

TRÍ TUỆ NHÂN TẠO Artificial Intelligence

Đoàn Vũ Thinh Khoa Công nghệ Thông tin Đại học Nha Trang Email: thinhdv@ntu.edu.vn

Nha Trang, 06-2023

Trong chương 6 đã thảo luận về biểu diễn và suy luận tri thức. Trong trường hợp này giả định đã có sẵn tri thức và có thể biểu diễn tường minh tri thức.

Tuy vậy, trong nhiều tình huống sẽ không có sẵn tri thức như:

- Kỹ sư tri thức cần thu nhận tri thức từ chuyên gia cùng lĩnh vực
- Cần biết các luật mô tả lĩnh vực cụ thể
- Bài toán không được biểu diễn tường minh theo luật, sự kiện hay các quan hệ.

- Hệ thống được gọi là có khả năng học (có dáng vẻ học như con người) là hệ thống có khả năng tìm ra một sự khái quát hoặc mô hình cho các dữ liệu huấn luyện (dữ liệu có gán nhãn nhận diện hoặc phân loại).
- Đặc trưng khái quát hoặc mô hình đó có thể được sử dụng để nhận diện hoặc phân loại dữ liệu mới.
- Hai hướng tiếp cận cho hệ thống học:
 - Học từ ký hiệu
 - Học từ dữ liệu số

Các hình thức học

- Học vẹt: Hệ tiếp nhận các khẳng định của các quyết định đúng. Khi hệ tạo ra một quyết định không đúng, hệ sẽ đưa ra các luật hay quan hệ đúng mà hệ đã sử dụng. Hình hức học vẹt nhằm cho phép chuyên gia cung cấp tri thức theo kiểu tương tác.
- Học bằng cách chỉ dẫn: Thay vi đưa ra 1 luật cụ thể cần áp dụng vào tình huống cho trước, hệ thống sẽ được cung cấp bằng các chỉ dẫn tổng quát. Ví dụ "Sinh viên đạt học bổng khi có trung bình học kỳ từ 7.0 trở lên". Hệ thống phải tự mình đề ra các biến đổi trừu tượng đến các luật khả dụng.

Các hình thức học

- Học bằng quy nạp: Hệ thống được cung cấp một tập các ví dụ và kết luận được rút ra từng ví dụ. Hệ liên tục lọc ra các luật và quan hệ nhằm xử lý từng ví dụ mới.
- Học bằng tương tự: Hệ thống được cung cấp đáp ứng đúng cho các tác vụ tương tự nhưng không giống nhau. Hệ thống cần làm thích ứng đáp ứng trước đó nhằm tạo ra một luật mới có khả năng áp dụng cho tình huống mới.
- Học dựa trên giải thích: Hệ thống phân tích tập các lời giải ví dụ nhằm ấn định khả năng đúng/sai và tạo ra các giải thích dùng để hướng dẫn cách giải bài toán trong tương lai.

Các hình thức học

- Học dựa trên tình huống: Bất kỳ tình huống nào được hệ thống lập luận đều được lưu trữ cùng với kết quả cho dù đúng hay sai. Khi gặp tình huống mới, hệ thống sẽ làm thích nghi hành vi đã lưu trữ với tình huống mới.
- Học khám phá hay học không giám sát: Thay vì có mục tiêu tường minh, hệ khám phá liên tục tìm kiếm các mẫu và quan hệ trong dữ liệu nhấp. Các ví dụ về học không giám sát bao gồm gom cụm dữ liệu, học để nhận dạng các đặc tính cơ bản từ các điểm ảnh.

Cây định danh

- Xây dựng cây định danh dựa trên sự phân hoạch của các thuộc tính. Trong đó, phân hoạch là:
 - Nút cha: là thuộc tính được phân hoạch
 - Các nút con: Các giá trị phân biệt ứng với thuộc tính được phân hoạch.
- Là công cụ phổ biến trong một số ứng dụng

Cây định danh

 Xây dựng các quy luật để có thể kết luận 1 người như thế nào thì khi tắm biển sẽ bị cháy nắng.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	ТВ	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	ТВ	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Cây định danh

- Ta gọi tính chất cháy nắng hay không cháy nắng là thuộc tính
 - quan tâm (thuộc tính mục tiêu)
- Như vậy, trong trường hợp này tập R chỉ bao gồm 2 phần tử {nám, không}
- Ta gọi tập P là tất cả những người tham gia khảo sát (n=8)

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Chúng ta quan sát các hiện tượng cháy nắng dựa trên 4 thuộc tính: chiều cao (TB, cao, thấp), cân nặng (nhẹ, TB, nặng), Màu tóc (vàng, nâu, đỏ), dùng kem chống nắng (có, không). Ta gọi các thuộc tính này là dẫn xuất.

Cây định danh

Bước 1: Phân hoạch tập P ban đầu thành các tập P_i sao cho tất cả các phần tử trong tất cả các tập Pi có Sarah Vàng TB Nhệ Không Nám Dana Vàng Cao TB Có Không

cùng thuộc tính mục tiêu.

$$P = P_1 \cup P_2 \cup \cdots \cup Pn \text{ và}$$

$$\forall (i, j), i \neq j \text{ thì } (P_i \cap Pj) = \emptyset \text{ và}$$

 $\forall (i, k, l): Pk \in Pi \ va \ Pl \in Pi \ thi \ f(P_k) = f(Pl)$

		•	•			
,	Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
)	Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
	Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
	Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
	Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
	Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
	Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
	John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
	Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Cây định danh

Bước 2: Sau khi đã phân hoạch xong tập P thành các tập P_i đặc

Màu tóc C.cao C.nặng

Nhe

TB

Nặng

Năng

Nặng

Nhe

TB

Cao

Thấp

Thấp

TB

TB

Cao

Thấp

Sarah

Dana

Alex

Amie

Emilie

Peter

John

Kartie

Vàng

Vàng

Nâu

Vàng

Vàna

Đỏ

Dùng kem Kết quả

Nám

Không

Không

Nám

Nám

Không

Không

Không

Không

Không

Không

Không

Không

Có

Có

Có

trưng bởi thuộc tính đích ri $(r_i \in R)$, bước tiếp theo là ứng với mỗi phân hoạch P_i ta xây dựng các luật L_i : $GT_i \rightarrow ri$

Trong đó, GT_i là mệnh đề được hình thành

bằng cách kết hợp các thuộc tính dẫn xuất.

Cụ thể, có 2 cách phân hoạch dễ thấy nhất.

