

Mở đầu

Năm 1982, Z. Pawlak đã giới thiệu khái niệm tập thô để cung cấp lý thuyết về tri thức và phân lớp. Khái niệm tập thô là một khái niệm đơn giản nhưng mạnh mẽ được sử dụng để xử lý thông tin không chính xác hoặc không đầy đủ. Lý thuyết tập thô và lý thuyết tập mờ (Fuzzy Set Theory) do Zadeh L.A. đề xuất năm 1965 là hai lý thuyết điển hình nhất về các mô hình biểu diễn tính không chắc chắn. Các vấn đề mở rộng của tập thô như tập thô mờ, tập thô thô, tập thô phủ, ... đã và đang được nghiên cứu.

Bài toán phân lớp dữ liệu thực hiện xây dựng một hàm từ tập dữ liệu của miền ứng dụng vào một tập nhãn cho trước. Việc thực hiện rút gọn dữ liệu hiệu quả có vai trò quan trọng trong thu nhận kết quả phân lớp. Rút gọn thuộc tính (attribute reduction) là một trong những bài toán ứng dụng quan trọng nhất của lý thuyết tập thô, tập thô phủ, tập thô mờ.

Trên thế giới, một số luận án Tiến sỹ về rút gọn thuộc tính theo lý thuyết tập thô, tập thô phủ và tập thô mờ đã được công bố như của các tác giả Jensen (2005), Nina (2007), Aleksander (2010), Norhalina (2013), Verbiest (2014), ... Tại Việt Nam, một số luận án tiến sỹ về chủ đề rút gọn thuộc tính theo lý thuyết tập thô đã được hoàn thành như Giao (2007), Thuan (2010), Giang (2012).

Luận án tập trung nghiên cứu kỹ thuật rút gọn thuộc tính dựa vào mở rộng của tập thô, tập thô phủ, tập thô mờ, đặc biệt có xây dựng các định nghĩa về bảng quyết định phủ dựa vào các dàn phủ, từ đó, đề xuất các thuật toán rút gọn và thực nghiệm trên các dữ liệu người dùng – tập mục, dữ liệu đa phương thức.

- **Mục tiêu nghiên cứu:** Thứ nhất, luận án cung cấp một tổng quan về lý thuyết tập thô, tập thô phủ và tập thô mờ. Thứ

hai, luận án đề xuất xây dựng bảng quyết định phủ dựa vào khái niệm dàn điều kiện và dàn quyết định nhằm tăng hiệu năng khai thác dữ liệu, đặc biệt áp dụng trong bài toán hệ tư vấn. Thứ ba, luận án trình bày đề xuất về kỹ thuật rút gọn đặc trưng dựa vào quan hệ tập thô mờ cho bài toán phân lớp, kỹ thuật xếp hạng dữ liệu đặc thù trên dữ liệu tập thô mờ ngữ cảnh. Thứ tư, luận án trình bày chi tiết về phân tích tương quan chính tắc và mô hình đề xuất ứng dụng tập thô cho mô hình phân tích tương quan chính tắc.

Đối tượng nghiên cứu của luận án là phương pháp rút gọn thuộc tính, rút gọn dàn điều kiện dựa trên lý thuyết mở rộng của tập thô phủ.

Phạm vi nghiên cứu của luận án được giới hạn ở phương pháp rút gọn thuộc tính, rút gọn dàn điều kiện, tập trung dữ liệu người dùng – tập mục và dữ liệu đa phương thức.

Phương pháp nghiên cứu của luận án là nghiên cứu lý thuyết, đề xuất kỹ thuật rút gọn thuộc tính, rút gọn dàn điều kiện và thuật toán cũng như nghiên cứu thực nghiệm để kiểm chứng đánh giá các đề xuất của luận án.

Chương 1. Tổng quan về tập thô, tập thô phủ và tập thô mờ

1.1 Tập thô

1.1.1 Bảng quyết định

Định nghĩa 1.1. (Bảng quyết định) Bảng quyết định là một hệ thống thông tin có dạng $\mathcal{T} = (U, A)$, với U là tập các đối tượng và A là tập các thuộc tính, trong đó tập thuộc tính $A = C \cup D$ với C được gọi là tập thuộc tính điều kiện và D là tập thuộc tính quyết định, tức là $\mathcal{T} = (U, C \cup D)$

1.1.2 Quan hệ không phân biệt được

Định nghĩa 1.2. (*Quan hệ không phân biệt được*) Cho một tập con thuộc tính $B \subseteq A$, một quan hệ không phân biệt được $IND(B)$ trên U xác định như sau:

$$IND(B) = \{(u, v) | (u, v) \in U^2, \forall b \in B (b(u) = b(v))\}$$

1.1.3 Định nghĩa tập thô

Định nghĩa 1.3. (*Tập thô*) Cho một tập hữu hạn khác rỗng của các đối tượng U và một quan hệ tương đương R . Khi đó, tập $X (X \subseteq U)$ là một R -tập thô nếu cặp $(\underline{R}(X), \overline{R}(X))$ thỏa mãn $\underline{R}(X) \neq \overline{R}(X)$. Nếu $\underline{R}(X) = \overline{R}(X)$ thì X là tập R -rõ.

Định nghĩa 1.4. (*Vùng dương, vùng biên và vùng âm*) Tập con $X (X \subseteq U)$ có thể được phân chia thành 3 vùng: vùng dương, biên và vùng âm.

$$POS(X) = \underline{R}(X)$$

$$NEG(X) = U - \overline{R}(X)$$

$$BND(X) = \overline{R}(X) - \underline{R}(X).$$

1.1.4 Sự phụ thuộc giữa các thuộc tính

Định nghĩa 1.5. (*Mức độ quan trọng của thuộc tính*) Cho $B \subset C, a \in C$, mức độ quan trọng của thuộc tính a trong C liên quan với B (ký hiệu $Sig_{in}(a, C, B)$) được xác định:

$$Sig_{in}(a, C, B) = \gamma_C(B) - \gamma_{C-\{a\}}(B)$$

Độ đo sự thay đổi về chất lượng xấp xỉ nếu thêm thuộc tính a vào tập thuộc tính C cũng được tính toán:

$$Sig_{out}(a, C, B) = \gamma_{C+\{a\}}(B) - \gamma_C(B)$$

1.2.5 Tập rút gọn và lõi

Định nghĩa 1.6. (*Rút gọn và lõi*) Cho một bảng quyết định $T = (U, C \cup D)$. Tập thuộc tính $B \subseteq C$ được gọi là một rút gọn của C nếu $POS_B(D) = POS_C(D)$. Tập các rút gọn của C được ký hiệu là $RED(C)$. Lõi của tập thuộc tính C (ký hiệu

$CORE(C)$) là tập các thuộc tính được nhận từ giao của tập các rút gọn của C . Khi đó, $CORE(C) = \bigcap RED(C)$.

1.2 Tập thô phủ

1.2.1 Định nghĩa về tập thô phủ

Định nghĩa 1.7(*Mô tả tối thiểu*)

Cho \mathcal{C} là một phủ của U

$$Md_{\mathcal{C}}(u) = \{K \in \mathcal{C} | u \in K \wedge (\forall S \in \mathcal{C} \wedge u \in S \wedge S \subseteq K \Rightarrow K = S)\}$$

được gọi là mô tả tối thiểu của u .

