ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

LẠI HỮU DƯƠNG

DỰ BÁO CHUỖI THỜI GIAN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ VỚI MÔ HÌNH NGỮ NGHĨA ĐỊNH LƯỢNG TỐI ƯU VÀ ỨNG DỤNG

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

LẠI HỮU DƯƠNG

DỰ BÁO CHUỖI THỜI GIAN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ VỚI MÔ HÌNH NGỮ NGHĨA ĐỊNH LƯỢNG TỐI ƯU VÀ ỨNG DỤNG

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

(Luận văn đã được sửa theo góp ý của hội đồng bảo vệ thử)

Thái Nguyên - 2017

LỜI CẢM ƠN

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến người hướng dẫn khoa học - TS. Nguyễn Duy Minh, người 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 Thái Nguyên; 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, ban cán sự và các học viên lớp cao học CK14, 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.

Mặc dù đã rất nỗ lực, cố gắng nhưng chắc chắn luận văn của em vẫn còn nhiều thiếu sót. Rất mong nhận được những ý kiến đóng góp, chia sẻ của quý thầy cô và các bạn.

Xin chân thành cảm ơn!

Thái Nguyên, tháng 6 năm 2017

Tác giả

Lại Hữu Dương

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan luận văn "Dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu và ứng dụng'' của tôi được 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 ở phía cuối luận văn.

Mọi sự giúp đỡ cho việc hoàn thành luận văn đều đã được cảm ơn. Nếu có phát hiện nào về sự gian lận trong sao chép tài liệu, công trình nghiên cứu của tác giả khác mà không được ghi rõ trong tài liệu tham khảo, tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm.

Thái Nguyên, tháng 6 năm 2017

Tác giả

Lại Hữu Dương

MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN i
LỜI CAM ĐOAN iv
MỤC LỤC... v
MỤC LỤC HÌNH ẢNH vii
MỤC LỤC BẢNG viii
MỞ ĐẦU.. 1
CHƯƠNG 1: CÁC KIẾN THỨC CƠ BẢN 5
1.1. Những vấn đề cơ sở của lý thuyết tập mờ và logic mờ 5
1.1.1. Lý thuyết tập mờ 5
1.1.2. Định nghĩa logic mờ 6
1.1.3. Các phép toán trên tập mờ 7
1.2. Chuỗi thời gian mờ 11
1.3. Đại số gia tử và một số tính chất 14
1.3.1. Đại số gia tử của biến ngôn ngữ 14
1.3.2. Độ đo tính mờ và ánh xạ định lượng ngữ nghĩa 17
1.4. Bài toán tối ưu và giải thuật di truyền 23
1.4.1. Bài toán tối ưu 23
1.4.2. Giải thuật di truyền 24
1.5. Kết luận chương 1 28
CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH DỰ BÁO CHUỖI THỜI GIAN MỜ_DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ (ĐSGT) 29
2.1. Một số mô hình chuỗi thời gian mờ 29
2.1.1. Thuật toán của Song và Chissom 29
2.1.2. Thuật toán của Chen 30
2.2. Mô hình tính toán và thuật toán dự báo mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu. 32
2.2.1. Mô hình dự báo mờ sử dụng đại số gia tử 32
2.2.2. Thuật toán dự báo mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu 34

2.3. Kết luận chương 2 40
CHƯƠNG 3: ỨNG DỤNG MÔ HÌNH DỰ BÁO DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ VỚI THAM SỐ NGỮ NGHĨA ĐỊNH LƯỢNG TỐI ƯU 41
3.1. Xây dựng mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ 41
3.1.1. Mô hình dự báo sinh viên nhập học của trường đại học Alabama của Song và Chissom 41
3.1.2. Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ sinh viên nhập học của trường đại học Alabama của Chen 47
3.2. Ứng dụng mô hình dự báo dựa trên đại số gia tử với tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu 55
3.2.1. Mô hình dự báo mờ dựa trên đại số gia tử 55
3.2.2. Mô hình dự báo mờ dựa trên Đại số gia tử với ngữ nghĩa định lượng tối ưu 63
3.3. Kết luận chương 3 70
PHẦN 3: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN 71
TÀI LIỆU THAM KHẢO 72

MỤC LỤC HÌNH ẢNH

Hình 1. 1: Giao của hai tập mờ 8
Hình 1.2: Phép hợp của hai tập mờ 9
Hình 1.3. Minh họa lai ghép.. 26
Hình 3.1: Số sinh viên nhập học thực tế và số sinh viên nhập học dự báo.... 47
Hình 3.2: Dữ liệu tuyển sinh thực tế và dữ liệu tuyển sinh dự báo 55

MỤC LỤC BẢNG

Bảng 1.1: Các cặp T - chuẩn và T - đối chuẩn 9
Bảng 1.2: Một số phép kéo theo mờ thông dụng 10
Bảng 1.3: Ví dụ về tính âm dương giữa các gia tử 15
Bảng 3.1: Chuyển đổi các giá trị lịch sử thành giá trị ngôn ngữ 43
Bảng 3.2: Xác định các quan hệ thành viên...45
Bảng 3.3: Mờ hóa chuỗi dữ liệu 49
Bảng 3.4: Quan hệ logic mờ của dữ liệu tuyển sinh 49
Bảng 3.5: Các nhóm quan hệ logic mờ 50
Bảng 3.6: Bảng so sánh các phương án dự báo...54
Bảng 3.7: Số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama từ 1971 đến 1992.....56
Bảng 3.8: Giá trị đầu và giá trị cuối của các khoảng giải nghĩa được chọn 61
Bảng 3.9: Kết quả tính toán dự báo tối ưu số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama từ 1971 đến 1992 theo tiếp cận ĐSGT 63
Bảng 3.10: So sánh các phương pháp dự báo với 7 khoảng chia 67
Bảng 3.11: So sánh các kết quả mô hình dự báo tối ưu theo tiếp cận ĐSGT và các kết quả mô hình dự báo cải tiến khác...69

MỞ ĐẦU

Trong những năm gần đây, có rất nhiều tác giả trên thế giới quan tâm nghiên cứu mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ. Nhiều nghiên cứu ứng dụng dự báo có giá trị thực tế đã được thực hiện trên cơ sở phương pháp luận dự báo theo mô hình chuỗi thời gian mờ nêu trên. Vì vậy cho đến nay, mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ luôn được nhiều chuyên gia trên thế giới và Việt Nam cải tiến để có được kết quả tốt hơn.

Dự báo chuỗi thời gian là vấn đề luôn được nhiều nhà khoa học trên thế giới quan tâm nghiên cứu. Q.Song và B.S. Chissom [2] lần đầu tiên đã đưa ra quan niệm mới xem các giá trị thực định lượng trong chuỗi thời gian từ góc độ định tính. Từ đó chuỗi thời gian có thể xem như một biến ngôn ngữ và bài toán dự báo trở thành vấn đề dự báo các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ. Có thể coi đây là quan niệm mới về chuỗi thời gian có tính đột phá. Tuy nhiên mô hình tính toán nhóm quan hệ mờ [5] quá phức tạp và do đó độ chính xác của dự báo không cao. Chen đã thay đổi cách tính toán nhóm quan hệ mờ trong mô hình dự báo [6, 7] với các phép tính số học đơn giản hơn để thu được kết quả dự báo chính xác hơn. Nhiều nghiên cứu tiếp theo vẫn sử dụng phương pháp luận này và đã thu được nhiều kết quả quan trọng.

Các nghiên cứu trên thế giới chủ yếu tập trung giải quyết vấn đề nâng cao độ chính xác dự báo. Có thể thấy một số vấn đề sau đây ảnh hưởng đến độ chính xác dự báo chuỗi thời gian mờ:

Mờ hóa các dữ liệu: Đây là vấn đề đòi hỏi phải có trực giác tốt để mô tả định tính chuỗi thời gian một cách hợp lý, từ đó xây dựng nhóm quan hệ mờ cung cấp thông tin có giá trị cho quá trình dự báo sau này. Đặc tính quan trọng của phép mờ hóa là số lượng khoảng chia, độ dài khoảng chia. Nếu số lượng khoảng chia quá ít, dự báo có thể có độ sai lệch lớn do chưa đủ thông tin. Nếu số lượng khoảng chia quá lớn, dự báo có thể mất hết ý nghĩa về tính mờ của giá trị ngôn ngữ do không còn nhóm quan hệ mờ. Trong các nghiên cứu [10] số lượng khoảng, độ dài khoảng và bậc của mô hình chuỗi thời gian mờ có ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình dự báo. Một số nghiên cứu sâu hơn về số lượng khoảng, độ dài khoảng và bậc của mô hình chuỗi thời gian mờ tối ưu để có dự báo tốt nhất cho các dữ liệu trong nhóm quan hệ mờ.

Giải mờ: Đây là quá trình dự báo với rất nhiều kỹ thuật khác nhau trên cơ sở phép mờ hóa trên đây. Cách giải mờ phổ biến dựa trên 3 luật cơ bản [6], tuy nhiên trong một số tài liệu đã tìm ra một số tham số định hướng cho quá trình giải mờ và đã thu được một số kết quả khá tốt

Tiếp cận đại số gia tử (ĐSGT) [12] là tiếp cận khác biệt so với tiếp cận mờ và đã có một số ứng dụng thể hiện rõ hiệu quả của tiếp cận này so với tiếp cận mờ truyền thống trong một số lĩnh vực như điều, công nghệ thông tin. Tiếp tục những nghiên cứu ứng dụng trên đây, tiếp cận ĐSGT cũng cần được nghiên cứu thử nghiệm cho một lĩnh vực ứng dụng mới, đó là bài toán xây dựng mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ đã được nhiều tác giả khác trên thế giới quan tâm hiện nay.

Đại số gia tử (ĐSGT) là một tiếp cận mới được các tác giả N.C.Ho và W. Wechler xây dựng vào những năm 1990, 1992 khi đưa ra một mô hình tính toán hoàn toàn khác biệt so với tiếp cận mờ. Những ứng dụng của tiếp cận ĐSGT cho một số bài toán cụ thể trong lĩnh vực công nghệ thông tin và điều khiển đã mang lại một số kết quả quan trọng khẳng định tính ưu việt của tiếp cận này so với tiếp cận mờ truyền thống.

Tuy nhiên, để lựa chọn bộ tham số tốt có thể phải cần đến nhiều lớp gia tử tác động lên phần tử sinh ban đầu trong biến ngôn ngữ và trên thực tế chỉ có nhiều nhất 3 lớp gia tử tác động. Vì vậy, nhiều giá trị ngôn ngữ trong biến ngôn ngữ có thể được mô tả chưa chính xác, dẫn đến quá trình suy luận không hợp lý và phép giải mờ không đưa ra được giá trị đúng đắn trong các ứng dụng. Chính vì vậy cần thiết tạo ra một bộ ngữ nghĩa định lượng của các giá trị ngôn ngữ tốt nhất, gọi là mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu. Trên cơ sở mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu ứng dụng cho bài toán dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên Đại số gia tử.

Vì vậy, để tài "Dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu và ứng dụng'' làm luận văn nghiên cứu, việc sử dụng dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với các giá trị ngữ nghĩa định lượng tối ưu là một hướng đi khác trong các ứng dụng của ĐSGT. Và để có thể thấy rõ tính hiệu quả của nó cần phải được nghiên cứu thử nghiệm trên cơ sở số liệu của các tác giả đã phát minh ra khái niệm chuỗi thời gian mờ và ứng dụng cho bài toán dự báo cụ thể [7,8,9,10].

Bố cục luận văn gồm các phần: Phần mở đầu, 3 chương và phần kết luận chung, cuối cùng là tài liệu tham khảo. Kết quả chính của luận văn án tập trung ở chương 3, cụ thể như sau:

Ngoài phần mở đầu, kết luận luận văn và tài liệu tham khảo, luận văn được chia làm 3 chương:

+ Chương 1: Các kiến thức cơ bản

+ Chương 2: Mô hình Dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên ĐSGT .

+ Chương 3: Ứng dụng dự báo chuỗi thời gian mờ sử dụng ĐSGT với ngữ nghĩa định lượng tối ưu; so sánh kết quả của các mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ.

Trong luận văn, các kết quả mô phỏng được kiểm tra bằng các chương trình thực nghiệm trên môi trường MATLAB và kết quả ứng dụng thực nghiệm vào mô hình vật lý được thực hiện trên máy tính.

Luận văn này được hoàn thành dưới sự hướng dẫn tận tình của TS. Nguyễn Duy Minh, tác giả xin bày tỏ lòng biết ơn chân thành của mình đối với thầy. Đồng thời, xin chân thành cảm ơn các thầy, cô giáo trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông Thái Nguyên, Viện công nghệ thông tin thuộc Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam đã tham gia giảng dạy giúp đỡ em trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu đề tài. Tuy nhiên vì điều kiện thời gian và khả năng có hạn nên luận văn không thể tránh khỏi những thiếu sót. Tác giả rất mong các thầy cô giáo và các bạn đóng góp ý kiến để đề tài được hoàn thiện hơn.

CHƯƠNG 1: CÁC KIẾN THỨC CƠ BẢN

1.1. Những vấn đề cơ sở của lý thuyết tập mờ và logic mờ

1.1.1. Lý thuyết tập mờ

Lý thuyết tập mờ lần đầu tiên được Lofti A.Zadeh [13], một giáo sư thuộc trường Đại học Caliornia, Berkley giới thiệu trong một công trình nghiên cứu vào năm 1965. Lý thuyết tập mờ bao gồm logic mờ, số học mờ, quy hoạch toán học mờ, hình học tôpô mờ, lý thuyết đồ thị mờ và phân tích dữ liệu mờ, mặc dù thuật ngữ logic mờ thường được dùng chung cho tất cả.

Không giống như tập rõ mà ta biết trước đây, mỗi phần tử luôn xác định hoặc thuộc hoặc không thuộc nó, thì với tập mờ chỉ xác định một phần tử liệu thuộc vào nó là nhiều hay ít, tức mỗi một đối tượng chỉ là phần tử của tập mờ với một khả năng nhất định mà thôi.

Trọng tâm của lý thuyết tập mờ là việc đề xuất khái niệm tập mờ (fuzzy sets). Về mặt toán học, một tập mờ A là một hàm số (gọi là hàm thuộc (membership function)) xác định trên khoảng giá trị số mà đối số x có thể chấp nhận (gọi là tập vũ trụ (universe of discourse)) X cho bởi:

$$\mu A(x) : X \rightarrow [0.1; 1.0]$$

Trong đó, A là nhãn mờ của biến X, thường mang một ý nghĩa ngôn ngữ nào đó, mô tả định tính thuộc tính của đối tượng, chẳng hạn như cao, thấp, nóng, lạnh, sáng, tối.....

Một khái niệm cơ bản khác được đưa ra – biến ngôn ngữ (linguistic variables). Biến ngôn ngữ là biến nhận các giá trị ngôn ngữ (linguistic terms) chẳng hạn như “già”, “trẻ” và “trung niên”, trong đó, mỗi giá trị ngôn ngữ thực chất là một tập mờ xác định bởi một hàm thuộc và khoảng giá trị số tương ứng, chẳng hạn giá trị ngôn ngữ “trung niên” là một tập mờ có hàm thuộc dạng hình tam giác cân xác định khoảng độ tuổi. Logic mờ cho phép các tập này có thể xếp phủ lên nhau (chẳng hạn, một người ở độ tuổi 50 có thể trực thuộc cả tập mờ "trung niên" lẫn tập mờ "già", với mức độ trực thuộc với mỗi tập là khác nhau).

μ_A được gọi là hàm thuộc, hàm liên thuộc hay hàm thành viên (membership function)

Với x$\in$X thì μ_A(x) được gọi là mức độ thuộc của x vào A.

Như vậy ta có thể coi tập rõ là một trường hợp đặc biệt của tập mờ, trong đó hàm thuộc chỉ nhận 2 giá trị 0 và 1.

