ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

DƯƠNG VĂN HẢI

GIẢI PHÁP KẾT HỢP CÔNG NGHỆ TÍNH TOÁN MỀM VỚI PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ CÓ THAM SỐ HIỆU CHỈNH

LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

THÁI NGUYÊN - 2017

ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

DƯƠNG VĂN HẢI

GIẢI PHÁP KẾT HỢP CÔNG NGHỆ TÍNH TOÁN MỀM VỚI PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ CÓ THAM SỐ HIỆU CHỈNH

Chuyên ngành: KHOA HỌC MÁY TÍNH
Mã số: 60.48.01.01

LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

Người hướng dẫn khoa học: TS. NGUYỄN DUY MINH

THÁI NGUYÊN - 2017

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan luận văn này do chính tôi thực hiện, dưới sự hướng dẫn khoa học của TS. Nguyễn Duy Minh. Số liệu và kết quả nghiên cứu trong luận văn này hoàn toàn trung thực và chưa sử dụng để bảo vệ một công trình khoa học nào, các thông tin, tài liệu trích dẫn trong luận văn đã được chỉ rõ nguồn gốc.

Tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm về tính pháp lý quá trình nghiên cứu khoa học của luận văn này.

Thái Nguyên, tháng năm 2017

Tác giả

Dương Văn Hải

LỜI CẢM ƠN

Trước hết, em xin gửi lời cảm ơn chân thành nhất đến người hướng dẫn khoa học - **TS. Nguyễn Duy Minh**, thầy đã định hướng và nhiệt tình hướng dẫn, giúp đỡ em trong quá trình làm luận văn.

Em xin gửi lời biết ơn sâu sắc đến quý thầy cô giáo trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông; các thầy giáo, cô giáo ở Viện Công nghệ thông tin thuộc Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam đã truyền đạt những kiến thức và kinh nghiệm quý báu cho chúng em trong thời gian học tập.

Xin chân thành cảm ơn các bạn bè, đồng nghiệp, các bạn học viên lớp cao học CK14A, những người thân trong gia đình đã động viên, chia sẻ, tạo điều kiện giúp đỡ trong suốt quá trình học tập và làm luận văn.

Thái Nguyên, tháng năm 2017

Tác giả

Dương Văn Hải

MỤC LỤC

DANH MỤC BẢNG

DANH MỤC HÌNH

DANH MỤC CHỮ VIẾT TẮT

ĐSGT	Đại số gia tử
PPLLM	Phương pháp lập luận mờ
GA	Genetic Algorithm (Giải thuật di truyền)
RBF	Radial Basic Function
FMCR	Fuzzy Multiple Conditional Reasoning
FAM	Fuzzy Associate Memory
SAM	Semantic Associate Memory
HAR	Hedge Algebras Reasoning
OpPAR	Optimal - Parameter
OpHAR	Optimal - Hedge Algebras Reasoning
OPHA	Optimization PARameters of Hedge Algebras

MỞ ĐẦU

Khoa học ngày càng phát triển thì càng có nhiều thiết bị máy móc hỗ trợ cho đời sống con người. Các thiết bị máy móc càng "thông minh" thì càng thay thế sức lao động và do đó các thiết bị dạng này dường như là một trong những cái đích mà con người vươn tới. Như vậy, nhu cầu thiết yếu của cuộc sống là tạo ra các máy móc có thể hành xử giống với con người. Hay nói cách khác là các máy phải biết suy luận để đưa ra các quyết định đúng đắn.

Người tiên phong trong lĩnh vực này là Zadeh [11]. Trong các công trình của mình ông đã mô tả một cách toán học những khái niệm mơ hồ mà ta thường gặp trong cuộc sống như: cao, thấp; đúng, sai bằng các tập mờ. Nhờ việc xây dựng lý thuyết tập mờ mà con người có thể suy diễn từ khái niệm mơ hồ này đến khái niệm mơ hồ khác mà bản thân logic kinh điển không làm được. Trên cơ sở các thông tin không chính xác thu được, người ta có thể đưa ra những quyết định hiệu quả cho từng tình huống của bài toán.

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 [1], [8] đã đề xuất cách tiếp cận dựa trên cấu trúc tự nhiên của miền giá trị của các biến ngôn ngữ, trong các công trình, các tác giả đã chỉ ra rằng, 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'. Với việc định lượng các từ ngôn ngữ của đại số gia tử (ĐSGT), một số phương pháp lập luận nội suy ra đời nhằm mục đích giải quyết bài toán lập luận mờ đa điều kiện, một bài toán được ứng dụng nhiều trong tự nhiên, kỹ thuật, các phương pháp lập luận này được gọi là các phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT. Tuy nhiên khi thực hiện phương pháp lập luận còn một số tồn tại:

i) Với việc hạn chế độ sâu giá trị ngôn ngữ, ta hoàn toàn có thể hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ này mà vẫn bảo toàn được thứ tự của chúng. Và mục tiêu là tìm ra giá trị hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa hợp lý của các giá trị ngôn ngữ khi độ sâu của giá trị ngôn ngữ được giới hạn và ứng dụng vào giải quyết một số bài toán thực tế. Để thực hiện điều này đề tài tìm hiểu các lý thuyết liên quan và nghiên cứu về việc hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa để tìm ra một mô hình định lượng ngữ nghĩa tối ưu.

ii) Các phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT đã đề cập sử dụng phép nội suy tuyến tính trên đường cong sử dựng phép kết nhập như AND=MIN, AND=PRODUCT. Tuy nhiên việc sử dụng các phép tích hợp như vậy còn đơn giản và cảm tính, do vậy kết quả lập luận sẽ khác nhau. Mặt khác việc sử dụng các phép kết nhập để đưa mô hình *SAM* trong Rm+1 về đường cong trong Cr,2 sẽ gây mất mát thông tin nghiêm trọng.

Với lý do như vậy đề tài "Giải pháp kết hợp công nghệ tính toán mềm với phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT có tham số hiệu chỉnh" đưa ra giải pháp cho vấn đề i) và ii) như sau:

- Sử dụng mạng nơron RBF để nội suy trực tiếp từ mô hình định lượng ngữ nghĩa.

- Sử dụng giải thuật di truyền để xác định các tham số hiệu chỉnh từ mô hình định lượng ngữ nghĩa gốc.

Phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT có tham số hiệu chỉnh được cài đặt thử nghiệm trên một số bài toán lập luận mờ, các kết quả sẽ được đánh giá và so sánh với các phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT khác.

Chương 1
MỘT SỐ KIẾN THỨC CƠ BẢN

1.1. Tổng quan về Công nghệ tính toán mềm

1.1.1. Giới thiệu về Công nghệ tính toán mềm

Trong thực tế cuộc sống, các bài toán liên quan đến hoạt động nhận thức, trí tuệ của con người đều hàm chứa những đại lượng, thông tin mà bản chất là không chính xác, không chắc chắn, không đầy đủ. Ví dụ: sẽ chẳng bao giờ có các thông tin, dữ liệu cũng như các mô hình toán đầy đủ và chính xác cho các bài toán dự báo thời tiết.

Nhìn chung con người luôn ở trong bối cảnh là không có thông tin đầy đủ và chính xác cho các hoạt động ra quyết định của bản thân mình.

Trong lĩnh vực khoa học kĩ thuật cũng vậy, các hệ thống phức tạp trên thực tế thường không thể mô tả đầy đủ và chính xác bởi các phương trình toán học truyền thống. Kết quả là những cách tiếp cận kinh điển dựa trên kỹ thuật phân tích và các phương trình toán học nhanh chóng tỏ ra không còn phù hợp. Vì thế, công nghệ tính toán mềm chính là một giải pháp trong lĩnh vực này.

Một số đặc điểm của công nghệ tính toán mềm:

- Tính toán mềm căn cứ trên các đặc điểm, hành vi của con người và tự nhiên để đưa ra quyết định hợp lý trong điều kiện không chính xác, không chắc chắn.

- Các thành phần của tính toán mềm có sự bổ sung, hỗ trợ nhau.

- Tính toán mềm là một hướng nghiên cứu mở, bất kỳ một kỹ thuật mới nào được tạo ra từ việc bắt chước trí thông minh của con người, đều có thể trở thành một thành phần mới của tính toán mềm.

- Chính nhờ những đặc điểm đó mà tính toán mềm đang được nghiên cứu và ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt là: trí tuệ nhân tạo, khoa học máy tính và học máy. Cụ thể:

a. Không phải bài toán nào cũng có thuật toán có thể giải quyết được bằng tính toán cứng.

b. Không phải bài toán nào có thuật toán có thể giải quyết được bằng tính toán cứng, cũng có thể thực hiện với chi phí và thời gian chấp nhận được.

c. Khi bản thân dữ liệu là không chính xác thì không thể giải quyết được bằng phương pháp chính xác.

Với những ưu thế đó, tính toán mềm đang dần thể hiện vai trò của mình nhất là trong việc giải quyết vấn đề mới. Công nghệ tính toán mềm bao gồm 3 thành phần chính:

- Logic mờ
- Mạng nơron nhân tạo
- Giải thuật di truyền (GA)

Ba thành phần chính của tính toán mềm có thể sử dụng hoàn toàn độc lập với nhau, tuy nhiên thực tế đã cho thấy việc kết hợp các thành phần này với nhau sẽ làm tăng đáng kể chất lượng của thuật toán.

1.1.2. Logic mờ

1.1.2.1. 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 $\overline{A} \cap A = \varnothing$, $\overline{A} \cup A = U$. 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.([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 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.

1.1.2.2. 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 1.2.([2]) *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 1.3.([2]) *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*

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

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 1.4. ([2]) *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.

1.1.3. Mạng nơron nhân tạo

Các mô hình tính toán mô phỏng bộ não người đã được nghiên cứu trong nửa đầu thế kỷ 20. Mặc dù có nhiều mô hình khác nhau được đề xuất, song tất cả đều dùng một cấu trúc mạng trong đó các đỉnh được gọi là các nơron. Các nơron này xử lý các tín hiệu số được gửi tới từ môi trường bên ngoài hoặc từ các nơron khác trong mạng thông qua các kết nối và sau đó gửi tín hiệu đến các nơron khác hoặc môi trường bên ngoài. Mạng nơron nhân tạo, gọi tắt là mạng nơron, là một lớp các mô hình tính toán như vậy.

1.1.3.1. Cấu trúc và mô hình của một nơron

Mạng nơron là sự tái tạo bằng kỹ thuật những chức năng của hệ thần kinh con người. Trong quá trình tái tạo không phải tất cả các chức năng của bộ não con người đều được tái tạo, mà chỉ có những chức năng cần thiết. Bên cạnh đó còn có những chức năng mới được tạo ra nhằm giải quyết một bài toán định trước.

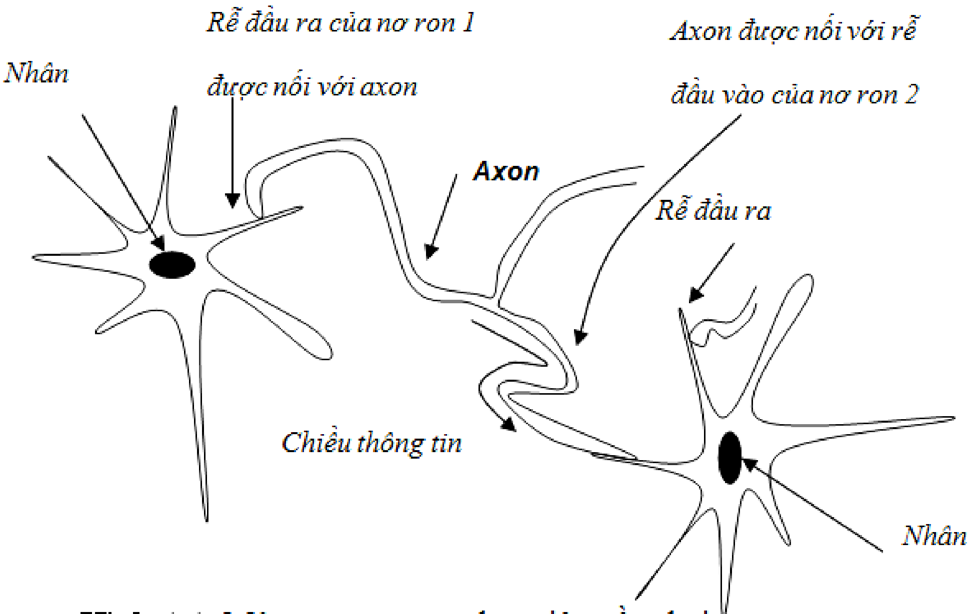
Mạng nơron bao gồm vô số các nơron được liên kết truyền thông với nhau trong mạng. Hình 1.1 là một phần của mạng nơron bao gồm hai nơron.

Nơron còn có thể liên kết với các nơron khác qua các rễ. Chính vì cách liên kết đa dạng như vậy nên mạng nơron có độ liên kết rất cao.

Các rễ của nơron được chia làm hai loại: loại nhận thông tin từ nơron khác qua *axon*, ta gọi là rễ đầu vào và loại đưa thông tin qua *axon* tới nơron khác gọi là rễ đầu ra. Một nơron có thể có nhiều rễ đầu vào, nhưng chỉ có một rễ đầu ra, có thể xem nơron như một mô hình nhiều đầu vào một đầu ra.

Một tính chất rất cơ bản của mạng nơron sinh học là các đáp ứng theo kích thích có khả năng thay đổi theo thời gian. Các đáp ứng có thể tăng lên, giảm đi hoặc hoàn toàn biến mất. Qua các nhánh axon liên kết tế bào nơron này với các nơron khác, sự thay đổi trạng thái của một nơron cũng kéo theo sự thay đổi trạng thái của những nơron khác và do đó làm thay đổi toàn bộ mạng nơron.

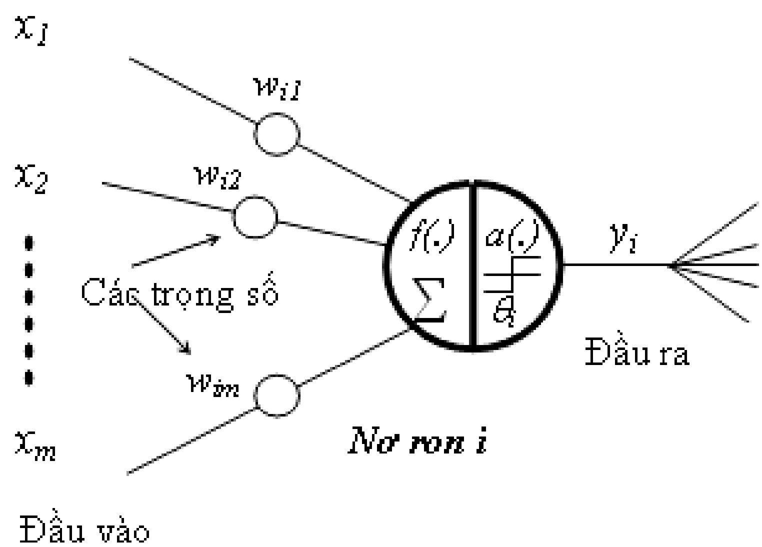
Việc thay đổi trạng thái của mạng nơron có thể thực hiện qua một quá trình "*dạy*" hoặc do khả năng "*học*" tự nhiên.



Hình 1.1. Một mạng nơ ron đơn giản gồm hai nơron

Sự thay thế những tính chất này bằng một mô hình toán học tương đương được gọi là mạng nơron nhân tạo. Mạng nơron nhân tạo có thể được chế tạo bằng nhiều cách khác nhau vì vậy trong thực tế tồn tại rất nhiều kiểu mạng nơron nhân tạo.

Mô hình nơron có *m* đầu vào $x_1, x_2, ...x_m$ và một đầu ra *y* (hình 1.2)



Hình 1.2. Mô hình một nơron nhân tạo

Mô hình này gồm có ba thành phần cơ bản:

- Các kích thích đầu vào của tế bào nơron có thế năng tác động vào màng membran khác nhau được biểu diễn qua trọng lượng w_i, $i = 1, .., m$ tương ứng với cường độ kích thích của từng đầu vào.

- Tổng giá trị của các kích thích đầu vào được thực hiện qua một hàm cộng tín hiệu *f*(.), đó là giá trị đo kích thích đầu vào tác động vào tế bào nơron.

- Nơron bị kích thích trong thời gian thế năng của màng membran vượt quá ngưỡng. Quan hệ này được thực hiện nhờ hàm tạo tín hiệu *a*(.), nó có chức năng xác định phụ thuộc của tín hiệu ra *y* vào các kích thích đầu vào.

Cách thành lập nơron nhân tạo như vậy tạo ra một độ tự do trong thiết kế, việc lựa chọn hàm cộng tín hiệu đầu vào *f*(.) và hàm tạo tín hiệu *a*(.) sẽ cho ra các kiểu mạng nơron nhân tạo khác nhau và tương ứng là các mô hình mạng khác nhau. Ví dụ, theo hình 1.3. thì tín hiệu đầu ra:

$y_i(t+1) = a(\sum_{j=1}^{m} w_{ij} x_j(t) - \theta_i)$. Hàm hàm kích hoạt ở dạng hàm bước nhẩy: nếu $f \geq 0$ thì $a(f) = 1$ ngược lại $a(f) = 0$. Như vậy y_i chỉ có thể có 2 giá trị hoặc bằng 0, hoặc bằng 1. Khi đó: $f_i \triangleq net_i = \sum_{j=1}^{m} w_{ij} x_j - \theta_i$, với θ_i là ngưỡng đặt vào phần tử nơron thứ *i*.