Định nghĩa 1.8(*Láng giềng gần*)

Cho \mathcal{C} là một phủ của U , $N_{\mathcal{C}}(u) = \bigcap \{K \in \mathcal{C} | u \in K\}$ gọi là láng giềng gần của u .

1.2.2 Rút gọn hợp của một phủ

Định nghĩa 1.9(*Phủ rút gọn hợp được*)

Cho \mathcal{C} là phủ của U và $K \in \mathcal{C}$. Nếu K là hợp của một số tập trong $\mathcal{C} - \{K\}$, chúng ta nói rằng K là một phần tử rút gọn hợp được trong \mathcal{C} . Ngược lại, K là một phần tử không rút gọn hợp được trong \mathcal{C} . Nếu mọi phần tử trong \mathcal{C} là không rút gọn hợp được, chúng ta có thể nói rằng \mathcal{C} là không rút gọn hợp được. Ngược lại, \mathcal{C} là rút gọn hợp được.

Định nghĩa 1.10(*Rút gọn hợp*)

Với một phủ \mathcal{C} của U , một phủ rút gọn hợp được mới qua phép rút gọn ở trên được gọi là rút gọn hợp của \mathcal{C} và xác định bởi $ured(\mathcal{C})$.

1.2.3 Định nghĩa không gian xấp xỉ cho tập thô phủ

Định nghĩa 1.11(*Không gian xấp xỉ của một hệ thống tập thô phủ—CRSS*)

Cho (U, \mathcal{C}, CL, CH) là một hệ thống tập thô phủ CRSS với CL và CH là các xấp xỉ dưới và trên đối với phủ \mathcal{C} . $\underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}$, $\overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}$ lần lượt là không gian xấp xỉ của CL , CH . Khi đó, $\underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}$ là không

gian xấp xỉ dưới của (U, \mathcal{C}, CL, CH) , $\overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}$ là không gian xấp xỉ trên của (U, \mathcal{C}, CL, CH) , $\langle U, \underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}, \overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}} \rangle$ là không gian của (U, \mathcal{C}, CL, CH) .

Định nghĩa 1.12(Phần tử rút gọn được về toán tử xấp xỉ phủ)

Cho \mathcal{C} là phủ của U và HL là toán tử phủ xấp xỉ với \mathcal{C} , $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$ là không gian xấp xỉ của HL , $K \in \mathcal{C}$. Khi đó, K là phần tử rút gọn được của \mathcal{C} nếu $\mathcal{A}_{\mathcal{C}} = \mathcal{A}_{\mathcal{C}-\{K\}}$. Ngược lại, K là phần tử không rút gọn được của \mathcal{C} .

Định nghĩa 1.13(Phần tử rút gọn được về hệ thống tập thô phủ)

Cho (U, \mathcal{C}, CL, CH) là một CRSS, $\langle U, \underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}}, \overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}} \rangle$ là không gian xấp xỉ của (U, \mathcal{C}, CL, CH) . K là một phần tử không rút gọn được của \mathcal{C} về (U, \mathcal{C}, CL, CH) nếu $\underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}} = \underline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}-\{K\}}$ và $\overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}} = \overline{\mathcal{A}}_{\mathcal{C}-\{K\}}$. Ngược lại, K là phần tử không rút gọn được của \mathcal{C} về (U, \mathcal{C}, CL, CH) .

Định nghĩa 1.14(Phần tử không rút gọn được)

Cho \mathcal{C} là phủ của U và HL là toán tử phủ xấp xỉ với \mathcal{C} , $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$ là không gian xấp xỉ của HL , $K \in \mathcal{C}$. Khi đó, \mathcal{C} là phủ không rút gọn được về $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$ nếu $K \in \mathcal{C}$ là một phần tử không rút gọn được của \mathcal{C} về $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$. Ngược lại, \mathcal{C} gọi là phủ rút gọn được về $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$.

Định nghĩa 1.15(Rút gọn)

Cho \mathcal{C} là một phủ của U , HL là toán tử phủ xấp xỉ tương ứng với \mathcal{C} , $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$ là không gian xấp xỉ của HL , $C \in \mathcal{C}$. C' được gọi là một rút gọn của \mathcal{C} về $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$ nếu $\mathcal{A}_{\mathcal{C}} = \mathcal{A}_{\mathcal{C}'}$, và C' là một phủ chưa tối giản của \mathcal{C} về $\mathcal{A}_{\mathcal{C}}$.

$$red(\mathcal{C}) = \{C' | C' \text{ là một rút gọn của } \mathcal{C} \text{ về } \mathcal{A}_{\mathcal{C}}\}$$

1.3 Tập thô mờ

1.3.1 Định nghĩa

Định nghĩa 1.16(*Định nghĩa tập thô mờ*) Cho tập vũ trụ khác rỗng U , B là một tập rút gọn đặc trưng $B (B \subseteq A)$, quan hệ tương đương mờ R trên U và một tập mờ F xác định trên U . Tập thô mờ là một cặp xấp xỉ dưới và xấp xỉ trên của tập mờ F trong phân hoạch $\frac{U}{D} (D \subseteq A)$ với quan hệ mờ R được xác định như sau:

$$\underline{R_B D}(u) = \inf_{v \in U} \max(1 - R(u, v), F(v));$$

$$\overline{R_B D}(x) = \sup_{v \in U} \min(R(u, v), F(v));$$

Định nghĩa 1.17(*Độ phụ thuộc*) Cho R là một quan hệ tương đương trên tập vũ trụ U và tập thuộc tính quyết định D . Lực lượng xấp xỉ biểu diễn mức độ phụ thuộc của tập đặc trưng B trên D được tính toán như sau:

$$\gamma(B, D) = \frac{\sum_{u \in U} POS_B(D)}{|U|}$$

Trong đó, $|U|$ xác định lực lượng của một tập đối tượng.

$$POS_B(D) = \bigcup_{u \in U/D} \underline{R_B D}(u),$$

với $POS_B(D)$ là một vùng xác định của phân hoạch U/D với B

Chương 2. Bảng quyết định phủ và ứng dụng của nó

2.1 Bảng quyết định thô dựa phủ

2.1.1 Các định nghĩa

Định nghĩa 2.1(*Phủ được tạo ra của một phủ*). Cho $C = \{K_1, K_2, \dots, K_n\}$ là một phủ của U . Với mọi $u \in U$, cho $C_u = \bigcap \{K_j \in C, u \in K_j\}$. Tập $Cov(C) = \{C_u | u \in U\}$ cũng là một phủ của U và nó được gọi là phủ được tạo ra của C .

Định nghĩa 2.2(*Phủ được tạo ra của một họ các phủ*) Cho $\Delta = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ là một họ của các phủ của U . Với mọi $u \in U$, cho $\Delta_u = \bigcap \{C_{iu} \in Cov(C_i) | u \in C_{iu}\}$. Tập $Cov(\Delta) = \{\Delta_u | u \in U\}$ cũng là một phủ của U và được gọi là phủ được tạo ra của Δ .

Định nghĩa 2.3(*Hệ thống quyết định phủ*). Một hệ thống quyết định phủ là một cặp có thứ tự $S = (U, \Delta \cup D)$, với U là tập vũ trụ, Δ là một họ của các phủ của U , và D là một thuộc tính quyết định.