Ký hiệu tập mờ, ta có các dạng ký hiệu sau:

Liệt kê phần tử: giả sử U={a,b,c,d} ta co thể xác định một tập mờ

A = $\frac{0.1}{a} + \frac{0.3}{b} + \frac{0.2}{c} + \frac{0}{d}$

A = $\{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\}$

A = $\sum_{x \in U} \frac{\mu_A(x)}{x}$ trong trường hợp U là không gian rời rạc

A = $\int_U \mu_A(x)/x$ trong trường hợp U là không gian liên tục

Lưu ý: Các ký hiệu $\sum$ và $\int$ không phải là các phép tính tổng hay tích phân, mà chỉ là ký hiệu biểu thị tập hợp mờ.

Ví dụ: Tập mờ A là tập "số gần 2" xác định bởi hàm thuộc $\mu_A = e^{-(x-2)^2}$ ta có thể ký hiệu: A = $\{(x, -(x-2)^2) \mid x \in U\}$

hoặc A = $\int_{-\infty}^{+\infty} -(x-2)^2/x$1.1.2. Logic mờ

1.1.2. Định nghĩa logic mờ

Biến ngôn ngữ đã được Zadeh đưa ra năm 1973 như sau:

Một biến ngôn ngữ được xác định bởi bộ (x, T, U, M) trong đó:

- X là tên biến. Ví dụ "nhiệt độ", "tốc độ", "độ ẩm",…

- T là tập các từ là các giá trị ngôn ngữ tự nhiên mà x có thể nhận. Ví dụ x là "tốc độ" thì T có thể là {"chậm", "trung bình", "nhanh"}

- U là miền các giá trị vật lý mà x có thể nhận. Ví dụ x là "tốc độ" thì U có thể là {0km/h,1km/h, …150km/h}

- M là luật ngữ nghĩa, ứng mỗi từ trong T với một tập mờ A_t trong U

Như vậy, biến ngôn ngữ là biến nhận các giá trị ngôn ngữ (linguistic terms) mỗi giá trị ngôn ngữ thực chất là một tập mờ xác định bởi một hàm thuộc và khoảng giá trị số tương ứng và logic mờ cho phép các tập này có thể xếp phủ lên nhau

Logic mờ được phát triển từ lý thuyết tập mờ để thực hiện lập luận một cách xấp xỉ thay vì lập luận chính xác theo logic vị từ cổ điển. Logic mờ có thể được coi là mặt ứng dụng của lý thuyết tập mờ để xử lý các giá trị trong thế giới thực cho các bài toán phức tạp.

Trong logic rõ thì mệnh đề là một câu phát biểu đúng, sai. Trong logic mờ thì mỗi mệnh đề mờ là một câu phát biểu không nhất thiết là đúng hoặc sai. Mệnh đề mờ được gán cho một giá trị trong khoảng từ 0 đến 1 để chỉ mức độ đúng (độ thuộc) của nó.

1.1.3. Các phép toán trên tập mờ

a. Phép bù của tập mờ

Định nghĩa 1.1 **(Hàm phủ định):** Hàm n: [0,1] không tăng thỏa mãn các điều kiện n(0) = 1, n(1) = 0 được gọi là hàm phủ định (negation function).

Định nghĩa 1.2 (Phần bù của một tập mờ): Cho n là hàm phủ định, phần bù Ac của tập mờ A là một tập mờ với hàm thuộc được xác định bởi:

Ac(x) = n(A(x)), với mỗi $x \in \Omega$

b. Phép giao hai tập mờ

***Định nghĩa 1.3 (T - chuẩn)*:** Hàm T: [0,1]2 $\rightarrow$ [0,1] là phép bội (T - chuẩn) khi và chỉ khi thoả mãn các điều kiện sau:

- T(1, x) = x, với mọi $0 \le x \le 1$.

- T có tính giao hoán : T(x,y) = T(y,x), với mọi $0 \le x, y \le 1$.

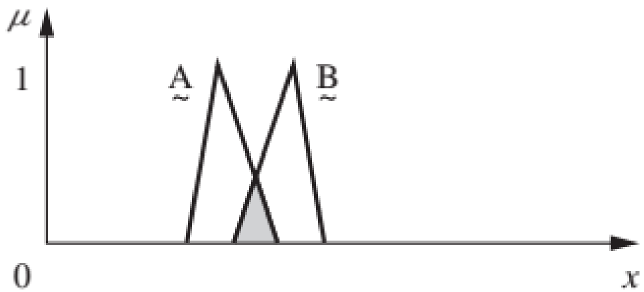
- T không giảm: T(x,y)=T(u,v), với mọi $x \le u$, $y \le v$.
- T có tính kết hợp: T(x,T(y,z)) = T(T(x,y),z), với mọi $0 \le x,y, z \le 1$.

Định nghĩa 1.4 (Phép giao hai tập mờ): Cho hai tập mờ A, B trên cùng không gian nền Ω với hàm thuộc A(x), B(x) tương ứng. Cho T là một T-Chuẩn. Phép giao của hai tập mờ A,B là một tập mờ (ký hiệu (A∩TB)) trên Ω với hàm thuộc cho bởi biểu thức:

(A∩TB)(x) = T(A(x), B(x)), với mỗi $x \in \Omega$

Với T(x,y)=min(x,y)ta có: (A∩TB)(x) = min(A(x),B(x))

Với T(x,y) = x,y ta có (A∩TB)(x) = A(x).B(x) (tích đại số)



Hình 1. 1: Giao của hai tập mờ

c. Phép hợp hai tập mờ

Định nghĩa 1.5 (T - đối chuẩn): Hàm S:$[0,1]^2$ được gọi là phép tuyển (T-đối chuẩn) nếu thoả mãn các điều kiện sau:

S(0,x) = x, với mọi $0 \le x \le 1$.

S có tính giao hoán : S(x,y)= S(y,x) với mọi $0 \le x , y \le 1$.

S không giảm: S(x,y)= S(u,v), với mọi $x \le u$, $y \le v$.

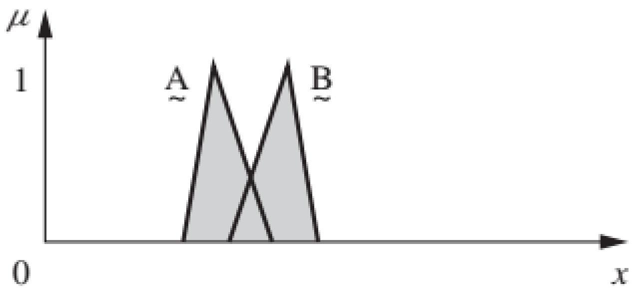
S có tính kết hợp: S(x,S(y,z)) = S(S(x,y),z) với mọi $0 \le x, y, z \le 1$.

Định nghĩa 1.6 (phép hợp hai tập mờ): Cho hai tập mờ A, B trên cùng không gian nền Ω với hàm thuộc A(x), B(x) tương ứng. Cho S là một T-đối chuẩn. Phép hợp của hai tập mờ A, B là một tập mờ (kí hiệu A∪SB)) trên Ω với hàm thuộc cho bởi biểu thức:

$(A \cup SB)(x) = S(A(x), B(x))$, với mỗi $x \in \Omega$

Với $S(x,y) = \max(x,y)$: $(A \cup SB)(x) = \max(A(x), B(x))$

Với $S(x,y) = x + y - x.y$: $(A \cup SB)(x) = A(x) + B(x) - A(x).B(x)$



Hình 1.2: Phép hợp của hai tập mờ

d. Luật De Morgan

Cho T là T - chuẩn, S là T - đối chuẩn và n là phép phủ định mạnh. Khi đó bộ ba(T, S,n) là bộ ba De Morgan nếu:

n(S(x,y)) = T(n,(x),n(y))

Với phép phủ định n(n-1) = 1- x, chúng ta có một số cặp T-chuẩn và T-đối chuẩn thoả mãn luật DeMorgan trong bảng 1.1

Bảng 1. 1: Các cặp T - chuẩn và T - đối chuẩn

STT	T(x,y)	S(x,y)
1	Min(x,y)	Max(x,y)
2	x.y	x+ y – x.y
3	Max(x + y -1, 0)	Min(x + y,1)
4	$\min_0(x,y) = \begin{cases} \min(x,y) \text{if(x+y)>1} \\ 0 \quad \text{Else} \end{cases}$	$Max_1(x,y) = \begin{cases} \max(x,y) \text{if(x+y)<1} \\ 0 \quad \text{Else} \end{cases}$

5	$z(x,y) = \begin{cases} \min(x,y) & \max(x,y)=1 \\ 0 & \text{Else} \end{cases}$	$Max_1(x,y) = \begin{cases} \max(x,y) & \min(x,y)=0 \\ 0 & \text{Else} \end{cases}$
6	$H\gamma(x,y) = \dfrac{x.y}{\gamma+(1-\gamma)(x+y-xy)}, y \geq 0$	$H\gamma(x,y) = \dfrac{x+y-(2-\gamma)x.y}{1-(1-\gamma)x.y}, y \geq 0$
7	$Y_P(x,y) = 1 - \min\{1, [(1-x)^P \ ]^{1/P} \ \}, p > 0$	$Y_P(x,y) = \min(1, \sqrt[P]{x^P + y^P} \ \}, p > 0$

e. Phép kéo theo

Cho (T, S, n) là một bộ ba De Morgan với n là phép phủ định, phép kéo theo $l_S(x,y)$ hay $x \rightarrow y$ được xác định trên khoảng $[0,1]^2$ được định nghĩa bằng biểu thức sau đây:

$$l_S(x,y) = S(T(x,y),n(x))$$

Bảng 1.2 dưới đây sẽ liệt kê một số phép kéo theo mờ hay được sử dụng nhất.

Bảng 1. 2: Một số phép kéo theo mờ thông dụng

STT	Tên	Biểu thức xác định
1	Early Zadeh	$x \rightarrow y = \max(1-x, \min(x,y))$
2	Lukasiewicz	$x \rightarrow y = \min(1, 1-x+y)$
3	Mandani	$x \rightarrow y = \min(x,y)$
4	Larsen	$x \rightarrow y = x.y$
5	Standard Strict	$x \rightarrow y = \begin{cases} 1 & if\ x \leq y \\ 0 & other \end{cases}$

6	Godel	x→y = $\begin{cases} 1 \text{ } if \text{ } x \le y \\ 0 \text{ } other \end{cases}$
7	Gaines	x→y = $\begin{cases} 1 \text{ } if \text{ } x \le y \\ 0 \text{ } other \end{cases}$
8	Kleene – Dienes	x→y = max(1 –x,y)
9	Kleene – Dienes –Lukasiwicz	x→y = 1- x + y
10	Yager	x→y = yx

1.2. Chuỗi thời gian mờ

Theo Lý thuyết tập mờ đã trình bày ở trên, giả sử U là không gian nền xác định một tập hợp các đối tượng cần nghiên cứu. Nếu A là một tập con rõ của U thì ta có thể xác định chính xác một hàm đặc trưng:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 \text{ nếu x nằm ngoài A} \\ 1 \text{ nếu x nằm trong A} \end{cases}$$

Nhưng với một tập mờ B trong không gian nền U thì phần tử x không xác định chính xác được. Khi đó ta có định nghĩa:

Tập A là mờ trên không gian nền U nếu A được xác định bởi hàm:

$$\mu A : U \rightarrow [0.1]$$

µA được gọi là hàm thuộc (Membership function). Còn với bất kì một phần tử u nào của A thì hàm µA (u) được gọi là độ thuộc của u vào tập mờ A.

Giả sử Y(t) là chuỗi thời gian (t = 0, 1, 2,...)

U $=\{u_1, u_2 ..., u_n\}$là tập nền. Tập mờ A trên không gian nền U được viết như sau: A = {(µA (u1) / u1, µA (u2) / u2,...,µA (un) / un), : ui ∈ U ; i=1,2,...,n}

µA (ui) là độ thuộc của ui vào tập A.

Một số định nghĩa liên quan đến chuỗi thời gian mờ.

Định nghĩa 1.7: Y(t) (t=...0,1,2,...) là một tập con của R 1 . Y(t) là tập nền trên đó xác định các tập mờ fi(t). F(t) là tập chứa các tập fi(t) (i = 1, 2,...). Khi đó ta gọi F(t) là chuỗi thời gian mờ xác định trên tập nền Y(t).

Định nghĩa 1.8: Tại các thời điểm t và t-1 có tồn tại một mối quan hệ mờ giữa F(t) và F(t-1) sao cho F(t) = F(t-1) * R(t-1, t) trong đó * là kí hiệu của một toán tử xác định trên tập mờ. R(t-1, t) là mối quan hệ mờ. Ta cũng có thể kí hiệu mối quan hệ mờ giữa F(t) và F(t-1) bằng kí hiệu F(t- 1) → F(t).

Nếu đặt F(t-1) = Ai và F(t) = Aj thì ta kí hiệu mối quan hệ logic mờ giữa chúng như sau: Ai → Aj.

Định nghĩa 1.9: Nhóm các mối quan hệ mờ. Các mối quan hệ logic có thể gộp lại thành một nhóm nếu trong kí hiệu trên, cùng một vế trái sẽ có nhiều mối quan hệ tại vế phải. Thí dụ nếu ta có các mối quan hệ:

Ai → Ak

Ai → Am

thì ta có thể gộp chúng thành nhóm các mối quan hệ logic mờ sau:

Ai → Ak ,Am.

Định nghĩa 1.10: Giả sử F(t) suy ra từ F(t-1) và F(t) = F(t-1) * R(t-1, t) cho mọi t. Nếu R(t-1, t) không phụ thuộc vào t thì F(t) được gọi là chuỗi thời gian mờ dừng, còn ngược lại ta có chuỗi thời gian mờ không dừng.

Quá trình dự báo cho chuỗi thời gian mờ cũng dựa trên các bước của phương pháp lập luận xấp xỉ mờ. Như tác giả N. C. Hồ [8] đã tổng kết 4 bước lập luận xấp xỉ mờ như sau:

- Giải nghĩa các mệnh đề mờ điều kiện
- Kết nhập các quan hệ mờ

- Tính kết quả từ phép hợp thành
- Khử mờ.

Từ những bước lập luận chung như trên, đối với chuỗi thời gian mờ, một số tác giả như Song và Chissom [2,3], Chen [5,6] đã đưa ra một số bước trong phương pháp luận xử lí mờ cho chuỗi thời gian. Dưới đây chúng tôi mô tả thuật toán của Chen [6] theo các bước thực hiện trong mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ. Thuật toán này bao gồm một số bước sau:

1. Xác định tập U bao gồm khoảng giá trị của chuỗi thời gian. Khoảng này xác định từ giá trị nhỏ nhất đến giá trị lớn nhất có thể của chuỗi thời gian.
2. Chia khoảng giá trị
3. Xác định các tập mờ trên tập U
4. Mờ hoá các dữ liệu chuỗi thời gian
5. Thiết lập các mối quan hệ mờ và nhóm các quan hệ mờ
6. Dự báo theo nhóm quan hệ mờ
7. Giải mờ các kết quả dự báo

Các thuật toán để dự báo theo chuỗi thời gian mờ chủ yếu đều dựa vào các bước cơ bản trên. Những thay đổi của các tác giả khác nhau chủ yếu tại các bước tính toán mối quan hệ mờ R(t- 1,t) và đưa ra các luật để dự báo..

Định nghĩa 1.11: Giả sử $F(t)$ suy đồng thời từ $F(t-1), F(t-2), \ldots, F(t-m)$ $m>0$ và là chuỗi thời gian mờ dừng. Khi đó ta có phương trình quan hệ mờ sau:

$F(t) = F(t-1) * R^{w}(t-1, t)$

Gọi đó là mô hình dự báo bậc m của chuỗi thời gian mờ.

Trong đó $w>1$ là thông số thời gian mà theo đó dự báo $F(t)$ bị ảnh hưởng.Như vậy, để dự báo giá trị $F(t)$, ta cần tính được mối quan hệ mờ $R^{w}(t-1, t)$.