- Cách 1: Cho mỗi người vào một danh sách phân hoạch: P₁={Sarah}, P₂={Dana},...,P₂={Kartie}
- Cách 2: Tập 1={Nám}, Tập 2 = {Không}

Cây định danh

Thử cách khác:

Đầu tiên quan sát màu tóc, ta có

$$P_{v \ge ng} = \{Sarah, Dana, Amie, Kartie\}$$

$$P_{\text{do}} = \{Emilie\}$$

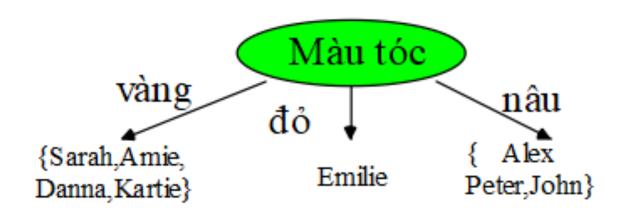
$$P_{n\hat{a}u} = \{Alex, John, Peter\}$$

Nhìn vào bảng ta thấy:

 $P_{n\hat{a}u} = \{to \hat{a}n \ ng w \hat{o}i \ kh \hat{o}ng \ bi \ ch \hat{a}y \ n \hat{a}ng \}$

 $P_{do} = \{toàn người bị cháy nắng\}$

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	ТВ	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

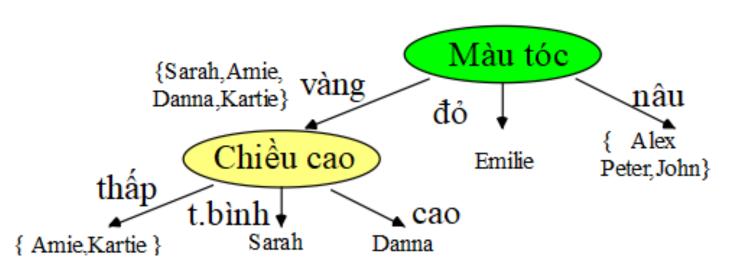


tức là P_i có cùng chung thuộc tính mục tiêu. Còn lại $P_{vàng}$ có 2 trường hợp bị nám và không bị nám nên cần phải phân hoạch.

Cây định danh

- Tiếp theo, từ tập P_{nâu}, ta quan sát thuộc tính chiều cao và phân
 - hoạch dựa theo thuộc tính này:
- Pvàng, thấ $p = {Amie, Kartie}$
- Pvàng, $cao = \{Dana\}$
- Pvàng, $TB = \{Sarah\}$
- Quá trình này cứ tiếp tục cho đến khi tất cả các nút lá của cây không còn lẫn lộn giữa nám và không bị nám.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	ТВ	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không



Cây định danh

Tiếp theo, từ tập P_{nâu, thấp}, ta quan sát thuộc tính cân nặng và

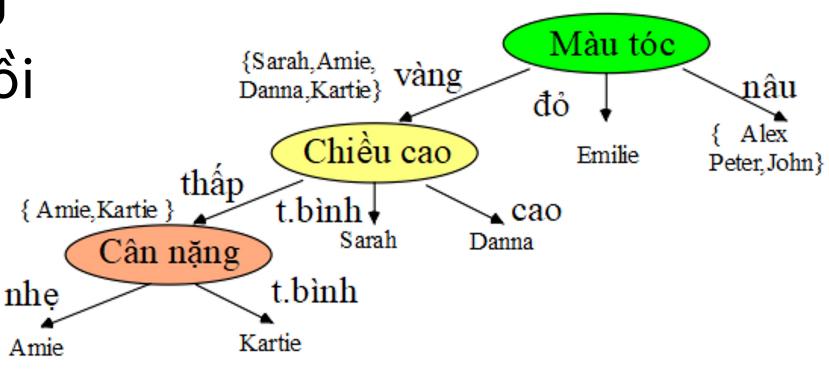
phân hoạch dựa theo thuộc tính này:

• Pvàng, thấp, nhẹ = {Amie}

• Pvàng, thấp, trung bình = {Kartie}

Có thể thấy rằng, qua mỗi bước phân hoạch thì cây phân hoạch ngày càng phình ra, quá trình này gọi là đâm chồi hay còn gọi là cây định danh.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không



Cây định danh

• Để chuyển từ tri thức học thành luật, đi đi từ nút gốc đến lá

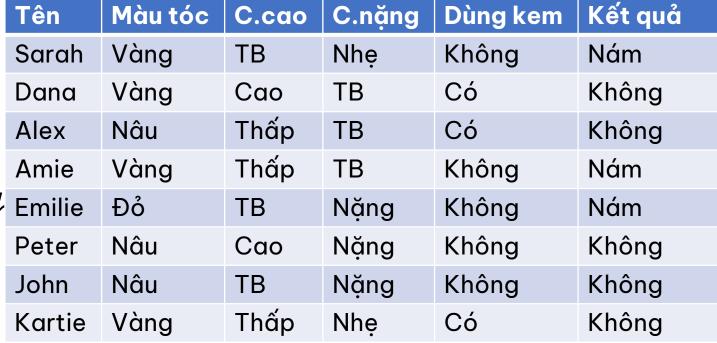
lấy nút gốc làm GT, nút lá làm KL

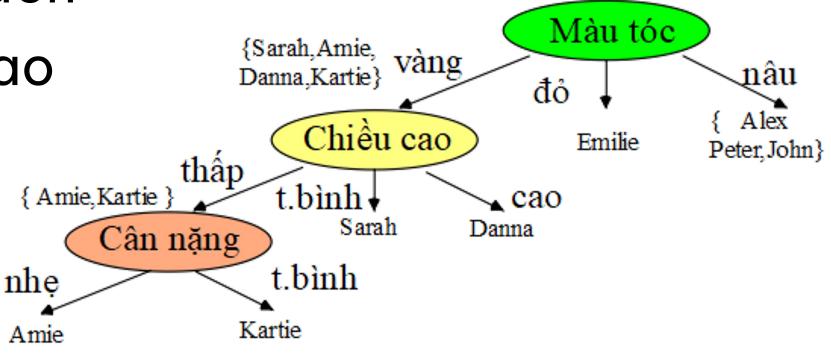
• $if(M\grave{a}u\ t\acute{o}c = v\grave{a}ng)and$

 $(chi \hat{e}u \ cao = trung \ bình)th$

 Câu hỏi đặt ra: Nếu từ đầu ta không chọn thuộc tính màu tóc để phân hoạch mà chọn thuộc tính khác như chiều cao

thì cách nào sẽ tốt hơn?