Định nghĩa 2.4 (*Vùng Δ -dương của D*). Cho $S = (U, \Delta \cup D)$ là một hệ thống phủ và $Cov(\Delta)$ là phủ được tạo ra của Δ . Một vùng Δ -dương của D được tính toán như $POS_{\Delta}(D) = \bigcup_{X \in U/D} \underline{\Delta}(X)$, với $\underline{\Delta}(X) = \bigcup \{\Delta_u \mid \Delta_u \subseteq X\}$.

Cho U là tập vũ trụ, giả sử tồn tại một quan hệ thứ tự một phần, ký hiệu " \leq " trong tập của tất cả tập phủ của U .

Định nghĩa 2.5(*Dàn của các phủ*) L được xác định như một dàn của các phủ của U nếu và chỉ nếu L là một tập của các phủ của U (C_1, C_2, \dots, C_n) và với mọi C_1, C_2 thuộc về L , tồn tại Y_1, Y_2 cũng thuộc về L sao cho $Y_1 \leq C_1, Y_1 \leq C_2$, và $C_1 \leq Y_2, C_2 \leq Y_2$.

Định nghĩa 2.6(*Phủ đỉnh và phủ đáy của một dàn của các phủ*) Vì tập vũ trụ U là hữu hạn nên tồn tại C_{top}, C_{bottom} sao cho C_{top}, C_{bottom} thuộc về L và $C \leq C_{top}$ ($C_{bottom} \leq C$) với mọi C trong L .

Định nghĩa 2.7 Một bảng quyết định phủ CDT là một bộ ba $CDT = (U, CL, DL)$, với CL và CD là hai dàn của phủ của tập vũ trụ U ; CL và CD được gọi tương ứng là dàn điều kiện và dàn quyết định.

Dựa vào định nghĩa 2.7, chúng tôi xác định phủ được tạo ra của CL và CD .

Định nghĩa 2.8(*Phủ được tạo ra của CL*). Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là bảng quyết định phủ, $TopCL = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ là một phủ trên của CL . Với mọi $u \in U$, cho $CovCL_u = \bigcap \{S_j \in TopCL, u \in S_j\}$, khi đó, tập $Cov(CL) = \{CovCL_u \mid u \in U\}$

cũng là một phủ của U và nó được gọi là phủ được tạo ra của CL .

$Cov(DL)$ và phủ được tạo ra của DL cũng được xác định theo cách này.

Định nghĩa 2.9(Vùng CL -đương của DL). Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là một bảng quyết định phủ. Vùng CL -đương của DL được tính toán bởi

$$POS_{CL}(DL) = \bigcup_{u,v \in U} \underline{CovCL}_u(CovDL_v) \quad (12)$$

Định nghĩa 2.10 Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là một bảng quyết định phủ. Chúng tôi cho rằng DL phụ thuộc vào CL ở mức k ($0 \leq k \leq 1$), ký hiệu $CL \rightarrow_k DL$, nếu

$$k = \frac{|POS_{CL}(DL)|}{|U|} \quad (13)$$

Độ phụ thuộc của DL vào CL là một dấu hiệu về hiệu năng hỗ trợ quyết định của bảng quyết định phủ.

2.1.2 Ví dụ ứng dụng

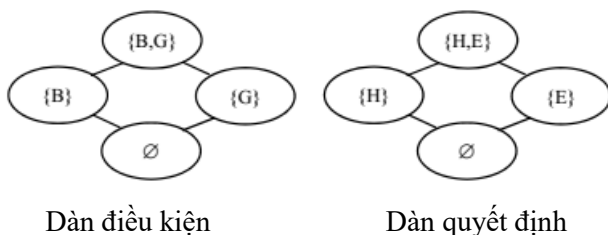
Chúng tôi xem xét nhiệm vụ khám phá các luật kết hợp dựa vào ràng buộc trong cơ sở dữ liệu chuyên tiến. Trong các luật, tiền đề X và kết quả Y là các tập dữ liệu tiền xác định (pre-determined itemsets). Cho TD là tập của tất cả các việc cần giải quyết (the set of all transactions), I là tập của tất cả dữ liệu. Với mỗi tập con $B \subseteq I$ tồn tại một dàn của dữ liệu $LB = (2^B, \subseteq)$, với 2^B là tập của các tập con B (chứa tập rỗng); " \subseteq " là quan hệ "tập con của". Tiền đề dàn của X (ký hiệu LX) và tiền đề dàn của Y (ký hiệu LY) đóng vai trò quan trọng của các dàn điều kiện (Các dàn điều kiện). Do đó, chúng ta có một bảng quyết định phủ $CDT = (T, LX, LY)$.

Ví dụ 1. Cho $I = \{A, B, G, H, E\}$ là tập tất cả các mục trong một bộ dữ liệu giao dịch. Cho D là một tập dữ liệu giao dịch chứa các giao dịch sau:

Mã giao dịch	Mục
10	A, B, G, H, E
20	B, G, H, E
30	A, G, H, F

Với độ hỗ trợ tối thiểu là 0.66, tập mục $X = \{B, G, H, E\}$ là một tập mục đóng tối đa. Chúng ta xem xét các luật kết hợp của cả tiền đề (antecedent) và hệ quả (consequent) là 2-mục, tức là, $\{B, G\} \rightarrow \{H, E\}, \{B, H\} \rightarrow \{G, E\}, \dots$

Cụ thể, luật kết hợp $\{B, G\} \rightarrow \{H, E\}$ tương ứng với bảng quyết định dựa vào dàn phủ $\langle D, C_{\{B,G\}}, C_{\{H,E\}} \rangle$, trong đó, dàn điều kiện và dàn quyết định được mô tả như trong hình 1.



Hình 1. Dàn điều kiện và dàn quyết định của bảng quyết định dựa dàn phủ $\langle D, C_{\{B,G\}}, C_{\{H,E\}} \rangle$

Ta có mô tả về các phủ trong dàn điều kiện như sau: Tập mục rỗng \emptyset tương ứng với phủ là tập vũ trụ $C_{\emptyset} = \{D\}$. Hai 1-itemsets $\{B\}$ và $\{G\}$ được tương ứng với các phân hoạch $C_{\{B\}} = \{\{\text{giao dịch chứa } B\}, \{\text{giao dịch không chứa } B\}\} = \{\{10, 20\}, \{30\}\}$; $C_{\{G\}} = \{\{\text{giao dịch chứa } G\}, \{\text{giao dịch không chứa } G\}\} = \{D\}$. Một 2-itemsets $\{B, G\}$ tương ứng với một phủ: $C_{\{B,G\}} = \{\{\text{giao dịch chứa } B \text{ và không chứa } G\}, \{\text{giao dịch chứa } G \text{ và không chứa } B\}, \{\text{giao dịch chứa cả } B \text{ và } G\}, \{\text{giao dịch không chứa cả } B \text{ và } G\}\} = \{\{10, 20\}, \{30\}\}$. Phủ đỉnh của dàn điều kiện $TopCCL$ là $C_{\{B,G\}}$, do vậy $CovCCL_{10} = \{10, 20\}$, $CovCCL_{20} = \{10, 20\}$,

và $CovCL_{30} = \{30\}$ thì $Cov(CL)$, phủ cảm sinh (the induced cover) của CL là $Cov(CL) = \{\{10,20\}, \{10,20\}, \{30\}\}$.

Tương tự, chúng ta có mô tả về các phủ trong dàn điều kiện: $C_{\{H\}} = \{D\}$, $C_{\{E\}} = \{\{10, 20\}, \{30\}\}$, $C_{\{H,E\}} = \{\{10, 20\}, \{30\}\}$; $TopDL$ là $C_{\{H,E\}}$, do vậy $CovDL_{10} = \{10, 20\}$, $CovDL_{20} = \{10, 20\}$, và $CovDL_{30} = \{30\}$ thì $Cov(DL) = \{\{10,20\}, \{10,20\}, \{30\}\}$.