Quá trình dự báo chuỗi thời gian mờ cũng dựa trên các bước của phương pháp lập luận xấp xỉ mờ như sau:

1. Giải nghĩa các mệnh đề mờ điều kiện
2. Kết nhập các quan hệ mờ

3. Tính kết quả từ phép hợp thành

4. Khử mờ

1.3. Đại số gia tử và một số tính chất

1.3.1. Đại số gia tử của biến ngôn ngữ

Theo tài liệu [12], 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 "$\leq$" là quan hệ cảm sinh ngữ nghĩa trên X.

Ví dụ 1.1: 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 $u = h_n...h_1x$, với $h_n, ..., h_1 \in H$.

Như chúng ta đã biết trong [12], 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 $\leq$ 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 1.1.

Bảng 1. 3: Ví dụ về tính âm dương giữa các gia tử

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

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 $hx \leq kx$ thì $h'hx \leq k'kx$, hay h' và k' bảo tồn quan hệ ngữ nghĩa của hx và kx một cách tương ứng. Chẳng hạn như theo trực giác ta có $Ltrue \leq Ptrue$, 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. Trong [12] 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, trong [12] các tác giả đã đưa ra khái niệm ĐSGT đầy đủ tuyến tính. Luận văn sẽ nhắc lại một số khái niệm và tính chất đã được công bố liên quan đến ĐSGT đầy đủ tuyến tính.

Định nghĩa 1.12: ĐSGT $\underline{\boldsymbol{AX}}\boldsymbol{*} = (\underline{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{*}, G, H, \rho, \phi, \leq)$ 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 $\underline{\boldsymbol{X}}^*$.

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

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

Giả sử ĐSGT $\underline{\boldsymbol{AX}}^* = (\underline{\boldsymbol{X}}^*, G, H, \rho, \phi, \leq)$ 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 kh¸i niệm thứ cấp được sinh ra nhờ việc biến chướng 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 1.13:*** 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: $\forall x \in \underline{\boldsymbol{X}}^*$, $f(\phi x) = \mathit{infimum}\ f(H(x))$ và

- $f(\rho x) = \mathit{supremum}\ f(H(x))$.

- 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 1.14:*** Một hàm $fm : \underline{\boldsymbol{X}}^* \to [0, 1]$ 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 $\underline{\boldsymbol{X}}^*$, nghĩa là $fm(c^-) + fm(c^+) = 1$ và, $\forall u \in \underline{\boldsymbol{X}}^*$, $\sum_{h \in H} fm(hu) = fm(u)$;

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

- F3) $\forall x, y \in \underline{\boldsymbol{X}}^*$, $\forall h \in H$, ta có $\frac{fm(hx)}{fm(x)} = \frac{fm(hy)}{fm(y)}$, 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 $\underline{\boldsymbol{AX}}^* = (\underline{\boldsymbol{X}}^*, G, H, \leq)$ 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 $\underline{\boldsymbol{X}}^*$**.**

- 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* $\forall x \in \boldsymbol{X}$.

(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 1.15: (*Sign function*) Hàm dấu *Sign*: $\boldsymbol{X} \rightarrow \{-1, 0, 1\}$ là ánh xạ được xác định đệ quy sau đây, trong đó *h*, *h'* $\in$ ***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 1.16: **(***Hệ khoảng mờ liên kết với fm*) Cho ***AX**** là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do và *fm* là một độ đo tính mờ của ***AX****. Ánh xạ J: ***X*** $\rightarrow$ 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^-) ≤ J(c^+).

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

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. 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 $\mathfrak{I}_{fm}(x, k) = \{J(y): y = h_k h_{k-1} \ldots h_1 x \ \& \ \forall h_k, h_{k-1} \ldots, h_1 \in H\}$ 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 $x \leq y$ kéo theo $J(x) \leq J(y)$.

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 $Sign(h_p x) = +1$ và theo tỷ lệ $\beta : \alpha$, nếu $Sign(h_p x) = -1$, và chúng ta có định nghĩa sau:

Định nghĩa 1.17: 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) $\upsilon(h_j x) = \upsilon(x) + Sign(h_j x)\{\sum_{j=1}^{j} fm(h_i x) - \omega(h_j x) fm(h_j x)\}$, với $1 \leq j \leq p$, và

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

Hai công thức này có thể viết thành một công thức chung, với $j = [-q\wedge p] = \{j: -q \le j \le p \ \&\ j \neq 0\}$ là:

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

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

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

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

$\upsilon(\phi h_jx) = \upsilon(x) +$

$$Sign(h_jx)\left\{\sum_{i=Sign(j)}^{j-Sign(j)} \mu(h_i)\, fm(x)\right\} - \frac{1}{2}\big(1 - Sign(h_jx)\big)\,\mu(h_j)\, fm(x)$$

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

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

Mệnh đề 1.3: 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: Cho ***AX**** là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do. Xét ánh xạ được xây dựng như trong Định nghĩa 1.4. Khi đó tập ảnh $\upsilon[H(x)]$ là tập trù mật trong đoạn $J(x) = [\upsilon(\phi x), \upsilon(\rho x)]$, $\forall x \in$ ***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 $fm(x) = d(\upsilon(H(x)))$.

Định lý 1.2: Cho ***AX**** là ĐSGT tuyến tính, đầy đủ và tự do. Khi đó υ được xác định trong Định nghĩa 1.8 là ánh xạ định lượng ngữ nghĩa và thỏa mãn tính chất: $\frac{d(\upsilon(H(hx)))}{d(\upsilon(H(x)))} = \frac{d(\upsilon(H(hy)))}{d(\upsilon(H(y)))}$, với $\forall x, y \in$ ***X****, và $\forall h \in H$.

1.4. Bài toán tối ưu và giải thuật di truyền

1.4.1. Bài toán tối ưu

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

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

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

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

công thức sau luôn đúng

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

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

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

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

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

$$x \in X \subseteq R_n$$

- Hàm f(x) được gọi là hàm mục tiêu.
- Hàm $g_i(x)$ gọi là các hàm ràng buộc.
- Miền ràng buộc

$$D = \{ x \in X \mid gi(x) (\geq, =, \leq) bi, i=1,m \}$$

1.4.2. Giải thuật di truyền

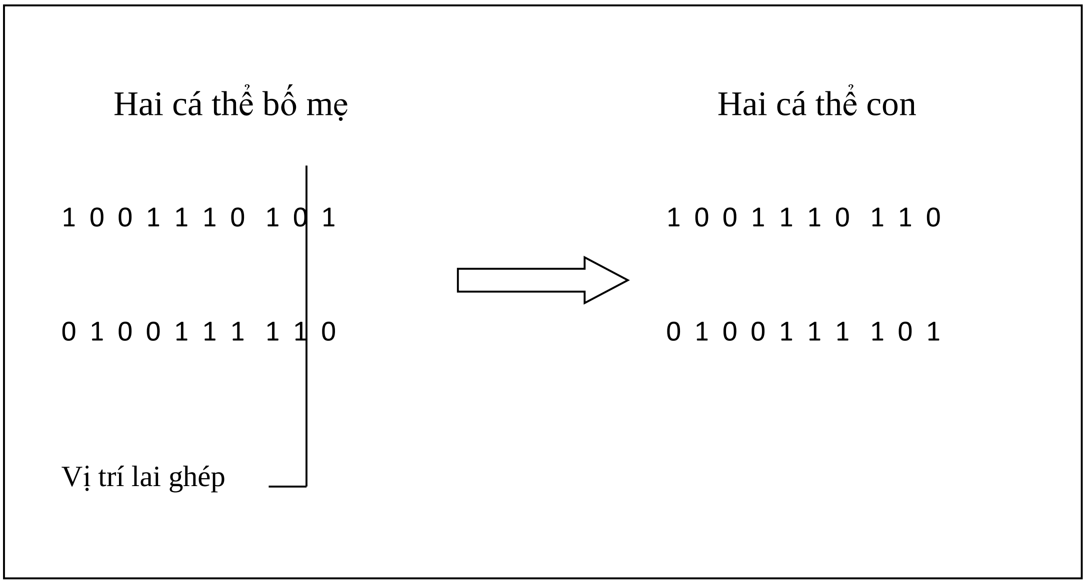
Giới thiệu chung: Giải thuật GA lần đầu được tác giả Holland giới thiệu vào năm 1962. Nền tảng toán học của giải thuật GA được tác giả công bố trong cuốn sách "Sự thích nghi trong các hệ thống tự nhiên và nhân tạo" xuất bản năm 1975. Giải thuật GA mô phỏng quá trình tồn tại của các cá thể có độ phù hợp tốt nhất thông qua quá trình chọn lọc tự nhiên, sao cho khi giải thuật được thực thi, quần thể các lời giải tiến hoá tiến dần tới lời giải mong muốn. Giải thuật GA duy trì một quần thể các lời giải có thể của bài toán tối ưu hoá. Thông thường, các lời giải này được mã hoá dưới dạng một chuỗi các 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, giải thuật 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 giải thuật GA để giải một bài toán, cụ thể là:

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

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

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



Hình 1.3. 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 1.9

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

Tiếp theo, Holland xây dựng toán tử đột biến cho giải thuật GA. Toán tử này được gọi là toán tử đột biến chuẩn. Toán tử đột biến duyệt từng 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 giải thuật GA*/*

}

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

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.

1.5. Kết luận chương 1

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

- Tìm hiểu lý thuyết tập mờ, mô hình mờ và quan hệ tập mờ.
- Lý thuyết đại số gia tử, định nghĩa và tính chất của đại số gia tử.
- Bài toán tối ưu và giải thuật di truyền .

CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH DỰ BÁO CHUỖI THỜI GIAN MỜ DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ (ĐSGT)

2.1. Một số mô hình chuỗi thời gian mờ

Song & Chissom đã đưa ra mô hình chuỗi thời gian mờ đầu tiên vào năm 1993 và Chen đã đề xuất mô hình cải biên năm 1996. Đây là hai mô hình chuỗi thời gian mờ cơ bản, nhất là mô hình của Chen đã được sử dụng liên tục để phát triển các mô hình khác nhau.

2.1.1. Thuật toán của Song và Chissom

Đặc trưng của thuật toán của Song & Chissom sử dụng các phép tính hợp max- min phức tạp trong xử lý mối quan hệ mờ.

Bước 1: Xác định tập nền U trên đó các tập mờ được xác định

Bước 2: Chia các tập nền U thành một số các đoạn bằng nhau

Bước 3: Xác định các biến ngôn ngữ để diễn tả các tập mờ trên khoảng cách đã chia của tập nền

Các tập mờ A_i i=1,2,...,m được định nghĩa thông qua các hàm thuộc để đơn giản có dạng hình nón nhận 3 giá trị 0, 0.5 và 1 và được viết như sau:

$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 +....+ 0/u_m$

$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 +...+ 0/u_m$

$A_3 = 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 +...+ 0/u_m$

....

$A_i= 0/u_1 + 0/u_2 +... + 0.5/u_{i-1} + 1/u_i + 0.5/u_m$

$A_m= 0/u_1 + 0/u_2 + ...+ 0/u_{i-1} + 0.5/u_{m-1}+ 1/u_m$

Bước 4: Mờ hoá các giá trị lịch sử của chuỗi thời gian

Chia các mối quan hệ logic mờ lấy thành các nhóm dựa trên trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ.

Bước 5: Tính toán các kết quả dự báo : Chọn tham số w >1 thích hợp và tính R^w (t,t-1) và dự báo theo công thức sau: $F(t) = F(t - 1)*R^w(t, t - 1)$

Trong đó *F(t)* là giá trị dự báo mờ tại thời điểm t còn *F(t-1)* là giá trị dự báo mờ tại thời điểm t -1. Mối quan hệ mờ được tính như sau:

$R^w(t, t - 1) = F^T(t-2) \times F(t - 1) \cup F^T(t - 3) \times F(t - 2) \cup \ldots \cup F^T(t-w) \times F(t-w+1)$ Trong đó T là toán tử chuyển vị, dấu “x” là toán tử tích Cartesian còn *w* được gọi là “tham số cơ sở” mô tả số lượng thời gian trước thời điểm t. Phép hợp $\cup$ được tính bằng phép tính max.

Bước 6: Giải mờ giá trị dự báo mờ: Các phương pháp giải mờ có thể thực hiện bằng phương pháp trọng tâm như đã đề cập tại phần trước.

2.1.2. Thuật toán của Chen

Trong mô hình chuỗi thời gian mờ của Song và Chissom, tại bước 5 có tính mối quan hệ mờ R(t,t-1). Các phép tính tại đây cần thực hiện là các phép max-min trong các toán tử phức hợp và hợp của các mối quan hệ mờ. Đây là một công việc phức tạp và dễ gây nhầm lẫn. Chen đã đề xuất thay vì tính mối quan hệ mờ bằng nhóm các quan hệ mờ, do đó đã không cần sử dụng các phép tính min-max mà chỉ cần sử dụng các phép tính số học đơn giản. Mô hình của Chen đã là một cải tiến rất lớn để có thể áp dụng mô hình chuỗi thời gian mờ trong thực tế. Thuật toán của Chen bao gồm một số bước sau:

Bước 1: Xác định tập nền U bao gồm khoảng giá trị của chuỗi thời gian. Khoảng này xác định từ giá trị nhỏ nhất f_{min} đến giá trị lớn nhất f_{max} của chuỗi thời gian: $U=[f_{min}-f_1, f_{max}+f_2]$ trong đó f_1, f_2 là những giá trị dương nào đó.

Bước 2: Chia đoạn U thành m khoảng con bằng nhau u_1, u_2, u_3 và xác định các tập mờ trên tập nền U. Ta gán các u_i, =1,2,…m cho các giá trị ngữ nghĩa và biểu diễn thông qua các tập mờ A_i.

Thông thường các tập mờ A_i i=1,2,...,m được định nghĩa thông qua các hàm thuộc để đơn giản có dạng hình nón nhận 3 giá trị 0, 0.5 và 1 và được viết như sau:

$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + ... + 0/u_m$

$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + ... + 0/u_m$

$A_3 = 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 + ... + 0/u_m$

....

$A_i = 0/u_1 + 0/u_2 + ... + 0.5/u_{i-1} + 1/u_i + 0.5/u_m$

$A_m = 0/u_1 + 0/u_2 + ... + 0/u_{i-1} + 0.5/u_{m-1} + 1/u_m$

Bước 3: Mờ hoá các dữ liệu chuỗi thời gian:

Nếu dữ liệu rơi vào khoảng u_j thì mờ hóa giá trị là A_j

Bước 4: Thiết lập các mối quan hệ mờ và nhóm các quan hệ mờ

Các mối quan hệ logic mờ có thể gộp lại thành một nhóm nếu trong các mối quan hệ mờ dạng $A_i \rightarrow A_k$ trên ta chỉ xét các mối quan hệ có cùng vế trái và gộp các vế phải lại với nhau.

Ví dụ: ta có các mối quan hệ: $A_i \rightarrow A_k$

$A_i \rightarrow A_m$

Thì có thể gộp chúng thành nhóm các mối quan hệ logic mờ sau: $A_i \rightarrow A_k, A_m$

Bước 5: Sử dụng các quy tắc xác định các giá trị dự báo trên nhóm các quan hệ mờ.

Quy tắc 1: Nếu $A_i \rightarrow A_j$ và giá trị hàm thuộc đạt giá trị max tại đoạn u_j và điểm giữa của u_j là m_j thì dự báo của chuỗi thời gian tại thời điểm j là m_j.

Quy tắc 2: Nếu ta có các mối quan hệ logic mờ hình thành nhóm quan hệ logic mờ sau: $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \ldots A_{jn}$ thì giá trị dự báo A_i là nhóm n phụ thuộc thời gian A_{j1}, $A_{j2}, \ldots A_{jn}$

Quy tắc 3: Nếu $A_j \rightarrow \neq$ thì giá trị dự báo là A_j

Bước 6: Giải mờ các kết quả dự báo.

Quy tắc 1: Nếu $A_j \rightarrow A_j$ thì giải mờ là m_j (m_j là trung điểm của khoảng u_j).