Các hàm *f*(.) và a(.) thường dùng được cho trong bảng 1.1 và 1.2

Hàm bình phương (*Quadratic function*)	$f_i = \sum_{j=1}^{m} w_{ij} x_j^2 - \theta_i$
Hàm hình cầu (*Spherical function*)	$f_i = \rho^{-2} \sum_{j=1}^{m} (x_j - w_{ij})^2 - \theta_i$ trong đó ρ và w_{ij} là bán kính và tâm của hình cầu.
Hàm đa thức (*Polynomial function*)	$f_i = \sum_{j=1}^{m} \sum_{k=1}^{m} w_{ijk} x_j x_k + x_j^{\alpha_j} + x_k^{\alpha_k} - \theta_i$ trong đó w_{ijk} là trọng số kết nối phần tử *PE j* và *PE k* đến *PE i*; α_j *và* α_k là các hệ số thực không đổi

Bảng 1.1. Các hàm *f*(.) thường được sử dụng

Hàm bước nhảy (*Step function*)	$a(f)=\begin{cases}1 & if \quad f\ge 0\\ 0 & if \quad f<0\end{cases}$
Hàm dấu (*Hard limiter– threshold function*)	$a(f)=sign(f)=\begin{cases}1 & if \quad f\ge 0\\ -1 & if \quad f<0\end{cases}$
Hàm dốc (*Ramp function*)	$a(f)=\begin{cases}1 & if \quad f>1\\ f & if \quad 0\le f\le 1\\ 0 & if \quad f<0\end{cases}$
Hàm *sigmoid* đơn cực (*Unipolar sigmoid function*)	$a(f)=\dfrac{1}{1+e^{-\lambda f}}$
Hàm *sigmoid* lưỡng cực (*Bipolar sigmoid function*)	$a(f)=\dfrac{2}{1+e^{-\lambda f}}-1$ trong đó $\lambda > 0$

Bảng 1.2. Các hàm kích hoạt *a*(.) thường sử dụng

1.1.3.2. Phân loại theo cấu trúc mạng nơron

Mạng nơron 1 lớp

Hình 1.3.1 là một loại liên kết đặc thù của mạng nơron. Nơron có các mối liên hệ đến các nơron khác nhờ các trọng số. Một lớp nơron là một nhóm các nơron mà chúng đều có cùng các trọng số, nhận cùng số tín hiệu đầu vào đồng thời

Mạng nơron truyền thẳng nhiều lớp

Mạng nơron nhiều lớp (hình 1.3.3) có các lớp được phân chia thành 3 loại như sau:

- Lớp vào là lớp nơron đầu tiên nhận tín hiệu vào x_i. Mỗi tín hiệu x_i được đưa đến tất cả các nơron của lớp đầu vào, chúng được phân phối trên các trọng số đúng bằng số nơron của lớp này. Thông thường, các nơron đầu vào không làm biến đổi các tín hiệu vào x_i, tức là chúng không có các trọng số hoặc không có các loại hàm chuyển đổi nào, chúng chỉ đóng vai trò phân phối các tín hiệu và không đóng vai trò sửa đổi chúng.

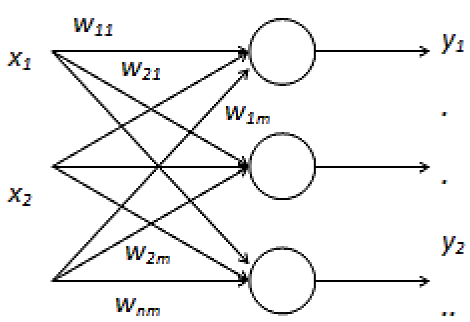
- Lớp ẩn là lớp nơron dưới lớp vào, chúng không trực tiếp liên hệ với thế giới bên ngoài như các lớp nơron vào và ra.

- Lớp ra là lớp nơron tạo các tín hiệu ra cuối cùng.

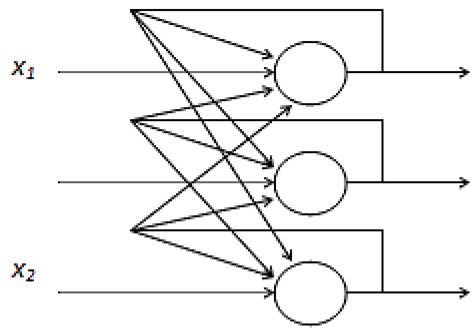
Mạng nơron hồi quy

Mạng nơron hồi quy còn được gọi là mạng phản hồi, là loại mạng tự liên kết thành các vòng và liên kết hồi quy giữa các nơron. Mạng nơron hồi quy có trọng số liên kết đối xứng như mạng Hopfield luôn hội tụ về trạng thái ổn định (hình 1.3.2). Mạng BAM thuộc nhóm mạng nơron hồi quy, gồm 2 lớp liên kết 2 chiều, không được gắn với tín hiệu vào-ra. Nghiên cứu mạng nơron hồi quy có trọng số liên kết không đối xứng sẽ gặp phức tạp nhiều hơn so với mạng truyền thẳng và mạng hồi quy đối xứng.

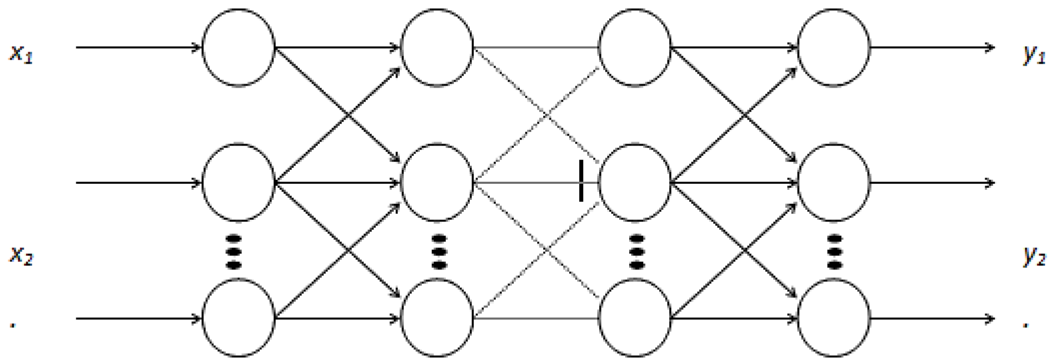
Đặc điểm cấu trúc mạng nơron mà người ta quan tâm đến là: số lượng đầu vào, đầu ra, số lượng các lớp, số lượng nơron có trong mỗi lớp, trọng số liên kết trong mỗi lớp và giữa các lớp với nhau.



Hình 1.3.1. Mạng nơron 1 lớp



Hình 1.3.2. Mạng nơron hồi quy



Hình 1.3.3. Mạng nơron nhiều lớp

Hình 1.3. Một số liên kết đặc thù của mạng nơron.

Căn cứ vào yêu cầu của tín hiệu học, đối với mỗi cấu trúc mạng, mạng nơron cần được đánh giá lại giá trị của trọng số liên kết bằng cách thực hiện bài toán tối ưu thông qua các điều kiện thực hiện được gọi là luật học. Mỗi luật học chỉ phù hợp với từng dạng tín hiệu học và cũng chỉ phù hợp với từng kiểu cấu trúc mạng.

1.1.3.3. Phân loại theo luật học

Học tham số (*PAR*ameter Learning): là các tham số về trọng số cập nhật kết nối giữa các nơron.

Học cấu trúc (Structure Learning): trọng tâm là sự biến đổi cấu trúc của mạng nơron gồm số lượng nút và các mẫu liên kết.

Giả sử ma trận trọng số bao gồm tất cả các phần tử thích ứng của mạng nơron. Nhiệm vụ của việc học thông số là bằng cách nào đó, tìm được ma trận chính xác mong muốn từ ma trận giả thiết ban đầu với cấu trúc của mạng nơron có sẵn. Để làm được việc đó, mạng nơron sử dụng các trọng số điều chỉnh, với nhiều phương pháp học khác nhau có thể tính toán gần đúng ma trận W cần tìm đặc trưng cho mạng. Có 3 phương pháp học:

- Học có giám sát (Supervised Learning): Là quá trình học có tín hiệu chỉ đạo bên ngoài d (hình 1.4).

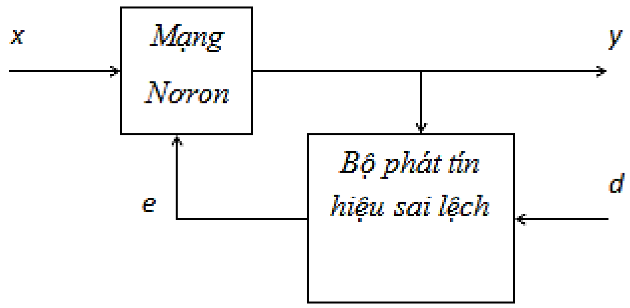
- Học củng cố (Reinforcement Learning): Tín hiệu chỉ đạo d có thể lấy từ bên ngoài môi trường, nhưng tín hiệu này không được đưa đầy đủ, mà chỉ đưa đại diện một vài *bit* để có tính chất kiểm tra quá trình đúng hay sai. Phương pháp này chỉ là một trường hợp của phương pháp học có giám sát.

- Học không có giám sát (Unsupervised Learning): Là quá trình học không có tín hiệu chỉ đạo từ bên ngoài (hình 1.5). Hình 1.6 mô tả cấu trúc chung của quá trình học của ba phương pháp học đã được nêu trên. Trong đó tín hiệu vào x_j (j = 1, 2, 3, ..., m) có thể được lấy từ đầu ra của các nơron khác hoặc có thể được lấy từ bên ngoài. Trọng số của nơron thứ i được thay đổi tuỳ theo tín hiệu ở đầu vào mà nó thu nhận, giá trị đầu ra của nó. Dạng tổng quát của luật học trọng số của mạng nơron cho biết là gia số của véc tơ w_i là Δw_i tỷ lệ với tín hiệu học r và tín hiệu đầu vào $x(t)$:

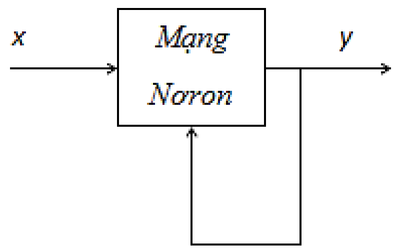
$$\Delta w_i(t) = \eta . r . x(t) \qquad (1.1)$$

η là một số dương còn gọi là hằng số học, xác định tốc độ học, r là tín hiệu học, nó phụ thuộc :

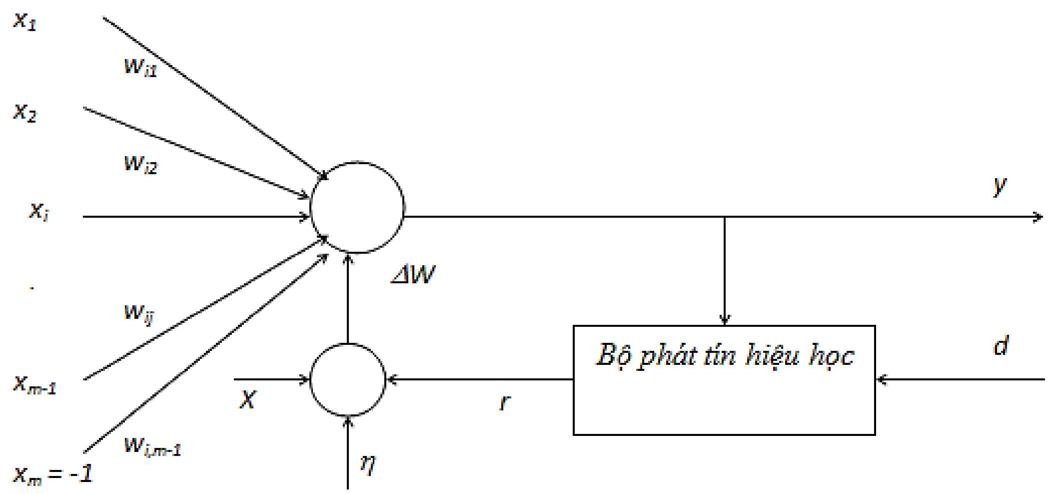
$$r = f_r(w_i, x, d_i). \qquad (1.2)$$



Hình 1.4. Học có giám sát.



Hình 1.5. Học không giám sát



Hình 1.6. Cấu trúc chung của 3 quá trình học

Từ (1.2) ta thấy véc tơ trọng số $w_i = [\ w_{i1}, w_{i2}, ..., w_{im}\ ]^T$ có số gia tỷ lệ với tín hiệu vào x và tín hiệu học r. Véc tơ trọng số ở thời điểm $(t+1)$ được tính:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta f_r(w_i(t), x(t), d(t))\, x(t) \quad (1.3)$$

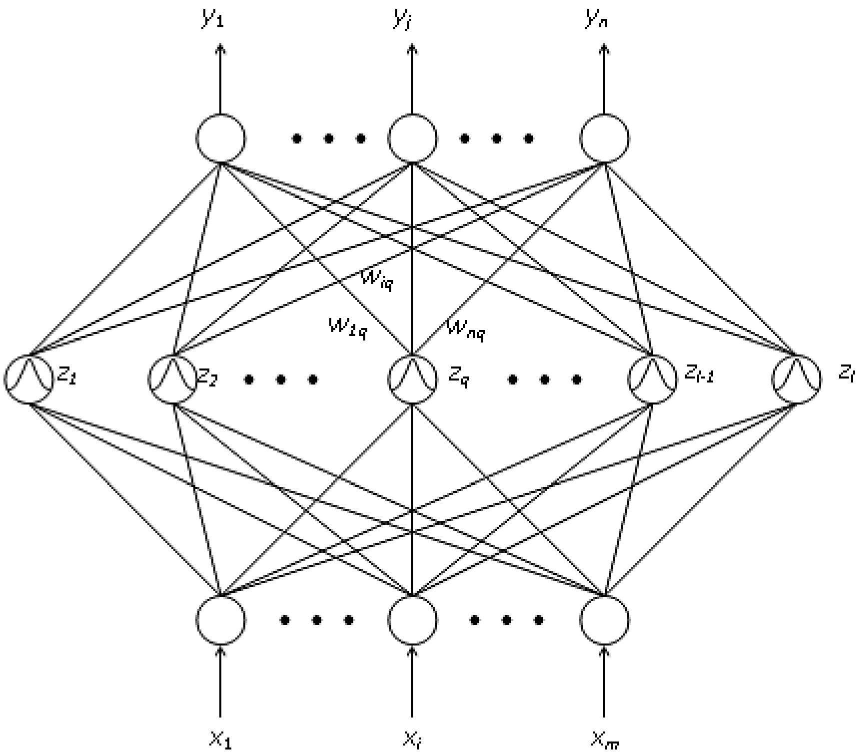
Phương trình liên quan đến sự biến đổi trọng số trong mạng nơron rời rạc và tương ứng với sự thay đổi trọng số trong mạng nơron liên tục là:

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = \eta.r.x(t) \quad (1.4)$$

Một số thuật toán học có giám sát và không giám sát được phát triển dựa vào luật cập nhật trọng số (1.4), sự khác biệt chính giữa các thuật toán học có giám sát và không giám sát này là tín hiệu học r sẽ được phát ra để cập nhật trọng số như thế nào.

1.1.4. Mạng nơron RBF

Hàm cơ sở bán kính (Radial Basic Functions - RBF) được giới thiệu bởi MJD. Powell để giải quyết bài toán nội suy hàm nhiều biến năm 1987. Trong lĩnh vực mạng nơron, mạng nơron RBF được đề xuất bởi D.S Bromehead và D.Lowe năm 1988 cho bài toán nội suy và xấp xỉ hàm nhiều biến. Sơ đồ cấu trúc của RBF như Hình 1.7. Trong đó x_j là tín hiệu vào của mạng RBF với *i* = 1, 2,…, m (còn gọi x là véc tơ đầu vào của mạng); y_i là tín hiệu ra của RBF với *j* = 1,2,…, *n*; z_q là số phần tử nơron lớp ẩn của mạng nơron RBF với *q* = 1, 2, …, *l*; w_q là các trọng số kết nối giữa lớp ẩn và lớp đầu ra của mạng nơron RBF.



Hình 1.7. Cấu trúc mạng RBF

Giá trị đầu ra tại mỗi nút của lớp ẩn của mạng nơron RBF thông thường là ở dạng hàm Gaussian và có dạng như sau:

$$z_q = e^{-\frac{\|x-m_q\|^2}{2\sigma_q}} \quad (1.5)$$

trong đó *x* là véc tơ đầu vào, m_q là véc tơ tâm của hàm cơ sở thứ *q*, σ_q là bán kính (độ rộng) của hàm cơ sở của nơron ẩn thứ *q* và || . || là một chuẩn ơclit.

Giá trị đầu ra thứ *i* của mạng là y_i:

$$y_i = a_i\left(\sum_{q=1}^{l} w_{iq} z_q + \theta_i\right) \tag{1.6}$$

trong đó $a_i(.)$ là hàm kích hoạt đầu ra của phần tử nơron thứ i, θ_i là giá trị ngưỡng (threshold) của phần tử nơron thứ i. Như vậy dạng hàm kích hoạt đầu ra của phần tử nơron là dạng hàm tuyến tính.

Như vậy RBF chỉ có một lớp ẩn q được kích hoạt và tương ứng với véc tơ trọng số $w_q = (w_{1q}, w_{2q}, \ldots, w_{nq})^T$. Giá trị đầu ra tuyến tính thứ i của RBF được tính theo tổng của tích véc tơ trọng số w_q với véc tơ giá trị đầu ra của lớp ẩn z_q. Kể từ đây thì RBF mới giống như mạng nơron lan truyền thẳng.

Mẫu vào ra để huấn luyện RBF là (x^k, d^k), $k = 1, 2, \ldots, p$. RBF được huấn luyện luật học lại: học không giám sát trong lớp đầu vào và lớp đầu ra. Các trọng số trong lớp đầu ra có thể được cập nhật một cách đơn giản bằng cách sử dụng luật học delta như sau:

$$\Delta w_{iq} = \eta\left(d_i - y_i\right)z_q \tag{1.7}$$

Tính tổng trung bình bình phương sai số tính cho p cặp mẫu vào ra của mạng và huấn luyện mạng sao cho tổng trung bình bình phương sai số là nhỏ nhất. Tổng trung bình bình phương sai số được tính như sau:

$$E\left(w_{iq}\right) = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}\left[d_i^k - y_i^k\right]^2 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}\left[d_i^k - \sum_{q=1}^{l} w_{iq} z_q^k\right]^2 \tag{1.8}$$

Tiếp theo cần phải xác định phạm vi của các tâm hàm cơ sở m_q và các độ rộng của hàm cơ sở σ_q. Các tâm m_q có thể tìm được bằng các luật học không giám sát như luật học Kohonen, đó là:

$$\Delta m_{closest} = \eta\left(x - m_{closest}\right) \tag{1.9}$$

ở đây $m_{closest}$ là tâm gần với véc tơ đầu vào x nhất và các tâm khác được giữ không đổi.

Giả sử tập mẫu huấn luyện $\{(x^{(k)}, d^{(k)})\}$, $k = 1, 2, \ldots, p$, sau đây là một thuật toán kinh điển huấn luyện mạng RBF, quá trình huấn luyện mạng RBF thường được chia thành các pha như sau:

Pha 1: Lấy các mốc nội suy làm các tâm mạng: $x^{(k)}$, $k = 1, 2,.., p$ và xác định độ rộng của các bán kính ứng với mỗi tâm mạng:

$$\sigma_k = \left(\frac{1}{r} \sum_{i=1}^{r} \left\| x^i - x^k \right\|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, k = 1,2,.., p;$$

trong đó x^i, $i = 1,2,.., r$, là các láng giềng gần nhất với tâm x^k.