Chúng tôi cũng có bảng quyết định phủ trong hệ thống tư vấn [Zhang14, Zhang17, Zhang20]. Cho U là tập tất cả người dùng (user), I là tập các mục. Như đề cập ở trên, với mọi tập mục $B \subseteq I$, tồn tại dàn LB . Đối với người dùng hiện thời (a target user) U , ký hiệu T là tập các mục được xem để lọc nhằm tư vấn. Chúng tôi có một bảng quyết định phủ $CDT = (U, LI, LT)$, với LI là một dàn của I và LT là một dàn của T .

2.3 Hai bài toán đối với bảng quyết định phủ

Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là một bảng quyết định phủ, với CL , DL tương ứng là dàn điều kiện, dàn quyết định. Chúng tôi xem hai nhiệm vụ liên quan với vấn đề quyết định. Đầu tiên, chúng tôi đề xuất định nghĩa dàn con trong bảng quyết định phủ.

Định nghĩa 2.11 (*Dàn con trong bảng quyết định phủ*) Cho L là một dàn của các phủ. Một phủ BL trên U được gọi là dàn con của L nếu và chỉ nếu tập của các phủ trong BL là một tập con của các phủ trong L và nếu một phủ C trong BL thì tất cả các phủ X trong L có $X \leq C$ trong BL .

Định nghĩa 2.12 (*Rút gọn trong một bảng quyết định phủ*) Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là một bảng quyết định phủ. Nhiệm vụ rút gọn điều kiện trong CDT là để tìm dàn con CLC của CL sao cho $POS_{CLC}(DL) = POS_{CL}(DL)$.

Định nghĩa 2.19 cho chúng ta thực hiện bài toán rút gọn dàn điều kiện trong bảng quyết định phủ.

Định nghĩa 2.13 (Tìm kiếm sự thích nghi của phủ quyết định trong bảng quyết định phủ) Cho $CDT = (U, CL, DL)$ là một bảng quyết định phủ, σ là một ngưỡng lớn hơn 0. Nhiệm vụ tìm kiếm sự thích nghi của phủ quyết định trong CDT là để tìm dàn con DLD của DL sao cho độ tin cậy của $CDTD = (U, CL, DLD)$ không nhỏ hơn ngưỡng σ và phủ được tạo ra $Cov(DLD)$ là lớn nhất có thể theo quan hệ “ \leq ”.

Định nghĩa 2.13 là căn cứ cho tìm kiếm một phủ quyết định có sự phù hợp nhất.

2.4 Thuật toán rút gọn dàn điều kiện và tìm kiếm sự thích nghi của dàn quyết định

2.4.1 Định nghĩa và thuật toán về rút gọn dàn điều kiện của bảng quyết định dựa vào dàn phủ

Định nghĩa 2.14 Cho $CDT = \langle U, CL, DL \rangle$ là bảng quyết định dựa vào dàn phủ. Dàn con SCL của CL được gọi là một rút gọn của CL nếu độ phụ thuộc của $\langle U, SCL, DL \rangle$ bằng với độ phụ thuộc của $\langle U, CL, DL \rangle$. Dàn con SCL của CL được gọi là một rút gọn của CL nếu và chỉ nếu: (i) SCL là một rút gọn của CL , và (ii) nếu tồn tại rút gọn $SCL2$ của CL và $SCL2$ là dàn con của SCL thì $SCL2 = SCL$.

Chúng tôi đề xuất thuật toán đệ quy Reduct_Finding để tìm kiếm tất cả các dàn rút gọn của bảng quyết định dựa vào dàn phủ.

Đầu vào: Bảng quyết định dựa dàn phủ $CDT = \langle U, CL, DL \rangle$, hằng số chung ρ_{CL} là độ phụ thuộc của DL ;

Đầu ra: GCRL chứa các dàn rút gọn của CL . Khởi đầu thuật toán $GCRL = \{CL\}$.

Thuật toán Reduct_Finding ($CCL, PCCL$)

// CCL là dàn điều kiện hiện thời

```

// PCCL là cha của CCL (CL chính là cha của chính nó)
IF CCL = CL
THEN
    FOREACH dàn conSCCL của CCL
        Reduct_Finding (SCCL, CCL)
    //Chạy trên tất cả dàn conCL
    END FOR
ELSE
    Tính toán độ phụ thuộc  $\rho_{CCL}$  của  $\langle U, CCL, DL \rangle$ 
    IF  $\rho_{CCL} = \rho_{CL}$ 
        //CCL là tập rút gọn
        THEN
            Thêm CCL vào GCRL
            IF PCCL chứa trong GCRL THEN
                Loại PCCL khỏi GCRL
                //PCCL is a reduced set but not a reduct
            END IF
        FOREACH dàn conSCCL của CCL //chạy
            tất cả dàn con của CCL
                Reduct_Finding (SCCL, CCL)
            END FOR
    END IF
END IF

```

2.4.2 Định nghĩa và thuật toán về sự thích nghi quyết định của bảng quyết định dựa vào dàn phủ

Định nghĩa 2.15 (Sự thích nghi phủ quyết định – Decision fitting) Cho $CDT = \langle U, CL, DL \rangle$ là bảng quyết định dựa dàn phủ, cho σ là một ngưỡng lớn hơn hoặc bằng độ phụ thuộc của CDT, tức là $\rho_{CL} < \sigma \leq 1$. Nhiệm vụ về sự thích nghi phủ

quyết định trong CDT là để tìm kiếm tất cả các dàn con SDL của DL thỏa mãn: i) độ phụ thuộc của $\langle U, CL, DL \rangle$ không nhỏ hơn σ ; và ii) độ phụ thuộc của $\langle U, CL, PSDL \rangle$ nhỏ hơn σ với PSDL là dàn cha của SDL.

Chúng tôi đề xuất thuật toán đệ quy Fitting_Finding nhằm tìm kiếm tất cả các dàn thích nghi của bảng quyết định dựa vào dàn phủ.

Đầu vào: Bảng quyết định dựa dàn phủ $CDT = \langle U, CL, DL \rangle$

Đầu ra: tập tất cả dàn thích nghi GCFL với GCFL ban đầu được khởi tạo là tập rỗng.

Thuật toán Fitting_Finding (CDL)

//CDL là dàn quyết định hiện thời

Tính toán độ phụ thuộc ρ_{CDL} của $\langle U, CL, CDL \rangle$

IF $\rho_{CDL} \geq \sigma$

THEN

Thêm CDL vào GCFL

ELSE

FOREACH dàn con SCDL của CDL

Fitting_Finding (SCDL)

END FOR

END IF

2.5 Ứng dụng vào hệ tư vấn

Định nghĩa 2.21 (*Láng giềng của một đối tượng*) Cho (U, C) là một không gian xấp xỉ phủ, u là một thành viên của U , tức là, $u \in U$ thì

$$N_C(u) = \bigcap \{K \in C \mid u \in K\}$$

được gọi là lát giềng của x đối với (U, C) . Để ngắn gọn hơn, có thể viết $N_C(x)$ là $N(x)$, và ta có $N(x) = \cap Md(x)$.