Quy tắc 2: Nếu $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \ldots A_{jn}$ thì giá trị dự báo sẽ là:

$$\frac{m_{i1} + m_{i2} + ... + m_{ij}}{n}$$

với m_{ij} là trung điểm

Quy tắc 3: Nếu $A_{j \rightarrow \neq}$ giải mờ giá trị này sẽ là trung điểm m_j của đoạn

2.2. Mô hình tính toán và thuật toán dự báo mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu.

2.2.1. Mô hình dự báo mờ sử dụng đại số gia tử

Các nghiên cứu trên thế giới chủ yếu tập trung giải quyết vấn đề nâng cao độ chính xác dự báo. Có thể thấy một số vấn đề sau đây ảnh hưởng đến độ chính xác dự báo chuỗi thời gian mờ:

a. Mờ hóa các dữ liệu: Đây là vấn đề đòi hỏi phải có trực giác tốt để mô tả định tính chuỗi thời gian một cách hợp lý với các tham số đặc thù, qua đó cung cấp thông tin có giá trị cho quá trình dự báo sau này. Đặc tính quan trọng của phép mờ hóa là số lượng khoảng chia, độ dài khoảng chia và bậc của chuỗi thời gian mờ. Nếu số lượng khoảng chia quá ít, dự báo có thể có độ sai lệch lớn do chưa đủ thông tin. Nếu số lượng khoảng chia quá lớn, dự báo có thể mất hết ý nghĩa về tính mờ của giá trị ngôn ngữ khi không còn nhóm quan hệ mờ vì như vậy có thể tạo ra nhiều khoảng không chứa dữ liệu hoặc chỉ chứa 1 dữ liệu. Do đó vấn đề tìm ra khoảng chia tối ưu là một bài toán không dễ. Ngoài ra việc tăng bậc chuỗi thời gian mờ cũng tạo ra khả năng tăng thêm độ chính xác của mô hình dự báo. Từ đó xây dựng được nhóm quan hệ mờ hợp lý có lợi cho dự báo

b. Giải mờ: Đây là quá trình dự báo trên cơ sở phép mờ hóa trên và cần hướng đến dự báo tối ưu.

Có thể thấy các nghiên cứu về dự báo chuỗi thời gian mờ tập trung xử lý 2 vấn đề trên sao cho nâng cao được độ chính xác dự báo.

Trong các nghiên cứu về mờ hóa dữ liệu rõ ràng rằng: số lượng khoảng, độ dài khoảng và bậc của mô hình chuỗi thời gian mờ có ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình dự báo. Phép mờ hóa cũng liên quan đến cách tạo ra các tham số hỗ trợ cho vấn đề dự báo. Vấn đề nghiên cứu sâu hơn liên quan đến vấn đề tối ưu là xây dựng số lượng khoảng, độ dài khoảng và bậc của mô hình chuỗi thời gian mờ như thế nào để có dự báo tốt nhất cho các dữ liệu trong nhóm quan hệ mờ.

Vấn đề có ảnh hưởng đến độ chính xác của dự báo là cách giải mờ tìm ra giá trị dự báo cho các dữ liệu từ nhóm quan hệ mờ trên cơ sở mờ hóa chuỗi thời gian ở trên.Tuy nhiên cách giải mờ phổ biến dựa trên 3 luật cơ bản [2] Đặc biệt trong [6,10] tìm ra một số tham số định hướng cho quá trình giải mờ và đã thu được một số kết quả khá tốt. Có thể thấy rằng: tiếp cận mờ cho bài toán dự báo chuỗi thời gian theo mô hình ngày càng được cải tiến và đã cho thấy khả năng dự báo với độ chính xác tốt nhất có thể.

Tiếp cận ĐSGT [12] là tiếp cận khác biệt so với tiếp cận mờ và đã có một số ứng dụng thể hiện rõ hiệu quả ứng dụng trong một số lĩnh vực công nghệ của tiếp cận này so với tiếp cận mờ truyền thống. Những kết quả ứng dụng mang tính ưu việt hơn trong một số lĩnh vực công nghệ khác nhau của tiếp cận ĐSGT so với tiếp cận mờ là minh chứng quan trọng cho tính đúng đắn của tiếp cận có xuất phát điểm khoa học dựa trên hệ tiên đề chặt chẽ làm cơ sở cho việc xây dựng ĐSGT- một cấu trúc toán học được nhúng vào tập các giá trị ngôn ngữ để biểu diễn các khái niệm mờ một cách tổng quát dựa trên ngữ nghĩa. Có thể thấy rằng: tính chất tự nhiên của ngữ nghĩa các giá trị ngôn ngữ của miền giá trị biến ngôn ngữ là ngữ nghĩa vốn có tính so sánh được, nghĩa là giữa các giá trị ngôn ngữ có tồn tại khách quan một quan hệ thứ tự phản ánh trực tiếp thứ tự vốn có trên tập nền của biến ngôn ngữ. Trong khi ngữ nghĩa ngôn ngữ dựa trên tập mờ bỏ qua quan hệ thứ tự này. Như vậy, ĐSGT mô hình hóa ngữ nghĩa các giá trị ngôn ngữ đúng bản chất hơn, hay nói khác đi, nó cố gắng phát hiện các tính chất tự nhiên của các giá trị ngôn ngữ vốn tồn tại trong cấu trúc thứ tự đó.

Để thuận tiện cho việc biểu diễn ngữ nghĩa của các giá trị ngôn ngữ, giả sử rằng miền tham chiếu thông thường của các biến ngôn ngữ X là đoạn [a, b] còn miền tham chiếu ngữ nghĩa X_s là đoạn $[a_s,b_s]$ ($0 \leq. a_s < b_s \leq 1$). Việc chuyển đổi tuyến tính từ [a, b] sang $[a_s,b_s]$ được gọi là phép ngữ nghĩa hóa tuyến tính (linear semantization) còn việc chuyển ngược lại từ đoạn $[a_s,b_s]$ sang [a, b] được gọi là phép giải nghĩa tuyến tính (linear desemantization). Trong nhiều ứng dụng của ĐSGT, đã sử dụng miền ngữ nghĩa là đoạn $[a_s=0, b_s=1]$, khi đó phép ngữ nghĩa hóa tuyến tính được gọi là phép chuẩn hóa (linear Semantization = Normalization) và phép giải nghĩa tuyến tính được gọi là phép giải chuẩn (Linear Desemantization = Denormalization). Như vậy có thể biểu diễn phép ngữ nghĩa hóa tuyến tính và phép giải nghĩa tuyến tính đơn giản như sau:

$$\text{Linear Semantization }(x) = x_s = a_s + (b_s - a_s)(x - a)/(b - a) \qquad (2.1a)$$

$$\text{Linear Desemantization }(x_s) = x = a + (b - a)(x_s - a_s)/(b_s - a_s) \qquad (2.2a)$$

$$\text{Normalization }(x) = x_s = (x - a)/(b - a) \qquad (2.1b)$$

$$\text{Denormalization }(x_s) = x = a + (b - a)x_s \qquad (2.2b)$$

Trong đó a, b là các số thực.

2.2.2. Thuật toán dự báo mờ dựa trên đại số gia tử với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu

Chuỗi thời gian mờ do Song & Chissom đưa ra trên tạp chí “Fuzzy Sets and Systems” năm 1993 đã được nghiên cứu rộng rãi trên thế giới cho mục đích dự báo. Tuy nhiên, độ chính xác của dự báo trên quan điểm xem xét chuỗi thời gian theo tiếp cận mờ của Song & Chissom còn chưa cao do phụ thuộc vào nhiều yếu tố. S.M Chen (1996) đã đề xuất mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ rất hiệu quả, chỉ sử dụng các tính toán số học đơn giản. Sau đó mô hình này được nghiên cứu cải tiến trong nhiều ứng dụng dự báo và đã có được nhiều kết quả chính xác hơn.

ĐSGT là một tiếp cận mới được các tác giả N.C.Ho và W. Wechler xây dựng vào những năm 1990, 1992 hoàn toàn khác biệt so với tiếp cận mờ. Ở đây, ĐSGT được sử dụng để mô phỏng biến ngôn ngữ và có được cấu trúc ngữ nghĩa. Phép mờ hóa và phép giải mờ được thay thế bằng phép ngữ nghĩa hóa và phép giải nghĩa tương ứng đơn giản hơn. ĐSGT dựa trên hệ mờ là một hướng đi mới, được ứng dụng lần đầu tiên trong điều khiển mờ năm 2008.

Có thể thấy rằng: Các phương pháp dự báo chuỗi thời gian mờ hiện nay đều có khả năng xây dựng phép mờ hóa tối ưu để tận dụng tốt nhất nguồn thông tin từ nhóm quan hệ mờ cho bài toán dự báo. Nhưng các phương pháp này chưa chú ý đến phép giải mờ tối ưu. Dựa trên tính ưu việt về thứ tự ngữ nghĩa, ĐSGT có khả năng đảm bảo tính toán tối ưu bộ tham số trong sự kết hợp với các phép ngữ nghĩa hóa và phép giải nghĩa hợp lý để giải bài toán dự báo chuỗi thời gian mờ trên.

Khả năng thay thế tiếp cận mờ bằng tiếp cận ĐSGT là phép mờ hóa được thể hiện qua phép ngữ nghĩa hóa và phép giải mờ được thể hiện bằng phép giải nghĩa tương ứng với bộ tham số hợp lý và có thể tối ưu. Như vậy, có thể xây dựng được mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ tương tự như mô hình Chen nhưng không sử dụng tập mờ mà dựa trên tiếp cận ĐSGT với mô hình tính toán được trình bầy tại Mục 2.1, 2.2 trong luận văn và kết hợp với bài toán tối ưu tham số ngữ nghĩa định lượng thông qua các bộ tham số (α, θ). Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ sử dụng ĐSGT được xây dựng tương tự mô hình Chen [5, 6] nhưng mô hình tính toán hoàn toàn khác biệt so với mô hình Chen. Thuật toán dự báo mờ sử dụng ĐSGT với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu như sau:

Bước 1: Xác định tập nền và chia miền xác định tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Bước 2: Xây dựng các nhãn ngữ nghĩa (giá trị ngôn ngữ theo tiếp cận ĐGST) trên tập nền.

Bước 3: Ngữ nghĩa hóa chuỗi dữ liệu trên cơ sở tham số α và θ sử dụng 1 gia tử dương và 1 gia tử âm.

Bước 4: Xác định các quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa .

Bước 5: Tạo lập nhóm quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa.

Bước 6: Giải nghĩa đầu ra dự báo với các tham số α và θ tối ưu theo nghĩa MSE đạt giá trị nhỏ nhất.

Lưu ý rằng: các bước trên đây tương tự với các bước dự báo trong mô hình Chen nhưng trong tiếp cận ĐSGT không sử dụng tập mờ mà dùng ngữ nghĩa định lượng phụ thuộc bộ tham số (α, θ) để mô tả định lượng nhãn ngôn ngữ. Ở đây, phép mờ hóa được thay bằng phép ngữ nghĩa hóa, quan hệ mờ được thay bằng quan hệ ngữ nghĩa và nhóm quan hệ mờ được thay bằng nhóm quan hệ ngữ nghĩa, phép giải mờ được thay bằng phép giải nghĩa. Bài toán tối ưu bộ tham số theo MSE của ĐSGT được giải quyết bằng giải thuật di truyền.

Giải pháp sử dụng giải thuật di truyền xác định mô hình ngữ nghĩa định lượng:

Sử dụng giải thuật di truyền tối ưu bộ tham số (α, θ) qua hàm MSE của ĐSGT, trên cơ sở bộ tham số (α, θ) tối ưu và áp dụng công thức theo định nghĩa 1.17 ta xác định được mô hình ngữ nghĩa định lượng của ĐSGT.

Bài toán tối ưu bộ tham số (α, θ) của ĐSGT như sau:

Giả sử rằng ĐSGT của biến X_j là $AX_j = (\boldsymbol{X}_j, \boldsymbol{G}_j, \boldsymbol{H}_j, \leq_j)$ và AX_j có k_j gia tử, tức là $|\boldsymbol{H}_j| = k_j$, $j = 1, 2,\ldots m$, ĐSGT của biến Y là $AY = (\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{H}, \leq)$ với số gia tử trong tập $\boldsymbol{H}$ bằng k: $|\boldsymbol{H}| = k$.

Hệ các tham số bao gồm:

- $(m + 1)$ tham số của độ đo tính mờ của các phần tử sinh trong các ĐSGT: $\theta_j = fm(c_j^-)$, với $j = 1, 2, \ldots m$, và $\theta = fm(c^-)$.

- k_j tham số độ đo tính mờ của các gia tử trong $\boldsymbol{H}_j$: $\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \ldots, \alpha_{jk_j}$, thứ tự của chúng trong dãy là $(h_{j,-q}, \ldots, h_{j,-1}, h_{j1},\ldots, h_{jp})$ cho AX_j, trong đó $h_{j,-1} < h_{j,-2} < \ldots < h_{j,-q}$ và $h_{j1} < \ldots < h_{jp}$.

- k tham số độ đo tính mờ của các gia tử trong $\boldsymbol{H}$: $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k$, thứ tự các gia tử được sắp theo dãy $(h_{-q}, \ldots, h_{-1}, h_1,\ldots, h_p)$ cho đại số AY, trong đó $h_{-1} < \ldots < h_{-q}$ và $h_1 < \ldots < h_p$.

Bài toán tối ưu các tham số của ĐSGT: Giả sử rằng tồn tại một tiêu chuẩn được xác định bởi hàm $g(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots, \upsilon_{Xm}(A_{0,m}), \upsilon_{Y}(B_0))$ để đánh giá việc thực hiện theo mô hình tính toán dựa trên ĐSGT với các tham số tối ưu. Chẳng hạn, $g(\upsilon_{X1}(A_{0,1}), \ldots, \upsilon_{Xm}(A_{0,m}), \upsilon_{Y}(B_0))$ được xác định từ các dữ liệu thực nghiệm của ứng dụng được xét. Khi đó, bài toán tối ưu có thể được phát biểu như sau:

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

Thỏa các điều kiện sau:

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

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

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

Sử dụng giải thuật di truyền (GA) để giải bài toán tối ưu các tham số (α, θ) của ĐSGT, viết tắt là OPHA(PAR, *f*), với *f* là hàm thích nghi.

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

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

các thành phần của vectơ phải thỏa mãn điều kiện ràng buộc (2.3). Vectơ (2.4) được xem như một cá thể có (m + 2) nhiễm sắc thể:

- Nhiễm sắc thể $(\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \ldots, \alpha_{jk_j}, \theta_j)$ gồm (k_j + 1) gien tương ứng cho ĐSGT AX_j, $j = 1,\ldots, m$;
- Nhiễm sắc thể $(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k, \theta)$ gồm (k + 1) gien của ĐSGT AY,

Các tham số này sẽ thuộc *không gian khả thi* (feasible space) đặc trưng bởi ràng buộc (2.3). 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 gien tại vị trí i, ký hiệu $I_i(CS_p)$ hoặc I_i, nếu không nhầm lẫn.

1) Toán tử lai ghép

Chúng ta 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 gien 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 gien bên phải vị trí *i* của nhiễm sắc thể được thay thế bởi các gien 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 gien 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 gien 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 gien $g_j(u, t)$, $j \neq i, j = 1, \ldots, k$.

(ii) *Toán tử đột biến không đều*:

Tại vị trí được chọn ngẫu nhiên i, gien g_i của nhiễm sắc thể $CS = CS(u, t)$ sẽ được đột biến và thu được gien 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* ***P****arameters of* ***H****edge* ***A****lgebras*

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

Inputs: f hàm thích nghi được xác định theo tiêu chuẩn g kết hợp với mô hình dự báo mờ ;

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.

2.3. Kết luận chương 2

Nội dung chương 2, luận văn đã hệ thống được các kiến thức cơ bản về mô hình chuỗi thời gian mờ của Chen, Song Q, Chissom, trên cơ sở lý thuyết đại số gia tử xây dựng mô hình chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với bộ tham số tối ưu. Trong đó các bộ tham số tối ưu được sử dụng bằng giải thuật di truyền.

