ */

Chọn lọc $P(t)$ từ $P(t-1) \cup Q(t) \cup R(t)$ theo hàm thích nghi f;

EndWhile.

Return Cá thể có giá trị thích nghi nhất trong $P(t)$;

End of OPHA.

2.5. Phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu

Ứng dụng phương pháp nội suy dựa trên ĐSGT tối ưu đã đề xuất ở trên để cải tiến phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT. Phương pháp thu được gọi là phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu, ký hiệu phương pháp là *OpHAR*.

Vì vậy, để tìm được các tham số tối ưu cho phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT, ta phải kiểm tra bài toán tối ưu trong toàn bộ quá trình thực hiện với số chu kỳ thay đổi. Các nhiệm vụ cần thực hiện như sau:

1. Xác định bài toán mô hình mờ: Giả sử ta có bài toán mô hình mờ trong một ứng dụng nào đó. Cần xác định các yếu tố sau đây:

- Tập cơ sở luật (IF … THEN) với các giá trị ngôn ngữ mô tả cho các tri thức chuyên gia trong miền ứng dụng. Xác định các giá trị ngôn ngữ của các biến ngôn ngữ vào ra;

- Điều kiện đánh giá hiệu quả của phương pháp lập luận: Hàm mục tiêu $g(x_1, \ldots, x_m)$, trong đó x_1, x_2, …, x_m và u có thể được tính bởi các công thức trong một bài toán thực tế.

2. Xây dựng thuật toán: Gồm các thao tác sau:

- Xác định các ĐSGT cho các biến ngôn ngữ trong tập cơ sở luật (IF… THEN), tức là các đại số cho các biến vào ra; Mô hình của bài toán ứng dụng gọi là mô hình CM.

- Xây dựng phương pháp lập luận nội suy và xác định tập tất cả các tham số của ĐSGT gọi là PAR;

- Xây dựng hàm tính toán độ thích nghi của bộ tham số PAR, ký hiệu là FIT(PAR, n), trong đó n là số chu kỳ tính toán. Để đánh giá độ thích nghi của các tham số trong PAR dựa vào việc tính toán các giá trị của các trạng thái và giá trị đầu ra. Thuật toán tính độ thích nghi được xây dựng như sau:

Procedure FIT(PAR, *n*)

Inputs:

- Tập cơ sở luật IF … THEN;

- Mô hình bài toán CM;

- Giá trị các trạng thái ban đầu của đối tượng điều khiển: $x_{01}, x_{02}, \ldots, x_{0m}$;

- Toán tử kết nhập trung bình trọng số với các trọng số $w_1, w_2, \ldots, w_m$;

- Tập tham số PAR;

- Số chu kỳ tính toán n;

- Hàm mục tiêu $g(\text{PAR}) = g(x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{km})$, thể hiện độ đo sự khác nhau giữa các trạng thái trong chu kỳ thứ k với các trạng thái mong muốn của đối tượng điều khiển. (Chúng ta có thể sử dụng ký hiệu $g(\text{PAR})$ vì $x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{km}$ phụ thuộc hoàn toàn vào các tham số trong tập PAR).

Outputs: Các giá trị $x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{km}, u$ của đối tượng cần tính toán và độ thích nghi $f_n(\text{PAR})$ của toàn bộ quá trình tính toán qua n chu kỳ.

Actions:

Đặt: $x_{ki} = x_{0i}$, $i = 1, 2, \ldots, m$; $g_n(\text{PAR}) := g(x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{km})$; $k = 0$;

While ($k<n$) **do**

Procedure PR($x_{k1}, \ldots, x_{km}$)

Step 1. Xác định bảng mô hình ngữ nghĩa định lượng và ngữ nghĩa hóa: Trong bước này, ta thiết lập các ánh xạ để chuyển miền tham chiếu (miền giá trị thực) của các biến ngôn ngữ sang miền ngữ nghĩa là đoạn [0,1] và xác định các giá trị ngữ nghĩa tương ứng với các biến theo công thức (2.1); sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa của các ĐSGT với các tham số trong PAR để chuyển tập luật IF … THEN thành mô hình định lượng ngữ nghĩa.

Setp 2.Tính toán giá trị định lượng ngữ nghĩa. Xác định đường cong thực $C_{r,2}$ từ mô hình định lượng ngữ nghĩa bằng cách sử dụng toán tử kết nhập với các trọng số $w_1, \ldots, w_m$. Áp dụng phương pháp nội suy tuyến tính để tính giá trị ngữ nghĩa u_k^s của biến ngôn ngữ đầu ra u_k .

Step 3.Giải nghĩa các giá trị ngôn ngữ đầu ra. Ngược với việc ngữ nghĩa hóa theo công thức (2.2), bằng cách chuyển các giá trị ngữ nghĩa trong [0,1] sang miền tham chiếu ta tính được giá trị thực. Từ giá trị thực này ta sẽ xác định được các giá trị thực của các biến trạng thái tiếp theo $x_{k+1,i}$, $i = 1, \dots, m$, dựa vào mô hình bài toán cụ thể CM.

Step 4. Tính:

$g_n(\mathrm{PAR}) := g_n(\mathrm{PAR}) + g(x_{k1}, \dots, x_{km})$ và đặt: $x_{k,i} = x_{k+1,i}$, $i = 1, \dots, m$;

End of PR

$k := k + 1$**;**

EndWhile

$f_n := 1/(1 + g_n(\mathrm{PAR}))$;

End of FIT

Rõ ràng, thủ tục FIT(PAR, *n*) xác định giá trị thích nghi của các tham số trong PAR cho toàn bộ quá trình trong *n* chu kỳ. Ta có $0 \le f_n \le 1$.

Sau đó tìm các tham số tối ưu cho phương pháp HAR.

Tìm bộ tham số tối ưu qua *n*vòng lặp tính toán.

Để tìm hệ tham số tối ưu PAR, xây dựng thuật toán tối ưu OPHA(PAR, f_n) sử dụng giải thuật di truyền với các phép toán di truyền như đã trình bày ở trên. Vì không thể biết trước số chu kỳ tính toán nên ta sẽ tìm hệ tham số tối ưu trong *n* chu kỳ với *n* thay đổi trong đoạn [M, N], với M, N là các số nguyên. Hy vọng rằng qua *n* bước, $n \in$ [M, N], hàm mục tiêu sẽ nhận giá trị bé nhất. Thuật toán được thiết kế như sau:

Algorithm OPTIMIZE(PAR, M, N)

Inputs:

- Hệ tập luật IF ... THEN;
- Mô hình tính toán bài toán CM;
- Trạng thái ban đầu của bài toán: $x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0m}$;
- Các trọng số kết nhập $w_1, w_2, \dots, w_m$;
- Các số nguyên M, N, M < N;

- Hàm mục tiêu $g(x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{km})$, thể hiện độ đo sự khác nhau giữa các trạng thái trong chu kỳ thứ k với các trạng thái mong muốn của đối tượng điều khiển.

Outputs: Hệ tham số tối ưu cho các ĐSGT và các trọng số tối ưu của toán tử kết nhập.