Pha 2: Xác định các trọng số của mạng, gồm các bước sau

Bước 1. Chọn tốc độ học η , chọn sai số cực đại E_{max}

Bước 2. Đặt giá trị đầu

$E \leftarrow 0$, $k \leftarrow 1$; Gán giá trị ngẫu nhiên cho các trong số $w_{iq}(k)$

Bước 3. Tính toán

Tính đầu ra của mạng với tín hiệu vào là $x(k)$:

$$z_q(k) \leftarrow e^{-\frac{\left\| x(k) - m_q \right\|^2}{2\sigma_q}}; \; y_i(k) \leftarrow \sum_{q=1}^{l} w_{iq}(k) z_q(k); \tag{1.10}$$

Cập nhật trọng số lớp ra của mạng:

$$w_{iq}(k+1) \leftarrow w_{iq}(k) + \eta(d_i(k) - y_i(k)) z_q(k); \tag{1.11}$$

Tính sai số tích luỹ:

$$E \leftarrow E + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (d_i(k) - y_i(k))^2 \tag{1.12}$$

Bước 4. (Lặp một chu kỳ):

Kiểm tra tập dữ liệu huấn luyện đã quay hết một vòng. Nếu $k < p$ thì $k \leftarrow k+1$ và quay lại bước 3; trường hợp khác về bước 5.

Bước 5. (Kiểm tra tín hiệu sai số):

Kiểm tra tín hiệu sai số, nếu $E < E_{max}$ thì kết thúc vòng luyện và đưa ra bộ trọng số cuối cùng; trường hợp khác cho $E \leftarrow 0$, $k \leftarrow 1$ và quay lại bước 3 tiến hành chu kỳ luyện mới.

Lưu ý: Với bài toán nội suy với các mốc $x^{(k)}$, $k = 1, 2, \ldots, p$ ta thường

\+ Lấy các mốc nội suy làm các tâm mạng: $x^{(k)}$, $k = 1, 2, \ldots, p$

\+ Độ rộng của các bán kính ứng với mỗi tâm mạng có thể được tính:

$$\sigma_k \leftarrow \left(\frac{1}{r} \sum_{i=1}^{r} \left\| x^i - x^k \right\|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, k = 1, 2, \ldots, p; \tag{1.13}$$

trong đó x^i, $i = 1, 2,.., r$ là các láng giềng gần nhất với tâm x^k

Trên thực tế kiến trúc mạng nơron RBF và đã trở thành một công cụ hữu hiệu để giải quyết bài toán nội suy và xấp xỉ hàm nhiều biến.

1.1.5. Giải thuật di truyền

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

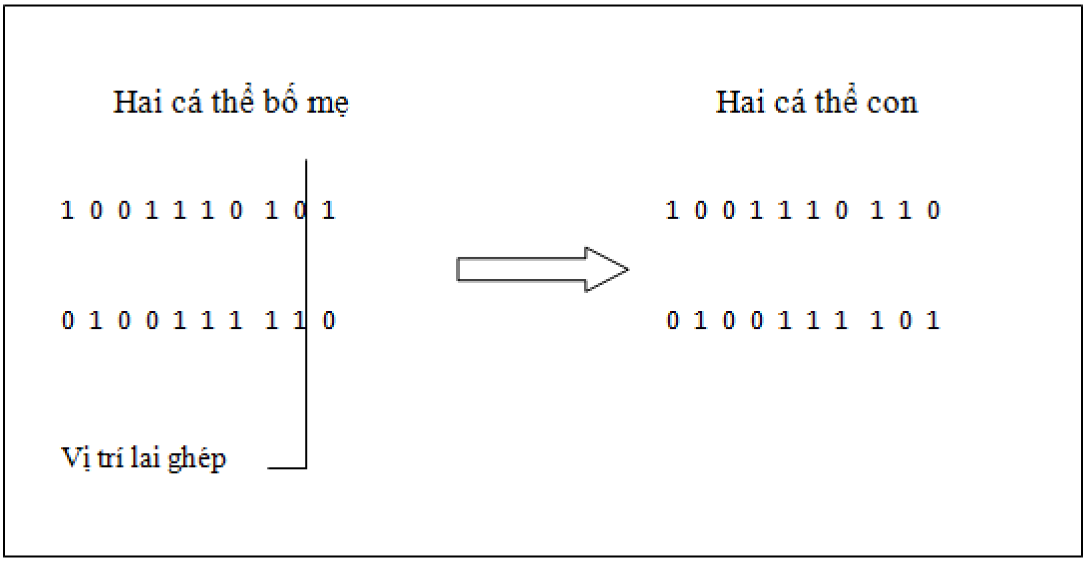
Giới thiệu chung: Giải thuật di truyền *(Genetic Algorithm – GA)*[5] lần đầu được tác giả Holland giới thiệu vào năm 1962. Nền tảng toán học của GA được tác giả công bố trong cuốn sách "Sự thích nghi trong các hệ thống tự nhiên và nhân tạo" xuất bản năm 1975. GA mô phỏng quá trình tồn tại của các cá 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. 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 gen. Giá trị của các gen có trong chuỗi được lấy từ một bảng các ký tự được định nghĩa trước. Mỗi chuỗi gen được liên kết với một giá trị được 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, GA mô phỏng một quá trình khác trong tự nhiên là quá trình đột biến, trong đó các gen 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 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 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 GA 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 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:



Hình 1.8. Minh họa lai ghép

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 1.8

Điều đáng lưu ý là 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 GA. Toán tử này được gọi là toán tử đột biến chuẩn. Toán tử đột biến duyệt từng gen 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 GA*/

}

GA 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 GA. Cá thể có giá trị hàm mục tiêu tốt nhất của mọi thế hệ là lời giải cuối cùng của GA. Quần thể đầu tiên được khởi tạo một cách ngẫu nhiên.

1.1.5.2. Cơ chế thực hiện của giải thuật di truyền

Trong phần này chúng 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 $f(x_1,.., x_k)$: $\boldsymbol{R}^k \to \boldsymbol{R}$. 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 GA 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 ($2 \le i \le pop\_size$) 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 nhiễm 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 lai vào các cá thể trong quần thể mới vừa được chọn từ quần thể cũ như trên. Một trong những tham số của giải thuật là xác suất lai p_c. Xác suất này cho ta số nhiễm 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:

$(b_1b_2\ldots b_{pos}b_{pos+1}\ldots b_m)$ và $(c_1c_2\ldots c_{pos}c_{pos+1}\ldots c_m)$

được thay bằng một cặp con của chúng:

$(b_1b_2\ldots b_{pos}c_{pos+1}\ldots c_m)$ và $(c_1c_2\ldots c_{pos}b_{pos+1}\ldots b_m)$

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.

1.2. Đại số gia tử

1.2.1. Đại số gia tử của biến ngôn ngữ

Giả sử X là một biến ngôn ngữ và miền giá trị của X là $Dom(X)$. Miền giá trị X được xem như một ĐSGT $AX = (X, G, H, \leq)$ trong đó G là tập các phần tử sinh có chứa các phần tử ***0, 1, W*** với ý nghĩa là phần tử bé nhất, phần tử lớn nhất và phần tử trung hòa (*neutral*) trong X, H là tập các gia tử và quan hệ "≤" là quan hệ cảm sinh ngữ nghĩa trên X.

Ví dụ 1.2: Giả sử X là tốc độ quay của một mô tơ điện thì X = {*fast, very fast, possible fast, very slow, low...* }∪{***0***, *W*, ***1*** }, G = {*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*} với $X = H(G)$.

Nếu các tập X, H^- và H^+ là các tập sắp thứ tự tuyến tính, khi đó ta nói $AX = (X, G, H, \leq)$ là ĐSGT tuyến tính.

Khi tác động gia tử $h \in H$ vào phần tử $x \in X$, thì ta thu được phần tử được ký hiệu là hx. Với mỗi $x \in X$, ta ký hiệu $H(x)$ là tập tất cả các phần tử u thuộc X sinh ra từ x bằng cách sử dụng các gia tử trong H tác động vào x và ta viết $u = h_n \ldots h_1 x$, với $h_n, \ldots, h_1 \in H$. Trong luận án sử dụng ký hiệu X thay cho $Dom(X)$.

Như chúng ta đã biết, 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 các phần tử trong 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 *fast* > *slow*.

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 vì *AX* là tuyến tính, nên chúng sánh được với nhau. Dễ thấy *Little* và *Possible* là sánh được với nhau (*Little* > *Posible*) do vậy *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 tác động làm tăng hoặc làm giảm tác động của các gia tử khác. Vì vậy, nếu *k* làm tăng tác động của *h*, ta nói *k* là dương đối với *h*. Ngược lại, nếu *k* làm giảm tác động 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 $x \le Lx$ thì $Lx \le VLx$) hay (nếu $x \ge Lx$ thì $Lx \ge VLx$).

Tóm lại, với bất kỳ $h, k \in H$, *h* được gọi là dương đối với *k* nếu $(\forall x \in X)\{(kx \ge x \Rightarrow hkx \ge kx)$ hay $(kx \le x \Rightarrow hkx \le kx)\}$. Một cách tương tự, *h* được gọi là âm đối với *k* nếu $(\forall x \in X)\{(kx \ge x \Rightarrow hkx \le kx)$ hay $(kx \le x \Rightarrow hkx \ge kx)\}$. Có thể kiểm chứng rằng tính âm, dương của các gia tử *V*, *M*, *P* và *L* được thể hiện trong Bảng 1.3.

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

Bảng 1.3. Ví dụ về tính âm dương giữa các gia tử

i) 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 $hx \le kx$ 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 $Ltrue \leq Ptrue$, khi đó: $PLtrue \leq LPtrue$.

Ta biết rằng, nếu tập các gia tử H^+, H^- và tập G các phần tử sinh là tuyến tính thì tập nền $X = H(G)$ cũng tuyến tính. Tuy nhiên tập $H(G)$ thiếu các phần tử giới hạn. Các tác giả đã nghiên cứu ĐSGT đầy đủ $\underline{\boldsymbol{AX}}\boldsymbol{*} = (\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}, G, H, \rho, \phi, \leq)$ bằng cách bổ sung vào tập X các phần tử giới hạn nhằm làm đầy đủ miền giá trị của nó.

Với mục tiêu nghiên cứu cơ sở toán học của việc định lượng ngữ nghĩa ngôn ngữ, các tác giả đã đưa ra khái niệm ĐSGT đầy đủ tuyến tính. Sau đây luận án sẽ nhắc lại một số khái niệm và tính chất đã được công bố liên quan đến ĐSGT đầy đủ tuyến tính.

Định nghĩa 1.5.([2]) Đại số gia tử $\underline{\boldsymbol{AX}}\boldsymbol{*} = (\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}, G, H, \rho, \phi, \leq)$ là tuyến tính và đầy đủ trong đó $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$ là tập cơ sở, $G = \{\boldsymbol{0}, \boldsymbol{c}^-, W, \boldsymbol{c}^+, \boldsymbol{1}\}$ là các phần tử sinh, H là tập các gia tử âm và dương, $\leq$ là quan hệ thứ tự toàn phần trên $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$, ρ và ϕ là hai phép toán mở rộng sao cho với mọi $x \in \underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$, ϕx, ρx tương ứng là cận dưới đúng và cận trên đúng trong $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$ của tập $H(x)$, là tất cả các phần tử sinh ra từ x nhờ các gia tử H, $H = H^- \cup H^+$ *và* giả sử rằng $H^- = \{h_{-1}, \ldots, h_{-q}\}$ với $h_{-1} < h_{-2} < \ldots < h_{-q}$ và $H^+ = \{h_1, \ldots, h_p\}$ với $h_1 < h_2 < \ldots < h_p$, trong đó ta qui ước $h_0 = I$, toán tử đơn vị trên $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$.

Đại số gia tử $\underline{\boldsymbol{AX}}*$ được gọi là tự do, tức là $\forall x \in H(G)$, $\forall h \in H$, $hx \neq x$ (nhớ rằng $Lim(\underline{\boldsymbol{X}}*) \cup H(G) = \underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$). Như ta sẽ thấy giả thiết này là thiết yếu trong việc xác định độ đo tính mờ của các giá trị ngôn ngữ.

1.2.2. Độ đo tính mờ và ánh xạ định lượng ngữ nghĩa

Giả sử ĐSGT $\underline{\boldsymbol{AX}}\boldsymbol{*} = (\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}, G, H, \rho, \phi, \leq)$ là tuyến tính, đầy đủ và tự do, $\underline{\boldsymbol{AX}}*$ được xem là cấu trúc của miền giá trị biến ngôn ngữ X. Ta xét họ $\{H(x): x \in \underline{\boldsymbol{X}}*\}$, họ này có các tính chất sau:

1) $\forall x \in Lim(\underline{\boldsymbol{X}}*)$, $H(x) = \{x\}$;

2) $\forall x \in \underline{\boldsymbol{X}}*$, $\forall h, k \in H$, $H(hx) \subseteq H(x)$ và $H(hx) \cap H(kx) = \varnothing$ với $h \neq k$;

3) $\forall x \in \underline{\boldsymbol{X}}*$, $H(x) = \bigcup_{h \in H} H(hx)$.

Về mặt ngữ nghĩa $H(x)$ là tập tất cả các khái niệm được sinh ra từ x nhờ việc thay đổi ngữ nghĩa của x bằng các gia tử ngôn ngữ. Các khái niệm như vậy đều mang ngữ nghĩa "gốc" của x và do đó chúng góp phần tạo ra tính mờ của x. Chẳng hạn tập $H(App\ true) = \{\rho\ true : \rho \in H^*\}$, trong đó H^* là tập tất cả các xâu trên bảng chữ H kể cả xâu rỗng, bao gồm tất cả các từ đều phản ảnh ngữ nghĩa của từ "*true*". Như vậy về trực quan, kích cỡ của tập $H(x)$ có liên quan đến tính mờ của từ x. Với cách hiểu như vậy thì các tính chất trên của tập $H(x)$ có nghĩa:

- Tính chất 1) thể hiện rằng nếu x là khái niệm chính xác thì tính mờ bằng không.
- Tính chất 2) thể hiện rằng tính mờ của khái niệm đặc tả hơn có tính mờ ít hơn. Biểu thức còn lại thể hiện rằng tính mờ của hai khái niệm độc lập được xác định (tạo ra) độc lập.
- Tính chất 3) thể hiện rằng tính mờ của khái niệm x chính là được tạo ra từ các tính mờ của các khái niệm thứ cấp được sinh ra nhờ việc biến chứng ngữ nghĩa của nó nhờ một tập đầy đủ các gia tử.

Với những tính chất trên ta có thể xem tập $H(x)$ mô phỏng tính mờ của khái niệm x. Do vậy để xác định độ đo tính mờ của khái niệm x ta có thể dựa vào việc xác định kích thước định lượng của tập $H(x)$, chẳng hạn như nó là đường kính của tập $H(x)$, được ký hiệu là $d(H(x))$.

Để định lượng ta xét một ánh xạ bảo toàn thứ tự f: $\underline{\boldsymbol{X}}^* \rightarrow [a, b]$, trong đó đoạn $[a, b]$ là miền giá trị biến nền (base variable) của biến ngôn ngữ X.

Vì f bảo toàn thứ tự và nhận giá trị trong $[a, b]$ nên ta có thể xem f là ánh xạ định lượng ngữ nghĩa của X. Theo truyền thống, để chuẩn hóa, ta luôn luôn giả thiết rằng ánh xạ f nhận giá trị trong đoạn [0, 1]. Một cách chính xác ta có định nghĩa sau:

Định nghĩa 1.6.([6]) Một ánh xạ f được gọi là ánh xạ ngữ nghĩa định lượng của X nếu nó thỏa mãn các điều kiện sau:

Q1) f bảo toàn thứ tự trên $\underline{\boldsymbol{X}}^*$, tức là $x < y \Rightarrow f(x) < f(y)$ và $f(\boldsymbol{0}) = 0$, $f(\boldsymbol{1}) = 1$;

Q2) Tính chất liên tục: $\forall x \in \underline{\boldsymbol{X}}^*$, $f(\phi x) = infimum\ f(H(x))$ và

$f(\rho x) = supremum\ f(H(x))$.

Tính chất Q2) cũng có thể xem là một đòi hỏi tự nhiên đối với ánh xạ ngữ nghĩa định lượng: Cũng như đối với các tập mờ và giá đỡ của chúng, các giá trị của một biến ngôn ngữ là các khái niệm định tính cần có miền ngữ nghĩa định lượng phủ kín miền giá trị của biến nền. Như vậy nếu ngược lại *f* không liên tục thì sẽ tồn tại một khe hở và không có khái niệm định tính nào mô tả định lượng miền giá trị khe hở này.

Nhờ ánh xạ ngữ nghĩa *f*, kích cỡ của tập $H(x)$, hay độ đo tính mờ của *x*, có thể mô phỏng định lượng bằng đường kính của tập $f(H(x))$, kí hiệu là $fm(x)$.

Dựa vào ý tưởng này, độ đo tính mờ sẽ tiên đề hóa, tính xác đáng của hệ tiên đề cho độ tính mờ sẽ được làm rõ nhờ nghiên cứu mối quan hệ giữa độ đo tính mờ và ánh xạ định lượng ngữ nghĩa.

Định nghĩa 1.7. Một hàm $fm : \underline{\mathbf{X}}^* \to [0, 1]$ được gọi là một độ đo tính mờ của biến ngôn ngữ *X*, nếu nó có các tính chất sau:

F1) *fm* là một độ đo đầy đủ trên $\underline{\mathbf{X}}^*$, nghĩa là $fm(c^-) + fm(c^+) = 1$ và $\forall u \in \underline{\mathbf{X}}^*$, $\sum_{h \in H} fm(hu) = fm(u)$;

F2) Nếu *x* là một khái niệm chính xác, tức là $H(x) = \{x\}$, thì $fm(x) = 0$. Đặc biệt ta có: $fm(\mathbf{0}) = fm(\mathbf{W}) = fm(\mathbf{1}) = 0$;

F3) $\forall x, y \in \underline{\mathbf{X}}^*$, $\forall h \in H$, ta có $\dfrac{fm(hx)}{fm(x)} = \dfrac{fm(hy)}{fm(y)}$, nghĩa là tỷ số này không phụ thuộc vào một phần tử cụ thể nào và do đó ta có thể ký hiệu nó bằng $\mu(h)$ và được gọi là độ đo tính mờ của gia tử *h*.

Có thể nhắc lại ý nghĩa trực quan của tính chất F1) như sau: Đẳng thức thứ nhất trong F1) nói rằng biến *X* chỉ có đúng hai khái niệm nguyên thủy c^-, c^+. Đẳng thức thứ hai nói rằng *H* là tập đầy đủ các gia tử vì nếu thiếu thì bất đẳng thức xảy ra. Trong khi đó tính chất F3) nói rằng độ mờ của gia tử không phụ thuộc vào từ mà nó tác động vào.