CHƯƠNG 3: ỨNG DỤNG MÔ HÌNH DỰ BÁO DỰA TRÊN ĐẠI SỐ GIA TỬ VỚI THAM SỐ NGỮ NGHĨA ĐỊNH LƯỢNG TỐI ƯU

Trong chương 2 đã trình bày các thuật toán mô hình dự báo mờ và mô hình dự báo dựa trên ĐSGT với tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu. Để kiểm nghiệm tính hiệu quả của các phương pháp mô hình dự báo dựa trên ĐSGT với tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu, bộ số liệu đã được sử dụng trong bài toán dự báo kết quả số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama được Chen và Song thử nghiệm. Kết quả tính toán thử nghiệm sẽ được đưa ra và từ đây có thể so sánh tính hiệu quả của các phương pháp này thông qua độ chính xác của dự báo. Các kết luận này có thể chỉ đúng với những trường hợp cụ thể, còn kết luận tổng quát phải thực hiện tính toán với nhiều dãy số liệu.

3.1. Xây dựng mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ

3.1.1. Mô hình dự báo sinh viên nhập học của trường đại học Alabama của Song và Chissom

Mô hình dự báo của Song và Chissom vào bài toán dự báo số sinh viên nhập học của trường đại học Alabama ta thực hiện các bước:

Bước 1: Xác định tập nền

Đầu tiên phải tìm số sinh viên nhập học thấp nhất và cao nhất theo dữ liệu lịch sử. Từ đó xác định không gian U với các giá trị [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] mà D_1 và D_2 là hai số dương thích hợp. Với dữ liệu tuyển sinh của các trường đại học từ năm 1971 đến năm 1992 với D_{min} = 13055 và D_{max} = 19328. Để đơn giản, ta chọn D1 = 55 và D2 = 672. Như vậy, không gian là khoảng thời gian U = [13000, 20000].

Bước 2: Chia miền xác định của tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Phân vùng không gian U chia thành 7 khoảng bằng nhau u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6 và u_7 trong đó u_l =[13000, 14000], u_2 = [14000, 15000], u_3 = [15000, 16000],

u_4 = [16000, 17000], u_5 = [17000, 18000], u_6 =[18000, 19000] và u_7 = [19000, 20000].

Bước 3: Xây dựng các tập mờ trên tập nền

Đầu tiên, xác định một số giá trị ngôn ngữ. Trong bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường Đại học Alabama, Song và Chinsom và sử dụng các giá trị ngôn ngữ A_1= (not many), A_2 = (not too many), A_3 = (many), A_4 = (many many), A_5 = (very many), A_6 = (too many), and A_7 = (too many many). Tiếp theo, xác định các tập mờ trên U. Tất cả các tập mờ sẽ được dán nhãn bởi các giá trị ngôn ngữ có thể. Trong [2], u_1, u_2 ... và u_7 được chọn làm các yếu tố của mỗi tập mờ. Xác định các thành viên của u_l, u_2, ..., và u_7 đối với mỗi A_i (i = 1, ..., 7), để đưa ra đánh giá với mỗi u_k (k = 1 ...., 7) thuộc A_i. Nếu u_k thuộc hoàn toàn về A_i thì các thành viên sẽ bằng 1; nếu tất cả u_k không thuộc về A_i , các thành viên sẽ là 0; ngược lại chọn một trong số các giá trị thuộc khoảng (0, 1) là mức độ mà u_k thuộc về A_i. Như vậy, tất cả các tập mờ A_i (i = 1, ..., 7) được thể hiện như sau:

$$
\begin{aligned}
&A_1 = \{u_1/1, u_2/0.5, u_3/0, u_4/0, u_5/0, u_6/0, u_7/0\},\\
&A_2 = \{u_l/0.5, u_2/1, u_3/0.5, u_4/0, u_5/0, u_6/0 , u_7/0\},\\
&A_3 = \{u_l/0, u_2/0.5, u_3/1, u_4/0.5, u_5/0, u_6/0, u_7/0\},\\
&A_4 = \{u_1/0, u_2/0, u_3/0.5, u_4/1, u_5/0.5, u_6/0, u_7/0\},\\
&A_5 = \{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0.5, u5/l, u_6/0.5, u_7/0\},\\
&A_6 = \{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0, u_5/0.5, u_6/1, u_7/0.5\},\\
&A_7 = \{u_1/0, u_2/0, u_3/0, u_4/0, u_5/0, u_6/0.5, u_7/1\},
\end{aligned}
\tag{3.1}
$$

trong đó u_i (i = 1, ..., 7) là các phần tử và các số dưới đây '/' là thành viên của u để A_j (j= 1, ..., 7). Để đơn giản, ta sử dụng A_1, A_2, ..., A_7 là vectơ hàng tương ứng (2.1).

Bước 4: Mờ hóa chuỗi dữ liệu

Tức là tìm ra một tập mờ tương đương với tập số sinh viên nhập học mỗi năm.

Các phương pháp thường được sử dụng là để xác định tập cắt cho từng A_i (i = 1, ..., 7). Nếu vào năm t, số sinh viên nhập học nằm trong tập cắt của A_k, sau đó số sinh viên nhập học trong năm là A_k. Vấn đề với phương pháp này là có khả năng số sinh viên nhập học tại năm t có thể nằm trong nhiều hơn một tập cắt. Để tránh điều này, ta có thể dùng một phương án khác đó là thay vì xác định bộ cắt, ta xác định mức độ của mỗi năm học thuộc từng A_i(i = 1 ..... 7). Quá trình này cũng giống như xác định các phần tử từ u_i đến A_j trong Bước 3. Các tập mờ tương đương với khả năng tuyển sinh mỗi năm được thể hiện trong Bảng 2.1 và mỗi tập mờ có bảy phần tử.

Bước 5. Xác định các quan hệ mờ

Xây dựng mô hình dự báo từ Bảng 3.1 về sự tăng trưởng của số sinh viên nhập học trong trường đại học. Để làm như vậy, giả sử đánh giá định tính tuyển sinh năm nào đó là A_k. Ví dụ, đối với năm 1982, việc tuyển sinh của năm 1982 là A3, hoặc many, tiếp tục định tính hóa tương tự cho các năm khác. Như vậy, có thể chuyển đổi các dữ liệu lịch sử định lượng vào định tính, tức giá trị ngôn ngữ với giá trị hàm thuộc nào đó.

Bảng 3. 1: Chuyển đổi các giá trị lịch sử thành giá trị ngôn ngữ

Year	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
1990	0	0	0	0.3	0.5	0.8	1
1989	0	0	0	0.25	0.55	1	0.8
1988	0	0	0.1	0.5	0.8	1	0.7
1987	0	0.1	0.5	1	0.8	0.1	0
1986	0	0.2	1	0.7	0.2	0	0
1985	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0

1984	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0
1983	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0
1982	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0
1981	0	0.2	0.8	1	0.5	0	0
1980	0	0.1	0.5	1	0.9	0.2	0
1979	0	0.1	0.5	1	0.9	0.2	0
1978	0	0.5	1	0.7	0.2	0	0
1977	0	0.6	1	0.6	0.1	0	0
1976	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0
1975	0.2	0.8	1	0.2	0	0	0
1974	0.8	1	0.8	0.1	0	0	0
1973	1	0.9	0.2	0	0	0	0
1972	1	0.8	0.1	0	0	0	0
1971	1	0.5	0	0	0	0	0

Trên cơ sở số sinh viên nhập học trong hai năm liên tiếp bất kỳ, phát triển các mối quan hệ logic như "Nếu số sinh viên nhập học năm i là A_k, thì của năm i + 1 là A_j", tiếp tục như vậy cho đến hết. Sử dụng các kí hiệu của Song và Chissom, ta có thể có được tất cả các mối quan hệ mờ logic từ Bảng 2.1 như sau:

$$A_1 \rightarrow A_1,\ A_1 \rightarrow A_2,\ A_2 \rightarrow A_3,\ A_3 \rightarrow A_3,\ A_3 \rightarrow A_4,$$

$$A_4 \rightarrow A_4,\ A_4 \rightarrow A3,\ A_4 \rightarrow A_6,\ A_6 \rightarrow A_6 \text{ và } A_6 \rightarrow A_7. \qquad (3.2)$$

Theo định nghĩa chuỗi thời gian mờ bất biến. Ta xác định phép toán ' $\times$ ' của hai vectơ. Giả sử C và B là các vectơ hàng của m chiều và $D = (d_{ij}) = C^T \times B$. Khi đó các phần tử của ma trận D ở hàng i và cột j được xác định như sau: $d_{ij} = \min(C_i, B_j)$ (i, j = 1, ..., m) trong đó C_i và B_j là phần tử thứ i và j của C và B tương ứng.

Đặt $R_1 = A_1^T \times A_1$, $R_2 = A_1^T \times A_2$, $R_3 = A_2^T \times A3$, $R_4 = A_3^T \times A_3$, $R_5 = A_3^T \times A_4$, $R_6 = A_4^T \times A_4$, $R_7 = A_4^T \times A_3$, $R_8 = A_4^T \times A_6$, $R_9 = A_6^T \times A_6$ và $R_{10} = A_6^T \times A_7$. Khi đó, theo định lý 2, ta nhận được

$$R(t, t-1) = R = \bigcup_{i=1}^{10} R_i \qquad (3.3)$$

trong đó R là một ma trận 7 × 7 và ∪ là các phép toán tổ hợp.

Sử dụng công thức (3.3), kết quả tính toán :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Bảng 3. 2: Xác định các quan hệ thành viên

Year	Output membership	Standardized membership	Predicted value
1972	1,1, 0.5, 0.5, 0.5, 0, 0	0.286, 0.286, 0.143, 0.143, 0.143, 0, 0	14000
1973	1, 1, 0.8, 0.5, 0.5, 0.1, 0.1	0.25, 0.25, 0.2, 0.125, 0.125, 0.025, 0.025	14000
1974	1, 1, 0.9, 0.5, 0.5, 0.2, 0.2	0.2325, 0.2325, 0.209, 0.116, 0.116, 0.047, 0.047	14000
1975	0.8, 0.8, 1, 0.8, 0.5, 0.5, 0.5	0.163, 0.163, 0.204, 0.163, 0.102, 0.102, 0.102	15500
1976	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1977	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1978	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.6, 0.5	0.109, 0.109, 0.217, 0.217, 0.109, 0.13, 0.109	16000
1979	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.7, 0.5	0.106, 0.106, 0.213, 0.213, 0.106, 0.149, 0.106	16000
1980	0.1, 0.5, 1, 1, 0.5, 1, 0.5	0.0217, 0.108, 0.217, 0.217, 0.108, 0.217, 0.108	16813
1981	0.1, 0.5, 1, 1, 0.5, 1, 0.5	0.0217, 0.108, 0.217, 0.217, 0.108, 0.217, 0.108	16813
1982	0.2, 0.5, 1, 1, 0.5, 1, 0.5	0.0425, 0.106, 0.213, 0.213, 0.106, 0.213, 0.106	16789
1983	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1984	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1985	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1986	0.5, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.5, 0.5	0.111, 0.111, 0.222, 0.222, 0.111, 0.111, 0.111	16000
1987	0.2, 0.5, 1, 1, 0.5, 0.7, 0.5	0.045, 0.114, 0.227, 0.227, 0.114, 0.159, 0.114	16000
1988	0.1, 0.5, 1, 1, 0.5, 1, 0.5	0.027, 0.108, 0.217, 0.217, 0.108, 0.217, 0.108	16813
1989	0, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 1, 1	0, 0.125, 0.125, 0.125, 0.125, 0.25, 0.25	19000
1990	0, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 1, 1	0, 0.125, 0.125, 0.125, 0.125, 0.25, 0.25	19000
1991	0, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.8, 0.8	0, 0.138, 0.138, 0.138, 0.138, 0.222, 0.222	19000

Sử dụng R, xác định mô hình dự báo:

$$A_i = A_{i-1} \circ R \qquad (3.4)$$

trong đó A_{i-1} là số sinh viên nhập học của năm i - 1 và A_i là số sinh viên dự báo nhập học của năm i trong tập mờ và '◦' là phép toán "max-min".

Bước 6: Dự báo bằng phương trình Ai=Ai−1* R, ở đây ký hiệu * là toán tử max-min

Giả sử biết số sinh viên nhập học của năm t có trong Bảng 3.1, dự báo số sinh viên nhập học của năm t + 1, đặt A_{i-1} trong (3.4) được ghi tại năm t và áp dụng công thức (3.4). Khi đó, A_i sẽ là dự báo số sinh viên nhập học của năm t + 1. Từ năm 1972 đến 1991, các kết quả đầu ra dự báo được trình bày trong Bảng 2.2.

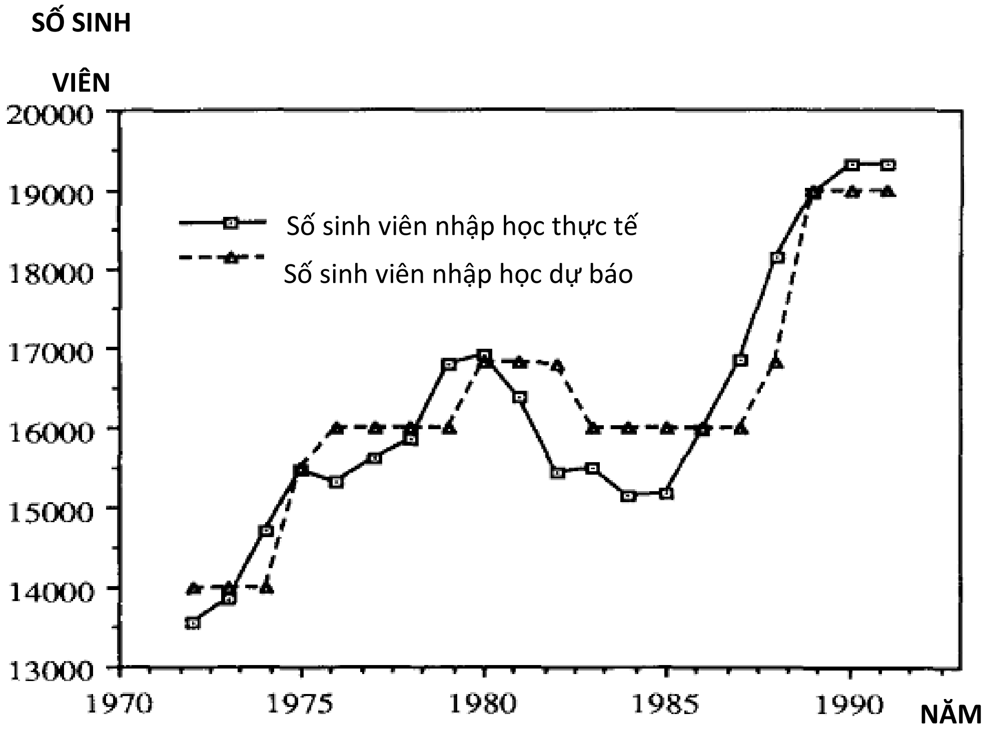
Bước 7: Giải mờ các kết quả dự báo.

Trong nghiên cứu này, người ta đã phát hiện ra rằng các phương pháp trọng tâm không thể dự báo số lượng đạt kết quả theo yêu cầu. Do đó, ta sẽ sử dụng một số phương pháp kết hợp. Có thể đề xuất một số nguyên tắc để giải thích kết quả dự báo. Các nguyên tắc này là:

(1) Nếu đầu ra chỉ có một giá trị , Thì chọn điểm giữa của khoảng thời gian tương ứng với mức đó là giá trị dự báo.

(2) Nếu đầu ra có hai hoặc nhiều hơn, Thì tổng hợp các trung điểm của các khoảng thời gian liên kết tương ứng là giá trị dự báo.