Đối với hệ thống tư vấn cộng tác dựa người dùng, bảng quyết định phủ được biểu diễn như sau: $CDT = \langle U, CLItems, DLItems \rangle$, với $CLItems$ là dàn của tập mục đầu vào; $DLItems$ là dàn của các mục được lọc nhằm tư vấn cho một người dùng mới trong một phần của khởi động nguội. Các điều kiện cho tập con thuộc tính là được rút gọn của tập thô cũng như một rút gọn dàn khái niệm cần được khảo sát để áp dụng dàn quyết định và điều kiện.

Chương 3. Kỹ thuật rút gọn thuộc tính dựa vào quan hệ thô mờ và kỹ thuật xếp hạng dữ liệu đặc thù

3.1 Kỹ thuật rút gọn thuộc tính dựa trên quan hệ tập thô mờ

3.1.1 Quan hệ thô mờ

Định nghĩa 1.3 Cho U là một tập vũ trụ khác rỗng và a là một thuộc tính ($a \in C$). Quan hệ tương đương mờ giữa hai mẫu u và v trên thuộc tính a được xác định:

$$R_a(u, v) = 1 - \frac{|a(u) - a(v)|}{\max_{i=1+n} a(z_i) - \min_{i=1+n} a(z_i)} \quad (2)$$

Định nghĩa 1.4 Cho U là một tập vũ trụ khác rỗng và B là một tập rút gọn thuộc tính. Quan hệ tương đương mờ giữa các mẫu trong U trên tập rút gọn được B xác định như sau $\forall u, v \in U$:

$$R_B(u, v) = \min_{a \in B} \{R_a(u, v)\} = \min_{a \in B} \left\{ 1 - \frac{|a(u) - a(v)|}{\max_{i=1+n} a(z_i) - \min_{i=1+n} a(z_i)} \right\} \quad (3)$$

Quan hệ $R_B(u, v)$ là một quan hệ tương đương mờ thỏa mãn tính phản xạ, đối xứng và bắc cầu.

3.1.2 Bài toán rút gọn thuộc tính dựa vào quan hệ thô mờ

3.1.3 Thuật toán rút gọn thuộc tính dựa vào quan hệ mờ (FRR-RED)

Thuật toán 1: Thuật toán FRR-RED

Đầu vào: Tập hữu hạn n mẫu U , tập các thuộc tính điều kiện C , tập các thuộc tính quyết định D , Ngưỡng ε để kiểm soát sự thay đổi của chất lượng xấp xỉ.

$$U = \{u_1, \dots, u_n\}, C = \{a_1, \dots, a_m\}, D = \{d_1, \dots, d_l\};$$

Đầu ra: Tập rút gọn thuộc tính B .

1. $\forall u_i \in U$ tính toán m quan hệ tương đương mờ giữa mỗi mẫu theo công thức (2).

2. Tính độ phụ thuộc $\gamma(C, D)$ và các $\gamma_i = \gamma(a_i, D) \forall a_i \in C$ theo công thức (6);

3. Tạo tập thuộc tính $B = \{ \}$ và khởi gán $\gamma(B, D) = 0$;

4. For each $a_j \in C$

5. IF $(\gamma(C, D) - \gamma(B, D) > \varepsilon)$ **then**

6. Tính toán γ_{max} cho $\forall a_i \in C - B$

7. IF $(\gamma_{a_j} = \gamma_{max})$ **then** $B = B \cup \{a_j\}$;

8. Tính $\gamma(B, D)$ bằng công thức (6);

9. End if

9. End if

10. End for

3.2 Quá trình suy luận mờ trong các hệ mờ ngữ cảnh

3.2.1 Một số toán tử cơ bản trong logic mờ

Xem xét tập $D^* = \{u = (u_1, u_2, u_3) | u \in [0, 1]^3, u_1 + u_2 + u_3 \leq 1\}$, chúng ta có một lưới hoàn chỉnh (D^*, \leq_1) được xác định bởi $\forall u, v \in D^*$:

$$u \leq_1 v \Leftrightarrow \{u_1 < v_1, u_3 \geq v_3\} \cup \{u_1 = v_1, u_3 > v_3\}$$

$$\cup \{u_1 = v_1, u_3 = v_3, u_2 \leq v_2\}$$

$$u = v \Leftrightarrow \{u_1 = v_1, u_3 = v_3, u_2 = v_2\}$$

Ký hiệu $I(u) = \{v = (u_1, v_2, u_3) | 0 \leq v_2 \leq u_2\}, \forall u, v \in D^*$.

Định nghĩa 3.3 Toán tử PFN là một ánh xạ không tăng: $N: D^* \rightarrow D^*$ thỏa mãn $N(0_{D^*}) = 1_{D^*}$ và $N(1_{D^*}) = 0_{D^*}$. Nếu $N(N(u)) = u \forall u \in D^*$ thì N là một toán tử phủ định ngữ cảnh.

Định nghĩa 3.4 Một ngữ cảnh mờ t-chuẩn T được gọi là nếu và chỉ nếu tồn tại hai t-chuẩn t_1, t_2 và một t-conorm s_3 trên $[0,1]$ thỏa mãn:

$$T(a, b) = (t_1(a_1, b_1), t_2(a_2, b_2), s_3(a_3, b_3)), \forall a, b \in D^*$$

Định nghĩa 3.5 Một ngữ cảnh mờ t-conorm S được gọi là nếu và chỉ nếu có thể đại diện tồn tại hai định mức t_1, t_2 và một t-conorm s_3 trên $[0,1]$ thỏa mãn:

$$S(a, b) = (s_1(a_1, b_1), t_2(a_2, b_2), t_1(a_3, b_3)), \forall a, b \in D^*$$

3.2.2 Một số lớp toán tử kéo theo trong logic mờ

Định nghĩa 3.6 Ánh xạ $I: D^* \times D^* \rightarrow D^*$ là PIO của lớp 1 nếu nó thỏa mãn các điều kiện biên dưới đây:

$$I(0_{D^*}, 1_{D^*}) = 1_{D^*}, \text{ với } 0_{D^*} = (0,0,1), 1_{D^*} = (1,0,0)$$

$$I(0_{D^*}, 0_{D^*}) = 1_{D^*}$$

$$I(1_{D^*}, 1_{D^*}) = 1_{D^*}$$

$$I(1_{D^*}, 0_{D^*}) = 0_{D^*}$$

Định nghĩa 3.7 Ánh xạ $I: D^* \times D^* \rightarrow D^*$ là PIO của lớp 2 nếu nó thỏa mãn các điều kiện biên: (3.1) - (3.4) và

$$I(u_1, v) \geq_1 I(u_2, v), \forall u_1 \leq_1 u_2, v \in D^* \quad (3.5)$$

$$I(u, v_1) \leq_1 I(u, v_2), \forall v_1 \leq_1 v_2, u \in D^*$$

Định nghĩa 3.8 Cho $n(a), S(a, b)$ là một PFN và một toán tử t-conorm tương ứng. Một ánh xạ $I: D^* \times D^* \rightarrow D^*$ được cho bởi

$$I(u, v) = S(N(u), v), \forall u, v \in D^* \quad (3.7)$$

Định nghĩa 3.9 Cho $n(a), S_{max}(a, b)$ là PFN và một t-conorm mờ ngữ cảnh. Một ánh xạ $I: D^* \times D^* \rightarrow D^*$ cho bởi:

$$I(u, v) = S_{max}(N(u), v), \forall u, v \in D^* \quad (3.8)$$

Định nghĩa 3.10 Một ánh xạ $I: D^* \times D^* \rightarrow D^*$ cho bởi với $r = I(u, v) \in D^*, u \in D^*, v \in D^*$:

$$r = \begin{cases} 1_{D^*} & \text{nếu } u <_1 1_{D^*} \text{ hoặc } v = 1_{D^*} \\ 0_{D^*} & \text{Ngược lại} \end{cases}$$

là tổng quát trực tiếp của toán tử hàm ý cổ điển sắc nét tiêu chuẩn.