Actions:

Best := 0;

For$n$ = M, …, N, **do**

OPHA(PAR, f_n)

IfFIT(PAR, n) >*Best*, **then**

Best := FIT(PAR, n)

Para := PAR

EndIf

EndFor

Return*Para*

End of OPTIMIZE

Phần thử nghiệm phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu (OpHAR) cho bài toán mô hình mờ được trình bày ở chương 3.

2.6. Kết luận chương 2

Trong chương 2, luận văn đã hệ thống được các kiến thức cơ bản về đại số gia tử và các kiến thức liên quan đến đại số gia tử như độ đo tính mờ, hàm ngữ nghĩa, thống kê một số phương pháp lập luận xấp xỉ mờ và lập luận nội suy dựa trên đại số gia tử, sử dụng giải thuật di truyền xác định các tham số của ĐSGT và phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử với các tham số tối ưu.

CHƯƠNG 3.
ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN XẤP XỈ VỚI THAM SỐ ĐẠI SỐ GIA TỬ TỐI ƯU

3.1. Mô tả một số bài toán xấp xỉ mô hình mờ

3.1.1. Bài toán 1.

Xấp xỉ mô hình mờ EX1 của Cao – Kandel[12].

Cho mô hình gồm các luật (bảng 3.1) thể hiện sự phụ thuộc của tốc độ quay *N* vào cường độ dòng điện *I;*

Bảng 3.1. *Mô hình EX1 của Cao - Kandel*

If *I* is …	**Then *N* is …**
Null	*Large*
Zero	*Large*
Small	*Medium*
Medium	*Small*
Large	*Zero*
VeryLarge	*Zero*

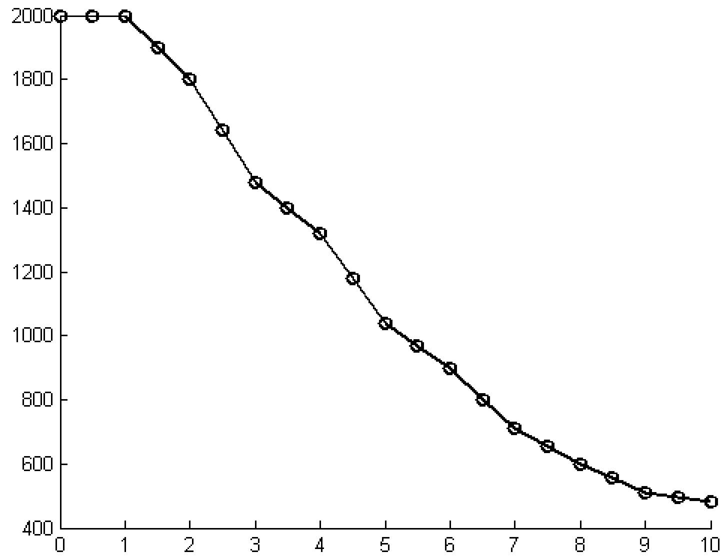
Cho cường độ dòng điện *I* nhận giá trị trong đoạn [0, 10] và tốc độ quay *N* của mô tơ nhận các giá trị trong đoạn [400, 2000]

Cần xác định tốc độ vòng quay ứng với các giá trị của cường độ dòng điện

Cao-Kandel đã nghiên cứu các toán tử kéo theo và sử dụng chúng trong lập luận mờ để giải quyết bài toán trên, tác giả cũng đã đưa ra kết quả thực nghiệm thể hiện mối quan hệ giữa *I* và *N* thể hiện ở hình 3.1 và gọi đây là đường cong thực nghiệm, sai số giữa mô hình xấp xỉ được và mô hình thực nghiệm được xác định theo công thức sau:

$$e(EX1) = \max_{i \in DOM(I)} (C_a(i), C_r(i)) \qquad (3.1)$$

Tác giả đã xác định được 5 toán tử kép theo cho kết quả lập xấp xỉ tốt nhất cho bài toán theo, kết quả thể hiện ở bảng 2



Hình 3.1. *Đường cong thực nghiệm của mô hình EX1*

Bảng 3.2. *Các kết quả xấp xỉ EX1 tốt nhất của Cao- Kandel [12]*

Phương pháp	**Sai số lớn nhất của mô hình EX1**
PP của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 5*	200
PP của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 22*	200
PP của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 8	300
PP của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 25	300
PP của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 31	300

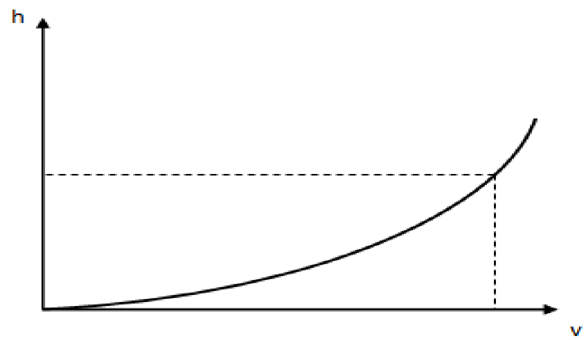
3.1.2. Bài toán 2

Xét bài toán mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [15], có phương trình động học được rời rạc hóa phi đơn vị như công thức 3.2.

$$h(i+1) = h(i)+v(i);\ v(i+1) = v(i)+f(i) \qquad (3.2)$$

trong đó: $v(i)$ là đại lượng vector vận tốc tại thời điểm i; $h(i)$ là độ cao tại thời điểm i; $f(i)$ là đại lượng vector lực điều khiển tại thời điểm i.

Quan hệ giữa vận tốc $v(i)$ và độ cao $h(i)$ được thể hiện qua quĩ đạo paraboll như Hình 2.1.



***Hình 3.2**. Paraboll quan hệ giữa h và v*

Vận tốc hạ cánh tối ưu tại độ cao h là:

$$v_0 = -(20/(1000)^2)/h^2 \quad (3.3)$$

Sai số tốc độ hạ cánh qua $k$chu kì điều khiển là:

$$e = (\sum_{i=1}^{k} (v_{0i} - v_i)^2)^{1/2} \quad (3.4)$$

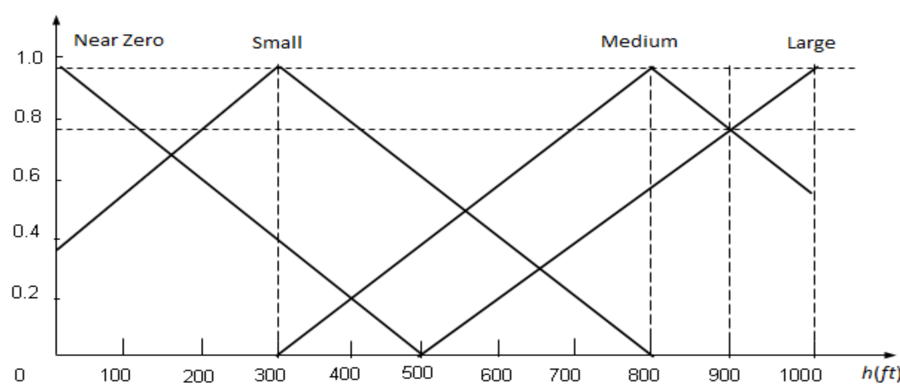
trong đó e là sai số, v_{0i}, v_i là vận tốc tối ưu và vận tốc tại chu kỳ i ứng với $h(i)$. Yêu cầu của bài toán là**:**Tính toán lực f của mô hình máy bay hạ độ cao từ 1000 *ft*, với vận tốc ban đầu của máy bay là −20 *ft/s.*

Theo phương pháp lập luận mờ (*FMCR*) trong [15], Ross đã xây dựng các nhãn tập mờ cho các biến độ cao, vận tốc và lực điều khiển như trong Bảng 3.3.