Cây định danh

Ví dụ 2: Xây dựng cây định danh cho kết quả trời mưa với bảng dữ

liệu sau

STT	Trời	Áp suất	Gió	Kết quả
1	Trong	Cao	Bắc	Không mưa
2	Mây	Cao	Nam	Mưa
3	Mây	Trung bình	Bắc	Mưa
4	Trong	Thấp	Bắc	Không mưa
5	Mây	Thấp	Bắc	Mưa
6	Mây	Cao	Bắc	Mưa
7	Mây	Thấp	Nam	Không mưa
8	Trong	Cao	Nam	Không mưa

- Giải thuật Quinland quyết định thuộc tính phân hoạch bằng cách xây dựng các vector đặc trưng cho mỗi giá trị của từng thuộc tính dẫn xuất và mục tiêu.
- Với mỗi thuộc tính dẫn xuất A có thể sử dụng để phân hoạch, tính
- $V_{A(j)} = (Tj, r_1), T(j, r_2), ..., T(j, r_n), v\acute{o}i$
- A: $thuộc tính dẫn xuất <math>r_1, r_2, \dots, rn$: thuộc tính mục tiêu
- T(j,rj) = TAij/TAj
 - $lacktriang{T_{Aij}: tổng số phần tử trong phân hoạch có thuộc tính A là j}$ và thuộc tính mục tiêu là r
 - \blacksquare T_{Aj} : Tổng số phần tử trong phân hoạch có thuộc tính A là j
- Lưu ý: $T(j,r_1) + T(j,r_2) + \cdots + T(j,r_n) = 1$

- Như vậy nếu 1 thuộc tính A có thể nhận 1 trong 5 giá trị khác nhau thì nó sẽ có 5 vector đặc trưng.
- Một vector V_{Aj} được gọi là vector đơn vị nếu chỉ có duy nhất 1 thành phần có giá trị là 1, các thành phần khác có giá trị là 0.
- Thuộc tính được chọn để phân hoạch là thuộc tính có nhiều vector đơn vị nhất.

Cây định danh - Giải thuật Quinland

 Xây dựng các quy luật để có thể kết luận 1 người như thế nào thì khi tắm biển sẽ bị cháy nắng theo giải thuật Quinland.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	ТВ	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	ТВ	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

- Màu tóc có 3 giá trị (vàng, đỏ, nâu): có 3 vector đặc trưng
- $V_{t\acute{o}c(v\grave{a}ng)} = T_{(v\grave{a}ng,n\acute{a}m)}, T_{(v\grave{a}ng,kh\^{o}ng)}$
 - Số người tóc vàng: 4
 - Số người tóc vàng, nám: 2
 - Số người tóc vàng, không nám: 2
 - Do đó, $V_{tóc(_{v\`{a}ng})} = 0.5, 0.5$

		•			
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

- Màu tóc có 3 giá trị (vàng, đỏ, nâu): có 3 vector đặc trưng
- $V_{t\acute{o}c(n\^{a}u)} = T_{(n\^{a}u,n\acute{a}m)}, T_{(n\^{a}u,kh\^{o}ng)}$
 - Số người tóc nâu: 3
 - Số người tóc nâu, nám: 0
 - Số người tóc nâu, không nám: 3
 - Do đó, $V_{tóc(n\hat{a}u)} = 0$, 1 là một vector đơn vị

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả	
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám	
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không	
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không	
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám	
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám	
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không	
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không	
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không	

- Màu tóc có 3 giá trị (vàng, đỏ, nâu): có 3 vector đặc trưng
- $V_{t\acute{o}c}(_{\mathring{d}\acute{o}}) = T_{(_{\mathring{d}\acute{o}}, n\acute{a}m)}, T_{(_{\mathring{d}\acute{o}}, kh\^{o}ng)}$
 - Số người tóc đỏ: 1
 - Số người tóc đỏ, nám: 1
 - Số người tóc đỏ, không nám: 0
 - Do đó, $V_{tóc(do)} = 1.0$ là một vector đơn vị
- Tổng số vector đơn vị của màu tóc: 2

		•		9	
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Cây định danh - Giải thuật Quinland

Chiều cao có 3 giá trị (cao, t.bình, thấp): có 3 vector đặc trưng

- $V_{chi\`{e}u\;cao}(_{cao})=0,1$
- $V_{chi\`{e}u\;cao}(trung\;bình) = 0.67,0.33$
- $V_{chi\`{e}u\;cao}(_{th\acute{a}p}) = 0.33, 0.67$
- Tổng số vector đơn vị của chiều cao: 1

		•		
Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Vàng	Cao	TB	Có	Không
Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không
	Vàng Vàng Nâu Vàng Đỏ Nâu Nâu	Vàng TB Vàng Cao Nâu Thấp Vàng Thấp Đỏ TB Nâu Cao Nâu TB	Màu tócC.caoC.nặngVàngTBNhẹVàngCaoTBNâuThấpTBVàngThấpTBĐỏTBNặngNâuCaoNặngNâuTBNặng	Màu tócC.caoC.nặngDùng kemVàngTBNhẹKhôngVàngCaoTBCóNâuThấpTBCóVàngThấpTBKhôngĐỏTBNặngKhôngNâuCaoNặngKhôngNâuTBNặngKhôngNâuTBNặngKhông

Cây định danh - Giải thuật Quinland

Cân nặng có 3 giá trị (nhẹ, t.bình, nặng): có 3 vector đặc trưng

•
$$V_{c\hat{a}n \, n \bar{a} n g}(nhe) = 0.5, 0.5$$

- $V_{c\hat{a}n \, n\bar{a}ng}(trung \, b\hat{a}nh) = 0.33, 0.67$
- $V_{c\hat{a}n \, n \bar{a}ng}(n \bar{a}ng) = 0.33, 0.67$
- Tổng số vector đơn vị của cân nặng: 0

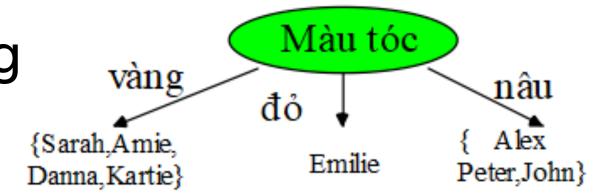
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	ТВ	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

- Dùng kem có 2 giá trị (có, không): có 2 vector đặc trưng
 - $V_{d ung kem(c\acute{o})} = 0, 1$
 - $V_{d\hat{\mathbf{u}}ng\ kem(kh\hat{\mathbf{o}}ng)} = 0.6, 0.4$
- Tổng số vector đơn vị của dùng kem: 1

		•			
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

- Ta thấy:
 - Tổng số vector đơn vị của màu tóc: 2
 - Tổng số vector đơn vị của chiều cao: 1
 - Tổng số vector đơn vị của cân nặng: 0
 - Tổng số vector đơn vị của dùng kem: 1
- Từ đó, ta chọn màu tóc để phân hoạch
- Sau khi phân hoạch ta thấy còn màu vàng chứa lẫn lộn bị nám và không bị nám.
- Tiếp tục phân hoạch cho tập này.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không



Cây định danh - Giải thuật Quinland

Tiếp tục tính vector đặc trưng cho các thuộc tính: chiều cao, cân

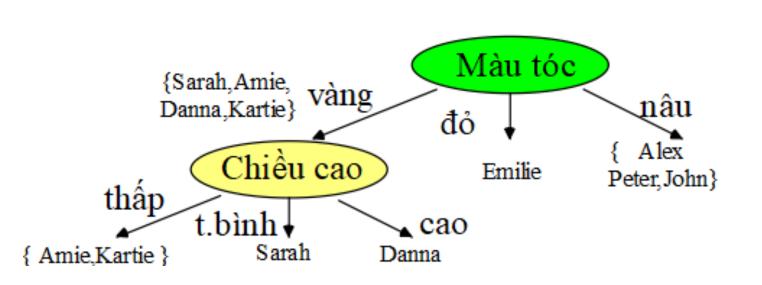
nặng, dùng kem cho màu tóc = vàng.