3.2.3 Quy tắc tạo thành của suy diễn

Mô hình toán học của GMP như sau.

Cho A, B và B^* là các tập mờ trong vũ trụ U và V . Từ “Nếu X là A thì Y là B ” và “ Y là B^* có thể được coi là hệ quả logic.

Chúng ta có thể xem câu lệnh điều kiện trên dưới dạng quan hệ mờ nhị phân R , nghĩa là, một tập mờ $U \times V$, và A^* dưới dạng quan hệ mờ đơn phân trên U . Như vậy, GMP có thể được xem xét với một nền tảng quan hệ chung. Đầu tiên, nếu $f: U \rightarrow V$ là một hàm thì giá trị $v = f(u)$ có thể được xem như hình chiếu của $\{u\}$ lên V , nghĩa là như tập $\{v \in V: (u, v) \in f\}$.

Khi f được thay thế bởi một quan hệ R , và A là một tập con của U thì ngữ cảnh là hình chiếu của A lên V là tập $B = \{v \in V | (u, v) \in R \exists u \in A\}$

Về hàm chỉ báo, $B(v) = \bigvee_{u \in U} \{(A \times V)(u, v) \wedge R(u, v)\} = \bigvee_{u \in U} \{A(u) \wedge R(u, v)\}$

Công thức trên có thể được viết dưới dạng $B = R \circ A$ trong đó \circ là toán tử thành phần của R và A . Khi A^* và R tương ứng là các tập con mờ của V và $U \times V$, thành phần tương đương $R \circ A^*$ sinh ra một tập con mờ của V .

Khi áp dụng quy trình này cho giản đồ GMP

IF X is A^* THEN (X, Y) is R

$$B^* = R \circ A$$

trong đó R là một quan hệ mờ trên $U \times V$ đại diện cho “If X is A then Y is B ” có điều kiện.

Nếu $R(u, v) = (A(u) \Rightarrow B(v))$ trong đó \Rightarrow là một toán tử kéo theo mờ và một cách khái quát hơn, t-chuẩn đặc biệt $T(x, y) = x \wedge y$ có thể được thay thế bằng một toán tử tiêu chuẩn t mờ tùy ý $T(u, v)$ trong phép toán thành phần giữa các quan hệ, dẫn đến kết quả của CRI.

$$B^*(v) = \bigvee_{u \in U} \{T((A(u) \Rightarrow B(v)), A(u))\} \quad (4.2)$$

Bằng cách chọn toán tử t-chuẩn và toán tử kéo theo mờ cụ thể, chúng ta có thể có được một xử lý suy luận cụ thể theo logic mờ.

Quy tắc cấu thành của suy luận trong thiết lập logic mờ ngữ cảnh (PFL-CRI)

Xem xét thực tế mờ của ngữ cảnh: “X is A” và R là một quan hệ ngữ cảnh giữa U và V, trong đó $A^* \in PFS(U), R \in PFR(U \times V)$.

Bằng cách áp dụng PFL-CRI, chúng ta thu được ảnh mờ thực tế B. Biểu diễn điều này dưới dạng lược đồ suy diễn, chúng ta có:

If X is A and R(X, Y) is R then Y is B = R ◦ A**

Ta sử dụng $I(a, b)$ để xác định quan hệ hình R. Cho hai PFS: $A \in PFS(U)$ và $B \in PFS(V)$, chúng tôi tính toán $\forall (u, v) \in U \times V$:

$$(\mu_R(u, v), \eta_R(u, v), \nu_R(u, v)) = I((\mu_A(u, v), \eta_A(u, v), \nu_A(u, v)), (\mu_B(u, v), \eta_B(u, v), \nu_B(u, v)))$$

Sử dụng định nghĩa của quan hệ ngữ cảnh R với toán tử thành phần mờ ngữ cảnh được đưa ra trong [Cuong2014], dễ dàng nhận thấy rằng PFL-ICR là một phần mở rộng của CRI dựa trên mờ.

3.3 Kỹ thuật xếp hạng đối tượng dựa vào tập thô mờ ngữ cảnh

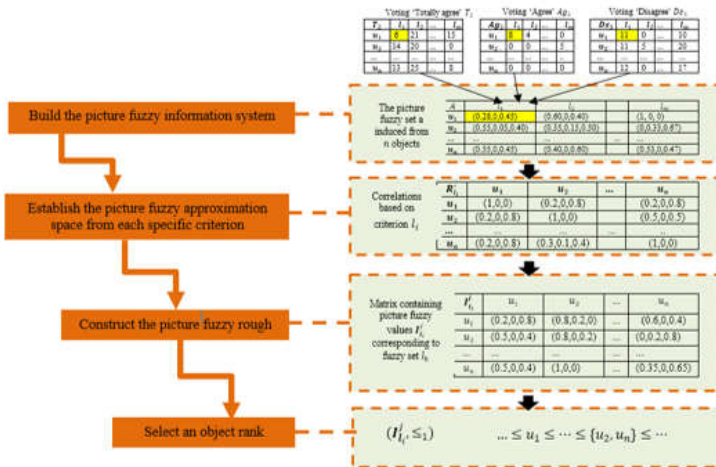
3.3.1 Bài toán

Cho không gian vũ trụ $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ là tập các đối tượng cần phân lớp. Tập $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ là tập các tiêu chuẩn cần đánh giá. Tập Y_1, Y_2, Y_3 lần lượt là tập thông tin kết quả các dữ liệu được bình chọn theo các phương án ở các tiêu chuẩn. Chúng lần lượt là các ma trận thể hiện thông tin tương ứng “hoàn toàn đồng ý”, “đồng ý” và “không đồng ý” của các phần tử trong tập nền U . Vấn đề cần thực hiện, đó là xây dựng bộ phân lớp trên các tiêu chuẩn.

3.3.2 Kỹ thuật phân lớp cho xử lý dữ liệu thô mờ ngữ cảnh

3.3.3 Ứng dụng xếp hạng đối tượng theo kết quả bỏ phiếu tín nhiệm

Chúng tôi lấy ngẫu nhiên một mẫu gồm 7 viên chức đã được đánh giá bởi 15 thành viên trên 5 tiêu chí khác nhau. Tiếp theo, chúng tôi số hóa tập dữ liệu thành một tập hợp hữu hạn $U = \{u_1, u_2, \dots, u_7\}$, một tập các tiêu chí $L = \{l_1, l_2, l_3, l_4, l_5\}$ và các kết quả bỏ phiếu trong Y_1, Y_2, Y_3 như trong Bảng 3.1:



Hình 3.1 Sơ đồ phân lớp cho xử lý dữ liệu tập thô mờ ngữ cảnh

Bảng 3.1 Thông tin trên ý kiến bỏ phiếu dựa 5 tiêu chí

Y	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5
u_1	3	10	10	10	15
u_2	8	5	8	10	0
u_3	9	7	8	10	10
u_4	5	10	9	10	11
u_5	4	8	8	10	0
u_6	7	9	5	10	12
u_7	8	6	8	10	8

Y	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5
u_1	0	0	0	0	0
u_2	1	2	2	0	5
u_3	0	0	0	0	0
u_4	2	0	1	0	0
u_5	1	0	3	0	2
u_6	0	0	1	0	0
u_7	0	0	1	0	0

Y	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5
u_1	12	5	5	5	0
u_2	6	8	5	5	10
u_3	6	8	7	5	5
u_4	8	5	5	5	4
u_5	10	7	4	5	13
u_6	8	6	9	5	3
u_7	7	9	6	5	7

Trong đó: Y_1 kết quả “hoàn toàn đồng ý hoặc đồng ý” trên tập dữ liệu ở các tiêu chuẩn. Y_2 kết quả “Không ý kiến” trên tập dữ liệu ở các tiêu chuẩn. Y_3 kết quả “không đồng ý” trên tập dữ liệu ở các tiêu chuẩn.