Theo nguyên tắc trên, ta thu được các giá trị dự báo cho số sinhviên nhập học từ năm 1972 đến năm 1991. Các kết quả được liệt kê trong Bảng 3.2 và thể hiện trong hình 2.1 trong đó đường nối liên tục là thực tế tuyển sinh và đường nét đứt là kết quả dự báo. Lưu ý rằng không sử dụng các ghi danh dữ liệu của năm 1991 để phát triển các mô hình dự báo. Các sai số dự báo dao động từ 0,1% đến 8,7% và các sai số bình phương trung bình là 3.18%. Đối với năm 1991, các sai số dự báo là 1,7%. Đối với mô hình dự báo trung hạn, sai số trung bình bình phương là 3,18% khá thỏa đáng.



Hình 3.1: Số sinh viên nhập học thực tế và số sinh viên nhập học dự báo

3.1.2. Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ sinh viên nhập học của trường đại học Alabama của Chen

Mô hình dự báo của Chen vào bài toán dự báo số sinh viên nhập học của trường đại học Alabama ta thực hiện các bước:

Bước 1: Chia miền xác định của tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Phân vùng không gian U thành nhiều khoảng thời gian khác nhau. Song và nhiều tác giả chia thành 7 khoảng bằng nhau u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6 và u_7 trong đó u_l =[13000, 14000], u_2 = [14000, 15000], u_3 = [15000, 16000], u_4 = [16000, 17000], u_5 = [17000, 18000], u_6 =[18000, 19000] và u_7 = [19000, 20000].

Bước 2: Xây dựng các tập mờ trên tập nền.

Phân vùng không gian U thành nhiều khoảng thời gian khác nhau. Song và nhiều tác giả chia thành 7 khoảng bằng nhau u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6 và u_7 trong đó u_l =[13000, 14000], u_2 = [14000, 15000], u_3 = [15000, 16000], u_4 = [16000, 17000], u_5 = [17000, 18000], u_6 =[18000, 19000] và u_7 = [19000, 20000].

Đặt A_1, A_2, ..., A_k là các tập mờ và là các giá trị ngôn ngữ biến "tuyển sinh". Xác định các tập mờ A_1, A_2, ..., A_k trên không gian nền U như sau:

$A_1 = a_{11} / u_1 + a_{12} /u_2 + ...+ a_{1m} /u_m,$

$A_2 = a_{21} / u_1 +a_{22} /u_2 + … + a_{2m} /u_m,$ (3.5)

…

$A_k = a_{k1} / u_1 + a_{k2} / u_2 + ... + a_{km}/u_m,$

trong đó $a_{ij} \in [0,1]$, $1 \le i \le k$, và $1 \le j \le m$. Các giá trị của a_{ij} cho biết bậc của thành viên u_j trong tập mờ A_i. Tìm hiểu mức độ của số sinh viên nhập học mỗi năm thuộc mỗi tập A_i (i = 1,2 ..... m). Nếu số sinh viên nhập học tối đa của một năm là dưới A_k , thì số sinh viên nhập học của năm đó được mờ hóa là A_k. Khi đó, quan hệ logic mờ được tính dựa trên dữ liệu lịch sử mờ khi tuyển sinh. Trong nghiên cứu của Chen [5] sử dụng các ngôn ngữ giá trị A_1 = (not many), A_2 = (not too many), A_3 = (many), A_4 = (many many), A_5 = (very many),

A_6 = (too many), và A_7 = (too many many)

$$
\begin{aligned}
A_1 &= 1/u_1+ 0.5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7,\\
A_2 &= 0.5/u_l +1/u_2 + 0.5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7,\\
A_3 &= 0/u_l + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7,\\
A_4 &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0.5/u_3 + 1/u_4 + 0.5/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7, \qquad (3.6)\\
A_5 &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0.5/u_4 + 1/u_5 + 0.5/u_6 + 0/u_7,\\
A_6 &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0.5/u_5 + 1/u_6 + 0.5/ u_7,\\
A_7 &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + u_6/0.5 + 1/u_7,
\end{aligned}
$$

Bước 3: Mờ hóa chuỗi dữ liệu.

Dữ liệu tuyển sinh của Đại học Alabama đã mờ hóa được thể hiện trong Bảng 3.1

Các mối quan hệ logic mờ của dữ liệu tuyển sinh có thể thu được từ bảng 3.3 thể hiện trong Bảng 3.4, trong đó các mối quan hệ logic mờ $A_j \rightarrow A_k$ có nghĩa là "Nếu số sinh viên nhập học năm i là A_j thì số sinh viên nhập học của năm i + 1 là A_k", và A_j được gọi là trạng thái hiện tại của dữ liệu tuyển sinh, và A_k được gọi là trạng thái tiếp theo của dữ liệu tuyển sinh (lưu ý: các quan hệ lặp chỉ được tính một lần duy nhất) .

Bảng 3. 3: Mờ hóa chuỗi dữ liệu

Năm	Dữ liệu tuyển sinh thực tế	Dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa
1971	13055	A1
1972	13563	A1
1973	13867	A1
1974	14696	A2
1975	15460	A3
1976	15311	A3
1977	15603	A3
1978	15861	A3
1979	16807	A4
1980	16919	A4
1981	16388	A4
1982	15433	A3
1983	15497	A3
1984	15145	A3
1985	15163	A3
1986	15984	A3
1987	16859	A4
1988	18150	A6
1988	18150	A6
1989	18970	A6
1990	19328	A7
1991	19337	A7
1992	18876	A6

Bước 4. Xác định các quan hệ mờ

Bảng 3. 4: Quan hệ logic mờ của dữ liệu tuyển sinh

A1 → A1 A3 → A4 A6 → A6	A1 → A2 A4 → A4 A6 → A7	A2 → A3 A4 → A3 A7 → A7	A3 → A3 A4 → A6 A7 → A6

Bước 5. Tạo lập nhóm quan hệ mờ

Dựa vào bảng 3.4 tác giả đã chia được 6 nhóm quan hệ mờ như bảng sau đây:

Bảng 3. 5: Các nhóm quan hệ logic mờ

Group 1:	$A_1 \rightarrow A_1$	$A_1 \rightarrow A_2$	
Group 2:	$A_2 \rightarrow A_3$		
Group 3:	$A_3 \rightarrow A_3$	$A_3 \rightarrow A_4$	
Group 4:	$A_4 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_3$	$A_4 \rightarrow A_6$
Group 5:	$A_6 \rightarrow A_6$	$A_6 \rightarrow A_7$	
Group 6:	$A_7 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_6$	

Bước 6: Giải mờ đầu ra dự báo

(1) Nếu dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm i là A_j và có chỉ một quan hệ logic mờ trong các nhóm quan hệ logic mờ trong bước 5, trong đó trạng thái hiện tại của dữ liệu tuyển sinh là A_j, biểu diễn theo công thức:

$$A_j \rightarrow A_k$$

với A_j và A_k là các tập mờ và giá trị thành phần cao nhất của A_k xuất hiện trong khoảng u_k, và trung điểm của u_k là m_k, thì số sinh viên nhập học của năm i+1 được dự báo là m_k.

(2) Nếu dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm i là A_j và có một quan hệ logic mờ tương ứng trong các nhóm quan hệ logic mờ tại bước 5, trong đó trạng thái hiện tại của dữ liệu tuyển sinh là A_j, biểu diễn theo công thức:

$A_j \rightarrow A_{k1}$,

$A_j \rightarrow A_{k2}$,

…

$A_j \rightarrow A_{kp}$.

với A_j, A_{k1}, …, A_{kp} là các tập mờ và giá trị thành phần cao nhất của A_{k1}, …, A_{kp} xuất hiện trong khoảng u_1, u_2, …, u_p và trung điểm của u_1, u_2, …, u_p là m_1, m_2, …, m_p thì số sinh viên nhập học của năm i+1 được dự báo là $(m_1+ m_2+…+ m_p)/p$.

(3) Nếu dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm i là A_j và không có quan hệ logic mờ tương ứng trong các nhóm quan hệ logic mờ tại bước 5, trong đó trạng thái hiện tại của dữ liệu tuyển sinh là A_j, với A_j là các tập mờ và giá trị thành phần cao nhất của A_j xuất hiện trong khoảng u_j và trung điểm của u_j là m_j thì số sinh viên nhập học của năm i+1 được dự báo là m_j.

Vì vậy, dựa vào Bảng 3.3 và 3.5, chúng ta có thể dự báo số sinh viên nhập học của Đại học Alabama từ năm 1972 đến năm 1992. Ví dụ minh họa với những năm 1972, 1975, 1976, 1980, 1989, và 1991. Các năm còn lại dùng thủ tục tương tự.

[1972]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1971 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_1, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 1 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_l tương ứng, được thể hiện như sau:

$$A_1 \rightarrow A_1,\ A_1 \rightarrow A_2,$$

Trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_1 và A_2 xuất hiện trong khoảng u_l và u_2, với u_1 = [13000, 14000] và u_2 =[14000, 15000]. Trung điểm của các khoảng u_l và u_2 là 13500 và 14500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1972 bằng ½ (13500 + 14500) = 14000.

[1975]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1975 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_2, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 2 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_2 tương ứng, được thể hiện là $A_2 \rightarrow A_3$.. Trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_3 xuất hiện trong khoảng u_3, với u_3 = [15000, 16000]. Trung điểm của các khoảng u_3 là 15500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1975 bằng 15500.

[1976]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1975 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_3, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 3 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_3 tương ứng, được thể hiện như sau:

$$A_3 \rightarrow A_3,\ A_3 \rightarrow A_4,$$

trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_3 và A_4 xuất hiện trong khoảng u_3 và u_4, với u_3 = [15000, 16000] và u_4 = [16000, 17000]. Trung điểm của các khoảng u_3 và u_4 là 15500 và 16500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1976 bằng ½ (15500 + 16500) = 16000.

[1980]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1979 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_4, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 4 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_4 tương ứng, được thể hiện như sau:

$$A_4 \rightarrow A_4,\ A_4 \rightarrow A_3,\ A_4 \rightarrow A_6$$

trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_4, A_3 và A_6 xuất hiện trong khoảng u_4 , u_3 và u_6, với u_4 = [16000, 170001, u_3= [15000, 16000] và u_6=[18000, 19000]. Trung điểm của các khoảng u_4 , u_3 và u_6 là 16 500,

15500, và 18500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1980 bằng 1/3 (16 500+15500+18500) = 16833.

[1989]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1975 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_6, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 5 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_6 tương ứng, được thể hiện như sau:

$$A_6 \rightarrow A_6,\ A_6 \rightarrow A_7,$$

trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_3 và A_4 xuất hiện trong khoảng u_6 và u_7, với u_6 = [18000, 19000] và u_7 = [19000,20000]. Trung điểm của các khoảng u_6 và u_7 là 18500 và 19500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1989 bằng ½ (18500 + 19500) = 19000.

[1991]: Vì dữ liệu tuyển sinh đã mờ hóa của năm 1975 thể hiện tại Bảng 3.3 là A_7, và từ Bảng 3.5 cho thấy có những mối quan hệ logic mờ sau đây trong nhóm 6 của Bảng 3.5 mà trạng thái hiện tại của các mối quan hệ logic mờ là A_7 tương ứng, được thể hiện như sau:

$$A_7 \rightarrow A_7,\ A_7 \rightarrow A_6,$$

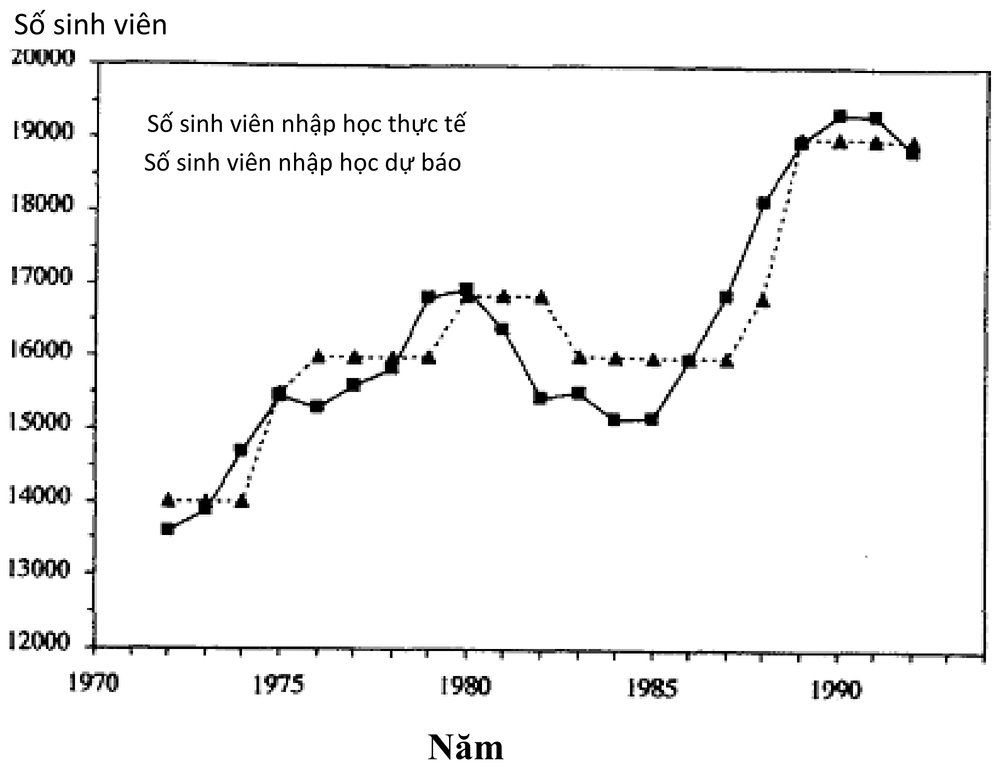
trong đó các giá trị thành viên tối đa của tập mờ A_7 và A_6 xuất hiện trong khoảng u_7 và u_6, với u_7 = [19000,20000] và u_6 = [18000, 19000]. Trung điểm của các khoảng u_7 và u_6 là 19500 và 18500. Do đó, số sinh viên nhập học dự báo năm 1991 bằng ½ (19500 + 18500) = 19000.

Tóm lại, để so sánh dữ liệu tuyển sinh thực tế và dữ liệu tuyển sinh dự báo ta có bảng 3.6

Bảng 3. 6: Bảng so sánh các phương án dự báo

Năm	Số lượng thực tế	Số lượng dự kiến bởi Song và Chissom	Số lượng dự kiến theo phương án được đề xuất
1971	13055		
1972	13563	14000	14000
1973	13868	14000	14000
1974	14696	14000	14000
1975	15460	15500	15500
1976	15311	16000	16000
1977	15603	16000	16000
1978	15861	16000	16000
1979	16807	16000	16000
1980	16919	16813	16833
1981	16388	16813	16833
1982	15433	16709	16833
1983	15497	16000	16000
1984	15145	16000	16000
1985	15163	16000	16000
1986	15984	16000	16000
1987	16859	16000	16000
1988	18150	16813	16833
1989	18970	19000	19000
1990	19328	19000	19000
1991	19337	19000	19000
1992	18876		19000

Từ đó xây dựng đồ thị so sánh kết quả tuyển sinh thực tế và dự báo như hình 3.2.



Hình 3.2: Dữ liệu tuyển sinh thực tế và dữ liệu tuyển sinh dự báo

Từ bảng trên có thể thấy kết quả dự báo theo phương án Chen đã đề xuất là rất gần với phương án của Song-Chissom [4]. Các đường cong của các dữ liệu tuyển sinh thực tế và dữ liệu tuyển sinh dự báo được trình bày là đường nét liền và đường nét đứt. Rõ ràng phương pháp này hiệu quả hơn hơn so với phương pháp của Song-Chissom [4] do sử dụng các phép toán số học đơn giản.

3.2. Ứng dụng mô hình dự báo dựa trên đại số gia tử với tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu

3.2.1. Mô hình dự báo mờ dựa trên đại số gia tử

ĐSGT là một tiếp cận mới được các tác giả N.C.Ho và W. Wechler xây dựng vào những năm 1990, 1992. Dựa trên tính ưu việt về thứ tự ngữ nghĩa, ĐSGT có khả năng đảm bảo tính toán ngữ nghĩa tối ưu trên từng khoảng xác định ngữ nghĩa của từng nhãn ngữ nghĩa theo ý tưởng trên đây để giải bài toán dự báo chuỗi thời gian mờ nêu trên.

Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ lần đầu tiên được Song và Chissom đưa ra vào năm 1993 và được ứng dụng để dự báo số sinh viên nhập học tại trường Đại học Alabama với dữ liệu như trong Bảng 3.7 sau đây:

Bảng 3. 7: Số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama từ 1971 đến 1992

Năm	Số sinh viên nhập học	Năm	Số sinh viển nhập học
1971	13055	1982	15433
1972	13563	1983	15497
1973	13867	1084	15145
1974	14696	1985	15163
1975	15460	1986	15984
1976	15311	1987	16859
1977	15603	1988	18150
1978	15861	1989	18970
1979	16807	1990	19328
1980	16919	1991	19337
1981	16388	1992	18876

Khả năng thay thế tiếp cận mờ bằng tiếp cận ĐSGT là phép mờ hóa được thể hiện qua phép ngữ nghĩa hóa và phép giải mờ được thể hiện bằng phép giải nghĩa tương ứng với bộ tham số hợp lý và có thể tối ưu. Như vậy có thể xây dựng được mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ tương tự như mô hình Chen nhưng không sử dụng tập mờ mà dựa trên tiếp cận ĐSGT với mô hình tính toán được trình bầy tại Chương 2 trong luận văn và kết hợp với bài toán tối ưu giá trị ngữ nghĩa định lượng của từng nhãn ngữ nghĩa. Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên ĐSGT được xây dựng tương tự mô hình Chen [5,6] với các bước chính như sau:

Bước 1: Xác định tập nền và chia miền xác định tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Bước 2: Xây dựng các nhãn ngữ nghĩa (giá trị ngôn ngữ theo tiếp cận ĐGST) trên tập nền tương ứng với các khoảng chia tại Bước 1.

Bước 3: Xây dựng khoảng định lượng ngữ nghĩa tương ứng với các nhãn ngữ nghĩa.

Bước 4: Xác định các quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa .

Bước 5: Tạo lập nhóm quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa.

Bước 6: Giải nghĩa đầu ra dự báo.

Lưu ý rằng: Các bước trên đây tương tự với các bước dự báo trong mô hình Chen nhưng trong tiếp cận ĐSGT không sử dụng tập mờ mà dùng ngữ nghĩa định lượng để mô tả định lượng nhãn ngôn ngữ. Ở đây, phép mờ hóa được thay bằng phép ngữ nghĩa hóa, quan hệ mờ được thay bằng quan hệ ngữ nghĩa và nhóm quan hệ mờ được thay bằng nhóm quan hệ ngữ nghĩa, phép giải mờ được thay bằng phép giải nghĩa. Bài toán tối ưu giá trị ngữ nghĩa định lượng của từng nhãn ngôn ngữ theo nghĩa MSE đạt nhỏ nhất được giải quyết bằng giải thuật di truyền trên MATLAB.

Bài toán được chọn để so sánh và làm rõ hiệu quả dự báo của mô hình trên là bài toán do Song & Chissom [2,3] và Chen [5,6] đặt ra đầu tiên để nghiên cứu mô hình chuỗi thời gian mờ trên quan điểm biến ngôn ngữ. Đây cũng là bài toán cho đến nay vẫn đang được Chen và nhiều tác giả khác trên thế giới kể cả một số tác giả ở Việt Nam điển hình là quan tâm nghiên cứu cải tiến.

Sử dụng các bước tính toán trên đây cho bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường Đại học Alabama trên cơ sở các số liệu trong Bảng 3.7 cụ thể như sau:

Bước 1: Xác định tập nền, chia miền xác định của tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Tập nền U được chọn tương tự mô hình Chen có khoảng xác định: $[D_{min}-D_1, D_{max}+D_2]$ với D_{min} và D_{max} là số sinh viên nhập học thấp nhất và cao nhất theo dữ liệu lịch sử nhập học của trường cụ thể như sau:

D_{min}=13055 và D_{max}=19337.

Các biến D_1 và D_2 là các số dương được chọn sao cho khoảng $[D_{min}-D_1, D_{max}+D_2]$ có thể bao được hoàn toàn số sinh viên nhập học thấp nhất và cao nhất trong hiện tại và tương lai.

Sử dụng cách chọn của Chen [6], D_1 = 55 và D_2 = 663,

Như vậy U= [13000, 20000]. Khoảng xác định tập nền U được Chen [6] và nhiều tác giả khác chia thành 7 khoảng bằng nhau u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6 và u_7. Trong đó u_1 = [13000, 14000], u_2 = [14000, 15000], u_3 = [15000, 16000], u_4 = [16000, 17000], u_5 = [17000, 18000], u_6 = [18000, 19000] và u_7 = [19000, 20000].

Bước 2: Xây dựng các nhãn ngữ nghĩa: (Giá trị ngôn ngữ không biểu diễn dưới dạng tập mờ) của tiếp cận ĐSGT tương ứng với các khoảng chia trên tập nền. Để có thể dễ theo rõi và so sánh với các bước dự báo trong mô hình Chen, ở đây sử dụng một số ký hiệu tương tự những ký hiệu Chen đã sử dụng nhưng với ý nghĩa của tiếp cận ĐSGT. Giả sử A_1, A_2 ,…, A_k là các nhãn ngữ nghĩa được gán cho các khoảng u_1, u_2,…u_k, k là số khoảng trên tập nền. Khác với tập mờ trong nghiên cứu của Chen, các nhãn ngữ nghĩa ở đây được xây dựng từ các phần tử sinh c^-, c^+ với các gia tử $h \in H$ tạo thành các giá trị ngôn ngữ của biến ngôn ngữ "số sinh viên nhập học ". Khi đó các nhãn ngữ nghĩa A_1, A_2 ,…, A_k có dạng sau đây: A_1= hA_1c; A_2= hA_2c;….; A_k= hA_kc, trong đó hAi, (i=1,2,…k) là chuỗi gia tử tác động lên c với $c \in \{c^-, c^+\}$.

Trong bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường Đại học Alabama, Chen sử dụng các giá trị ngôn ngữ A_1 = (not many), A_2 = (not too many), A_3 = (many), A_4 = (many many), A_5 = (very many), A_6 = (too many) và A_7 = (too many many). Trong bài toán dự báo này theo tiếp cận ĐSGT, chỉ sử dụng 1 gia tử dương "very" và 1 gia tử âm "little" tác động lên 2 phần tử sinh "small"và "large"để tạo ra 7 nhãn ngữ nghĩa tương ứng với 7 giá trị ngôn ngữ của Chen như sau: A_1 = (very small), A_2 = (small), A_3 = (little small), A_4 = (midle), A_5 = (little large), A_6 = (large) và A_7 = (very large).

Bước 3: Xây dựng các khoảng định lượng ngữ nghĩa

Dựa trên cặp ($\alpha = 0.5$; $\theta = 0.5$) tương ứng với các nhãn ngữ nghĩa với 1 lớp gia tử sử dụng 1 gia tử dương và 1 gia tử âm.

Để xác định ngữ nghĩa định lượng cho các nhãn ngữ nghĩa A1, A2,...,A7 ở bước 2, cần chọn trước độ đo tính mờ của các gia tử μ(*very*), μ(*little*) và giá trị độ đo tính mờ của phần tử sinh $fm(c^-) = \theta$ với θ là phần tử trung hoà được cho trước. Nếu các nhãn ngữ nghĩa được tạo thành chỉ từ 1 gia tử dương và 1 gia tử âm ví dụ gia tử dương "*very*" và gia tử âm "*little* " tác động lên các phần tử sinh "*large*" hoặc "*small*" như trên, thì $\mu(little) = \alpha$ và $\mu(very) = 1- \alpha = \beta$.

Như vậy ngữ nghĩa định lượng của các nhãn ngữ nghĩa sẽ chỉ phụ thuộc vào các tham số của ĐSGT α, θ.

Ký hiệu: SA = Semantization (A) là giá trị ngữ nghĩa định lượng theo nhãn ngữ nghĩa A và chọn trước $\alpha = 0.5$ và $\theta = 0.5$, khi đó xây dựng được các hàm giá trị ngữ nghĩa định lượng của 7 nhãn ngữ nghĩa theo lý thuyết ĐSGT như sau:

$$\nu(\text{very small}) = SA_1 = 0.125 \quad (3.7)$$

$$\nu(\text{small}) = SA_2 = 0.25 \quad (3.8)$$

$$\nu(\text{little small}) = SA_3 = 0.375 \quad (3.9)$$

$$\nu(\text{midle}) = SA_4 = 0.5 \quad (3.10)$$

$$\nu(\text{little large}) = SA_5 = 0.625 \quad (3.11)$$

$$\nu(\text{large}) = SA_6 = 0.75 \quad (3.12)$$

$$\nu(\text{very large}) = SA_7 = 0.875 \quad (3.13)$$

Rõ ràng rằng luôn tồn tại chuỗi bất đẳng thức sau đây:

$$SA_1 < SA_2 < SA_3 < SA_4 < SA_5 < SA_6 < SA_7 \quad (3.14)$$

Biểu thức (3.14) thể hiện rõ những tính chất quan trọng dưới đây:

(1). Thứ tự ngữ nghĩa luôn được đảm bảo.

(2). Các nhãn ngữ nghĩa A_i có giá trị ngữ nghĩa định lượng Sai (α, θ) và luôn có quan hệ ngữ nghĩa với nhau thông qua bộ tham số của ĐSGT α, θ.

Như vậy, trong các ứng dụng cụ thể của tiếp cận ĐSGT, ảnh hưởng của bộ tham số mang tính hệ thống. Có nghĩa là tất cả các giá trị ngôn ngữ trong biến ngôn ngữ đều chịu ảnh hưởng bởi bộ tham sô của ĐSGT. Điều này dẫn đến khả năng điều chỉnh hướng đến tối ưu các giá trị ngữ nghĩa định lượng với $\alpha = 0.5$ và $\theta = 0.5$ của các nhãn ngữ nghĩa theo khoảng ngữ nghĩa nào đó nhưng với điều kiện đảm bảo tính chất thứ tự về ngữ nghĩa định lượng của các nhãn ngôn ngữ.

Bước 4: Xác định các quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa.

Các quan hệ ngữ nghĩa được xác định trên cơ sở các dữ liệu lịch sử. Nếu đặt chuỗi thời gian mờ F(t-1) là A_k có ngữ nghĩa định lượng SA_k và F(t) là A_m có ngữ nghĩa định lượng SA_m, thì A_k có quan hệ với A_m và dẫn đến SA_k có quan hệ với SA_m. Quan hệ này được gọi là quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa và được ký hiệu là:

$SA_k \rightarrow SA_m$ hoặc Semantization (A_j) → Semantization (A_k)

(3.15)

Trong bài toán dự báo số sinh nhập học tại trường Alabama, ở đây Ak là nhãn ngữ nghĩa mô tả số sinh viên nhập học của năm hiện tại với ngữ nghĩa định lượng SA_k, A_m là nhãn ngữ nghĩa mô tả số sinh viên nhập học của năm tiếp theo với ngữ nghĩa định lượng SA_m.

Như vậy, trên cơ sở số liệu của Chen [5,6], có thể xác định được các quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa (kể cả số lần trùng nhau) sau đây:

$SA_1 \rightarrow SA_1$ (trùng nhau 2 lần);

$SA_1 \rightarrow SA_2$;

$SA_2 \rightarrow SA_3$;

$SA_3 \rightarrow SA_3$ (trùng nhau 7 lần);

$SA_3 \rightarrow SA_4$ (trùng nhau 2 lần);

$SA_4 \rightarrow SA_4$ (trùng nhau 2 lần); (3.16)

$SA_4 \rightarrow SA_3$;

$SA_4 \rightarrow SA_6$;

$SA_6 \rightarrow SA_6$;

$SA_6 \rightarrow SA_7$;

$SA_7 \rightarrow SA_7$

$SA_7 \rightarrow SA_6$

Bước 5: Tạo lập nhóm quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa.

Nếu một ngữ nghĩa định lượng (vế trái (3.16)) có quan hệ với nhiều ngữ nghĩa định lượng (vế phải (3.16)), thì vế phải được chập lại thành một nhóm. Quan hệ được lập theo nhóm như vậy được gọi là nhóm quan hệ ngữ nghĩa (NQHNN). Như vậy từ (3.16) nhận được các NQHNN sau đây:

Nhóm 1: $SA_1 \rightarrow (SA_1, SA_1, SA_2)$

Nhóm 2: $SA_2 \rightarrow (SA_3)$

Nhóm 3: $SA_3 \rightarrow (SA_3, SA_3, SA_3, SA_3, SA_3, SA_3, SA_3, SA_4, SA_4)$

Nhóm 4: $SA_4 \rightarrow (SA_4, SA_4, SA_3, SA_6)$

Nhóm 5: $SA_6 \rightarrow (SA_6, SA_7)$

Nhóm 6: $SA_7 \rightarrow (SA_7, SA_6)$

Bước 6: Giải nghĩa đầu ra dự báo với các giá trị định lượng ngữ nghĩa được xác định trong bước 3.

Trong bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama, có thể chọn các khoảng giải nghĩa theo (2.2a) hoặc (2.2b) với các giá trị đầu, giá trị cuối của khoảng giải nghĩa như trong Bảng 3.8.

Bảng 3. 8: Giá trị đầu và giá trị cuối của các khoảng giải nghĩa được chọn

Khoảng giải nghĩa cho các điểm dự báo	**Giá trị đầu khoảng**	**Giá trị cuối khoảng**	**Khoảng giải nghĩa cho các điểm dự báo**	**Giá trị đầu khoảng**	**Giá trị cuối khoảng**
1 (1972)	13000	17000	12 (1983)	14000	18000
2 (1973)	13000	18000	13 (1984)	14000	17000
3 (1974)	13000	20000	14 (1985)	14000	17000
4 (1975)	15000	16000	15 (1986)	15000	18000
5 (1976)	14000	17000	16 (1987)	15000	19000
6 (1977)	14000	18000	17 (1988)	15000	20000
7 (1978)	15000	18000	18 (1989)	16000	20000
8 (1979)	15000	19000	19 (1990)	17000	20000
9 (1980)	15000	19000	20 (1991)	17000	20000
10 (1981)	14000	19000	21 (1992)	15000	20000
11 (1982)	13000	18000			

Kết quả tính toán sử dụng mô hình chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử như trong bảng 3.9.

Bảng 3. 9: Kết quả tính toán dự báo tối ưu số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama từ 1971 đến 1992 theo tiếp cận ĐSGT

Năm	Số sinh viên nhập học thực tế	Số sinh viên nhập học dự báo	Năm	Số sinh viển nhập học	Số sinh viên nhập học dự báo
1971	13055		1982	15433	15610
1972	13563	*13820*	1983	15497	15599
1973	13867	*14025*	1084	15145	15199
1974	14696	*14436*	1985	15163	15199
1975	15460	*15374*	1986	15984	16199
1976	15311	*15199*	1987	16859	16599
1977	15603	*15599*	1988	18150	17610
1978	15861	*16199*	1989	18970	19069
1979	16807	*16599*	1990	19328	19301
1980	16919	*17088*	1991	19337	19301
1981	16388	*16610*	1992	18876	18836

3.2.2. Mô hình dự báo mờ dựa trên Đại số gia tử với ngữ nghĩa định lượng tối ưu

Độ chính xác của các phương pháp dự báo chuỗi thời gian mờ theo tiếp cận của Song & Chisson, Chen và nhiều tác giả khác phụ thuộc rất nhiều vào quá trình mờ hóa chuỗi thời gian và giải mờ đầu ra dự báo và đặc biệt rất khó tối ưu hóa đồng thời hai quá trình này. Trong khi đó, mô hình tính toán theo tiếp cận ĐSGT đảm bảo thứ tự ngữ nghĩa và đưa ra cách chọn bộ tham số θ, α hợp lý hoặc dễ dàng định hướng đến tối ưu để xây dựng dự báo dựa trên phép ngữ nghĩa hóa và phép giải nghĩa tuyến tính. Đây là tính chất rất quan trọng của tiếp cận ĐSGT và là cơ sở khoa học cho tính hiệu quả cao trong nhiều bài toán ứng dụng nói chung và bài toán dự báo chuỗi thời gian mờ nói riêng.