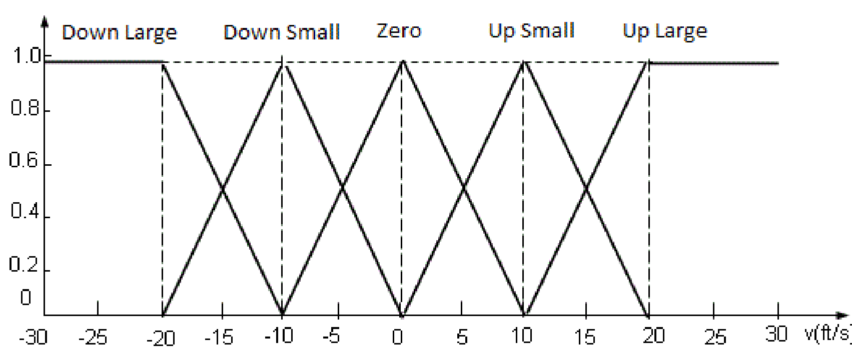
Bảng 3.3. *Miền giá trị của các biến ngôn ngữ*

Độ cao máy bay (h= 0 -1000)	**Vận tốc máy bay** (v =-30 -30)	**Lực điều khiển** (f=-30-30)
NZ_h - *NearZero*	DL_v – *DownLarge*	DL_f - *DownLarge*
S_h – *Small*	DS_v – *DownSmall*	DS_f - *DownSmall*
M_h - *Medium*	Z_v – *Zero*	Z_f -*Zero*
L_h – *Large*	US_v – *UpSmall*	US_f – *UpSmall*
	UL_v – *UpLarge*	UL_f - *UpLarge*

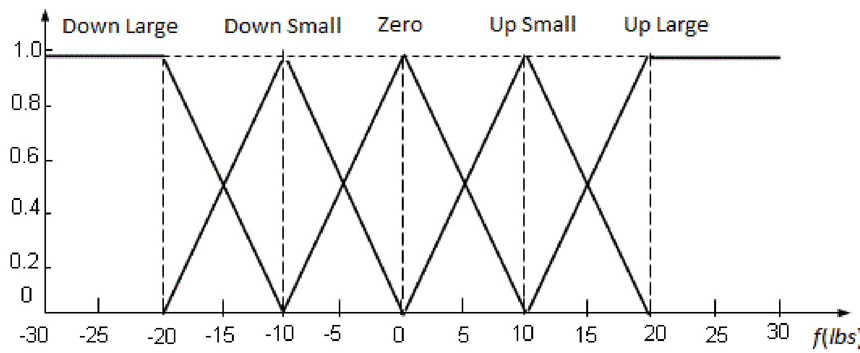
Hàm thuộc của các tập mờ của các biến h, v, và f được biểu thị trong các Hình 3.3, 3.4, 3.5.



Hình 3.3. *Hàm thuộc của các tập mờ của biến h*



Hình 3.4. *Hàm thuộc của các tập mờ của biến v*



Hình 3.5. *Hàm thuộc của các tập mờ của biến f*

Tập luật mờ được xác định nhờ kinh nghiệm của các chuyên gia được thể hiện bởi mô hình mờ (FAM) trong Bảng 3.4 trích từ [15].

Bảng 3.4. *Mô hình mờ (FAM)*

Độ cao (h)	***Vận tốc (v)***				
	DL_v	DS_v	Z_v	US_v	UL_v
L_h	Z_f	DS_f	DL_f	DL_f	DL_f
M_h	US_f	Z_f	DS_f	DL_f	DL_f
S_h	UL_f	US_f	Z_f	DS_f	DL_f
NZ_h	UL_f	UL_f	Z_f	DS_f	DS_f

Kết quả lập luận đầu ra mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [15] sử dụng phương pháp lập luận mờ đa điều kiện (*FMCR*) qua 4 chu kỳ được tổng hợp trong Bảng 3.9.

Xác định được sai số của bài toán qua 4 chu kỳ:

$$e_{FMCR} = (\sum_{i=1}^{4} (v_{0i}(F) - v_i(F))^2)^{1/2} = 7.15 \qquad (3.5)$$

trong đó: e_{FMCR} là tổng sai số về tốc độ hạ độ cao của mô hình máy bay hạ độ cao; $v_{i0}(F)$ là vận tốc hạ độ cao tối ưu tại chu kỳ i; $v_i(F)$ là vận tốc hạ độ cao tại chu kỳ i.

3.2. Ứng dụng phương pháp LLXX dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu

3.2.1. Phương pháp LLXX dựa trên đại số gia tử

Để nhìn một cách tổng thể các bước thực hiện phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT trong Mục 2.3, viết tắt là *HAR* (Hedge Algebras Reasoning - *HAR*), cho các bài toán được mô tả trong Mục 3.1 như sau:

3.2.1.1 Sử dụng phương pháp HAR cho Bài toán 1

Sau đây ta sẽ sử dụng phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT để xấp xỉ mô hình *EX1* của Cao-Kandel. Các bước thực hiện như sau:

Step 1. Xây dựng các ĐSGT cho các biến ngôn ngữ

Xây dựng ĐSGT *AI* cho biến cường độ dòng điện *I* gồm: các phần tử sinh *Small*, *W*, *Large* và các gia tử *Litle*, *Very*.

Xây dựng ĐSGT *AN* cho biến tốc độ vòng quay *N* gồm: các phần tử sinh *Small*, *W*, *Large* và các gia tử *Litle*, *Very*.