Xét ĐSGT $\underline{\mathbf{AX}}^* = (\underline{\mathbf{X}}^*, G, H, \leq)$ trong đó tập gia tử $H = H^- \cup H^+$ và, giống như trong Định nghĩa 1.3, ta giả sử rằng $H^- = \{h_{-1}, ..., h_{-q}\}$ thỏa $h_{-1} < h_{-2} < ... < h_{-q}$; $H^+ = \{h_1, ..., h_p\}$ thỏa $h_1 < h_2 < ... < h_p$, trong đó ta qui ước $h_0 = I$, toán tử đơn vị trên $\underline{\mathbf{X}}^*$.

Sau đây ta nhắc lại các mệnh đề và định nghĩa sau:

Mệnh đề 1.1. Độ đo tính mờ *fm* của các khái niệm và $\mu(h)$ của các gia tử thỏa mãn các tính chất sau:

(1) $fm(hx) = \mu(h) fm(x)$, *với* $\forall x \in \mathbf{X}$.

(2) $fm(c^-) + fm(c^+) = 1$.

(3) $\sum_{i=-q, i\neq 0}^{p} fm(h_i c) = fm(c)$, *trong đó* $c \in \{c^-, c^+\}$

(4) $\sum_{i=-q, i\neq 0}^{p} fm(h_i x) = fm(x)$, *với* $\forall x \in \boldsymbol{X}$.

(5) $\sum_{i=-1}^{-q} \mu(h_i) = \alpha$ *và* $\sum_{i=1}^{p} \mu(h_i) = \beta$, *với* $\alpha, \beta > 0$ *và* $\alpha + \beta = 1$.

Định nghĩa 1.8. (*Sign function*) Hàm dấu *Sign*: $\boldsymbol{X} \to \{-1, 0, 1\}$ là ánh xạ được xác định đệ quy sau đây, trong đó $h, h' \in \boldsymbol{H}$ và $c \in \{c^-, c^+\}$:

a) $Sign(c^-) = -1$, $Sign(c^+) = +1$,

b) $Sign(hc) = -Sign(c)$ nếu $hc \neq$ c và h là âm tính đối với c;

c) $Sign(hc) = Sign(c)$ nếu $hc \neq$ c và h là dương tính đối với c;

d) $Sign(h'hx) = -Sign(hx)$, nếu $h'hx \neq hx$ và h' âm tính đối với h ;

e) $Sign(h'hx) = Sign(hx)$, nếu $h'hx \neq hx$ và h' dương tính đối với h ;

f) $Sign(h'hx) = 0$, nếu $h'hx = hx$.

Dấu hàm *Sign* được đưa ra để sử dụng nhận biết khi nào gia tử tác động vào các từ làm tăng hay giảm ngữ nghĩa của giá trị ngôn ngữ.

Bổ đề 1.1. Với mọi *h* và *x*, nếu $Sign(hx) = +1$ thì $hx > x$, nếu $Sign(hx) = -1$ thì $hx < x$

Với mỗi $x \in X = H(G)$, độ dài của *x*, ký hiệu là $|x|$, là số lần xuất hiện các ký hiệu kể cả gia tử lẫn phần tử sinh trong *x*.

Gọi P([0,1]) là tập tất cả các khoảng con của đoạn [0,1]. Khái niệm hệ khoảng mờ được định nghĩa như sau:

Định nghĩa 1.9. ([6]) (*Hệ khoảng mờ liên kết với fm*) Cho $\boldsymbol{AX}^*$ là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do và *fm* là một độ đo tính mờ của $\boldsymbol{AX}^*$. Ánh xạ J: $\boldsymbol{X} \to$ P([0, 1]) được gọi là phép gán khoảng mờ dựa trên *fm* nếu nó được xây dựng theo quy nạp theo độ dài của *x* như sau:

1) Với $|x| = 1$: ta xây dựng các khoảng mờ $J(c^-)$ và $J(c^+)$, với $|J(x)| = fm(x)$, sao cho chúng lập thành một phân hoạch của đoạn [0, 1] và thứ tự giữa chúng được cảm sinh từ thứ tự của các phần tử c^- và c^+, theo đó ta

có $J(c^-) \le J(c^+)$.

2) Giả sử khoảng mờ $J(x)$ với $|J(x)| = fm(x)$ đã được xây dựng với $\forall x \in H(G)$, $|x| = n \ge 1$ ta xây dựng các khoảng mờ $J(h_ix)$ sao cho chúng tạo thành một phân hoạch của $J(x)$, $|J(h_ix)| = fm(h_ix)$ và thứ tự giữa chúng được cảm sinh từ thứ tự giữa các phần tử trong $\{h_ix: -q \le i \le p, i \ne 0\}$

Ta gọi $J(x)$ là khoảng mờ của phần tử x và kí hiệu $\mathfrak{I} = \{J(x) : x \in \boldsymbol{X}\}$ là tập các khoảng mờ của $\boldsymbol{X}$.

Với k là một số nguyên dương, ta đặt $\boldsymbol{X}_k = \{x \in \boldsymbol{X}: |x| = k\}$.

Mệnh đề 1.2. ([6]) Cho độ đo tính mờ fm trên ĐSGT $\boldsymbol{AX}^*$ và $\mathfrak{I}_{fm}$ là hệ khoảng mờ của $\boldsymbol{AX}^*$ liên kết với fm. Khi đó,

1) Với $x \in H(G)$, tập $\mathfrak{I}_{fm}(x, k) = \{J(y): y = h_kh_{k-1} \ldots h_1x \; \& \; \forall h_k, h_{k-1} \ldots, h_1 \in H\}$ là phân hoạch của khoảng mờ $J(x)$;

2) Tập $\mathfrak{I}_{fm}(k) = \{J(x): x \in \boldsymbol{X}_k\}$, được gọi là tập các khoảng mờ độ sâu k, là một phân hoạch của tập $J(c^-) \cup J(c^+)$. Ngoài ra, với $\forall x, y \in \boldsymbol{X}_k$, ta có $x \le y$ kéo theo $J(x) \le J(y)$.

Trên cơ sở định nghĩa hệ khoảng mờ, việc định lượng giá trị cho giá trị ngôn ngữ được tiến hành như sau: Giá trị định lượng của giá trị ngôn ngữ x là điểm chia đoạn $J(x)$ theo tỷ lệ $\alpha : \beta$, nếu $Sign(h_px) = +1$ và theo tỷ lệ $\beta : \alpha$, nếu $Sign(h_px) = -1$ và chúng ta có định nghĩa sau:

Định nghĩa 1.10. ([6]) Cho $\underline{\boldsymbol{AX}}^*$ là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do, $fm(c^-)$ và $fm(c^+)$ là các độ đo tính mờ của phần tử sinh c^-, c^+ và $\mu(h)$ là độ đo tính mờ của các gia tử h trong H thỏa mãn các tính chất trong Mệnh đề 1.1. Ánh xạ định lượng ngữ nghĩa nhờ tính mờ là ánh xạ υ được xác định quy nạp như sau:

1) $\upsilon(\boldsymbol{W}) = \theta = fm(c^-)$, $\upsilon(c^-) = \theta - \alpha fm(c^-)$, $\upsilon(c^+) = \theta + \alpha fm(c^+)$;

2) $\upsilon(h_jx) = \upsilon(x) + Sign(h_jx)\{\sum_{i=1}^{j} fm(h_ix) - \omega(h_jx) fm(h_jx)\}$, với $1 \le j \le p$, và $\upsilon(h_jx) = \upsilon(x) + Sign(h_jx)\{\sum_{i=-1}^{j} fm(h_ix) - \omega(h_jx) fm(h_jx)\}$, với $-q \le j \le -1$.

Hai công thức này có thể viết thành một công thức chung, với $j = [-q \wedge p] =$

$\{j$: $-q \leq j \leq p$ & $j \neq 0\}$ là:

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

trong đó $fm(h_j x)$ được tính theo tính chất 1) Mệnh đề 1.1 và:

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

3) $\upsilon(\phi c^-) = 0$, $\upsilon(\sigma c^-) = \theta = \upsilon(\phi c^+)$, $\upsilon(\sigma c^+) = 1$ và với các phần tử dạng $h_j x$, $j \in [-q \wedge p]$, ta có:

$$\upsilon(\phi h_j x) = \upsilon(x) + Sign(h_j x)\left\{\sum_{i=Sign(j)}^{j-Sign(j)} \mu(h_i) fm(x)\right\} - \frac{1}{2}\left(1 - Sign(h_j x)\right) \mu(h_j) fm(x)$$

$$\upsilon(\sigma h_j x) = \upsilon(x) + Sign(h_j x)\left\{\sum_{i=Sign(j)}^{j-Sign(j)} \mu(h_i) fm(x)\right\} + \frac{1}{2}\left(1 - Sign(h_j x)\right) \mu(h_j) fm(x)$$

Sau đây là một số kết quả quan trọng về ánh xạ định lượng ngữ nghĩa.

Mệnh đề 1.3. ([6]) Với mọi $k > 0$, tập các khoảng $J(x^{(k)})$, $x^{(k)} \in H(G)$, có cùng độ sâu k thỏa mãn tính chất $x^{(k)} < y^{(k)} \Rightarrow J(x^{(k)}) < J(y^{(k)})$.

Định lý 1.1. ([6]) Cho $\underline{\boldsymbol{AX}}$* là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do. Xét ánh xạ được xây dựng như trong Định nghĩa 1.7. Khi đó tập ảnh $\upsilon[H(x)]$ là tập trù mật trong đoạn $J(x) = [\upsilon(\phi x), \upsilon(\rho x)]$, $\forall x \in \underline{\boldsymbol{X}}$*. Ngoài ra ta có $\upsilon(\phi x) = infimum\ \upsilon[H(x)]$, $\upsilon(\rho x) = supremum\ \upsilon[H(x)]$ và $fm(x) = \upsilon(\rho x) - \upsilon(\phi x)$, tức nó bằng độ dài của đoạn $J(x)$ và do đó $fm(x) = d(\upsilon(H(x)))$.

Hệ quả 1.1. ([6]) Cho $\underline{\boldsymbol{AX}}$* là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do, υ là ánh xạ được xây dựng như trong Định nghĩa 1.10. Khi đó tập ảnh $\upsilon[H(G)]$ trù mật trong [0,1].

Định lý 1.2. ([6]) Cho $\underline{\boldsymbol{AX}}$* là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do. Khi đó υ được xác định trong Định nghĩa 1.10 là ánh xạ định lượng ngữ nghĩa và thỏa mãn tính chất: $\dfrac{d(\upsilon(H(hx)))}{d(\upsilon(H(x)))} = \dfrac{d(\upsilon(H(hy)))}{d(\upsilon(H(y)))}$, với $\forall x, y \in \underline{\boldsymbol{X}}$* và $\forall h \in H$.

1.3. Phương pháp lập luận mờ (PPLLM)

1.3.1. Mô hình mờ

Mô hình mờ chính là một tập các luật dạng mệnh đề "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 dạng đơn giản hay còn gọi là mô hình SISO (Single Input Single Output) là tập các mệnh đề điều kiện mà trong đó mỗi mệnh đề chỉ chứa một biến đầu vào và một kết luận có dạng sau:

$$\begin{aligned}
&\text{if } X = A_1 \quad \text{then } Y = B_1\\
&\text{if } X = A_2 \quad \text{then } Y = B_2\\
&\ldots\\
&\text{if } X = A_n \quad \text{then } Y = B_n
\end{aligned} \tag{1.14}$$

trong đó X, Y là các biến ngôn ngữ với không gian tham chiếu tương ứng là U và V, còn $A_1, A_2, \ldots, A_n, B_1, B_2, \ldots, B_n$ là các giá trị ngôn ngữ hay nhãn của các tập mờ.

Tuy nhiên, trong một số lĩnh vực, chẳng hạn như trong hệ mờ, sự phụ thuộc giữa các biến vật lý không chỉ biểu diễn ở dạng đơn giản như mô hình (1.14) mà nó bao gồm nhiều biến đầu vào. Vì vậy, một mô hình mờ ở dạng tổng quát là một tập các mệnh đề If-then và để cho gọn chúng ta gọi là các *luật*, mà phần tiền đề của mỗi luật là một điều kiện phức được viết như sau:

$$\begin{aligned}
&\text{If } X_1 = A_{11} \text{ and ... and } X_m = A_{1m} \text{ then } Y = B_1\\
&\text{If } X_1 = A_{21} \text{ and ... and } X_m = A_{2m} \text{ then } Y = B_2\\
&\ldots\ldots\ldots\ldots\\
&\text{If } X_1 = A_{n1} \text{ and ... and } X_m = A_{nm} \text{ then } Y = B_n
\end{aligned} \tag{1.15}$$

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

(1.14) còn được gọi là mô hình đơn điều kiện và (1.15) được gọi là mô hình đa điều kiện, ngoài ra (1.15) còn được gọi là bộ nhớ mờ liên hợp (Fuzzy Associate Memory – *FAM*) vì nó biểu diễn tri thức của chuyên gia trong lĩnh vực ứng dụng nào đó đang xét.

Bài toán lập luận mờ được phát biểu như sau: Cho mô hình mờ (1.15), với giá trị đầu vào $X_j = A_{0j}$, $j = 1,\ldots,m$. Hãy tính giá trị đầu ra $Y = B_0$

1.3.2. Phương pháp lập luận mờ đa điều kiện

Từ những năm 70 các phương pháp lập luận đã được phát triển mạnh mẽ và được ứng dụng nhiều trong các hệ chuyên gia mờ. Một số phương pháp lập luận mờ đa điều kiện (*Fuzzy Multiple Conditional Reasoning - FMCR*) nhằm giải quyết bài toán lập luận mờ đa điều kiện đã được phát biểu.

Theo cách tiếp cận của lý thuyết tập mờ, các phương pháp lập luận mờ đa điều kiện nói chung được mô tả dựa trên hai dạng mô hình sau.

Mô hình hội: Xem mô hình mờ (1.15) như là hội của các mệnh đề if -then

- Ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ của các biến ngôn ngữ trong mô hình mờ được biểu thị bằng các tập mờ tương ứng của chúng.

- Từ các luật mờ dạng câu if-then, xây dựng quan hệ mờ R như sau:

  + Sử dụng phép hội các điều kiện ở tiền đề, mỗi câu if-then xem như là một phép kéo theo $I(s,t)$, một phép 2-ngôi trong [0,1], lưu ý rằng giá trị s phụ thuộc m biến đầu vào.

  + Vì (1.15) được xem là mô hình hội, R được tính bằng hội của các biểu thức phép kéo theo đã xây dựng.

- Khi đó ứng với vectơ đầu vào A_0, giá trị của biến đầu ra được tính theo công thức $B_0 = A_0 \circ R$, trong đó $\circ$ là một phép hợp thành nào đó.

Mô hình tuyển: Xem (1.15) như là tuyển của các mệnh đề if-then

- Phương pháp tiến hành giống như trên cho đến bước xây dựng được các phép kéo theo $I_j(s,t)$ cho mỗi mệnh đề if-then trong (1.15), j = 1, ..., n.

- Với vectơ đầu vào A_0, giá trị của biến đầu ra B_{0j} dựa trên luật thứ j được tính theo công thức $B_{0j} = A_0 \circ I_j(s,t)$, trong đó $\circ$ là một phép hợp thành nào đó.

- Cuối cùng, giá trị đầu ra của mô hình mờ (1.15) được tính bằng *tuyển* của các B_{0j}, j = 1, ..., n.

Một cách tổng quát, các phép tuyển và hội được xây dựng dựa trên các phép t-norm và s-norm.

Tuy ý tưởng chung về lược đồ phương pháp lập luận mờ là giống nhau, nhưng những phương pháp lập luận sẽ khác nhau ở cánh thức mô phỏng mô hình mờ và cách xác định các phép t-norm và s-norm.

Hiệu quả của phương pháp lập luận mờ nói chung phụ thuộc nhiều yếu tố rất căn bản chẳng hạn như:

- Lựa chọn tập mờ (bài toán xây dựng các hàm thuộc).
- Bài toán lựa chọn phép kết nhập (bài toán chuyển mô hình đa điều kiện về mô hình đơn điều kiện).
- Xây dựng quan hệ mờ mô phỏng tốt nhất mô hình mờ (bài toán lựa chọn phép kéo theo).
- Khử mờ (bài toán lựa chọn phương pháp khử mờ).
- Luật hợp thành (*max-min, min-max, t*-norm, *s*-norm, …).

Đó chính là những khó khăn không nhỏ khi xây dựng phương pháp giải bài toán lập luận mờ đa điều kiện.

Với mục tiêu tìm kiếm các phương pháp lập luận giải bài toán trên, một số tác giả đã quan tâm nghiên cứu một phương pháp mới, phương pháp nội suy mờ.

Ý tưởng của phương pháp này là xem các tiền đề của mệnh đề if - then trong mô hình mờ như là các "điểm lưới". Mô hình mờ cho ta thông tin của lời giải tại điểm lưới. Dữ liệu đầu vào A_0 sẽ rơi vào một "đoạn thẳng" nào đó xác định bởi các điểm lưới. Trên đoạn này chúng ta giải bằng phương pháp nội suy trên cơ sở thông tin được cho tại 2 điểm lưới đầu mút của "đọan thẳng".

Có thể thấy phương pháp nội suy mờ có trực quan rõ ràng cho phép người ta cảm nhận hay dự đoán mức độ nào đó về ứng xử của hệ thống được cho bởi mô hình mờ. Tuy nhiên, phương pháp này vẫn chứa đựng các yếu tố phức tạp chẳng hạn như:

- Vấn đề xây dựng hàm thuộc dạng tam giác của các tập mờ.
- Vấn đề khử mờ để chuyển giá trị mờ đầu ra thành giá trị thực.
- Vấn đề tìm lời giải bằng nội suy trên từng tập mức của tập mờ.

Đây cũng là những bài toán khá phức tạp vì luôn có thể chỉ ra lời giải chưa tốt.

Các phương pháp lập luận, đặc biệt là phương pháp lập luận mờ đa điều kiện có rất nhiều ứng dụng trong thực tiễn như trong xây dựng các hệ chuyên gia, các hệ trợ giúp quyết định, các hệ mờ.

1.4. Kết luận chương 1

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

- Tìm hiểu về biến ngôn ngữ, đại số gia tử, độ đo tính mờ của các giá trị ngôn ngữ, hàm định lượng ngữ nghĩa, đại số gia tử tuyến tính đầy đủ.

- Tổng quan về công nghệ tính toán mềm bao gồm các thành phần logic mờ, mạng nơron nhân tạo và giải thuật di truyền. Trong đó: GA được dùng để tìm kiếm các tham số tối ưu của các ĐSGT trong phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT; mạng nơron RBF được dùng nội suy trên mô hình định lượng ngữ nghĩa.