Vấn đề dự báo tối ưu chuỗi thời gian mờ theo nghĩa cực tiểu sai số trung bình bình phương MSE có thể được thực hiện trên cơ sở 46 tham số như sau: tham số sp của phép ngữ nghĩa hóa (3.4), tham số dp của phép giải nghĩa (3.8), 21 tham số giá trị đầu, 21 giá trị cuối của đoạn giải nghĩa tương ứng với 21 điểm dự báo và 2 tham số θ, α của ĐSGT.

Các bước thực hiện như sau:

Bước 1: Xác định tập nền và chia miền xác định tập nền thành những khoảng bằng nhau.

Bước 2: Xây dựng các nhãn ngữ nghĩa (giá trị ngôn ngữ theo tiếp cận ĐGST) trên tập nền tương ứng với các khoảng chia tại Bước 1.

Bước 3: Xây dựng khoảng định lượng ngữ nghĩa tương ứng với các nhãn ngữ nghĩa.

Bước 4: Xác định các quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa .

Bước 5: Tạo lập nhóm quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngữ nghĩa.

Bước 6: Giải nghĩa đầu ra dự báo với các giá trị định lượng ngữ nghĩa tối ưu của từng nhãn ngữ nghĩa theo nghĩa MSE đạt giá trị nhỏ nhất.

Phương pháp mô hình dự báo mờ dựa trên đại số gia tử với ngữ nghĩa định lượng tối ưu chỉ khác bước 6 còn các bước 1 đến bước 5 là tương tự phương pháp mô hình dự báo mờ dựa trên đại số gia tử, cụ thể bước 6 như sau:

Bước 6: Giải nghĩa đầu ra dự báo với các giá trị định lượng ngữ nghĩa tối ưu của từng nhãn ngữ nghĩa theo nghĩa MSE đạt giá trị nhỏ nhất

Giả sử số sinh viên nhập học tại năm (t-1) của chuỗi thời gian mờ F(t-1) được ngữ nghĩa hóa theo (3.15) là SA_j, khi đó đầu ra dự báo của F(t) hay số sinh viên nhập học dự báo tại năm t được xác định theo các nguyên tắc (luật) sau đây:

(1). Nếu tồn tại quan hệ 1-1 trong nhóm quan hệ ngữ nghĩa theo nhãn ngôn ngữ Aj như sau:

$SA_j \rightarrow SA_k$, đầu ra dự báo được tính theo (2.1a) hoặc (2.2b): DSAj $\rightarrow$ Desemantization (SA_k) trên khoảng giải nghĩa u_k được chọn sao cho bao được khoảng uk và thuộc khoảng xác định của tập nền chuỗi thời gian mờ $[D_{min}-D_1, D_{max}+D_2]$.

(2). Nếu SA_k là trống, $SA_j \rightarrow \varnothing$, đầu ra dự báo được tính theo (2.2a) hoặc (2.2b): $DSA_j \rightarrow$ Desemantization ($\varnothing$) trên khoảng giải nghĩa được chọn sao cho bao được khoảng uj và thuộc khoảng xác định của tập nền chuỗi thời gian mờ $[D_{min}-D_1, D_{max}+D_2]$.

(3). Nếu tồn tại quan hệ 1-nhiều trong nhóm quan hệ ngữ nghĩa (kể cả quan hệ trùng) theo nhãn ngôn ngữ A_j: $SA_j \rightarrow (SA_i, SA_k,\ldots, SA_r)$, đầu ra dự báo được xác định theo (1.2a) hoặc (1.2b) cho từng dữ liệu lịch sử của nhóm quan hệ ngữ nghĩa: $DSA_j \rightarrow$ Desemantization ($WSA_iA_j * SA_i + WSA_kA_j * SA_k + \ldots + WSA_rA_j * SA_r$) trên một khoảng giải nghĩa được chọn sao cho bao được các khoảng u_i, $u_k \ldots u_r$ và thuộc khoảng xác định của tập nền chuỗi thời gian mờ $[D_{min}-D_1, D_{max}+D_2]$. Trong đó WSA_iA_j, $WSA_kA_j\ldots$, WSA_rA_j là trọng số ngữ nghĩa của từng thành phần trong NQHNN theo nhãn ngữ nghĩa A_j và được tính bằng tỷ số giữa số dữ liệu thuộc khoảng ui và tổng số dữ liệu thuộc các khoảng $u_i, u_k,\ldots, u_r$ của NQHNN. Như vậy tính chuẩn hóa của các trọng số được đảm bảo: $WSA_iA_j + WSA_kA_j + \ldots + WSA_rAj = 1$.

Tóm lại, mô hình dự báo dựa trên ĐSGT với 1gia tử dương và 1 gia tử âm sẽ hoạt động với các giá trị ngữ nghĩa định lượng của cấc nhãn ngữ nghĩa. Tại bước 5 xây dựng được 6 NQHNN, do đó có 6 biến số cần tối ưu theo nghĩa MSE nhỏ nhất.

Trong bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama, có thể chọn các khoảng giải nghĩa theo (2.2a) hoặc (2.2b) với các giá trị đầu, giá trị cuối như trong Bảng 3.8 ở trên:

Chương trình tính toán trên cơ sở sử dụng phần mềm tối ưu hóa GA của MATLAB R2013a. Kết quả của mô hình dự báo dựa trên ĐSGT với các tham số θ, α, sp, dp và 42 các giá trị đầu, giá trị cuối của đoạn giải nghĩa được tìm tối ưu theo nghĩa cực tiểu hàm MSE và kết quả được mô tả trong Bảng 3.11, trong đó MSE có dạng:

$$\text{MSE} = \left(\sum_{i=1}^{21}(SSVNHTTi - SSVNHDBi)\right)/21 \qquad (3.17)$$

Ở đây: MSE (Mean Square Error) là sai số trung bình bình phương;

SSVNHTT i là số sinh viên nhập học thực tế năm i;

SSVNHDB i là số sinh viên nhập học dự báo năm i, i = 1 (1972), 2 (1973), …, 21 (1992).

Vấn đề dự báo tối ưu chuỗi thời gian mờ theo nghĩa cực tiểu sai số trung bình bình phương MSE có thể được thực hiện trên cơ sở phép ngữ nghĩa hóa (2.1a) hoặc (2.1b) và phép giải nghĩa (2.2a) hoặc (2.2b) với các khoảng giải nghĩa được chọn và 6 biến số cần tối ưu.

Chương trình tính toán và sử dụng phần mềm tối ưu hóa GA trên Matlab, xác định được các bộ tham số tối ưu nhận được: θ* = 0.298; α* =0.312; sp* = 0.365 và dp* = 0.448 với 6 giá trị ngữ nghĩa định lượng tối ưu (lưu ý rằng SA5 = 0.625)

SA1 = 0.1815201791697217;

SA2 = 0.3465991199102879;

SA3 = 0.37415423402091175;

SA4 = 0.6009736687271362;

SA6 = 0.7547775046081667;

SA7 = 0.7857793203108009

và giá trị tối ưu MSE = 36128.

So sánh các kết quả của các mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ.

Dựa trên số liệu sinh viên nhập học từ 1971 đến 1992 và trên cơ sở 6 bước theo tiếp cận ĐSGT trên đây, xây dựng được mô hình dự báo cho năm 1971 → 1972 , 1972 → 1973, 1973 → 1974,….. , 1991 → 1992. Chương trình tính toán dự báo sử dụng đại số gia tử được xây dựng trên MATLAB. Kết quả của mô hình dự báo sử dụng ĐSGT được mô tả trong Bảng 3.9. để so sánh với các kết quả của một số mô hình dự báo bậc nhất khác hiện có với cùng 7 khoảng chia.

Trong Bảng 3.10 So sánh kết quả dự báo theo tiếp cận ĐSGT với ngữ nghĩa định lượng tối ưu và mô hình dự báo của Chen [4], Huarng [9] cùng sử dụng chuỗi thời gian mờ với 7 khoảng chia.

Bảng 3. 10: So sánh các phương pháp dự báo với 7 khoảng chia

Năm	**Số sinh viên nhập học**	**Phương pháp Chen [4]**	**Phương pháp Huarng [9]**	**Phương pháp ĐSGT với tham số NNĐL tối ưu**
1971	13055			
1972	13563	14000	14000	*13820*
1973	13867	14000	14000	*14025*
1974	14696	14000	14000	*14436*
1975	15460	15500	15500	*15374*
1976	15311	16000	15500	*15199*
1977	15603	16000	16000	*15599*
1978	15861	16000	16000	*16199*

1979	16807	16000	16000	*16599*
1980	16919	16833	17500	*17088*
1981	16388	16833	16000	*16610*
1982	15433	16833	16000	*15610*
1983	15497	16000	16000	*15599*
1984	15145	16000	15500	*15199*
1985	15163	16000	16000	*15199*
1986	15984	16000	16000	*16199*
1987	16859	16000	16000	*16599*
1988	18150	16833	17500	*17610*
1989	18970	19000	19000	*19069*
1990	19328	19000	19000	*19301*
1991	19337	19000	19500	*19301*
1992	18876	19000	19000	*18836*
MSE		**407507**	**226611**	**36128**

Mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ tối ưu theo tiếp cận ĐSGT ứng dụng cho bài toán dự báo số sinh viên nhập học tại trường đại học Alabama được so sánh với các mô hình dự báo khác theo tiếp cận mờ sử dụng bậc cao, số khoảng lớn hơn 7, như trong Bảng 3.11.

Bảng 3. 111: So sánh các kết quả mô hình dự báo tối ưu theo tiếp cận ĐSGT và các kết quả mô hình dự báo cải tiến khác

Phương pháp	MSE
Uslu [11] tối ưu DEA (2010)	**106276**
Egrioglu [11] (2010)	**60714**
Tiếp cận ĐSGT với mô hình ngữ nghĩa định lượng tối ưu sp* = 0.448 ds* = 0.365 θ* = 0.298; α* =0.312	**36128**

So sánh và đánh giá kết quả:

Phương pháp dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với bộ tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu cho bộ dữ liệu sinh viên nhập học từ 1971 đến 1992 cho kết quả dự báo chính xác hơn nhiều mô hình dự báo hiện có (Bảng 3.12). Mô hình tính toán theo tiếp cận ĐSGT đã đảm bảo thứ tự ngữ nghĩa và đưa ra cách chọn bộ tham số θ, α , s_p,d_p hợp lý hoặc dễ dàng định hướng đến tối ưu để xây dựng mô hình dự báo dựa trên phép ngữ nghĩa hóa và phép giải nghĩa phi tuyến. Đây là tính chất rất quan trọng của tiếp cận ĐSGT và là cơ sở khoa học cho tính hiệu quả cao trong nhiều bài toán ứng dụng nói chung và bài toán dự báo chuỗi thời gian mờ nói riêng.

3.3. Kết luận chương 3

Chương 3 luận văn đã cài đặt thử nghiệm phương pháp dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên đại số gia tử với tham số ngữ nghĩa định lượng tối ưu trên mô hình dự báo chuỗi thời gian mờ dự báo số sinh viên nhập học tại trường Đại học Alabama . Kết quả của phương pháp được so sánh với các phương pháp khác trong tài liệu [9, 11] được thể hiện trong bảng 3.12

Sự khác biệt thể hiện ở phương pháp là sử dụng phép ngữ nghĩa hóa thay cho phép mờ hóa, nhóm quan hệ ngữ nghĩa thay cho nhóm quan hệ mờ, phép giải nghĩa thay cho phép giải mờ và đặc biệt ĐSGT có thể xây dựng các giá trị ngữ nghĩa định lượng tối ưu dựa trên khả năng thay đổi ngữ nghĩa định lượng của các nhãn ngữ nghĩa sao cho MSE nhỏ nhất. Các giá trị ngữ nghĩa tối ưu đã cho kết quả dự báo tốt hơn rất nhiều so với chính mô hình mờ khác.

PHẦN 3: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Luận văn đưa ra một số thông tin về chuỗi thời gian mờ và mô hình xử lý chuỗi thời gian mờ. Phương pháp dự báo chuỗi thời gian đã được các tác giả xây dựng từ thế kỷ trước áp dụng cho trường Đại học Alabama từ năm 1971 đến năm 1992. Từ mô hình đó tôi tiến hành nghiên cứu và xây dựng chương trình dự báo chuỗi thời gian mờ dựa trên ĐSGT với khoảng giải nghĩa tối ưu. Với mô hình trên tôi đã xây dựng chương trình tính toán trên cơ sở sử dụng một thuật toán dựa trên ĐSGT trong dự báo dữ liệu tuyển sinh của Đại học Alabama từ năm 1971 đến năm 1992. Đây là dữ liệu được nhiều tác giả trên thế giới cũng như ở Việt Nam sử dụng để thử nghiệm. Kết quả tính toán cho thấy mức độ phù hợp của dự báo so với số liệu thực tế. Chính vì vậy, mô hình chuỗi thời gian mờ đang được nhiều tác giả nghiên cứu có nhiều triển vọng ứng dụng trong công nghệ thông tin với những dữ liệu thực tế.

Tuy nhiên vì điều kiện thời gian và trình độ còn hạn chế không thể tránh khỏi những thiếu sót trong quá trình xây dựng. Nếu điều kiện cho phép, tôi sẽ tiếp tục nghiên cứu và mở rộng ứng dụng mô hình dự báo dựa trên ĐSGT cho những chuỗi dữ liệu trong nước cũng như nhiều nước khác trên thế giới với chuỗi dữ liệu về nhiệt độ, môi trường… để phát triển tiếp luận văn hướng đến mục tiêu thực tiễn, thiết thực hơn nữa.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Tiếng Việt

[1] Nguyễn Công Điều: Một thuật toán mới cho mô hình chuỗi thời gian mờ. Tạp chí KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ, Tâp 49, Số 4, 11-25, 2011.

Tiếng Anh

[2] Song Q, Chissom B.S. Fuzzy time series and its models. Fuzzy Sets and Syst. 54 269–277, 1993

[3] Song Q, Chissom B.S, Forecasting enrollments with fuzzy time series – part 1. Fuzzy Sets and Syst. 54, 1–9, 1993

[4] Chen, S.M, Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series. Fuzzy Sets and Syst. 81, 311–319, 1996

[5] Chen S M and Wang N Y, Fuzzy Forecasting Based on Fuzzy-Trend Logical Relationship Groups. IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART B: CYBERNETICS, VOL. 40, NO. 5, 1343-1358, 2010

[6] Chen S.M, Chen C D, Handling forecasting problems based on high-order fuzzy logical relationships. Expert Systems with Applications 38, 3857–3864, 2011

[7] Chen S.M and Chung N.Y, Forecasting enrollments using high-order fuzzy time series and genetic algorithms, Int. Journal of Intelligent Systems 21, 485-501. 2006

[8] Lee M H, Efendi R, Ismad Z, Modified Weighted for Enrollments Forecasting Based on Fuzzy Time Series. MATEMATIKA, 25(1), 67-78, 2009.

[9] Huarng K, Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. Fuzzy Sets and Systems 123 387–394, 2001.

[10] Ozdemir O, Memmedli M, Optimization of Interval Length for Neural Network Based Fuzzy Time Series. IV International Conference "Problems of Cybernetics and Informatics", September 12-14, 104-105, 2012

[11] Egrioglu E, Aladag C H, Yolcu U,. Uslu V R, Basaran M A, Finding an optimal interval length in high order fuzzy time series. Expert Systems with Applications 37 5052–5055, 2010.

[12] Ho N. C. and Wechler W, Hedge algebras: An algebraic approach to structures of sets of linguistic domains of linguistic truth variable, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 35,3, 281-293, 1990

[13] Zadeh L. A. (1965), "Fuzzy sets", *Inform. and Control* 8, pp. 338–353.