Nhiệm vụ cần thực hiện: Tìm kiếm bộ phân lớp trên mỗi tập dữ liệu không gian mờ.

Thực hiện các bước theo sơ đồ Hình 3.1, chúng tôi thu nhận được bảng cuối về kết quả xấp xỉ thô mờ A trên tiêu chuẩn l_1

$pfas_l_1^1$	i_2	i_3	i_4	i_5
u_1	(0.67,0.00,0.33)	(0.67,0.00,0.33)	(0.67,0.00,0.33)	(0.47,0.00,0.53)
u_2	(0.33,0.14,0.53)	(0.53,0.00,0.47)	(0.67,0.00,0.33)	(0.00,0.33,0.67)
u_3	(0.40,0.07,0.53)	(0.53,0.00,0.47)	(0.67,0.00,0.33)	(0.40,0.07,0.53)
u_4	(0.53,0.14,0.33)	(0.53,0.14,0.33)	(0.67,0.00,0.33)	(0.53,0.14,0.33)
u_5	(0.53,0.00,0.47)	(0.53,0.20,0.27)	(0.67,0.00,0.33)	(0.00,0.13,0.87)
u_6	(0.53,0.00,0.47)	(0.33,0.07,0.60)	(0.67,0.00,0.33)	(0.53,0.07,0.47)
u_7	(0.40,0.00,0.60)	(0.53,0.00,0.47)	(0.67,0.00,0.33)	(0.47,0.06,0.47)

xét kết quả xấp xỉ thô mờ ngữ cảnh $pfas_l_1^1$ với tập mờ ngữ cảnh l_2 ta có 4 lớp gồm $\{u_2\}$, $\{u_3, u_7\}$, $\{u_4, u_5, u_6\}$ và $\{u_1\}$. Rõ ràng, u_2 có mức độ thấp nhất và u_1 có mức độ cao nhất. Các phần tử thuộc cùng 1 lớp cũng có thứ tự mức độ chiếm ưu thế khác nhau. Thứ tự các phần tử được xếp hạng theo tiêu chuẩn l_1 với tập mờ l_2 như sau: $u_2 \leq u_7 \leq u_3 \leq \{u_5, u_6\} \leq u_4 \leq u_1$.

Xét kết quả xấp xỉ thô mờ ngữ cảnh $pfas_l_1^1$ với tập mờ ngữ cảnh l_3 , ban đầu chúng tôi thu được 3 lớp $\{u_6\}$, $\{u_1\}$ và $\{u_2, u_3, u_4, u_5, u_7\}$. Tuy nhiên, các phần tử thuộc cùng 1 lớp cũng có thứ tự mức độ chiếm ưu thế khác nhau. Thứ tự các

phần tử được xếp hạng theo tiêu chuẩn l_1 với tập mờ l_3 như sau:

$$u_6 \leq \{u_2, u_3, u_7\} \leq u_4 \leq u_5 \leq u_1$$

Từ việc kết quả trên cho thấy, trên mỗi không gian nền, tại mỗi thời điểm khác nhau với các phép thử tập mờ ngữ cảnh khác nhau, chúng ta thu nhận được các bộ phân lớp theo xếp hạng không giống nhau.

Ví dụ minh họa cho thấy, thứ nhất, hoàn toàn tạo được một phân hoạch phục vụ phân lớp các phần tử dựa vào tập xấp xỉ thô mờ ngữ cảnh. Thứ hai, trên mỗi quan hệ R_{l_i} khác nhau, có thể xây dựng được không gian xấp xỉ mờ khác nhau. Vì thế, chúng tôi có thể dựa vào đề phân lớp đối tượng và so sánh theo tiêu chuẩn khi lấy kết luận về xếp hạng (hay phân lớp) các phần tử. Thứ ba, trên mỗi không gian nền mờ, chúng tôi xác định được một xấp xỉ dưới của một hàm mờ ngữ cảnh. Dựa thông tin xấp xỉ dưới này và quan hệ của số mờ ngữ cảnh, chúng tôi sắp xếp được một bộ thứ tự phân lớp mới trên mỗi tiêu chí khác nhau.

Chương 4. Ứng dụng phân cụm thô cho tìm kiếm đa phương thức

4.1 Bài toán về mô hình ALCCA-CMR

Với hai tập đa phương thức (chẳng hạn, tập âm thanh và tập lời bài hát), việc cần làm xác định danh sách các dữ liệu phương thức có liên quan.

ALCCA-CMR có hai vấn đề phụ: ALCCA và CMR. Bước ALCCA tìm một không gian con chung một cách hiệu quả bằng cách học đối nghịch và CCA.

Sau đó, bước CMR truy xuất phương thức chéo dựa trên không gian con chung.

* **Bước ALCCA:**

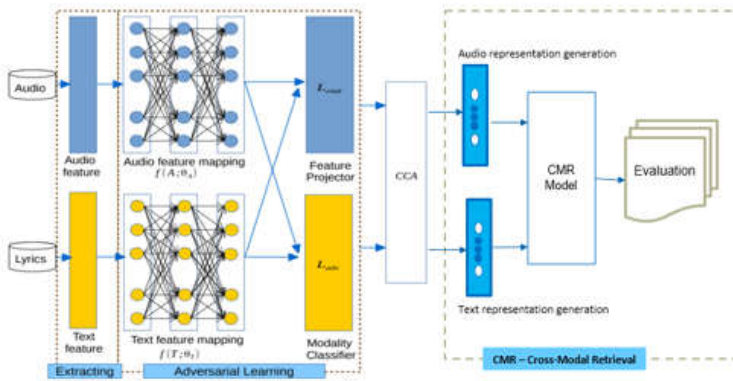
Đầu vào: Các ma trận đặc trưng của hai phương thức như $A = \{a_1, \dots, a_n\}$, $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ và ma trận nhãn $L = \{l_1, \dots, l_n\}$, với n là số lượng mẫu; A và T là tập dữ liệu âm thanh và văn bản lời bài hát tương ứng.

Đầu ra: Một mô hình ALCCA tìm một không gian con chung S để ánh xạ chéo phương thức.

*** Bước CMR:**

Đầu vào: cho một truy vấn âm thanh /lời bài hát

Đầu ra: Danh sách âm thanh và lời bài hát có liên quan bằng cách đo độ tương đồng cosine.