Bằng trực giác ta chuyển các nhãn ngôn ngữ trong mô hình mờ trên sang các nhãn ngôn ngữ trong ĐSGT:

Đối với biến *I*: *Null - Very Very Small; Zero- Very Small; Small- Small; Medium-W; Large- Large; Very_Large- Very Very Large*

Đối với biến *N*: *Zero- Very Very Small; Small- Small; Medium-W; Large- Large; Very_Large - Very Very Large*

Step 2. Xác định mô hình ngữ nghĩa định lượng (SAM)

Sử dụng các ánh xạ đinh lượng v_I và v_N để định lượng các nhãn ngôn ngữ của hai biến *I* và *N*. Ở đây ta xét hai trường hợp:

Trường hợp 1: Chọn các tham số

$fm_I(Small) = 0{,}6$; $\mu_I(Very) = 0{,}5$

$fm_N(Small) = 0{,}6$; $\mu_N(Very) = 0{,}5$

Sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa ta xác định được

$v_I(Very\ Very\ Small) = 0.075000$;

$v_I(Very\ Small) = 0.150000;$

$v_I(Small) = 0.300000;$

$v_I(W) = 0.600000;$

$v_I(Large) = 0.800000;$

$v_I(Very\ Very\ Large) = 0.950000;$

$v_N(Very\ Very\ Small) = 0.075000;$

$v_N(Small) = 0.300000;$

$v_N(W) = 0.600000;$

$v_N(Large) = 0.800000;$

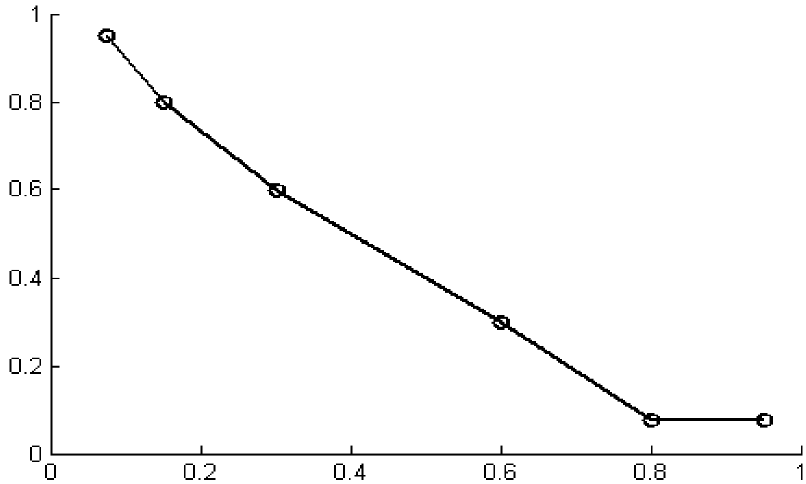
$v_N(Very\ Very\ Large) = 0.950000;$

Sử dụng các tính toán trên, mô hình mờ định lượng được xác định như bảng 3.5

Bảng 3.5. *Mô hình mờ EX_1 được định lượng theo trường hợp 1*

Is	***Ns***
0.075000	0.950000
0.150000	0.800000
0.300000	0.600000
0.600000	0.300000
0.800000	0.075000
0.950000	0.075000

Và đường cong ngữ nghĩa định lượng tương ứng được xác định bởi hình 3.6 dưới đây:



Hình 3.6. *Đường cong ngữ nghĩa định lượng - Trường hợp 1*

Trường hợp 2: Chọn các tham số

$fm_I(Small) = 0,5$; $\mu_I(Very) = 0,5$

$fm_N(Small) = 0,5$; $\mu_N(Very) = 0,5$

ta xác định được

$v_I(Very\ Very\ Small) = 0.256000$;

$v_I(Very\ Small) = 0.320000$;

$v_I(Small) = 0.400000$;

$v_I(W) = 0.500000$;

$v_I(Large) = 0.600000$;

$v_I(Very\ Very\ Large) = 0.744000$;

$v_N(Very\ Very\ Small) = 0.062500$;

$v_N(Small) = 0.250000$;

$v_N(W) = 0.500000$; $v_N(Large) = 0.750000$;

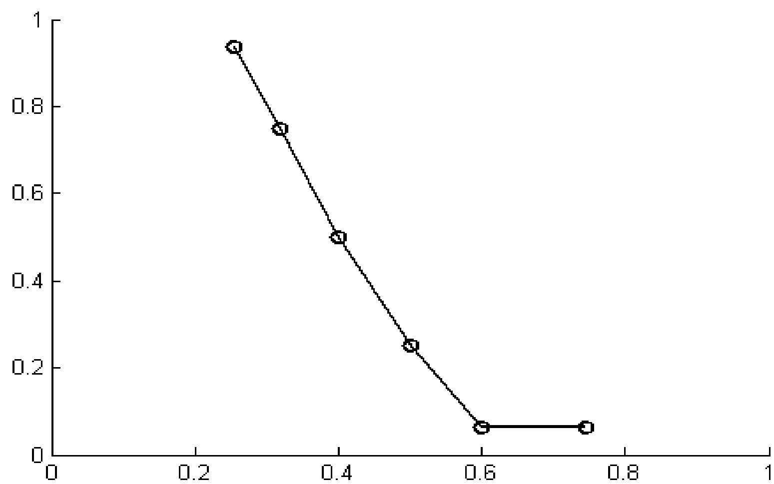
$v_N(Very\ Very\ Large) = 0.937500$;

Với các kết quả tính toán được, mô hình mờ định lượng được xác định như bảng 3.6

Bảng 3.6. *Mô hình mờ EX1 được định lượng - Trường hợp 2*

Is	***Ns***
0. 256000	0. 937500
0. 320000	0. 750000
0. 400000	0. 500000
0. 500000	0. 250000
0. 600000	0. 062500
0. 744000	0. 062500

Và đường cong ngữ nghĩa định lượng được xác định như hình 3.7



Hình 3.7. *Đường cong ngữ nghĩa định lượng - Trường hợp 2*

Step 3.Xây dựng phép nội suy tuyến tính trên cơ sở các mốc của bảng 3.5 hoặc trên cơ sở các mốc nội suy của bảng 3.6.

Step 4. *Xác định kết quả lập luận*

Với đầu vào của lập luận là giá trị $I\in [0,10]$ và đầu ra là giá trị $N\in [480,2000]$ và kết quả xấp xỉ mô hình như sau:

Đầu vào là các giá trị trong khoảng [0,10] được rời rạc hóa với bước nhảy 0,5. Các đầu vào này sẽ được định lượng bằng các công thức 2.1

Với mỗi đầu vào đã định lượng ta xác định kết quả của phép nội suy đã xây dựng ở bước 3.

Việc giải định lượng kết quả của phép nội suy sẽ được tiến hành bằng công thức 2.2 với các khoảng xác định và khoảng ngữ nghĩa của các biến được thiết lập như sau sau:

Với trường hợp 1:

s_0=0,075000, s_1=0,950000, $x_0 = 0$, $x_1 = 10$ cho I

s_0=0,062500, s_1=0,937500, $x_0 = 480$, $x_1 = 2000$ cho N

Với trường hợp 2:

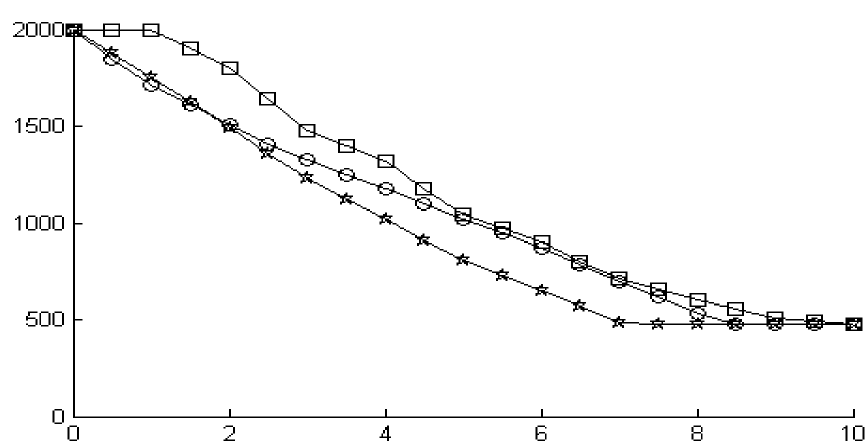
s_0=0,256000, s_1=0,744000, $x_0 = 0$, $x_1 = 10$ cho I

s_0=0,062500, s_1=0,937500, $x_0 = 480$, $x_1 = 2000$ cho N

Kết quả xấp xỉ được xác định được như hình 3.8 và sai số cực đại so với mô hình thực nghiệm là xấp xỉ 292 đối với trường hợp 1 và xấp xỉ 308 đối với trường hợp 2, được ký hiệu như sau:

$$e(EX1, HAR^1) = 292 \quad (3.6)$$

$$e(EX1, HAR^2) = 308 \quad (3.7)$$



Hình 3.8. *Kết quả xấp xỉ EX_1*

Nhận xét:sai số 3.6, 3.7 cũng gần tương đương với sai số của các phương pháp mà Cao-Kandel sử dụng thể hiện trong bảng 3.2.

3.2.1.2 Sử dụng phương pháp HAR cho Bài toán 2

Sử dụng phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT để xấp xỉ cho mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [15]. Các bước thực hiện như sau:

Step 1. Xây dựng các ĐSGT *AX* chung cho cả ba biến ngôn ngữ với

$G = \{\mathbf{0}, Small, \theta, Large, \mathbf{1}\}$, với $c^- = Small$; $c^+ = Large$

$H^- = \{Little\}$; $H^+ = \{Very\}$

Step 2. Xác định mô hình ngữ nghĩa định lượng (*SAM)*:

- Chọn các tham số sau cho ĐSGT: $\alpha = \beta = 0.5$; $\theta = 0.5$

Sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa, ta xác định được các giá trị định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ chung cho 3 biến như sau:

$fm(Small) = \theta = 0.5$; $fm(Large) = 1\text{-}fm(Small) = 0.5$;

$\nu(Small) = \theta - \alpha fm(Small) = 0.5 - 0.5\times0.5 = 0.25$;

$$\nu(VerySmall) = \nu(Small) + Sign(VerySmall)\times$$
$$\times(fm(VerySmall) - 0.5\, fm(VerySmall)) = 0.125$$

$$\nu(LittleSmall) = \nu(Small) + Sign(LittleSmall)\times$$
$$\times(fm(LitleSmall) - 0.5\, fm(LitleSmall)) = 0.375$$

$\nu(Large) = \theta\text{-}\alpha fm(Large) = 0.75$

$$\nu(VeryLarge) = \nu(Large) + Sign(VeryLarge)\times$$
$$\times(fm(VeryLarge) - 0.5\, fm(VeryLarge)) = 0.875$$

$$\nu(LittleLarge) = \nu(Large) + Sign(LittleLarge)\times$$
$$\times(fm(LitleL\arg e) - 0.5\, fm(LitleL\arg e)) = 0.625$$

$$\nu(VeryVerySmall) = \nu(VerySmall) + Sign(VeryVerySmall)\times$$
$$\times(fm(VeryVerySmall) - 0.5\, fm(VeryVerySmall)) = 0.0625$$

- Xây dựng các nhãn ngôn ngữ sử dụng gia tử ứng với các tập mờ.

Bảng 3.7. *Bảng chuyển đổi ngôn ngữ*

Độ cao (0-1000)	**Vận tốc** (-30 -30)	**Lực điều khiển** (-30 -30)
$NZ_h \rightarrow$ *VeryVerySmall*	$DL_v \rightarrow$ *VerySmall*	$DL_f \rightarrow$ *VerySmall*
$S_h \rightarrow$ *Small*	$DS_v \rightarrow$ *LittleSmall*	$DS_f \rightarrow$ *LittleSmall*
$M_h \rightarrow$ *Medium*	$Z_v \rightarrow$ *Medium*	$Z_f \rightarrow$ *Medium*
$L_h \rightarrow$ *LittleLarge*	$US_v \rightarrow$ *Large*	$US_f \rightarrow$ *Large*
	$UL_v \rightarrow$ *VeryLarge*	$UL_f \rightarrow$ *VeryLarge*

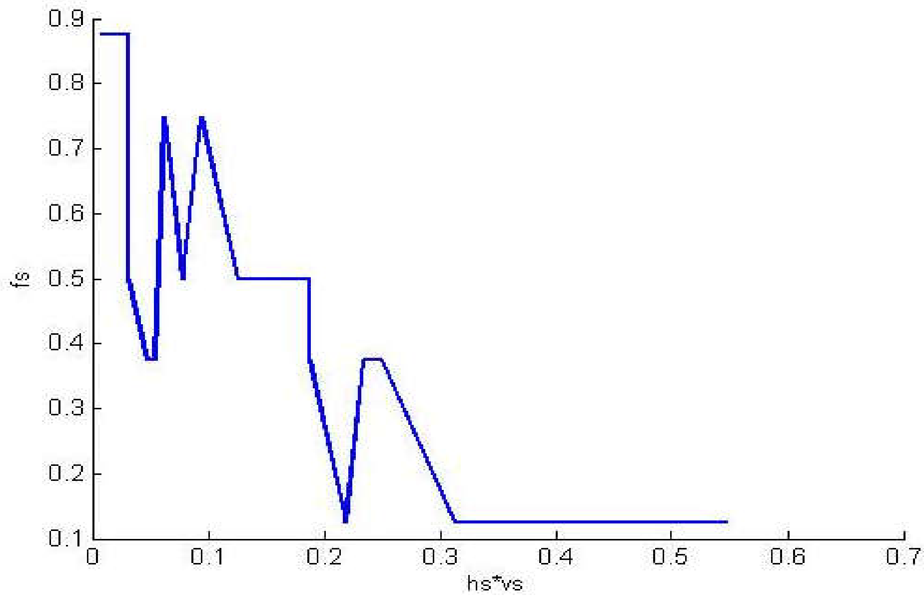
Dùng hàm định lượng ngữ nghĩa (Định nghĩa 1.8), chuyển mô hình *FAM* sang mô hình *SAM* . Hay nói cách khác là chuyển mô hình mờ về Bảng 3.8 trên cơ sở tính toán định lượng các giá trị ngữ nghĩa, và ký hiệu giá trị định lượng ngữ nghĩa của các biến v,h và f tương ứng là v_s, h_s và f_s.

Bảng 3.8. *Mô hình ngữ nghĩa định lượng SAM*

h_s \ v_s	0.125	0.375	0.5	0.75	0.875
0.625	0.5	0.375	0.125	0.125	0.125
0.5	0.75	0.5	0.375	0.125	0.125
0.25	0.875	0.75	0.5	0.375	0.125
0.0625	0.875	0.85	0.5	0.375	0.375

Step 3*:* Xây dựng đường cong ngữ nghĩa định lượng.