Chương 2

GIẢI PHÁP KẾT HỢP CÔNG NGHỆ TÍNH TOÁN VỚI PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ

2.1. Phương pháp lập luận mờ sử dụng đại số gia tử

Cho mô hình mờ (1.15). Tư tưởng chính của phương pháp là từ mỗi mệnh đề "IF ...THEN..." sẽ xác định một điểm trong không gian tích Decac $Dom(X_1)\times...\times Dom(X_m)\times Dom(Y)$, ở đây $Dom(X_i)$, $Dom(Y)$ là các miền ngôn ngữ tương ứng của các biến ngôn ngữ X_i và Y và chúng được xem như các ĐSGT. Vì vậy, các giả thiết của bài toán xác định một siêu mặt C_f trong không gian tích Decac này cho nên giải bài toán mô hình mờ đa điều kiện có nghĩa là chúng ta đi tìm giá trị B ứng với giá trị $A = (A_{01}, ..., A_{0m})$ bằng cách nội suy trên siêu mặt C_f.

Cụ thể chúng ta phải thực hiện các nội dung sau đây:

1) Xây dựng các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa υ_{Xi} và υ_Y, tức là các ánh xạ từ các ĐSGT X_i, Y vào [0,1]. 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. Kết quả nội suy sẽ chịu ảnh hưởng từ cách chọn các tham số này.

2) Các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa trên sẽ chuyển siêu mặt C_f trong $Dom(X_1)\times...\times Dom(X_m)\times Dom(Y)$ thành siêu mặt $C_{r,m+1}$ trong không gian thực $[0, d_1] \times ... \times [0, d_m]\times[0, b]$ với $[0, d_i]$, $[0, b]$ là miền giá trị của các biến cơ sở của X_i và Y một cách tương ứng.

3) Sử dụng một phép kết nhập Agg ta sẽ chuyển được siêu mặt thực $C_{r,m+1}$trong bước 2) thành đường cong thực $C_{r,2}$ trong $[0, a]\times[0, b]$ với $a = Agg(d_1, ..., d_m)$ bằng cách: với mỗi i cố định, $i = 1, ..., n$.

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

b) Kết nhập $a_i = Agg(a_{i1}, ..., a_{im})$,

c) Tính $b_i = \upsilon_Y(B_i)$.

Từ các giá trị a_i, b_i dễ dàng xác định đường cong $C_{r,2}$. Cuối cùng, với các giá trị đầu vào $A_{01}, ..., A_{0m}$ cho trước của các biến $X_1, ..., X_m$, chúng ta sử dụng phương pháp nội suy tuyến tính thông thường để tính giá trị đầu ra b_0 tương ứng với giá trị đầu vào $a_0 = Agg(\upsilon_{X1}(A_{01}), ..., \upsilon_{Xm}(A_{0m}))$. Khi có giá trị b_0 chúng ta sẽ xác định lại giá trị ngôn ngữ.

Theo tiếp cận của ĐSGT, Mô hình mờ (1.15) được xem như một tập hợp các "điểm mờ", với việc sử dụng các ánh xạ ngữ nghĩa định lượng v mỗi điểm của mô hình mờ trên có thể được biểu diễn bằng một điểm của siêu mặt thực và tập các điểm thực cho ta một mô hình gọi là *mô hình định lượng ngữ nghĩa*. Sử dụng toán tử kết nhập để kết nhập các điều kiện trong mô hình mờ, khi đó ta có thể chuyển siêu mặt thực về đường cong thực trong mặt phẳng, đường cong này còn được gọi là *đường cong định lượng ngữ nghĩa*.

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 (*FAM*) bao gồm các luật 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 AX_i cho các biến ngôn ngữ X_i và AY cho biến ngôn ngữ Y.*

Step 2*. Sử dụng các ánh xạ ngữ nghĩa định lượng v_{Xi} và v_Y chuyển đổi mô hình mờ về mô hình định lượng ngữ nghĩa (gọi là mô hình SAM).*

Step 3. *Sử dụng một phép kết nhập đưa mô hình định lượng ngữ nghĩa về đường cong $C_{r,2}$ gọi là đường cong định lượng ngữ nghĩa.*

Step 4. *Ứng với giá trị đầu vào thực hoặc mờ, xác định giá trị định lượng tương ứng, sử dụng phép kết nhập và xác định đầu ra tương ứng của phép nội suy tuyến tính trên cong $C_{r,2}$, việc giải định lượng đầu ra của phép nội suy sẽ cho kết quả lập luận*

Kết quả phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT phụ thuộc vào 3 yếu tố chính. Cụ thể là:

i) Chọn các tham số của các đại số gia tử

Chúng ta biết rằng mô hình mờ (1.15) chứa m+1 biến ngôn ngữ, tương ứng với đó là m+1 ĐSGT trong phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT là AX_i, i =1, .., m+1, trong đó $AY = AX_{m+1}$, nên các các tham số của các ĐSGT gồm:

+ Độ đo tính mờ của các phần tử sinh:

$fm_{AXi}(c^-)$, $fm_{AXi}(c^+)$ thỏa $fm_{AXi}(c^-) + fm_{AXi}(c^+) = 1$

+ Độ đo tính mờ của các gia tử:

$\mu_{AXi}(h_j)$ thỏa $\sum_{j=-q_i}^{-1} \mu_{AXi}(h_j) = \alpha$, $\sum_{j=1}^{p_i} \mu_{AXi}(h_j) = \beta$, $\alpha + \beta = 1$

Thông thường ta hay sử dụng trực giác để chọn các tham số này, các tham số được chọn là $fm(c_i^-) = fm(c_i^+) = 0,5$ và $\alpha = \beta = 0,5$ trong quá trình lập luận sử dụng ĐSGT.

ii) Xác định phép kết nhập và phép nội suy

Các phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT thường sử dụng các phép kết nhập *AND* = "*PRODUCT*" hoặc *AND* = "*MIN*" hoặc phép tích hợp có trọng số để đưa mô hình định lượng ngữ nghĩa 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.

iii) Vấn đề định lượng đầu vào thực

Phép nội suy được xây dựng từ các mốc nội suy trong mô hình định lượng ngữ nghĩa, nên đầu vào của nó phải là các giá trị định lượng, do đó không gặp khó khăn gì khi định lượng đầu vào mờ vì đã có hàm định lượng ngữ nghĩa v_{AXi}, với 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).

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

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

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

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

2.2. Khái niệm ngưỡng hiệu chỉnh các giá trị định lượng ngữ nghĩa

2.2.1. Vấn đề hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa

Với mục tiêu xây dựng phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT nhằm nâng cao hiệu quả của phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT. Do đó việc xác định được các giá trị định lượng ngữ nghĩa tốt sẽ làm cho phương pháp lập luận hợp lý hơn hoặc tốt hơn là tối ưu.

Với lý do trên, đề tài nghiên cứu một hướng khác đơn giản hơn so với các phương pháp lập luận trước là chấp nhận việc chọn các giá trị biến ngôn ngữ theo trực giác trên cơ sở ĐSGT của các biến ngôn ngữ và các giá trị định lượng ngữ nghĩa là tương đối hợp lý nhưng chưa phải tối ưu. Do vậy, ta chỉ cần hiệu chỉnh các giá trị định lượng ngữ nghĩa bằng trực giác trong một khoảng nào đấy để phương pháp lập luận là tối ưu.

Để hiệu chỉnh các giá trị định lượng ngữ nghĩa ta cần ta cần phải xác định ngưỡng hiệu chỉnh tham số định lượng ngữ nghĩa và phương pháp xác định tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa tốt nhất.

2.2.2. Khái niệm ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa

Giả thiết ĐSGT $\underline{\boldsymbol{AX}}\boldsymbol{*} = (\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}, G, H, \rho, \phi, \leq)$ là tuyến tính, đầy đủ và tự do, trong đó $\underline{\boldsymbol{X}}*$ là tập cơ sở, $G = (\boldsymbol{0}, \boldsymbol{c}^-, W, \boldsymbol{c}^+, \boldsymbol{1})$ với $\boldsymbol{c}^-$, $\boldsymbol{c}^+$ là 2 phần tử sinh, $\boldsymbol{0}$, W, $\boldsymbol{1}$ tập các phần tử không sinh nghĩa, (*phần tử W còn gọi là phần tử trung hòa*), H là tập các gia tử âm và dương, ≤ là quan hệ thứ tự toàn phần trên $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$, ρ và ϕ là hai phép toán mở rộng sao cho với mọi $x \in \underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$, ϕx, ρx tương ứng là cận dưới đúng và cận trên đúng trong $\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}$ của tập $H(x)$, là tập tất cả các phần tử sinh ra từ x nhờ các gia tử trong H. Giả sử $H = H^- \cup H^+$ và $H^- = \{h_{-1}, ..., h_{-q}\}$, với $h_{-1} < h_{-2} < ... < h_{-q}$ và $H^+ = \{h_1, ..., h_p\}$, với $h_1 < ... < h_p$, trong đó ta quy ước $h_0 = I$, toán tử đơn vị trên $\underline{\boldsymbol{X}}*$.

Theo tài liệu [8] đưa ra định nghĩa ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa và phương pháp xác định ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ để sao cho thứ tự ngữ nghĩa vẫn bảo đảm vốn có của các giá trị ngôn ngữ trong ĐSGT.

Định nghĩa 2.1. Số thực ε, $0 < \varepsilon < 1$ được gọi là ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ trong $\underline{\boldsymbol{X}}^k$ nếu với mọi $x, y \in \underline{\boldsymbol{X}}^k$ thỏa $x < y$ kéo theo $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ đúng với $\forall\ 0<\sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon$

Định lý 2.1. Cho ***AX**** là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do, ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa cho các giá trị ngôn ngữ trong $\underline{\boldsymbol{X}}^k$ là:

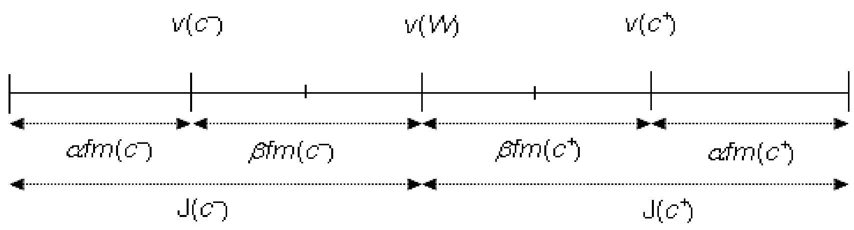
$\varepsilon_k = \min\{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x \in \underline{\boldsymbol{X}}^k\}$,

với k là số nguyên dương tùy ý.

Chứng minh: Ta chứng minh bằng quy nạp

+ Với $k = 1$, khi đó $\varepsilon_1 = \min\{\alpha fm(c^-)/2, \beta fm(c^-)/2, \alpha fm(c^+)/2, \beta fm(c^+)/2\}$, ta chứng minh với mọi $\sigma<\varepsilon_1$ ta có: $v(c^-) + \sigma_1<v(W) - \sigma_2$

Theo mệnh đề 1.1, $\{J(c^-), J(c^+)\}$ là phân hoạch của $[0,1]$ và $v(c^-)$ là điểm chia khoảng $J(c^-)$ theo tỷ lệ $\alpha:\beta$ và $v(c^+)$ là điểm chia khoảng $J(c^+)$ theo tỉ lệ $\beta:\alpha$ (Hình 2.1).



Hình 2.1. Các khoảng mờ của $\boldsymbol{X}_1$

Từ đó ta thấy rằng: $v(c^-) + \beta fm(c^-)/2 \le v(W) - \beta fm(c^-)/2$

Trong khi đó $\sigma_1, \sigma_2<\varepsilon_1 \le \beta fm(c^-)/2$

Nên ta có: $v(c^-) + \sigma_1< v(W) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2<\varepsilon_1$ (2.3)

Tương tự ta thấy rằng: $v(W) + \beta fm(c^+)/2 \le v(c^+) - \beta fm(c^+)/2$

Trong khi đó $\sigma_1,\sigma_2<\varepsilon_1 \le \beta fm(c^+)/2$

Nên ta có $v(W) +\sigma_1< v(c^+) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2<\varepsilon_1$ (2.4)

Từ (2.3), (2.4) ta có định lý đúng với $k = 1$

+ Giả sử định lý đúng với k, ta có giả thiết quy nạp sau:

- $\varepsilon_k= \min\{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x\in \boldsymbol{X}^k\}$

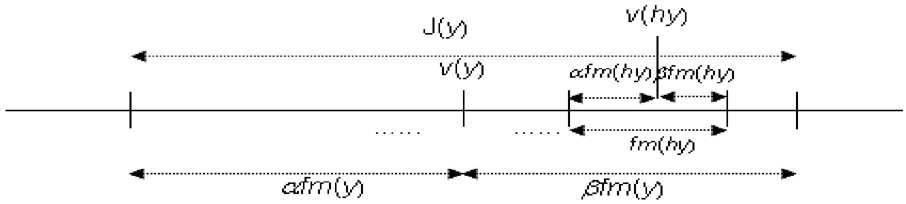
- Với mọi $x, y\in \boldsymbol{X}^k$ thỏa $x<y$ ta có: $v(x) + \sigma_1<v(y) - \sigma_2$ với $\sigma_1, \sigma_2<\varepsilon_k$

+ Sau đây ta chứng minh định lý đúng với k+1, tức là với mọi x, $y \in \boldsymbol{X}^{k+1}$ thỏa $x<y$ và với mọi σ_1, $\sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$ ta có $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$

Ta có $\varepsilon_{k+1} = \min\{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x \in \boldsymbol{X}^{k+1}\}$

$= \min\{\alpha fm(hy)/2, \beta fm(hy)/2 \mid y \in \boldsymbol{X}^{k}, h \in \mathrm{H}\}$

Theo Định nghĩa 1.9, $fm(hy) < fm(y)$ (Hình 2.2), do đó $\min\{\alpha fm(hy)/2, \beta fm(hy)/2 \mid y \in \boldsymbol{X}^{k}, h \in \mathrm{H}\} < \min\{\alpha fm(y)/2, \beta fm(y)/2 \mid y \in \boldsymbol{X}^{k}\}$ nên $\varepsilon_{k+1} < \varepsilon_k$



Hình 2.2. Khoảng mờ J(y) và phân hoạch của nó

Bây giờ ta xét các trường hợp sau:

- Trường hợp 1: $|x| \le k$ và $|y| \le k$

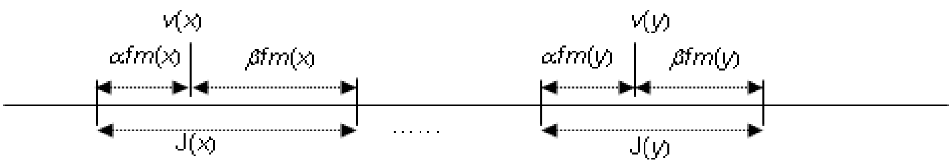
Do $x<y$ nên theo giả thiết quy nạp ta có:

$v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_k$

Vì $\varepsilon_{k+1} < \varepsilon_k$ nên: $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$

- Trường hợp 2: $|x| = |y| = k+1$

Khi đó J(x), J(y) thuộc cùng một phân hoạch, do $x<y$ nên theo mệnh đề 1.1 ta có J(x) < J(y), (Hình 2.3)



Hình 2.3. Khoảng mờ J(x) và J(y)

Vì $v(x)$ là điểm chia trong J(x) theo tỉ lệ α: β(hoặc β: α)và $v(y)$ là điểm chia J(y) theo tỉ lệ β: α(hoặc α: β).

Mặt khác $\varepsilon_{k+1} = \min\{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x \in \boldsymbol{X}_{k+1}\}$

Nên $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$

- Trường hợp 3: $|x| \le k$, $|y| = k+1$

Vì $x<y$, theo định lý 1.1 tồn tại x' sao cho $|x'| = |x|$ và $x < x' < y$

Do $x < x'$ và $|x'| = |x| \le k$ nên theo trường hợp 1 ta có:

$v(x) + \sigma_1 < v(x') - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$ (2.5)

Mặt khác $x' < y$ nên $v(x') < v(y)$ (2.6)

Từ (2.5), (2.6) suy ra $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$

- Trường hợp 4: $|x| = k+1$, $|y| \le k$

Vì $x<y$, theo định lý 1.1 tồn tại x' sao cho $|x'| = |y|$ và $x < x' < y$

Do $x' < y$ *và* $|x'| = |y| \le k$ nên theo trường hợp 1 ta có:

$v(x') + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$ (2.7)

Mặt khác $x < x'$ nên $v(x) < v(x')$ (2.8)

Từ (2.7), (2.8) suy ra $v(x) + \sigma_1 < v(y) - \sigma_2$ với $\forall \sigma_1, \sigma_2 < \varepsilon_{k+1}$

Định lý hoàn toàn được chứng minh.

2.2.3. Phân tích ảnh hưởng các tham số hiệu chỉnh

Để thấy rõ sự ảnh hưởng của các tham số định lượng ngữ nghĩa ta xét ví dụ 2.1 cho hai trường hợp k=1 và k =2.

Ví dụ 2.1. Xét ĐSGT của biến ngôn ngữ tốc độ vòng quay của một mô tơ với: $c^- = Slow$, $W = Medium$ và $c^+ = Fast$; $q = 1$ và $h_{-1} = Little$; $p = 1$ và $h_1 = Very$;

Giả sử ta chọn các tham số của ĐSGT như sau:

$fm(Slow) = 0.5$ và $fm(Fast) = 0.5$;

$\mu(Little) = \mu(Very) = 0.5$

theo Mệnh đề 1.1 ta có $\alpha = \beta = 0.5$ và theo Định nghĩa 1.10 ta xác định được: $v(Slow) = 0.25$; $v(Medium) = 0.5$; $v(Fast) = 0.75$;

Theo Định lý 2.1 ta có:

Với $k = 1$, $\varepsilon_1 = min\ \{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x \in \boldsymbol{X}_1\} =$

$= min\ \{\alpha \times fm(Slow)/2, \beta \times fm(Slow)/2, \alpha \times fm(Fast)/2, \beta \times fm(Fast)/2\} =$
$\min\ \{0.125; 0.125; 0.125; 0.125\} = 0.125$

Với $k = 2$, $\varepsilon_1 = \min\ \{\alpha fm(x)/2, \beta fm(x)/2 \mid x \in \boldsymbol{X}_2\} =$

$= \min \{\alpha fm(LitleSlow)/2, \beta fm(LitleSlow)/2, \alpha fm(VerySlow)/2, \beta fm(VerySlow)/2, \alpha fm(LitleFast)/2, \beta fm(LitleFast)/2, \alpha fm(VeryFast)/2, \beta fm(VeryFast)/2\} = 0.0625$

2.3. Thuật toán xác định mô hình định lượng ngữ nghĩa tối ưu

Giả sử có mô hình ngữ nghĩa định lượng có m biến ngôn ngữ đầu vào X_j, $j = 1,\dots, m$ và biến ngôn ngữ đầu ra Y, khi đó mỗi biến ngôn ngữ X_j (cố định $j = 1, \dots, m$) ta có n tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa và n tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của biến ngôn ngữ Y và tổng quát như sau:

- Tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của biến ngôn ngữ X_j là: $((\delta_{11},\delta_{21},\dots,\delta_{n1}), (\delta_{12},\delta_{22},..,\delta_{n2}),\dots,(\delta_{1m},\delta_{2m},\dots,\delta_{nm})$
- Tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của biến ngôn ngữ Y là:

$(\delta_1, \delta_2, \dots,\delta_n)$

Bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ là:

$$PAR=((\delta_{11},\delta_{21},\dots,\delta_{n1}),(\delta_{12},\delta_{22},..,\delta_{n2}),\dots,(\delta_{1m},\delta_{2m},..,\delta_{nm});(\delta_1,\delta_2,..,\delta_n)) \quad (2.9)$$

với điều kiện ràng buộc:

$$|\delta_{ij}|<\varepsilon_{Xj}\ ; i =1,\dots, n;\ j = 1,\dots, m \quad (2.10)$$

$$|\delta_i| <\varepsilon_Y\ ; i =1,\dots, n$$

Giải pháp sử dụng giải thuật di truyền xác định tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ.