	$V_{chi\`{ m e}u\;cao}(_{cao})$	=	0,	1
--	---------------------------------	---	----	---

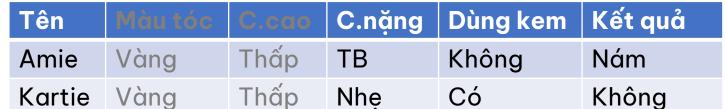
- $V_{chi\`{e}u\;cao}(_{trung\;b\`{n}h})=1,0$
- $V_{chi\`eu\ cao}(th\acute{a}p) = 0.5, 0.5$
- $V_{c\hat{a}n \, n\bar{a}ng}(_{nhe}) = 0.5, 0.5$
- $V_{c\hat{a}n\,n\bar{a}ng}(trung\,b\hat{a}nh) = 0.5, 0.5$
- $V_{c\hat{\mathbf{a}}n\,n\check{\mathbf{a}}ng}(\mathbf{n}_{\check{\mathbf{a}}ng})=0,0$
- $V_{d ung kem(co)} = 0,1$
- $V_{d\hat{\mathbf{u}}ng\ kem(kh\hat{\mathbf{o}}ng)} = 1,0$

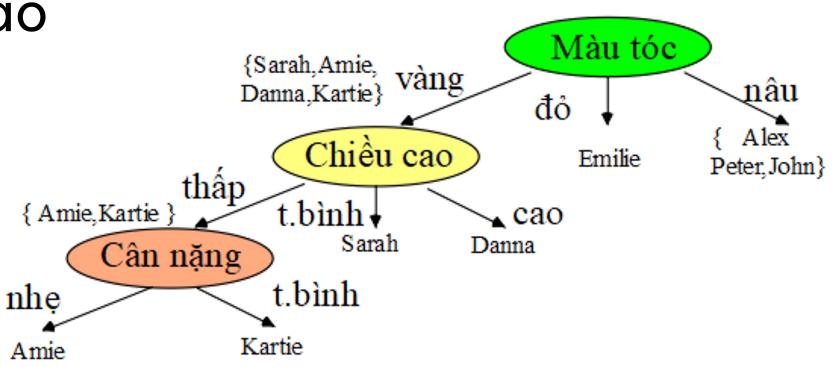
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

- Tổng số vector đơn vị của dùng kem = chiều cao
- Chiều cao có 3 phân hoạch > dùng kem (2) nên sử dụng chiều cao cho đợt phân hoạch tiếp theo.



- Sau khi phân hoạch ta thấy thuộc tính chiều cao = thấp còn lẫn
 - lộn kết quả bị nám và không bị nám.
- Tiếp tục sử dụng thuộc tính chiều cao có giá trị là thấp để phân hoạch.
 - $V_{c\hat{\mathbf{a}}n\,n\bar{\mathbf{a}}ng}(\mathbf{n}_{he})=0,1$
 - $V_{c\hat{a}n \, n \bar{a}ng}(trung \, b \hat{a}nh) = 1,0$
 - $V_{c\hat{a}n\,n\bar{a}ng}(n\bar{a}ng) = 0,0$
 - $V_{d\hat{\mathbf{u}}ng\ kem(c\acute{\mathbf{o}})} = 0,1$
 - $V_{d\hat{\mathbf{u}}ng\ kem(kh\hat{\mathbf{o}}ng)} = 1,0$





- Tổng số vector đơn vị của dùng kem = cân nặng
- Cân nặng có 3 phân hoạch > dùng kem (2) nên sử dụng cân nặng cho đợt phân hoạch tiếp theo.

Cây định danh - Giải thuật Quinland (C4.5)

 Ví dụ 2: Xây dựng cây định danh bằng giải thuật Quinland cho kết quả trời mưa với bảng dữ liệu sau

STT	Trời	Áp suất	Gió	Kết quả
1	Trong	Cao	Bắc	Không mưa
2	Mây	Cao	Nam	Mưa
3	Mây	Trung bình	Bắc	Mưa
4	Trong	Thấp	Bắc	Không mưa
5	Mây	Thấp	Bắc	Mưa
6	Mây	Cao	Bắc	Mưa
7	Mây	Thấp	Nam	Không mưa
8	Trong	Cao	Nam	Không mưa

- Thay vì phải xây dựng các vector đặc trưng như phương pháp của Quinland, ứng với mỗi thuộc tính dẫn xuất ta chỉ cần tính độ đo hỗn loạn và lựa chọn thuộc tính nào có độ đo hỗn loạn bé nhất để phân hoạch. Lặp lại cho đến khi hết các thuộc tính.
- Độ đo bất định cho thuộc tính X:

$$E(x) = \sum_{b} \left(\frac{n_b}{n_t} * \sum_{c} -\frac{n_{bc}}{n_b} * log_a^{\frac{n_{bc}}{n_b}}\right)$$

- Trong đó:
 - $lackbr{n}_b$: số mẫu nhánh b n_{bc} : tổng số mẫu trong nhánh b của lớp c
 - $lacktriang{1.5}{1.5} n_t: tổng số mẫu$ a: số lượng giá trị của thuộc tính mục tiêu

Cây định danh - Entropy

 Xây dựng các quy luật để có thể kết luận 1 người như thế nào thì khi tắm biển sẽ bị cháy nắng theo độ bất định Entropy.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	ТВ	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	ТВ	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Số lượng giá trị thuộc tính mục tiêu: a = 2 (nám/không).