Trước hết, từ các giá trị (h_s, v_s, f_s) trong Bảng 3.8, sử dụng phép kết nhập $Agg = PROD$ tức là $Agg(h_s,v_s) = h_s*v_s$, ta tính toán được các điểm có dạng ($Agg(h_s, v_s), f_s$), từ đó xác định được đường cong ngữ nghĩa định lượng từ các điểm như Hình 3.9.



Hình 3.9. *Đường cong ngữ nghĩa định lượng*

Step 4**:** Xác định kết quả lập luận (tính toán đầu ra).

Việc định lượng giá trị thực và giải định lượng được thực hiện theo công thức 2.1, 2.2 với:

$x_0 = -30,\ x_1 = 30,\ s_0 = 0.125,\ s_1 = 0.875$ cho biến v

$x_0 = 0,\ x_1 = 1000,\ s_0 = 0.0625,\ s_1 = 0.625$ cho biến h

$x_0 = -30,\ x_1 = 30,\ s_0 = 0.125,\ s_1 = 0.875$ cho biến f

Sử dụng phép nội suy tuyến tính, tính toán lực điều khiển tại các chu kỳ trên đường cong ngữ nghĩa định lượng, cụ thể như sau:

Điều kiện ban đầu:

$h(0) = 1000 \Rightarrow h_s(0) = 0.625;$

$v(0) = -20 \Rightarrow v_s(0) = 0.125$

Chu kỳ 1:

Lấy $a_0 = Agg(h_s(0), v_s(0)) = 0.625*0.125 = 0.078125$ làm giá trị đầu vào, nội suy tuyến tính trên đường cong ngữ nghĩa định lượng (Hình 3.9) ta được giá trị đầu ra $f_s(0) = 0.5$, giải định lượng (công thức 2.2) từ đó suy ra lực điều khiển tương ứng của chu kỳ đầu tiên là $f(0) = 0$.

Chu kỳ 2:

$h(1) = h(0) + v(0) = 1000 + (–20) = 980 \Rightarrow h_s(1) = 0.6125$;

$v(1) = v(0) + f(0) = (–20) + 0 = –20 \Rightarrow v_s(1) = 0.125$

Với giá trị đầu vào $a_1 = Agg\ (h_s(1), v_s(1)) = 0.076563$,nội suy tuyến tính trên đường cong Hình 2.5 ta được $f_s(1) = 0.524992$, theo công thức (2.2)từ đó suy ra lực điều khiển tương ứng $f(1) = 1$.

Tính toán tương tự cho các chu kỳ tiếp theo, kết quả qua bốn chu kỳ được tổng hợp trong Bảng 3.9 dưới đây:

Bảng 3.9. *Tổng hợp kết quả điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao*

Phương pháp *HAR*			**Phương pháp *FMCR* của Ross[15]**		
Độ cao (h)	Vận tốc (v)	Lực điều khiển (f)	Độ cao (h)	Vận tốc (v)	Lực điều khiển (f)
1000.0	-20.00	0	1000	-20	5.8
980.0	-20	1.0	980.0	-14.2	-0.5
960.0	-19	7.5	965.8	-14.7	-0.4
941.0	-11.5	-13.5	951.1	-15.1	0.3

Sử dụng công thức 3.3, 3.4 ta xác định được tổng sai số về tốc độ theo phương pháp *HAR* qua 4 chu kỳ là:

$$e_{\mathrm{HAR}} = \left(\sum_{i=1}^{4} (v_{0i}(HA) - v_i(HA))^2\right)^{1/2} = 6.25 \qquad (3.8)$$

trong đó: e_{HAR} là tổng sai số về tốc độ hạ độ cao của phương pháp *HAR*; $v_{i0}(HA)$ là vận tốc hạ độ cao tối ưu tại chu kỳ i trong phương pháp *HAR*; $v_i(HA)$ là vận tốc hạ độ cao tại chu kỳ i trong phương pháp *HAR*.

Nhận xét: Phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT (*HAR*). Mặc dù các tham số của ĐSGT được chọn khá đơn giản, tuy nhiên sai số của phương pháp *HAR* đã xấp xỉ bằng sai số của phương pháp lập luận mờ (*FMCR*), [15].

3.2.2. Phương pháp LLXX dựa trên đại số gia tử với tham số tối ưu

Phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu (*OpHAR*) đã được phát biểu đầy đủ trong mục 2.4. Trong Mục 3.2.2,ta chỉ tập trung vào các bước chính của phương pháp để giải bài toán mô hình mờ.

1) *Xác định bài toán và mô hình của bài toán CM*:

2) *Xây dựng thuật toán phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu.*

3) *Lập luận đầu ra bằng phương pháp opHAR*:

Sử dụng phương pháp lập luận *OpHAR* xác định mô hình sai số của bài toán và đánh giá hiệu quả giải bài toán điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao so với các phương pháp trong tài liệu [1, 23].

Xác định các tham số của phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT bằng giải thuật di truyền sao cho sai số của của phương pháp tối ưu cho bài toán 2:

Xét bài toán 2 (điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao). Sau đây là quá trình xác định một số tham số và kết quả lập luận.

Step 1: Xây dựng các ĐSGT AX chung cho cả ba biến ngôn ngữ với

C={***0***, *Small*, θ, *Large*, ***1***}; H^-= {*Little*}; H^+= {*Very*}

Step 2: Chọn các tham số

$fm(Small) = \theta = 0.5$; $fm(Large) = 1\text{-}fm(Small) = 0.5$;

Lưu ý rằng ở bước này ta sử dụng α, β như là các tham biến trong khoảng [0, 1] thỏa ràng buộc $\alpha + \beta = 1$

Sử dụng định nghĩa 2.5 ta xác định được:

$\nu(Small) = \beta\times 0.5$;

$\nu(VerySmall) = \beta\times\beta\times 0.5$;

$\nu(VeryVerySmall) = \beta\times\beta\times\beta\times 0.5$;

$\nu(LittleSmall) = 0.5\text{-}\alpha\times\beta\times 0.5$;

$\nu(Large) = 1-\alpha\times 0.5$;

$\nu(LittleLarge) = 0.5+\alpha\times\beta\times 0.5$;

$\nu(VeryLarge) = 1-\alpha\times\alpha\times\alpha\times 0.5$;

Như vậy ở bước này ta xác định được mô hình ngữ nghĩa định lượng (*SAM)* phụ thuộc theo 2 tham biến α, β

Giả mô hình SAM được gồm *m* điểm xác định như sau: SAM=$\{(h_i, v_i, f_i)\}$; $i = 1,.., m$; $h = (h_1,..,h_m)$; $v = (v_1,..,v_m)$; $f = (f_1,..,f_m)$

Step 3: Sử dụng phép phép tích hợp có trọng số, theo đó mỗi đầu vào (h_s, v_s) được kết nhập thành $w_1h_s + w_2v_s$. Giả bảng SAM được gồm m điểm xác định như sau:

SAM=$\{(h_i, v_i, f_i)\}$; $i = 1,..,m$; $h = (h_1,.., h_m)$; $v = (v_1, .., v_m)$; $f = (f_1,.., f_m)$

Phép tích hợp được xây dựng như sau: hAND$v = w_hh+w_vv$. Nhờ phép tích hợp này bảng SAM biến đổi thành: SAM' = $\{(x_i= w_1h_i+w_2v_i, f_i)\}$, $i = 1,..,m$ và các trọng số w_1, w_2 sẽ được xác định bằng giải thuật di truyền sao cho tổng sai số của các chu kỳ đầu là nhỏ nhất.