Giả sử tồn tại một mô hình sai số của phương pháp lập luận cho bởi hàm $h(g,OpHAR(PAR)) \geq 0$, trong đó g là mô hình thực mong muốn và $OpHAR(PAR)$ là mô hình được xấp xỉ bằng $OpHAR$. Khi đó bài toán xác định các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa được phát biểu như sau:

Tìm các tham số PAR sao cho $h(g, OpHAR(PAR)) \to min$

Đây là một bài toán tối ưu gồm nhiều biến có ràng buộc, do vậy sử dụng khả năng cực tiểu hóa hàm nhiều biến của giải thuật di truyền (GA) để xác định các giá trị hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ.

- Tập tất cả các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa được biểu diễn bởi vector thực sau:

$$((\delta_{11},\delta_{21},\dots,\delta_{n1}), (\delta_{12},\delta_{22},..,\delta_{n2}),\dots,(\delta_{1m},\delta_{2m},\dots,\delta_{nm}); (\delta_1,\delta_2,..,\delta_n))$$

Các thành phần của vector phải thỏa mãn điều kiện ràng buộc (2.10) và vector (2.9) được xem như một cá thể có nhiễm sắc thể sau:

- Nhiễm sắc thể $(\delta_{1j},\delta_{2j},..,\delta_{nj})$ gồm n genes tương ứng cho ĐSGT AX_j, $j=1,\ldots,m$;
- Nhiễm sắc thể $(\delta_1, \delta_2,.., \delta_n)$ gồm n genes tương ứng cho ĐSGT AY

Trên cơ sở bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa và hàm thích nghi được xác định, sử dụng giải thuật di truyền cổ điển với mã hóa nhị phân được đề cập trong Mục 1.1.5, ta xác định được bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa.

Các tham số này sẽ thuộc *không gian khả thi* (feasible space) đặc trưng bởi ràng buộc (2.10). Lưu ý rằng, cho trước một nhiễm sắc thể $CS_p(g_{p1}, g_{p2},\ldots, g_{pk})$ và vị trí i, cố định giá trị g_{pj}, với $j \neq i$, $j = 1, \ldots, k$, luôn luôn xác định một đoạn con của đoạn [0,1] là không gian khả thi của gen tại vị trí i, ký hiệu $I_i(CS_p)$ hoặc I_i, nếu không nhầm lẫn.

1) Toán tử lai ghép

Ký hiệu $CS(u,t) = (g_1(u,t), g_2(u,t), \ldots, g_k(u,t))$ và $CS(v,t) = (g_1(v,t), g_2(v,t), \ldots, g_k(v,t))$ là hai nhiễm sắc thể tương ứng với nhau của hai cá thể được chọn lai ghép u và v ở thế hệ thứ t. Ta có các toán tử lai ghép sau:

(i) *Lai ghép đơn*:

Chọn ngẫu nhiên vị trí i của hai nhiễm sắc thể và hoán đổi các gen từ bên phải vị trí i về phía cuối của hai nhiễm sắc thể cho nhau. Kết quả thu được hai nhiễm sắc thể mới:

$CS(u, t+1) = (g_1(u,t), \ldots, g_i(u,t), g_{i+1}(v,t), g_{i+2}(v,t),\ldots, g_k(v,t))$ và

$CS(v, t+1) = (g_1(v,t), \ldots, g_i(v,t), g_{i+1}(u,t), g_{i+2}(u,t),\ldots, g_k(u,t))$.

(ii) *Lai ghép số học đơn:*

Tương tự như phép lai ghép đơn, ta chọn ngẫu nhiên vị trí i và toàn bộ các gen bên phải vị trí i của nhiễm sắc thể được thay thế bởi các gen mới xác định theo một giá trị trọng số a trong khoảng (0, 1):

$g'_j(u, t + 1) = a \times g_j(u, t) + (1 - a) \times g_j(v, t)$ và

$g'_j(v, t + 1) = a \times g_j(v, t) + (1 - a) \times g_j(u, t)$, $j = i + 1, \ldots, k$.

Các nhiễm sắc thể ở thế hệ (t + 1) sẽ là:

$CS(u, t + 1) = (g_1(u, t), \ldots, g_i(u, t), g'_{i+1}(u, t), g'_{i+2}(u, t)\ldots, g'_k(u, t))$ và

$CS(v, t + 1) = (g_1(v, t), \ldots, g_i(v, t), g'_{i+1}(v, t), g'_{i+2}(v, t)\ldots, g'_k(v, t))$.

(iii) *Lai ghép số học toàn bộ*:

Giống như lai ghép số học đơn nhưng tất cả các gen trong nhiễm sắc thể đều được thay thế:

$CS(u, t + 1) = (g'_1(u, t), \ldots, g'_i(u, t), g'_{i+1}(u, t), g'_{i+2}(u, t)\ldots, g'_k(u, t))$ và

$CS(v, t + 1) = (g'_1(v, t), \ldots, g'_i(v, t), g'_{i+1}(v, t), g'_{i+2}(v, t)\ldots, g'_k(v, t))$.

2) Toán tử đột biến

Cho trước nhiễm sắc thể $CS(u, t)$, xét các toán tử đột biến sau:

(i) *Toán tử đột biến đều*:

Chọn ngẫu nhiên một vị trí i trong nhiễm sắc thể $CS(u, t) = (g_1(u, t), g_2(u, t),\ldots, g_k(u, t))$. Nhiễm sắc thể ở thế hệ kế tiếp là nhiễm sắc thể của thế hệ trước nhưng thay thế gen tại vị trí i, $g_i(u,t)$, bởi một giá trị ngẫu nhiên trong $I_i(CS)$ của $CS(u, t)$, với $I_i(CS)$ là không gian khả thi được xác định từ các gen $g_j(u, t)$, $j \neq i, j = 1, \ldots, k$.

(ii) *Toán tử đột biến không đều*:

Tại vị trí được chọn ngẫu nhiên i, gen g_i của nhiễm sắc thể $CS = CS(u, t)$ sẽ được đột biến và thu được gen mới g'_i xác định theo công thức:

$$g'_i = \begin{cases} g_i + \Delta(R_i - g_i), & c = 0, \\ g_i - \Delta(g_i - L_i), & c = 1. \end{cases}$$

trong đó c nhận ngẫu nhiên một trong hai giá trị 0 hoặc 1, R_i và L_i là đầu mút bên phải và bên trái của khoảng $I_i(CS)$ của nhiễm sắc thể CS, còn hàm $\Delta(y)$ sẽ cho giá trị trong đoạn $[0, y]$, $\Delta(y)$ được xác định bởi:

$$\Delta(y) = y \times (1 - r^{(1-t/T)^b}),$$

với r là giá trị ngẫu nhiên trong [0,1], T là số thế hệ tối đa của quần thể, t là số thứ tự của thế hệ hiện tại và b là tham số xác định sự ảnh hưởng của thế hệ t đối với sự phân bố đột biến trên $[0, y]$.

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

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 IF … THEN 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 IF … THEN;

***Outputs*:** Bộ tham số tối ưu.

***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.

2.4. Giải pháp kết hợp công nghệ tính toán mềm và phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT.

2.4.1. Các yếu tố ảnh hưởng đến PPLLM sử dụng ĐSGT

Phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT được trình bày trong Mục 2.1 phụ thuộc vào các yếu tố như: i) Chọn các tham số của các ĐSGT để xác định giá trị định lượng ngữ nghĩa; ii) Xác định phép kết nhập và phép nội suy.

i) Vấn đề chọn tham số để tính các giá trị định lượng nghữ nghĩa của các ĐSGT

Như đã đề cập ở mục trước, thông thường người ta sẽ chọn các tham số của các ĐSGT theo trực giác sau đó áp dụng định nghĩa 1.10 để xác định giá trị định lượng ngữ nghĩa, do vậy đây chính là một hạn chế vì ta luôn chỉ ra được cách chọn khác để sai số của phương pháp khác nhau.

ii) Vấn đề nội suy trong phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT

Phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT (HAR) như đã đề cập trong mục 2.1 và sử dụng phép nội suy tuyến tính trên đường cong trong $C_{r,2}$, các tài liệu đã xây dựng phép kết nhập như AND=MIN, AND=PRODUCT. Tuy nhiên việc sử dụng các phép tích hợp như vậy còn đơn giản và cảm tính, do vậy kết quả lập luận sẽ khác nhau.

Ngoài ra việc sử dụng các phép kết nhập AND=MIN, AND=PRODUCT còn có thể gây ra hiện tượng đa trị, có nghĩa là tồn tại những điểm có cùng hoành độ nhưng khác nhau về tung độ và việc sử dụng nguyên lý điểm trung bình để khắc phục điều này như đã làm chỉ là giải pháp tình thế. Mặt khác việc sử dụng các phép kết nhập để đưa mô hình định lượng ngữ nghĩa trong $\boldsymbol{R}^{m+1}$ về đường cong trong $C_{r,2}$ sẽ gây mất mát thông tin nghiêm trọng.

2.4.2. Giải pháp cho phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT

Với khả năng sử dụng công nghệ tính toán mềm và được ứng dụng phổ biến trong lĩnh vực khoa học và kỹ thuật. Cụ thể, việc sử dụng kỹ thuật hàm cơ sở bán kính (Radial Basic Function – RBF) trong mạng nơron (gọi là mạng nơron RBF) để giải quyết bài toán nội suy và xấp xỉ hàm nhiều biến trên siêu mặt và sử dụng GA để xác định các tham số hiệu chỉnh tối ưu cho bài toán tối ưu.

Theo cách tiếp cận của phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT như trên còn hạn chế ở chỗ phương pháp sử dụng phép kết nhập để đưa mô hình định lượng ngữ nghĩa về đường cong ngữ nghĩa định lượng và việc nội suy được tiến hành trên đường cong này, trong khi đó trên thực tế ta có thể xây dựng các phép nội suy khác cho phép nội suy trực tiếp từ các mốc nội suy cho bởi mô hình định lượng ngữ nghĩa trong không gian m+1 chiều.

Với lý do như vậy đề tài đưa ra giải pháp cho vấn đề i) và ii) cho phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT như sau:

- Sử dụng mạng nơron RBF để nội suy trực tiếp từ mô hình định lượng ngữ nghĩa.

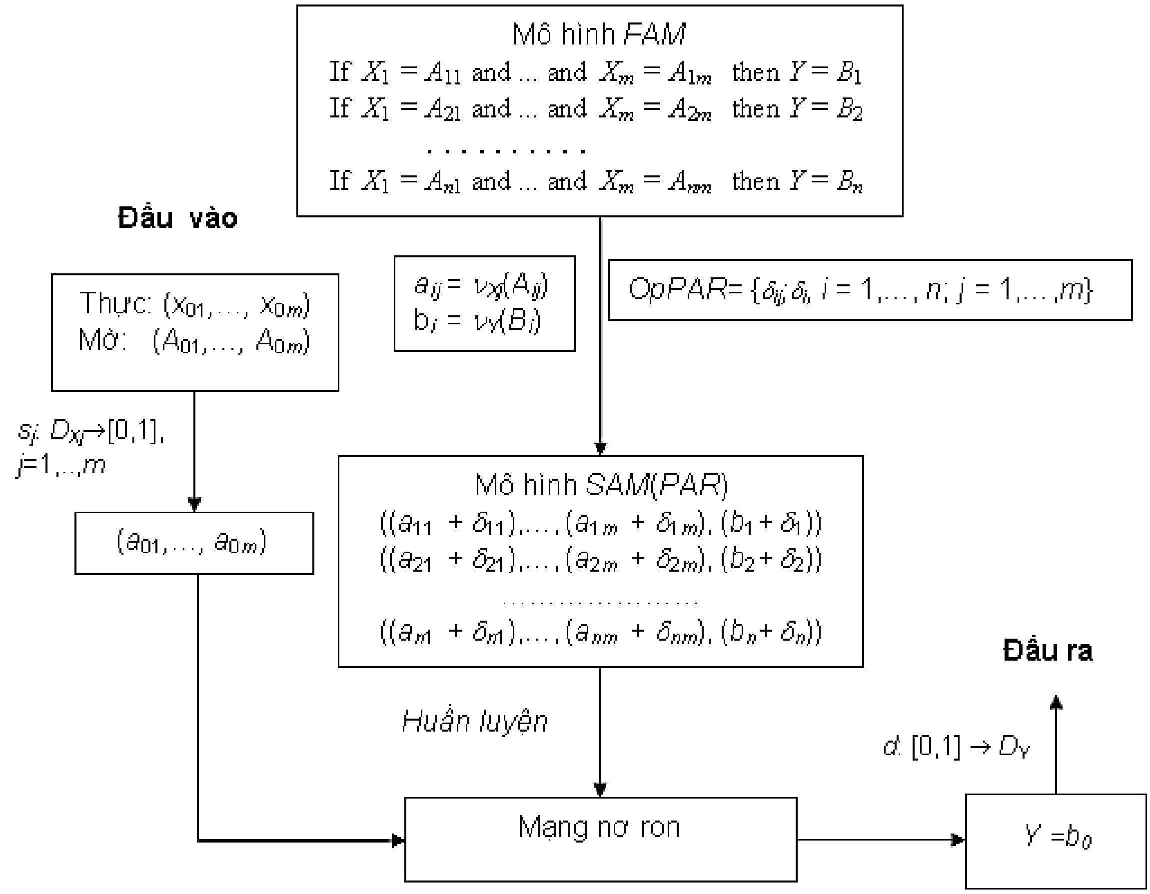
- Tối ưu mô hình định lượng ngữ nghĩa bằng cách sử dụng giải thuật di truyền để xác định các tham số hiệu chỉnh giá trị định lượng ngữ nghĩa của các ĐSGT.

Giải pháp sử dụng mạng nơron RBF

Như chúng ta đã biết luôn tồn tại các mạng nơron RBF cho phép học và xấp xỉ các hàm có độ chính xác tùy ý, do đó nếu sử dụng mạng nơron RBF thích hợp để giải quyết bài toán nội suy và xấp xỉ hàm nhiều biến thì phương pháp lập luận sử dụng ĐSGT phụ thuộc chủ yếu vào các cặp tham số $((v_{Xj}(A_{ij}) + \delta_{ij}), (v_Y(B_i) + \delta_i))$, một trong yếu tố ảnh hưởng đến phương pháp lập luận là các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa (*OpPAR*) của các giá trị ngôn ngữ, cụ thể như sau:

Như đã đề cập trên với giải pháp sử dụng mạng nơron RBF, ta quan niệm mô hình định lượng ngữ nghĩa (*SAM)* cho ta *n* mốc nội suy và *n* giá trị đo tương ứng. Mạng nơron RBF được xây dựng với nhiệm vụ học các mốc cơ sở cho bởi mô hình *SAM(PAR)* và khi có các giá trị đầu vào ta sẽ nội suy được giá trị đo tương ứng nhờ mạng, cụ thể mô hình huấn luyện mạng như sau:

Việc thiết kế mạng nơron RBF và các bước xác định các trọng số trong pha 2 của quá trình huấn luyện mạng đã được đề cập trong Mục 1.1.4. Như vậy mạng nơron RBF được dùng để nội suy trực tiếp trên siêu mặt thay cho việc nội suy dựa trên đường cong ngữ nghĩa định lượng trong phương pháp lập luận HAR.



Hình 2.4. Sơ đồ huấn luyện mạng

2.4.3. Giải pháp sử dụng giải thuật di truyền

Giả sử tồn tại một mô hình sai số của phương pháp lập luận cho bởi hàm $h(g,OpHAR(OpPAR)) \geq 0$, trong đó g là mô hình thực mong muốn và $OpHAR(OpPAR)$ là mô hình được xấp xỉ bằng $OpHAR$. Khi đó bài toán xác định các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa được phát biểu như sau: Tìm các tham số $OpPAR$ sao cho $h(g, OpHAR(OpPAR)) \rightarrow min$.

Đây là một bài toán tối ưu gồm nhiều biến có ràng buộc, do vậy sử dụng khả năng cực tiểu hóa hàm nhiều biến của giải thuật di truyền để xác định các giá trị hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ.

Tập tất cả các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa được biểu diễn bởi vector thực sau:

$$((\delta_{11},\delta_{21},\ldots,\delta_{n1}), (\delta_{12},\delta_{22},..,\delta_{n2}),\ldots,(\delta_{1m},\delta_{2m},\ldots.,\delta_{nm}); (\delta_1,\delta_2,..,\delta_n))$$

Các thành phần của vector phải thỏa mãn điều kiện ràng buộc (2.10) và vector (2.9) được xem như một cá thể có nhiễm sắc thể sau:

- Nhiễm sắc thể ($\delta_{1j},\delta_{2j},..,\delta_{nj}$) gồm n gen tương ứng cho ĐSGT AX_j, j =1,…, m;
- Nhiễm sắc thể (δ_1, δ_2,.., δ_n) gồm n gen tương ứng cho ĐSGT AY

Trên cơ sở bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa và hàm thích nghi được xác định, sử dụng giải thuật di truyền cổ điển với mã hóa nhị phân được đề cập trong Mục 1.1.5, ta xác định được bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa.

2.4.4. Giải pháp kết hợp công nghệ tính toán mềm và phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT

Với những kết quả đạt được qua các giải pháp trên cho ta thấy triển vọng sử dụng mạng nơron RBF để nội suy trong phương pháp và sử dụng giải thuật di truyền để xác định các tham số của ĐSGT. Trên cơ sở đó luận văn xây dựng thuật toán sử dụng công nghệ tính toán mềm (mạng RBF và GA) cho phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT. Theo đó thuật toán thực hiện phương pháp như sau:

Input: *Mô hình mờ bao gồm các luật trong đó mỗi biến ngôn ngữ tương ứng với một ĐSGT.*

Output: *Giá trị đầu ra tương ứng với giá trị đầu vào.*

Action:

Step 1. Xây dựng các ĐSGT AX_j cho các biến ngôn ngữ X_j và ĐSGT AY cho biến ngôn ngữ Y.