- Xét thuộc tính màu tóc (vàng, nâu, đỏ)
 - Vàng: 2/4 (nám) +2/4 (không)
 - Nâu: 0/3(nám) + 3/3 (không)
 - Đổ: 1/1 (nám) + 0/1 (không)
- Entropy của màu tóc:

•	$E(m\grave{a}u\ t\acute{o}c) = \frac{4}{8}*\left(-\frac{2}{4}log_2^{\frac{2}{4}} - \frac{2}{4}log_2^{\frac{2}{4}}\right):v\grave{a}ng$
	$+\frac{3}{8}*\left(-\frac{0}{3}log_{2}^{\frac{0}{3}}-\frac{3}{3}log_{2}^{\frac{3}{3}}\right):n\hat{a}u$
	$+\frac{1}{8}*\left(-\frac{1}{1}log_{2}^{\frac{1}{1}}-\frac{0}{1}log_{2}^{\frac{0}{1}}\right):$ đỏ

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(m\grave{a}u\ t\acute{o}c)=0.5$$

- Xét thuộc tính chiều cao (cao, trung bình, thấp)
 - Cao: 0/2 (nám) +2/2 (không)
 - TB: 2/3(nám) + 1/3 (không)
 - Thấp: 1/3 (nám) + 2/3 (không)
- Entropy của chiều cao:

•	$E(chiều\ cao) = \frac{2}{8} * \left(-\frac{0}{2}log_2^{\frac{0}{2}} - \frac{2}{2}log_2^{\frac{2}{2}}\right) : cao$
	$+\frac{3}{8}*\left(-\frac{2}{3}log_{2}^{\frac{2}{3}}-\frac{1}{3}log_{2}^{\frac{1}{3}}\right):trung\ bình$
	$+\frac{3}{8}*\left(-\frac{1}{3}log_{2}^{\frac{1}{3}}-\frac{2}{3}log_{2}^{\frac{2}{3}}\right):th\acute{a}p$

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(chi \hat{e}u \ cao) = 0.69$$

- Xét thuộc tính cân nặng (nhẹ, trung bình, nặng)
 - Nhẹ: 1/2 (nám) +1/2 (không)
 - TB: 1/3(nám) + 2/3 (không)
 - Nặng: 1/3 (nám) + 2/3 (không)
- Entropy của cân nặng:

•	$E(c\hat{a}n n \ddot{a}ng) = \frac{2}{8} * \left(-\frac{1}{2}log_2^{\frac{1}{2}} - \frac{1}{2}log_2^{\frac{1}{2}}\right) : nhe$
	$+\frac{3}{8}*\left(-\frac{1}{3}log_{2}^{\frac{1}{3}}-\frac{2}{3}log_{2}^{\frac{2}{3}}\right): trung\ bình$
	$+\frac{3}{8}*\left(-\frac{1}{3}log_{2}^{\frac{1}{3}}-\frac{2}{3}log_{2}^{\frac{2}{3}}\right):n$ ặng

•					
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	ТВ	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(c\hat{a}n \, n\bar{a}ng) = 0.94$$

- Xét thuộc tính dùng kem (có, không)
 - Có: 0/3 (nám) +3/3 (không)
 - Không: 3/5 (nám) + 2/5 (không)
- Entropy của dùng kem:

$$E(dung kem) = \frac{3}{8} * \left(-\frac{0}{3} log_{\frac{3}{2}}^{\frac{0}{3}} - \frac{3}{3} log_{\frac{3}{2}}^{\frac{3}{3}} \right) : c\acute{o}$$

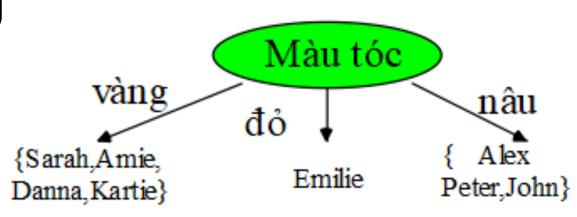
$$+\frac{5}{8} * \left(-\frac{3}{5} log_{\frac{5}{2}}^{\frac{3}{5}} - \frac{2}{5} log_{\frac{5}{2}}^{\frac{2}{5}} \right) : không$$

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	ТВ	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(dung\ kem) = 0.61$$

- Ta thấy:
 - $E(m\grave{a}u\ t\acute{o}c)=0.5$
 - $E(chi \hat{e}u cao) = 0.69$
 - $E(c\hat{a}n n \tilde{a}ng) = 0.94$
 - E(dung kem) = 0.61
- Từ đó, ta chọn màu tóc để phân hoạch
- Sau khi phân hoạch ta thấy còn màu vàng chứa lẫn lộn bị nám và không bị nám.
- Tiếp tục phân hoạch cho tập này.

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	ТВ	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	ТВ	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không



- Xét thuộc tính chiều cao (cao, trung bình, thấp)
 - Cao: 0/1 (nám) +1/1 (không)
 - TB: 1/1 (nám) + 0/1 (không)
 - Thấp: 1/2 (nám) + 1/2 (không)
- Entropy của chiều cao:

■ <i>E</i> (<i>chi</i>	$(\hat{e}u\ cao) = \frac{1}{4} * \left(-\frac{0}{1}log_2^{\frac{0}{1}} - \frac{1}{1}log_2^{\frac{1}{1}}\right) : cao$
	$+\frac{1}{4}*\left(-\frac{1}{1}log_{2}^{\frac{1}{1}}-\frac{0}{1}log_{2}^{\frac{0}{1}}\right):trung\ bình$
	$+\frac{2}{4}*\left(-\frac{1}{2}log_{2}^{\frac{1}{2}}-\frac{1}{2}log_{2}^{\frac{1}{2}}\right):thgpup_{2}$

$$E(chi eu cao) = 0.5$$

- Xét thuộc tính cân nặng (nhẹ, trung bình, nặng)
 - Nhẹ: 1/2 (nám) +1/2 (không)
 - TB: 1/2(nám) + 1/2 (không)
- Entropy của cân nặng:

-	$E(c\hat{a}n n \ddot{a}ng) = \frac{2}{4} * \left(-\frac{1}{2}log_2^{\frac{1}{2}} - \frac{1}{2}log_2^{\frac{1}{2}}\right) : nhe$
	$+\frac{2}{4}*\left(-\frac{1}{2}log_{2}^{\frac{1}{2}}-\frac{1}{2}log_{2}^{\frac{1}{2}}\right):trung\ bình$

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(c\hat{a}n \, n\bar{a}ng) = 1.0$$

- Xét thuộc tính dùng kem (có, không)
 - Có: 0/2 (nám) +2/2 (không)
 - Không: 2/2 (nám) + 0/2 (không)
- Entropy của dùng kem:

•
$$E(d\text{ù}ng\ kem) = \frac{2}{4} * \left(-\frac{0}{2}log_2^{\frac{0}{2}} - \frac{2}{2}log_2^{\frac{2}{2}}\right) : c\acute{o}$$