Gọi *hTOhs*(*h*) là hàm định lượng giá trị thực và *hsTOh*(*hs*)là hàm giải định lượng của biến *h* theo các công thức 2.1, 2.2 với $(s_0, s_1) = (\nu(Small), \nu(Large))$ và $(h_0, h_1) = (100, 1000)$

Gọi *vTOvs*(*v*) là hàm định lượng giá trị thực và *vsTOv*(*vs*)là hàm giải định lượng của biến v theo các công thức 2.1, 2.2 với $(s_0, s_1) = (\nu(Small), \nu(Large))$ và $(v_0, v_1) = (-20, 20)$

Gọi *fTOfs*(*f*) là hàm định lượng giá trị thực và *fsTOf*(*fs*)là hàm giải định lượng của biến *f* theo các công thức 2.1, 2.2 với $(s_0, s_1) = (\nu(Small), \nu(Large))$ và $(f_0, f_1) = (-20, 20)$

Gọi *NoiSuy*(*x, SAM'*) là hàm nội suy tuyến tính dựa trên các mốc nội suy của *SAM'*

Step 4:

Sai số của quá trình điều khiển được xác định thông qua quá trình tính toán các thông số như độ cao, vận tốc, lực điều khiển, vận tốc tối ưu và sai số của từng chu kỳ điều khiển như sau:

Tại chu kỳ k, $k = 0,.., n$

+ Độ cao, vận tốc thực tế

Nếu k = 0 *thì docao*(*k*) = 1000

Ngược lại docao(*k*) = *docao*(*k*-1)+*vantoc*(*k*-1);

Nếu k = 0 *thì vantoc*(*k*) = -20

Ngược lại vantoc(*k*) = *vantoc*(*k*-1)+*luc*(*k*-1);

+ Định lượng độ cao, vận tốc tương ứng

docaos(k)=hTOhs(docao(k));

vantocs(k)=vTOvs(vantoc(k));

+ Lực tương ứng với độ cao và vận tốc

lucs(*k*)=*NoiSuy*(*docaos*(*k*)×*vantocs*(*k*), *SAM'*)

+Giải định lượng lực

luc(*k*) = *fsTOf*(*lucs*(*k*));

+ Vận tốc tối ưu: $vtoiuu(k) = -(20/(1000)^2)/(docao(k))^2$

+ Sai số: $s(k) = (vtoiuu(k)-vantoc(k))^2$

Bài toán tối ưu: Tìm bộ tham số PAR = $(\alpha, \beta, w_1, w_2)$

Sao cho hàm $f(\alpha, \beta, w_h, w_v) = \sum_{k=1}^{n} s(k)$ có giá trị nhỏ nhất

với các ràng buộc sau: $\alpha + \beta = 1$; $h\text{AND}v = w_h h + w_v v$

- Sử dụng giải thuật di truyền như đã đề cập ở chương 1 với số thế hệ 2000, kích thước quần thể 40, kích thước gien 25, xác suất đột biến 0.5, xác suất lai ghép 0.85, cực tiểu hàm sai số f.

Qua một số lần chạy mô phỏng trên MATLAB, ta xác định được bộ tham số tối ưu PAR = (α, β, w_h, w_v) = (0.1973,0.80266,0.482,0.597)

Sử dụng định nghĩa 2.5 xác định được các tham số tìm được như sau:

fm(*Small*)= 0,5; *fm*(*Large*)= 0,5;

ν(*Small*)= 0,40133; ν(*VerySmall*)= 0,3221;

ν(*LittleSmall*) = 0.4208; ν(*Large*) = 0,5987;

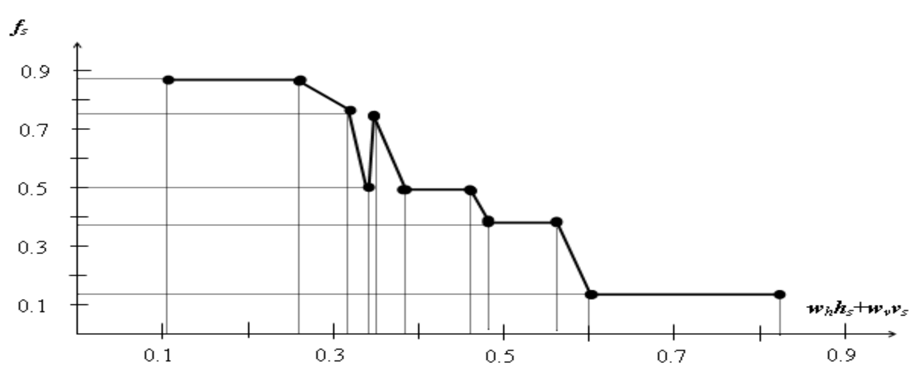
ν(*VeryLarge*) = 0,6779; ν(*LittleLarge*) = 0,5792;

ν(*VeryVerySma;ll*) = 0,0636;

Bảng 3.10: *Mô hình ngữ nghĩa định lượng (bảng SAM)*

v_s / h_s	**0.322**	**0.421**	**0.5**	**0.599**	**0.678**
0.579	0.5	0.421	0.322	0.322	0.322
0.5	0.599	0.5	0.421	0.322	0.322
0.401	0.678	0.599	0.5	0.421	0.322
0.064	0.678	0.678	0.5	0.421	0.421

Dựa vào mô hình định lượng ngữ nghĩa (SAM) bảng 3.10 và sử dụng phép tích hợp có trọng số Agg(h_s,v_s) = $w_h h_s + w_v v_s$ ta xây dựng được đường cong định lượng ngữ nghĩa như hình 3.10.

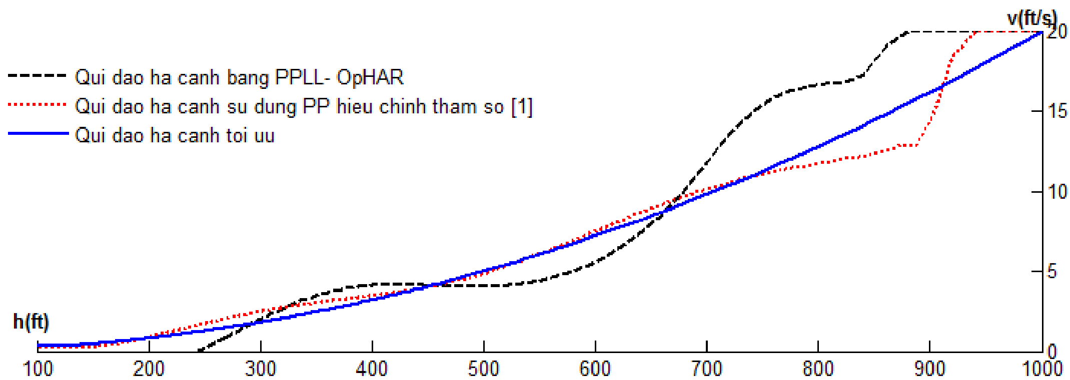


Hình 3.10. *Đường cong ngữ nghĩa định lượng với phép tích hợp có trọng số*

Qua một số lần chạy mô phỏng trên MATLAB, ta xác định sai số của phương pháp *OpPAR* là:

Sai số: *e*(*OpHAR*) = 22.444913

Và quỹ đạo mô hình máy bay hạ độ cao với điều kiện ban đầu *h*(0) =1000 *ft*, *v*(0) = -20 *ft/s* được xác định như Hình 3.11.