Giả thiết ĐSGT AX_j và A_{ij} (i = 1,..n; j = 1,..m) là các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ X_j, tập giá trị định lượng ngữ nghĩa của X_j là ($v_{Xj}(A_{ij})$, $v_x(A_{2j})$,..., v_jA_j); ĐSGT A_Y và B_i (i = 1,...,n) là các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ Y, tập giá trị định lượng ngữ nghĩa của Y là ($v_Y(B_i)$, $v_Y(B_2)$,…, $v_Y(B_i)$).

Step 2. Sử dụng các ánh xạ định lượng ngữ nghĩa xác định mô hình *SAM* gồm các tham số (($v_{Xj}(A_j)$, $v_j(B_j)$)) của các biến ngôn ngữ X_j và Y.

Step 3. Xây dựng một phép nội suy trên cơ sở các mốc nội suy là các điểm của mô hình *SAM(PAR)* có các tham số định lượng ngữ nghĩa.

Step 4. Ứng với giá trị đầu vào thực hoặc mờ, xác định đầu ra tương ứng nhờ phép nội suy (sử dụng mạng Nơron RBF đã được đề cập ở trên) được xây dựng ở bước 3.

Để tiện theo dõi ký hiệu phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT sử dụng công nghệ tính toán mềm là ***RBF_GA_HAR***

Với triển vọng sử dụng kỹ thuật hàm cơ sở bán kính (Radial Basic Function - RBF) trong mạng nơron để giải quyết bài toán nội suy và xấp xỉ hàm nhiều biến trên siêu mặt và sử dụng giải thuật di truyền để xác định các tham số trong phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT. Do vậy, phương pháp lập luận RBF GA HAR sử dụng công cụ tính toán mạng nơron RBF và giải thuật di truyền để tối ưu các tham số của các ĐSGT, cụ thể là:

- Sử dụng mạng nơron RBF để nội suy trực tiếp từ mô hình *SAM*.

- Sử dụng giải thuật di truyền để xác định bộ tham số của các ĐSGT.

Sử dụng mạng nơron RBF cho phương pháp *RBF_GA_HAR*:

Như đã đề cập trên với giải pháp sử dụng mạng nơron RBF, ta quan niệm mô hình *SAM* cho ta n mốc nội suy và n giá trị đo tương ứng. Mạng nơron RBF được xây dựng với nhiệm vụ học các mốc cơ sở cho bởi mô hình *SAM(PAR)* và khi có các giá trị đầu vào ta sẽ nội suy được giá trị đo tương ứng nhờ mạng, cụ thể mô hình huấn luyện mạng như sau:

Việc thiết kế mạng nơron RBF và các bước xác định các trọng số trong pha 2 của quá trình huấn luyện mạng đã được đề cập trong Mục 1.1.2. Như vậy mạng nơron RBF được dùng để nội suy trực tiếp trên siêu mặt thay cho việc nội suy dựa trên đường cong ngữ nghĩa định lượng trong phương pháp lập luận HAR.

Giải pháp sử dụng giải thuật di truyền cho phương pháp *RBF_GA_HAR*:

Giả sử tồn tại một mô hình sai số của phương pháp lập luận cho bởi hàm *h(g*,**OPHA**(*PAR*,*f*)) ≥ 0, trong đó *g* là mô hình thực mong muốn và **OPHA**(*PAR*, *f*) là mô hình xác định bộ tham số (*PAR*) của các ĐSGT. Khi đó bài toán xác định bộ tham số của các ĐSGT được phát biểu như sau: Tìm các tham số *PAR* sao cho *h(g*,**OPHA**(*PAR*,*f*)) → min.

Đây là một bài toán tối ưu gồm nhiều biến có ràng buộc, do vậy sử dụng khả năng cực tiểu hóa hàm nhiều biến của giải thuật di truyền để xác định các tham số của các ĐSGT.

2.5. Tổng kết chương 2

Nội dung chương đã trình bày tổng quát phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT truyền thống (HAR). Trên cơ sở phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả lập luận của phương pháp lập luận HAR, luận văn đưa ra giải pháp để nâng cao hiệu quả của phương pháp lập luận HAR, cụ thể: Tìm hiểu khả năng tính toán của công nghệ tính toán mềm như: i) Khả năng nội suy của mạng nơron RBF; ii) Khả năng tối ưu các tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa của ĐSGT bằng giải thuật di truyền.

Trên cơ sở nội dung i), ii) xây dựng thuật toán cho phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT sử dụng công nghệ tính toán mềm (RBF, GA), gọi tắt là ***RBF_GA_HAR***.

Kết quả chương 2 có ý nghĩa rất quan trọng trong việc ứng dụng phương pháp ***RBF_GA_HAR*** vào một số bài toán mờ được thực hiện ở chương 3.

Chương 3

ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP LẬP LUẬN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ VỚI MÔ HÌNH ĐỊNH LƯỢNG NGỮ NGHĨA TỐI ƯU

3.1. Mô tả một số bài toán lập luận mờ

3.1.1. Bài toán 1: Xấp xỉ mô hình mờ *EX1* của Cao-Kandel

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*:

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

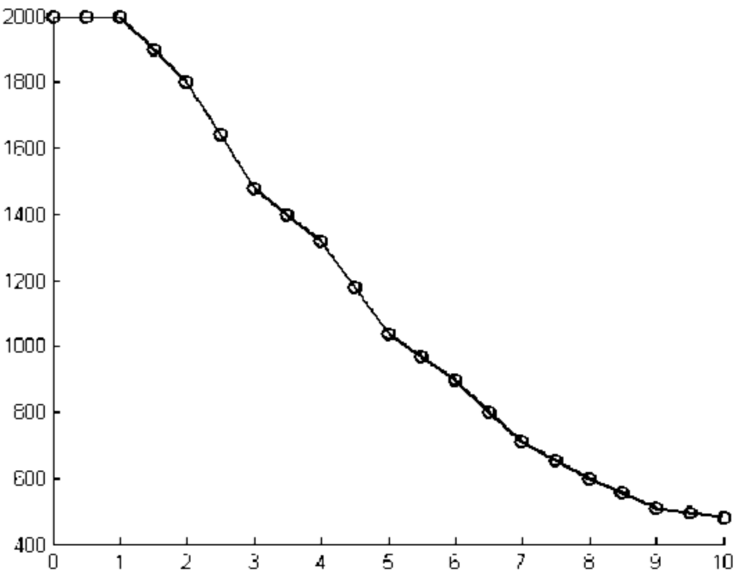
Bảng 3.1. Mô hình *EX1* của Cao-Kandel

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 và mô hình thực nghiệm được xác định theo công thức sau:

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

Tác giả đã xác định được 5 toán tử kéo theo cho kết quả lập luận xấp xỉ tốt nhất của bài toán, kết quả thể hiện ở bảng 3.2



Hình 3.1. Đường cong thực nghiệm của mô hình EX1

Phương pháp	Sai số lớn nhất của mô hình
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

Bảng 3.2. Các kết quả xấp xỉ *EX1* tốt nhất của Cao-Kandel [10]

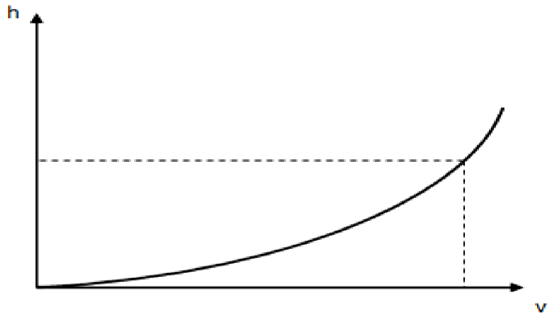
3.1.2. Bài toán 2: Mô hình máy bay hạ độ cao của Ross

Xét bài toán mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [8], 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 3.2.



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 (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**:**

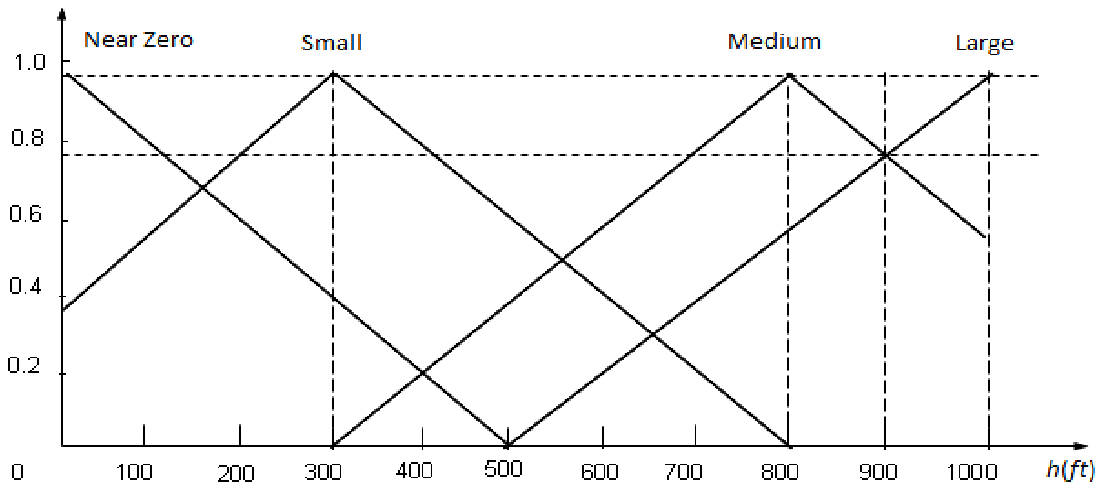
Tính toán lực f của mô hình máy bay hạ độ cao từ 1000 *ft*, với vận tốc ban đầu của máy bay là –20 *ft/s.*

Theo phương pháp lập luận mờ (*FMCR*) trong [8], Ross đã xây dựng các nhãn tập mờ cho các biến độ cao, vận tốc và lực điều khiển như trong Bảng 3.3.

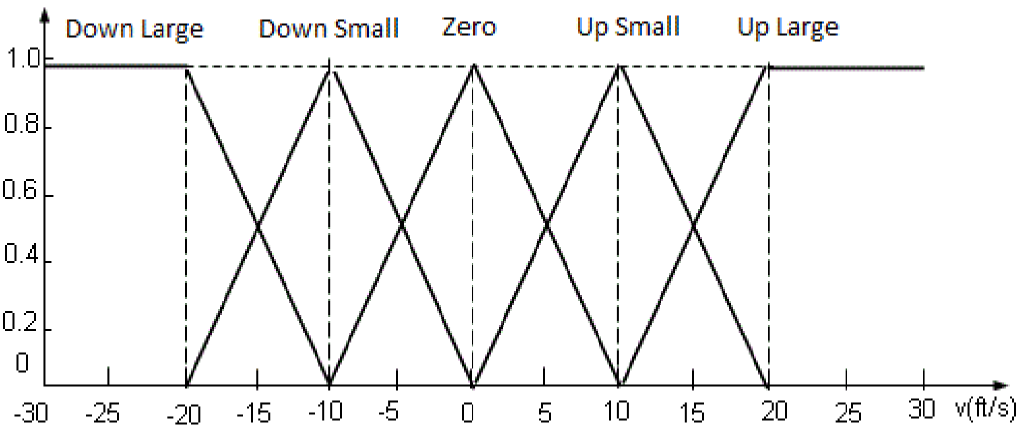
Độ cao máy bay (*h* = 0 -1000)	**Vận tốc máy bay** (*v* = -30 -30)	**Lực điều khiển** (*f* = -30-30)
NZ_h - NearZero	*DL_v – DownLarge*	*DL_f - DownLarge*
S_h – Small	*DS_v – DownSmall*	*DS_f - DownSmall*
M_h - Medium	*Z_v – Zero*	*Z_f -Zero*
L_h – Large	*US_v – UpSmall*	*US_f – UpSmall*
	UL_v – UpLarge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

Bảng 3.3. Miền giá trị của các biến ngôn ngữ

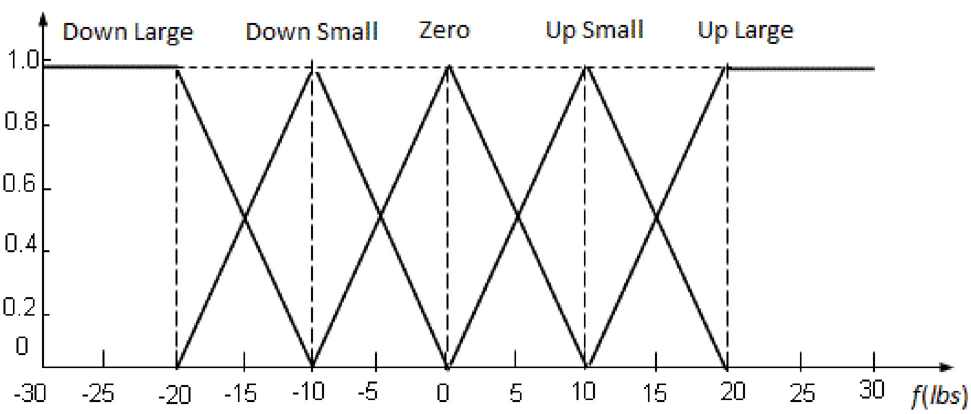
Hàm thuộc của các tập mờ của các biến *h*, *v*, và *f* được biểu thị trong các Hình 3.3, 3.4, 3.5.



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 tài liệu [8].

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

Bảng 3.4. Mô hình mờ (*FAM*)

Kết quả lập luận đầu ra mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [8] sử dụng phương pháp lập luận mờ đa điều kiện (*FMCR*) qua 4 chu kỳ được tổng hợp trong Bảng 3.4.

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

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

trong đó:

e_{FMCR} là tổng sai số về tốc độ hạ độ cao của mô hình máy bay;

$v_{i0}(F)$ 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. Cài đặt thử nghiệm một số bài toán lập luận mờ

Phương pháp lập luận ***RBF_GA_HAR*** đã được phát biểu đầy đủ trong Mục 2.4 Chương 2. Trong mục này 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). Lập luận đầu ra bằng phương pháp ***RBF_GA_HAR*.**

Sử dụng ***RBF_GA_HAR*** xác định mô hình sai số của bài toán và đánh giá hiệu quả giải một số bài toán được giới thiệu trong Mục 3.1.

3.2.1. Ứng dụng phương pháp *RBF_GA_HAR* cho bài toán 1

Input:

- Mô hình mờ được thể hiện như trong Bảng 3.1 bao gồm các luật.

- Trong đó gồm 2 biến ngôn ngữ (N, I) tương ứng với một ĐSGT.

Output: Giá trị đầu ra (N) tương ứng với giá trị đầu vào (I).

Action: Sử dụng phương pháp ***RBF_GA_HAR*** để xấp xỉ mô hình *EX1* của Cao-Kandel.

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

Xây dựng các ĐSGT *AI* cho biến *I* và *AN* cho biến *N* gồm:

- Tập các phần tử sinh: {*Small*, *Medium*, *Lagre*}
- Tập các gia tử: {*Litle*, *Very*}

Chuyển các giá trị ngôn ngữ trong mô hình mờ sang các giá trị ngôn ngữ trong ĐSGT cho các biến *I* và *N* như sau.

- Đối với biến *I*:

Null →VeryVery Small; Zero → VerySmall;

Small → Small; Medium → Medium;

Large→ Large; VeryLarge → VeryLarge.

- Đối với biến *N*:

Zero→ VerySmall; Small→Small;

Medium→ Medium; Large→ Large;

VeryLarge→ VeryLarge.

Step 2: Các tham số của ĐSGT được xác định bằng trực giác như sau.

$fm_I(Small) = 0.5$; $fm_N(Small) = 0.5$;

$\mu_N(Very) = 0.5$; $\mu_I(Very) = 0.5$

Sử dụng hàm định lượng ngữ nghĩa, ta có:

- Đối với biến *I* ta có:

$\nu_I(VeryVerySmall) = 0.0625$; $\nu_I(VerySmall) = 0.125$;

$\nu_I(Small) = 0.25$; $\nu_I(Medium) = 0.5$;

$\nu_I(Large) = 0.75$; $\nu_I(VeryLarge) = 0.875$

- Đối với biến *N* ta có:

$\nu_N(VerySmall) = 0.125$; $\nu_N(Small) = 0.25$; $\nu_N(Medium) = 0.5$;

$\nu_N(Large) = 0.75$; $\nu_N(VeryLarge) = 0.875$

Áp dụng Định lý 2.1 xác định ngưỡng hiệu chỉnh của các giá trị ngôn ngữ.

- Đối với biến *I*: có độ sâu $k = 3$, và ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa là $\varepsilon_I = 0.03125$
- Đối với biến *N*: có độ sâu $k = 2$, và ngưỡng hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa là $\varepsilon_N = 0.0625$

Chuyển đổi mô hình *FAM* sang mô hình *SAM*, Bảng 3.5.

I_s	0.0625	0.125	0.25	0.5	0.75	0.875
N_s	0.875	0.75	0.5	0.25	0.125	0.125

Bảng 3.5. Mô hình *SAM* gốc - xấp xỉ mô hình *EX1*

Như vậy có 11 tham số hiệu chỉnh khác nhau sẽ ảnh hưởng tới phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT trong bài toán này. Bộ tham số hiệu chỉnh giá trị định lượng ngữ nghĩa là: *OpPAR* $=\{\delta_{Ii}, i=1,\ldots,6;\ \delta_{Ni}, i=7,\ldots,11\}$

với điều kiện: $|\delta_{Ii}| < 0.03125$ với $i = 1,...,6$ cho biến *I*

và $|\delta_{Ni}| < 0.0625$ với $i = 7,...,11$ cho biến *N*.

Mô hình định lượng ngữ nghĩa chứa tham số hiệu chỉnh *SAM(PAR)* như trong Bảng 3.6.

I_s	$0.0625 + \delta_{I1}$	$0.125+\delta_{I2}$	$0.25 +\delta_{I3}$	$0.5 + \delta_{I4}$	$0.75 + \delta_{I5}$	$0.875 +\delta_{I6}$
N_s	$0.875 + \delta_{N7}$	$0.75+\delta_{N8}$	$0.5+\delta_{N9}$	$0.25 +\delta_{N10}$	$0.125 + \delta_{N11}$	$0.125+\delta_{N11}$

Bảng 3.6. Mô hình *SAM(PAR)* – xấp xỉ mô hình *EX1*

***Step 3*:**

Sử dụng mạng nơ ron *RBF* gồm 1 đầu vào và 1 đầu ra, các điểm của mô hình *SAM* được sử dụng làm tâm và tập mẫu huấn luyện mạng. Mạng được huấn luyện theo thuật toán huấn luyện đề cập trong chương 1.