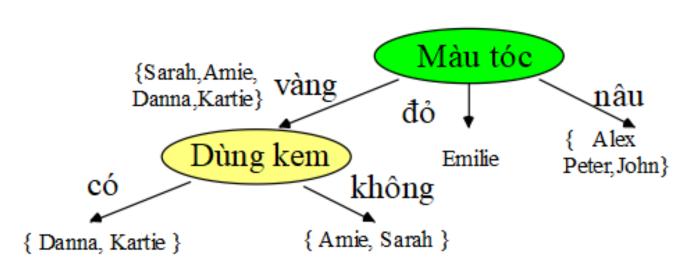
+ $\frac{2}{4} * \left(-\frac{2}{2}log_2^{\frac{2}{2}} - \frac{0}{2}log_2^{\frac{0}{2}}\right) : không$

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

$$E(dung\ kem) = 0$$

- Ta thấy:
 - $E(chi \hat{e}u \ cao) = 0.5$
 - $E(c\hat{a}n n \tilde{a}ng) = 1.0$
 - E(dung kem) = 0.0
- Từ đó, ta chọn dùng kem để phân hoạch
- Sau khi phân hoạch ta không còn thuộc tính để phân hoạch nữa. KẾT THÚC

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không



Cây định danh - Entropy (ID3)

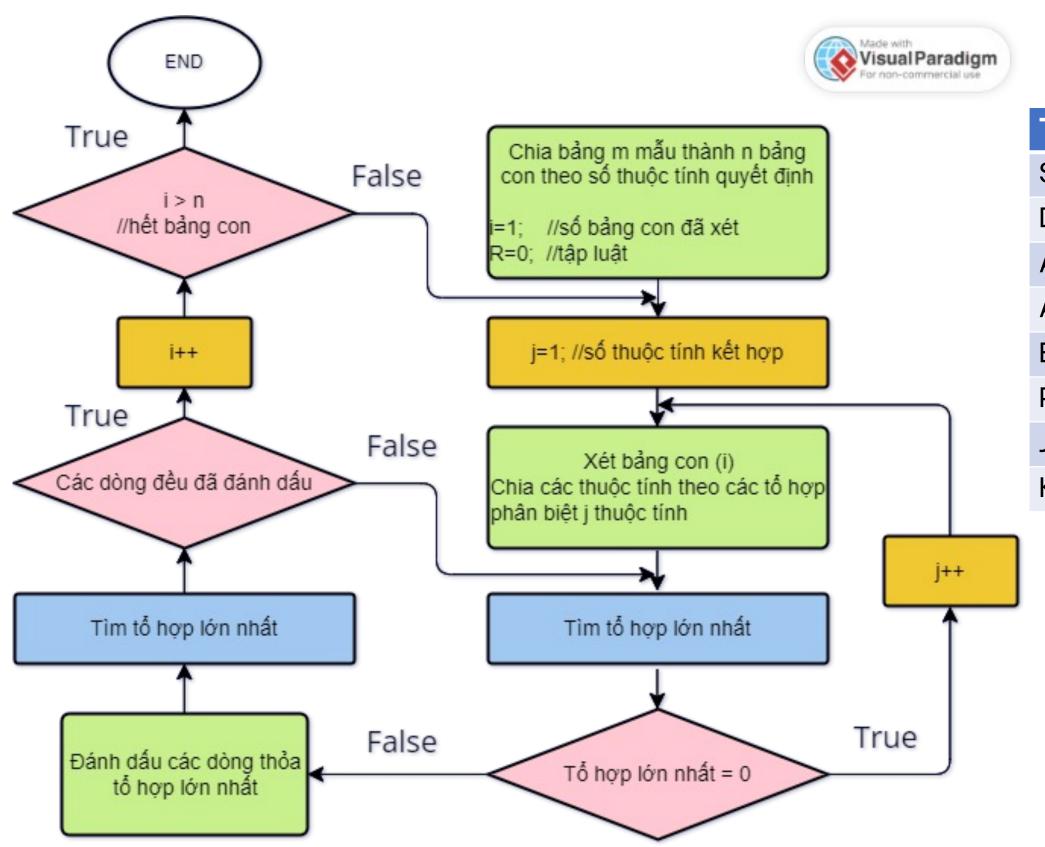
 Ví dụ 2: Xây dựng cây định danh bằng giải thuật độ đo hỗn loạn cho kết quả trời mưa với bảng dữ liệu sau

STT	Trời	Áp suất	Gió	Kết quả
1	Trong	Cao	Bắc	Không mưa
2	Mây	Cao	Nam	Mưa
3	Mây	Trung bình	Bắc	Mưa
4	Trong	Thấp	Bắc	Không mưa
5	Mây	Thấp	Bắc	Mưa
6	Mây	Cao	Bắc	Mưa
7	Mây	Thấp	Nam	Không mưa
8	Trong	Cao	Nam	Không mưa

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Thuật giải ILA (Inductive Learning Algorithm) được dùng để xác
 định các luật phân loại cho tập hợp các mẫu học.
- Thuật giải này thực hiện theo cơ chế lặp, để tìm luật riêng đại diện cho tập mẫu của từng lớp.
- Sau khi xác định được luật, ILA loại bỏ các mẫu liên quan khỏi tập mẫu, đồng thời thêm luật mới này vào tập luật.

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)



Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	ТВ	Có	Không
Amie	Vàng	Thấp	ТВ	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Xây dựng cây định danh bằng giải thuật ILA cho kết quả rám nắng với bảng dữ liệu sau

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

Từ bảng dữ liệu có thể nhận ra số thuộc tính quyết định: n=2 nên

tách thành 2 bảng con

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Bảng 1

Bảng 2

- Thuộc tính kết quả (mục tiêu) có thể bỏ qua trong quá trình xét

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 1
- j=1//xét TH có 1 thuộc tính
 có 4 tổ hợp (màu tóc, c.cao,
- c.nặng, dùng kem)
- Xét thuộc tính: màu tóc
 - vàng: 0 (cả bảng 1 và 2 đều có dữ liệu nên giá trị khác biệt = 0)
 - đỏ:1 (bảng 1 có 1 dòng, bảng 2 không có dữ liệu)

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

{màu tóc}	{c.cao}	{c. nặng}	{dùng kem}
Vàng: 0 Đỏ: 1			

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 1
- j=1//xét TH có 1 thuộc tính
 có 4 tổ hợp (màu tóc, c.cao,
- c.nặng, dùng kem)
- Xét thuộc tính: chiều cao
 - TB (bảng 1 và 2 đều có): 0
 - thấp (bảng 1 và 2 đều có): 0