Hình 4.1 Sơ đồ tổng quát về mô hình đề xuất ALCCA-CMR

4.2 Học đối tác và phân tích tương quan chính tắc

Học đối tác. Chúng tôi dựa trên việc học đối tác giống như [Wang2017] để thực hiện cho văn bản âm thanh và lời bài hát. Trong học đối tác, phép chiếu đặc trưng được huấn luyện để tạo ra các đặc trưng bất biến của phương thức nhằm tối đa hóa lỗi phân lớp phương thức trong khi trình phân lớp phương thức được huấn luyện để tối thiểu lỗi của nó.

Phép chiếu đặc trưng. Mục tiêu của phép chiếu đặc trưng thực hiện xử lý những âm thanh và lời bài hát phương thức-bất biến

vào một không gian con chung. Trong phép chiếu đặc trưng, chúng tôi sử dụng embedding loss. Lembed được xây dựng như sự kết hợp giữa phân biệt mất mát nội bộ (intra-modal discrimination loss) và mất mát bất biến Limi với Lreg chính quy (inter-modal invariant loss *Limi* with regularization *Lreg*)

$$L_{emd}(\theta_A, \theta_T, \theta_{imd}) = \alpha \cdot L_{imi} + \beta \cdot L_{imd} + L_{reg}$$

$$L_{imd}(\theta_{imd}) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(m_i \cdot \left(\log \hat{p}_i(a_i) + \log(1 - \hat{p}_i(t_i)) \right) \right)$$

với m_i là nhãn phương thức cơ bản-sự thực của mỗi trường hợp, được biểu thị bằng vectơ one-hot, \hat{p} là phân bố xác suất của các danh mục ngữ nghĩa trên mỗi mục.

$$L_{imi}(\theta_A, \theta_T) = L_{imi}(\theta_A) + L_{imi}(\theta_T) \quad (4.3)$$

$$= \sum_{i,j,k} l_2(a_i, t_j) + \sum_{i,j,k} l_2(t_i, a_j)$$

Với các siêu tham số α và β kiểm soát sự đóng góp của hai số hạng. Tất cả các khoảng cách giữa ánh xạ đặc trưng $f_A(A, \theta_A)$ và $f_T(T, \theta_T)$ trên mỗi cặp mục (âm thanh, văn bản), cặp mục (a_i, t_i) được sử dụng l_2 định mức.

$$L_{reg} = \sum_{l=1}^L (\|W_a^l\|_F + \|W_t^l\|_F)$$

trong đó F biểu thị định mức Frobenius và W_a, W_t đại diện cho các tham số lớp-khôn ngoan của mạng nơ-ron sâu.

Bộ phân lớp phương thức. Là bộ phân loại phương thức D với tham số θ_D được kích hoạt như một trình phân biệt. Mất mát chéo-entropy của phân lớp phương thức được tính toán như công thức (6).

$$L_{adv}(\theta_D) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(m_i \cdot \left(\log D(a_i; \theta_D) + \log(1 - D(t_i; \theta_D)) \right) \right)$$

Tối ưu hóa. Các tối ưu hóa của hai hàm đối tượng có mục tiêu trái ngược nhau, xử lý được thực hiện như trò chơi nhỏ [Goodfellow2014] như sau:

$$\hat{\theta}_A, \hat{\theta}_T, \hat{\theta}_{imd} = \operatorname{argmin}_{(\theta_A, \theta_T, \theta_{imd})} \left(L_{emd}(\theta_A, \theta_T, \theta_{imd}) - L_{adv}(\hat{\theta}_D) \right)$$

$$\hat{\theta}_D = \operatorname{argmax}_{(\theta_D)} (L_{emb}(\hat{\theta}_A, \hat{\theta}_T, \hat{\theta}_{imd}) - L_{adv}(\theta_D))$$

Như trong [Wang2017], tối ưu hóa tối thiểu được thực hiện hiệu quả bằng cách kết hợp lớp đảo ngược độ dốc (Gradient Reversal Layer (GRL)). Nếu GRL được thêm vào trước lớp đầu tiên của bộ phân lớp phương thức, chúng tôi cập nhật các tham số mô hình bằng cách sử dụng các quy tắc sau:

$$\theta_A \leftarrow \theta_V - \mu \cdot \nabla_{\theta_A} (L_{emb} - L_{adv})$$

$$\theta_T \leftarrow \theta_T - \mu \cdot \nabla_{\theta_T} (L_{emb} - L_{adv})$$

$$\theta_{imd} \leftarrow \theta_{imd} - \mu \cdot \nabla_{\theta_{imd}} (L_{emb} - L_{adv})$$

$$\theta_D \leftarrow \theta_D + \mu \cdot \nabla_{\theta_D} (L_{emb} - L_{adv})$$

Với μ là tỉ lệ học. Kết quả của học đối tác học đại diện trong không gian con chung: $f_A(A, \theta_A)$ và $f_T(T, \theta_T)$.

4.3 Thuật toán ALCCA

Thuật toán 1: Mã giả của thuật toán ALCCA

```

1: procedure ALCCA( $A, T$ )
2:   Extract audio and lyrics features  $F_A \leftarrow A, F_T \leftarrow T$ 
3:   for each epoch do
4:     Randomly divide  $F_A, F_T$  to batches
5:     for each batch of audio and lyrics do
6:       for each pair( $a, t$ ) do
7:         Compute representations  $f_A$  and  $f_T$ 
8:         for k steps do
9:           Update parameters  $\theta_A$  as Eq. 9
10:          Update parameters  $\theta_T$  as Eq. 10
11:          Update parameters  $\theta_{imd}$  as Eq. 11
12:          Update parameters  $\theta_D$  as Eq. 12
13:          Learned representation in  $S = (f_A, f_T)$ 
14:           $x \leftarrow f_A(a)$ 
15:           $y \leftarrow f_T(t)$ 
16:          get converted batch  $(X, Y)$  from  $(x, y)$ 
17:          Apply CCA on  $(X, Y)$  to compute  $w_x, w_y$  as Eq. 13
18:          Compute number of Canonical components

```

4.4 Truy hồi chéo phương thức

4.4.2 Truy hồi chéo phương thức

Chỉ số đánh giá. Trong đánh giá truy xuất, chúng tôi sử dụng độ đo đánh giá tiêu chuẩn, độ đo này được sử dụng trong hầu hết các nghiên cứu trước đây về truy xuất chéo phương thức, nghĩa là xếp hạng 1 đối ứng (MRR1) và $recall@N$. Vì chỉ có duy nhất một âm thanh hoặc lời bài hát có liên quan, MRR1 có thể hiển thị thứ hạng của kết quả. MRR1 được xác định bởi công thức (14)

$$MRR1 = \frac{1}{N_q} \sum_{i=1}^{N_q} \frac{1}{rank_i(1)}$$

Với N_q là số lượng truy vấn và xếp hạng $rank_i(1)$ tương ứng với thứ hạng của mục có liên quan trong truy vấn thứ i . Chúng tôi cũng đánh giá $recall@N$ để xem xét tần suất của mục có liên quan được đưa vào đầu danh sách được xếp hạng. Cho S_q là tập các mục có liên quan của nó ($|S_q| = 1$) trong cơ sở dữ liệu cho một truy vấn nhất định và hệ thống cho ra một danh sách được xếp hạng $K_q (|K_q = N|)$. Sau đó, $recall@N$ được tính toán bởi Công thức (15), công thức này là trung bình của tất cả các truy vấn.

$$recall@N = \frac{|S_q \cap K_q|}{|S_q|}$$