Step 4: Xác định đầu ra

- Trước hết ta cho đầu vào các giá trị *I* từ 0 đến 10 với bước nhảy 0.5.

- Định lượng giá trị thực và giải định lượng được thực hiện theo Công thức 2.1 và 2.2 với:

  $s_0 = 0.0625+\delta_{I1}$, $s_1 = 0.875 +\delta_{I6}$ và $x_0 = 0$, $x_1 = 10$ cho biến *I*.

  $s_0 = 0.875 +\delta_{N7}$, $s_1 = 0.125+\delta_{N11}$ và $x_0 = 2000$, $x_1 =480$ cho biến *N*.

Sử dụng giải thuật di truyền như đã đề cập ở Mục1.1.5 chương 1, cực tiểu hàm *e* (Công thức 3.1) với số thế hệ bằng 300, xác suất lai ghép 0.80; xác suất đột biến 0.05; kích cỡ quần thể 40; kích thước cá thể 10.

Qua một số lần chạy thử trên MATLAB, ta xác định được *PAR* và kết quả xấp xỉ mô hình *EX1* của Cao-Kandel là:

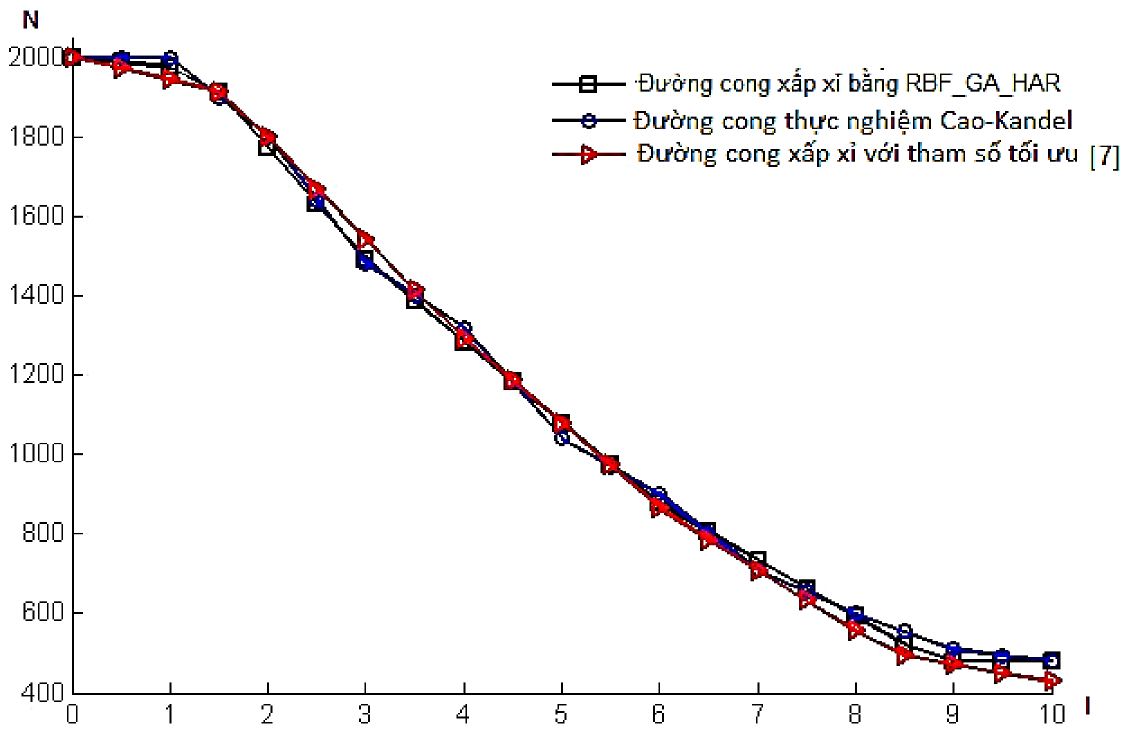
PAR={-0.031006;0.011455;0.028501;0.014205;-0.004979;

-0.031006;-0.059445;0.016312;0.061034;0.052969;-0.056024}

e(*EX1*, **OPHA**) = 37.901974 (3.6)

Trong khi đó phương pháp tối ưu các tham số tối ưu trong [8] có kết quả là:

e(*EX1*) = 62 (3.7)



Hình 3.6. Kết quả xấp xỉ mô hình *EX1* của Cao-Kandel

Hình 3.6 là đường cong xấp xỉ mô hình *EX1* của Cao-Kandel bằng phương pháp lập luận với các tham số tối ưu trong tài liệu [7] và phương pháp lập luận mờ dựa vào ĐSGT với tham số hiệu chỉnh tối ưu (***RBF_GA_HAR***).

Phương pháp	**Sai số lớn nhất của mô hình *EX1***
Phương pháp của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 5* [10]	200
Phương pháp của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 22* [10]	300
Phương pháp của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 8 [10]	300
Phương pháp của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 25 [10]	300
Phương pháp của Cao-Kandel với toán tử kéo theo 31 [10]	300
Phương pháp lập luận mờ sử dụng ĐSGT (*HAR*) [7]	292
Phương pháp tối ưu các tham số [7]	62
Phương pháp lập luận ***RBF_GA_HAR***	37.901974

Bảng 3.7. Sai số lớn nhất của các phương pháp trên mô hình *EX1*

Nhận xét ứng dụng 2.1:

- Từ Hình 3.6 ta thấy phương pháp lập luận ***RBF_GA_HAR*** bám rất sát đường cong thực nghiệm của Cao-Kandel.

- Mặt khác từ Bảng 3.7, sai số lớn nhất của mô hình xấp xỉ *EX1* sử dụng phương pháp lập luận ***RBF_GA_HAR*** là nhỏ nhất (Công thức 3.1) so với phương pháp lập luận tối ưu các tham số [7] và các kết quả thử nghiệm của Cao-Kandel.

3.2.2. Ứng dụng phương pháp *RBF_GA_HAR* cho bài toán 2

Sau đây ta sẽ sử dụng phương pháp ***RBF_GA_HAR*** điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao, các bước được tiến hành như sau:

Action:

Step 1:. Xây dựng ĐSGT *AX* chung cho các biến ngôn ngữ độ cao *h*, vận tốc *v* và lực điều khiển *f* với tập các phần tử sinh *Small*, *Medium*, *Large*, tập các gia tử gồm *Little* và *Very*.

Step 2: Các tham số của các ĐSGT này được xác định bằng trực giác như sau: $fm(Small) = 0.5$; $fm(Large) = 0.5$; $\mu(Litle) = 0.5$; $\mu(Very) = 0.5$

Mô hình *SAM* gốc được tính toán như trong Bảng 3.5 và ta thấy rằng:

- Biến ngôn ngữ độ cao *h* có các giá trị ngôn ngữ *NZ→VeryVerySmall*, *S→Small, M→Medium, L→LittleLarge*, đây là các giá trị ngôn ngữ có độ sâu $k = 3$, theo Định lý 2.1 ngưỡng hiệu chỉnh là 0.0375 và giá trị định lượng của các giá trị ngôn ngữ được xác định như sau:

$\nu_h(VeryVerySmall) = 0.0625+\delta_{h1}$, $\nu_h(Small) = 0.25+ \delta_{h2}$;

$\nu_h(Medium) = 0.5+ \delta_{h3}$; $\nu_h(LittleLarge) = 0.625+ \delta_{h4}$

- Biến ngôn ngữ vận tốc *v* có các giá trị ngôn ngữ *DL→VerySmall*, *DS→LittleSmall, Z→Medium, US→Large, UL→VeryLarge* đây là các giá trị ngôn ngữ có độ sâu $k = 2$, theo Định lý 2.1 ngưỡng hiệu chỉnh là 0.0625 và giá trị định lượng của các giá trị ngôn ngữ được xác định như sau:

$\nu_v(VerySmall) = 0.125+\delta_{v5}$, $\nu_v(LittleSmall) = 0.375+ \delta_{v6}$;

$\nu_v(Medium) = 0.5+ \delta_{v7}$; $\nu_v(Large) = 0.675+ \delta_{v8}$;

$\nu_v(VeryLarge) = 0.875+ \delta_{v9}$

- Biến ngôn ngữ lực điều khiển *f* có các giá trị ngôn ngữ *DL→VerySmall,DS→LittleSmall, Z→Medium, US→Large, UL→VeryLarge* đây là các giá trị ngôn ngữ có độ sâu $k = 2$, theo Định lý 2.1 ngưỡng hiệu chỉnh là 0.0625 và giá trị định lượng của các giá trị ngôn ngữ được xác định như sau:

$\nu_f(VerySmall) = 0.125+\delta_{f10}$, $\nu_f(LittleSmall) = 0.375+ \delta_{f11}$;

$\nu_f(Medium) = 0.5+ \delta_{f12}$; $\nu_f(Large) = 0.675+ \delta_{f13}$;

$\nu_f(VeryLarge) = 0.875+ \delta_{f14}$

Như vậy bộ tham số hiệu chỉnh định lượng ngữ nghĩa là:

$PAR=\{\delta_{hi}, i =1,\ldots 4; \delta_{vi}, i =5,\ldots,9; \delta_{fi} ; i =10,..,14\}$;

với các điều kiện ràng buộc:

$|\delta_{hi}| < 0.0375$; $i = 1,...,4$ đối với biến *h;*

$|\delta_{vi}| < 0.0625$; $i = 5,...,9$ đối với biến *v;*

$|\delta_{fi}| < 0.0625$; $i = 10,...,14$ đối với biến *f*.

Khi đó mô hình *SAM(PAR)* được xác định như trong Bảng 3.8.

h_s \ v_s	$0.125+\delta_{v5}$	$0.375+\delta_{v6}$	$0.5+\delta_{v7}$	$0.75+\delta_{v8}$	$0.875+\delta_{v9}$
$0.625+\delta_{h1}$	$0.5+\delta_{f11}$	$0.375+\delta_{f12}$	$0.125+\delta_{f10}$	$0.125+\delta_{f10}$	$0.125+\delta_{f10}$
$0.5+\delta_{h2}$	$0.75+\delta_{f13}$	$0.5+\delta_{f11}$	$0.375+\delta_{f12}$	$0.125+\delta_{f10}$	$0.125+\delta_{f10}$
$0.25+\delta_{h3}$	$0.875+\delta_{f14}$	$0.75+\delta_{f13}$	$0.5+\delta_{f11}$	$0.375+\delta_{f12}$	$0.125+\delta_{f10}$
$0.0625+\delta_{h4}$	$0.875+\delta_{f14}$	$0.875+\delta_{f14}$	$0.5+\delta_{f11}$	$0.375+\delta_{f12}$	$0.375+\delta_{f12}$

Bảng 3.8. Mô hình *SAM(PAR)* - mô hình máy bay hạ độ cao

Step 3: Sử dụng mạng nơron RBF gồm 2 đầu vào và 1 đầu ra, các điểm của mô hình *SAM* được sử dụng làm tâm và tập mẫu huấn luyện mạng. Mạng được huấn luyện theo thuật toán huấn luyện đề cập trong chương 1, với các tham số được chọn như sau: $r = 1$, tốc độ học 0.8 sai số 0.0001.

Step 4:. Xác định giá trị đầu ra.

Với độ cao ban đầu là 1000 *ft*, vận tốc là -20 *ft/s*, tiến hành định lượng các giá trị độ cao, vận tốc và xác định giá trị đầu ra nhờ mạng RBF như đã thiết kế, việc giải ngữ nghĩa sẽ cho ta lực điều khiển tại chu kỳ đầu.

Tiếp tục tính toán vận tốc và độ cao của chu kỳ tiếp theo nhờ các phương trình 3.2. Lặp lại quá trình tính lực điều khiển cho đến khi độ cao xuống tới 100 *ft* hoặc vận tốc bằng 0 ta thu được các kết quả điều khiển của chu kỳ điều khiển hạ độ cao tiếp theo, sai số *e* của tốc độ hạ độ cao được xác định nhờ các công thức 3.3 và công thức 3.4.

Việc định lượng và giải định lượng tiến hành theo công thức 2.1, 2.2 với:

- $s_0 = 0.625+\delta_{h1}$, $s_1 = 0.0625+\delta_{h4}$ và $x_0 = 100$, $x_1 = 1000$ cho biến *h*.

- $s_0 = 0.125+\delta_{v5}$, $s_1 = 0.875+\delta_{v9}$ và $x_0 = -20$, $x_1 = 20$ cho biến v.

- $s_0 = 0.125+\delta_{f10}$, $s_1 = 0.875+\delta_{f14}$ và $x_0 = -20$, $x_1 = 20$ cho biến f.

Sử dụng giải thuật di truyền cực tiểu hàm e (Công thức 3.4) với số thế hệ bằng 200, xác suất lai ghép 0.80; xác suất đột biến 0.05; kích cỡ quần thể 40; kích thước cá thể 10. Qua một số lần chạy mô phỏng trên MATLAB, ta xác định *PAR* là:

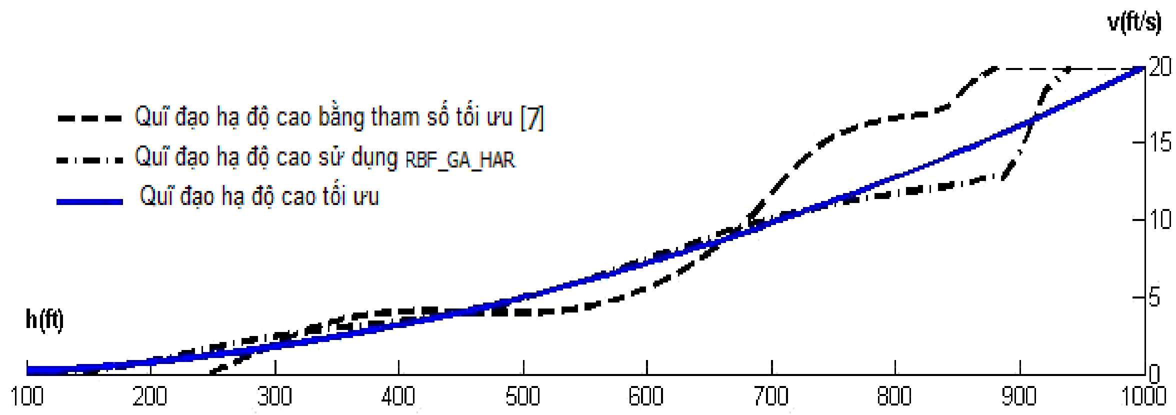
PAR={-0.025037; 0.033981; -0.021957; -0.021371; 0.022055;

-0.055902; 0.047593; -0.061400; -0.059201; -0.004093; 0.013380;

-0.046371; -0.026332; 0.056024}

Sai số: $e\,(OpHAR) = 8.788920$ (3.8)

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 3.7.



Hình 3.7. Quỹ đạo hạ độ cao của mô hình máy bay

Nhận xét:

- Ta thấy quỹ đạo hạ độ cao của phương pháp ***RBF_GA_HAR*** đã bám sát quỹ đạo hạ độ cao tối ưu của mô hình được cho bởi Công thức 2.4, trong khi đó quĩ đạo hạ độ cao bằng tham số tối ưu [7] không có được điều này.

- Mặt khác, phương pháp *OPHAR* đưa được mô hình máy bay xuống độ cao 100 *ft* với sai số là $e(OPHAR)$=8.788920 nhỏ hơn so với phương pháp tối ưu các tham số của các ĐSGT trong [1] là e =22.444913 và chỉ đưa được mô hình xuống độ cao xấp xỉ 250 *ft*.

3.3. Kết luận chương 3

Trong chương 3, đã ứng dụng thuật toán phương pháp lập luận kết hợp khả năng tính toán công nghệ tính toán mềm vào phương pháp lập luận lập luận mờ dựa trên ĐSGT và cài đặt và thử nghiệm cho một số bài toán mô hình mờ, cụ thể là:

- Bài toán xấp xỉ mô hình mờ *EX1* của Cao – Kandel [10];

- Bài toán mô hình máy bay hạ độ cao của Ross [9];

Qua kết quả ta có thể khẳng định rằng: tính hiệu quả của phương pháp ***RBF_GA_HAR*** và mở ra khả năng ứng dụng tốt vào các bài toán mô hình mờ phức tạp hơn.

KẾT LUẬN

Nghiên cứu về lý thuyết ĐSGT, công nghệ tính toán mềm 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 đó áp dụng vào phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT 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 ĐSGT. Luận văn đã phân tích kỹ về phương pháp lập luận mờ dựa trên gia tử sử dụng công nghệ tính toán mềm (***RBF_GA_HAR***).

Cụ thể:

- Sử dụng mạng nơron RBF để nội suy trực tiếp từ mô hình *SAM* có chứa các tham số hiệu chỉnh.

- Sử dụng giải thuật di truyền để xác định bộ tham số hiệu chỉnh của các ĐSGT.

Về ứng dụng: Cài đặt phương pháp lập luận mờ dựa trên ĐSGT sử dụng công nghệ tính toán mềm (***RBF_GA_HAR***) cho bài toán mô hình xấp xỉ *EX1* của Cao-Kandel và bài toán điều khiển mô hình máy bay hạ độ cao của Ross. 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*.

Phạm vi và khả năng áp dụng: Luận văn là một tài liệu tham khảo tốt 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 mờ dựa trên ĐSGT sử dụng công nghệ tính toán mềm (***RBF_GA_HAR***) cho các bài toán mô hình mờ khác, nghiên cứu các giải thuật khác cho một số tồn tại khi thực hiện phương pháp lập luận xấp xỉ mờ dựa trên ĐSGT.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

*** Tiếng Việt**

[1] 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.

[2] Nguyễn Duy Minh (2012), *Tiếp cận đại số gia tử trong hệ mờ,* Luận án tiến sĩ toán học, Viện Công nghệ thông tin.

[3] Đặng Thị Thu Hiền (2009), *Bài toán nội suy và mạng nơron RBF,* Luận án tiến sĩ chuyên ngành khoa học máy tính cấp nhà nước, Trường Đại học công nghệ, Đại học quốc gia Hà Nội...

[4] 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.

[5] 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.

[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, 20(1), tr. 64-72.

[7] Nguyễn Duy Minh (2011), "Điều chỉnh ngữ nghĩa định lượng của giá trị ngôn ngữ trong đại số gia tử và ứng dụng", *Tạp chí khoa học và công nghệ, Viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam,* Tập 49(4), tr. 27-40.

*** Tiếng Anh**

[8] Ho N. C., Lan V. N., Viet L. X. (2008), "Optimal hedge-algebras-based controller: Design and application", *Fuzzy Sets and Systems*, 159(8), pp. 968–989

[9] Ross T. J. (2010), *Fuzzy logic with Engineering Application*s, Third Edition, John Wiley & Sons.

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

[11] Zadeh L. A. (1975), "The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning", *Inform. Sci*. 8, pp. 199–249.