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	ТВ	Nặng	Không	Nám

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

{màu tóc}	{c.cao}	{c. nặng}	{dùng kem}
Vàng: 0 Đỏ: 1	TB: 0 thấp: 0		

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 1
- j=1//xét TH có 1 thuộc tính
 có 4 tổ hợp (màu tóc, c.cao,
 c.nặng, dùng kem)
- Xét thuộc tính: cân nặng
 - nhẹ (bảng 1 và 2 đều có): 0
 - TB (bảng 1 và 2 đều có): 0
 - nặng (bảng 1 và 2 đều có): 0
- Xét thuộc tính: dùng kem
 - không (bảng 1 và 2 đều có): 0

IF màu tóc = đỏ THEN kết quả = bị nám

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

{màu tóc}	{c.cao}	{c. nặng}	{dùng kem}
Vàng: 0 Đỏ: 1	TB: 0 thấp: 0	TB: 0 nhẹ: 0 nặng: 0	không: 0

Tổ hợp max=1: Đỏ {màu tóc}

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Sarah	Vàng	TB	Nhẹ	Không	Nám
Amie	Vàng	Thấp	TB	Không	Nám
Emilie	Đỏ	TB	Nặng	Không	Nám

Đánh dấu dòng màu tóc = đỏ

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

Tên

Sarah Vàng

TB

- Xét bảng 1
- j=1//xét TH có 1 thuộc tính

 = j=1//xét TH có 1 thuộc tính
- Sau khi đánh dấu dòng đã xét, tính lại bảng tổ hợp cho các dòng chưa xét với 1 thuộc tính phân biệt

Tên	Màu tóc	C.cao	C	nặng:	Dùng l	cem	Kết quả	
Dana	Vàng	Cao	T	В	Có		Không	
Alex	Nâu	Thấp	Thấp TB		Có		Không	
Peter	eter Nâu		Nặng		Không		Không	
John	Nâu	TB	Nặng		Không		Không	
Kartie	Vàng	Thấp	hấp Nhẹ		Có		Không	
{màu	tóc} {	c.cao}		{c. nč	ing}	{dù	ng kem}	
Vàng: 0		TB: 0 thấp: 0		TB nhệ nặn	e: 0	kł	nông: 0	
Tổ hợp max=0: không có luật mới								

Màu tóc C.cao C.nặng Dùng kem Kết quả

Không

Không

Không

Nám

Nám

Nám

Nhe

Năng

TB

Tăng giá trị của j (số thuộc tính cần xét = 2)

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 1
- j=2 //xét TH có 2 thuộc tính

có 6 tổ hợp: (m. tóc, c.cao), (m.tóc, c.nặng), (m.tóc, dùng kem),

Tên

Amie

Sarah Vàng

Emilie Đỏ

Vàng

(c.cao, c.nặng), (c.cao, dùng kem)

(c.nặng, dùng kem)

{màu tớ	óc, c.cao}	{m.tóc, d.kem}
{vàng, TB}	{vàng, thấp}	{vàng, không}
1	0	2 (2 bản ghi # vs bảng 2)

	,			,	•	
)	Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
	Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
	Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
	Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
	John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
	Kartie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Màu tóc C.cao C.nặng Dùng kem Kết quả

Không

Không

Không

Nhe

Năng

TB

TB

TB

Thấp

Nám

Nám

Nám

{màu tóc, c.nặng}		{chiều cao, c.nặng}		{chiều cao, d.kem}		{c.nặng, d.kem}	
{vàng, TB}	{vàng, nhẹ}	{TB, nhẹ}	{thấp, TB}	{TB, không}	{thấp, không}	{TB, không}	{nhẹ, không}
0	0	1	0	1	1	1	1

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 1
- j=2//xét TH có 2 thuộc tính

có 6 tổ hợp: (m. tóc, c.cao), (m.tóc, c.nặng), (m.tóc, dùng kem),

Sarah Vàng

Emilie Đỏ

Amie

Vàng

TB

TB

Thấp

(c.cao, c.nặng), (c.cao, dùng kem) (c.nặng, dùng kem)

Têr	1	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dar	าต	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Ale	X	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Pet	er	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
Joh	in	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kar	tie	Vàng	Thấp	Nhẹ	Có	Không

Màu tóc C.cao C.nặng Dùng kem Kết quả

Nhe

TB

Năng

Không

Không

Không

Nám

Nám

Nám

Thêm luật vào R:

IF màu tóc = vàng AND dùng kem = không THEN kết quả = bị nám Tổ hợp max=2: (màu tóc, dùng kem)
= {vàng, không}

Đánh dấu dòng màu tóc = vàng và dùng kem = không

Hoc quy nap - Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 2 (sau khi hết dòng B1)
- j=1//xét TH có 1 thuộc tính

} {dùna kem}

có 4 tô h	Jób: {m	. tóc}, {c	c.cao}, {	c.nặng}
{màu tóc}	{c.cao}	{c. năna}	{dùna kei	m} Tên
				Dana

Vàng: 0 TB: 0 TB: 0 không: 0 nâu: 3 (số thấp: 0 nhe: 0 có: 3 dòng ∉B1) cao: 2 năng: 0

Thêm luât vào R:

IF màu tóc = nâu THEN kết quả = không bị nám

٠٠١٩٦,	ings, tading komp						
Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả		
Dana	Vàng	Cao	ТВ	Có	Không		
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không		
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không		
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không		
Kartie	Vàng	Thấp	Nhe	Có	Không		

Nhe

Nặng

TB

Màu tóc C.cao C.nặng

Thấp

TB

TB

Tên

Amie

Sarah Vàng

Emilie Đỏ

Vàng

Dùng kem Kết quả

Nám

Nám

Nám

Không

Không

Không

Tổ hợp max=3: (màu tóc)= {nâu} và $(dùng kem) = {có}. Chọn màu tóc$

Đánh dấu dòng màu tóc = nâu

Học quy nạp – Inductive learning Algorithm (ILA)

- Xét bảng 2
- $= j=1//x\acute{e}t \ TH \ c\acute{o} \ 1 \ thuộc tính \\ = \acute{o} \ 4 \ tổ \ hợp \ (màu tóc, c.cao, c.nặng, dùng kem)$
- Sau khi đánh dấu dòng đã xét, tính lại bảng tổ hợp cho các dòng chưa xét với 1 thuộc tính phân biệt

Thêm luật vào R:				
IF dùng kem = có				
THEN kết quả = không bị nám				

Số dòng chưa đánh dấu bảng $2 = \emptyset$: END

Tên	Màu tóc	C.cao	C.nặng	Dùng kem	Kết quả
Dana	Vàng	Cao	TB	Có	Không
Alex	Nâu	Thấp	TB	Có	Không
Peter	Nâu	Cao	Nặng	Không	Không
John	Nâu	TB	Nặng	Không	Không
Kartie	Vàng	Thấp	Nhe	Có	Không