Hình 3.11. *Quỹ đạo hạ độ cao của mô hình máy bay*

Bảng 3.11. *Sai số của phương pháp lập luận*

Phương pháp	**Sai số Điều khiển**
Phương pháp LLXX mờ dựa trên ĐSGT với các tham số tối ưu.	22.444913
Phương pháp LLXX mờ dựa trên ĐSGT (HAR)	137.819561

Nhận xét ứng dụng 2.2:

- Ta thấy quỹ đạo hạ độ cao của phương pháp *OpHAR* đã bám sát quỹ đạo hạ độ cao tối ưu của mô hình, trong khi đó quĩ đạo hạ độ cao bằng phương pháp HAR không có được điều này.
- Từ Bảng 3.11, tổng sai số về vận tốc của phương pháp *OpHAR* đưa được mô hình máy bay hạ độ cao nhỏ hơn so với phương pháp sử dụng HAR .

3.3. Kết luận chương 3

Chương 3 luận văn đã cài đặt thử nghiệm phương pháp lập luận cho bài toán xấp xỉ mô hình EX1 của Cao –Kandel [12], bài toán mô hình điều khiển máy bay hạ độ cao của Ross [15]. Kết quả thử nghiệm sử dụng hai phương pháp lập luận *HAR, OpHAR*được so sánh và đánh giá qua bài toán điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao của Ross.

KẾT LUẬN

Nghiên cứu về lý thuyết tập mờ và logic mờ là một mảng rất rộng mà thế giới đang nghiên cứu và phát triển. Nếu tìm hiểu tất cả các vấn đề đó là lượng kiến thức khổng lồ. Trong luận văn học viên đã chú trọng nghiên cứu, trình bày những kiến thức cơ bản về tập mờ và lý thuyết logic mờ và giải thuật di truyền từ từ đó áp dụng vào phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử giải bài toán mô hình mờ. Qua đó luận văn đã đạt được một số kết quả như sau:

Về lý thuyết: Tập trung nghiên cứu các kiến thức chung nhất về tập mờ, logic mờ, phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử. Luận văn đã phân tích kỹ về phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên đại số gia tử (*HAR*) và thuật toán cho phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT với tham số tối ưu (*OpHAR*) cho các bài toán mô hình mờ .

Về ứng dụng: Cài đặt các phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT HAR và OpHAR cho bài toán mô hình xấp xỉ EX1 của Cao – Kandel [12] và bài toán điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [15]. Trên cơ sở kết quả cài đặt có so sánh và đánh giá kết quả cài đặt các phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT *HAR* và *OpHAR*.

Phạm vi và khả năng áp dụng: Luận văn là một tài liệu tham khảo tốt cho cho những người đang nghiên cứu về lý thuyết ĐSGT và ứng dụng nó trong các lĩnh vực khoa học kỹ thuật.

Hướng nghiên cứu tiếp theo: Hoàn thiện và tối ưu phương pháp lập luận xấp xỉ dựa trên ĐSGT cho các bài toán mô hình mờ khác, nghiên cứu các giải thuật khác cho một số còn tồn tại khi thực hiện phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Tiếng việt

[1] Nguyễn Duy Minh (2013), *Tiếp cận đại số gia tử trong điều khiển,* Luận án tiến sĩ toán học, Viện Hàn lâm khoa học và Công nghệ Việt Nam.

[2] Nguyễn Cát Hồ (2006), "Lý thuyết tập mờ và Công nghệ tính toán mềm", *Tuyển tập các bài giảng về Trường thu hệ mờ và ứng dụng, in lần thứ 2,* tr. 51-92.

[3] Nguyễn Cát Hồ, Trần Thái Sơn (1995), "Về khoảng cách giữa các giá trị của biến ngôn ngữ trong đại số gia tử", *Tạp chí Tin học và Điều khiển học*, Tập 11(1), tr. 10–20

[4] Nguyễn Cát Hồ, Trần Đình Khang, Lê Xuân Việt (2002), Fuzziness Measure, Quantified Semantic Mapping And Interpolative Method of Approximate Reasoning in Medical Expert Systems, Tạp chí tin học và điều khiển, T.18(3), 237-252

[5] Nguyễn Cát Hồ, Nguyễn Văn Long, Đại số gia tử đầy đủ tuyến tính (2003), *Tạp chí Tin học và Điều khiển học*, T.19(3), 274-280

[6] Nguyễn Cát Hồ, Nguyễn Văn Long (2004), Cơ sở toán học của độ đo tính mờ của thông tin ngôn ngữ, *Tạp chí Tin học và Điều khiển học*, T.20(1) 64-72

[7] Hoàng Kiếm, Lê Hoàng Thái (2000), Giải thuật di truyền – cách giải tự nhiên các bài toán trên máy tính, Nhà xuất bản giáo dục

[8] Vũ Như Lân, Vũ Chấn Hưng, Đặng Thành Phu, Lê Xuân Việt, Nguyễn Duy Minh (2005), Điều khiển mô hình máy bay hạ cánh sử dụng đại số gia tử với AND= MIN, Tạp chí Tin học và điều khiển học, Tập 21, Số 3, 191-200

[9] Vũ Như Lân, Vũ Chấn Hưng, Nguyễn Duy Minh (2006), Điều khiển mô hình máy bay hạ cánh sử dụng đại số gia tử với AND= PRODUCT, Tạp chí Khoa học và Công nghệ, Tập 44, Số 4, 7-16

[10] Vũ Như Lân (2006), *Điều khiển sử dụng logic mờ, mạng nơ ron và đại số gia tử*, NXB Khoa học và kỹ thuật

[11] Trần Thái Sơn, Nguyễn Thế Dũng (2005), "Một phương pháp nội suy giải bài toán mô hình mờ trên cơ sở đại số gia tử", *Tạp chí Tin học và Điều khiển học*, Tập 21(3), tr. 248–260

Tiếng Anh

[12] Cao Z. and Kandel A. (1989), Applicability of some fuzzy implication operators, Fuzzy Sets and Systems 31,151-186.

[13] Ho N. C., Wechler W. (1990), "Hedge algebra: An algebraic approach to structures of sets of linguistic truth values", *Fuzzy Sets and Systems* 35, pp. 281–293

[14] Ho N. C., Wechler W. (1992), "Extended algebra and their application to fuzzy logic", *Fuzzy Sets and Systems* 52, pp. 259–281

[15] Ross T. J. (2004), *Fuzzy logic with Engineering Application*s, Second Edition, International Edition. Mc Graw-Hill, Inc