Màu tóc C.cao C.nặng Dùng kem Kết quả

Nhe

Nặng

TB

Không

Không

Không

Nám

Nám

Nám

Sarah Vàng

TB

{màu tóc}	{c.cao}	{c. nặng}	{dùng kem}
Vàng: 0	TB: 0	TB: 0	có: 2
	thấp: 0	nhẹ: 0	

 $Tổhợp max=2: (dùng kem) = {có}$

Đánh dấu dòng dùng kem= có

Gini Index

- Xem xét ví du sau:
- Chúng ta sử dụng giải thuật Entropy để tính giá trị cho các thuộc tính.
- Xét thuộc tính Weather (Sunny:3, Windy: 4, Rainy:3)
- Sunny: $\frac{1}{3}$ Cinema, $\frac{2}{3}$ Tennis, $\frac{0}{3}$ Stayin, $\frac{0}{3}$ Shopping
- Windy: $\frac{3}{4}$ Cinema, $\frac{0}{4}$ Tennis, $\frac{0}{4}$ Stayin, $\frac{1}{4}$ Shopping
- Rainy: $\frac{2}{3}$ Cinema, $\frac{0}{3}$ Tennis, $\frac{1}{3}$ Stayin, $\frac{0}{3}$ Shopping

_		1 2	\	3	1\	/ 3	1
$E(weather) = \frac{3}{10}$	$-\frac{1}{3}log$	$\frac{\overline{3}}{2}-rac{2}{3}log_2^{\overline{3}}$ -	$-0 -0) + \frac{4}{10}$	$\left(-\frac{3}{4}log_2^{\overline{4}} - 0 - 0\right)$	$-\frac{1}{4}log_2^{\overline{4}}+\frac{3}{10}$	$\left(-\frac{2}{3}\log_2^{\frac{-1}{4}}-0\right)$	$-\frac{1}{3}log_2^{\overline{3}}$

• E(weather) = 0.8755

	Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
	W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
	W2	Sunny	No	Rich	Tennis
	W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
	W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
)	W5	Rainy	No	Rich	Stayin
	W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
	W7	Windy	No	Poor	Cinema
	W8	Windy	No	Rich	Shopping
•	W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
	W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini Index

- Xem xét ví dụ sau:
- Chúng ta sử dụng giải thuật Entropy để tính giá trị cho các thuộc tính.
- Xét thuộc tính Parent (Yes:5, No:5)

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

- Yes: $\frac{5}{5}$ Cinema, $\frac{0}{5}$ Tennis, $\frac{0}{5}$ Stayin, $\frac{0}{5}$ Shopping
- $No: \frac{2}{5}Cinema, \frac{2}{5}Tennis, \frac{1}{5}Stayin, \frac{1}{5}Shopping$

$$E(parent) = \frac{5}{10} \left(-\frac{5}{5} log_2^{\frac{5}{5}} - 0 - 0 - 0 \right) + \frac{5}{10} \left(-\frac{2}{5} log_2^{\frac{2}{5}} - \frac{1}{5} log_2^{\frac{1}{5}} - \frac{1}{5} log_2^{\frac{1}{5}} - \frac{1}{5} log_2^{\frac{1}{5}} \right)$$

• E(parent) = 0.961

Gini Index

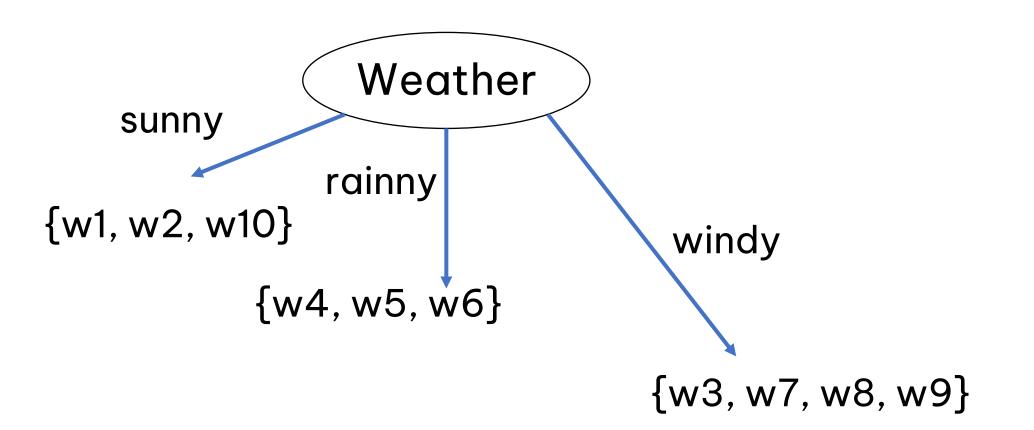
- Xem xét ví dụ sau:
- Chúng ta sử dụng giải thuật Entropy để tính giá trị cho các thuộc tính.
- Xét thuộc tính Money (Rich:7, Poor:3)

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W 3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

- Rich: $\frac{3}{7}$ Cinema, $\frac{2}{7}$ Tennis, $\frac{1}{7}$ Stayin, $\frac{1}{7}$ Shopping
- Poor: $\frac{3}{3}$ Cinema, $\frac{0}{3}$ Tennis, $\frac{0}{3}$ Stayin, $\frac{0}{3}$ Shopping
- $E(money) = \frac{7}{10} \left(-\frac{3}{7} log_2^{\frac{3}{7}} \frac{2}{7} log_2^{\frac{2}{7}} \frac{1}{7} log_2^{\frac{1}{7}} \frac{1}{7} log_2^{\frac{1}{7}} \right) + \frac{3}{10} \left(-\frac{3}{3} log_2^{\frac{3}{3}} 0 0 0 \right)$
- E(money) = 1.287

Nhìn vào kết quả Entropy (thuộc tính) ta thấy giá trị của thuộc tính Weather là bé nhất = 0.8755 (<0.961, <1.287). Nên sử dùng thuộc tính Weather để phân hoạch

Gini Index



Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Sự phân hoạch này là chưa tối ưu vì mỗi giá trị thuộc tính của weather đều chứa giá trị của Decision = {cinema, tennis, stayin, shopping}

Sẽ phù hợp hơn nếu chúng ta dùng giá trị của Parent để phân hoạch. Nếu Parent = Yes thì Decision = Cinema.

Gini Index

- ☐ Gini Index (hoặc Gini Impurity) là một phương pháp được sử dụng trong việc xây dựng cây quyết định và trong bài toán phân loại trong lĩnh vực Machine Learning và Data Mining.
- ☐ Gini Index đo lường độ tinh khiết (impurity) của dữ liệu trong một nút của cây quyết định. Điểm số Gini Index càng thấp, thì dữ liệu càng tinh khiết và dễ dự đoán.
- Gini Index được tính bằng cách xem xét tỷ lệ các lớp dữ liệu khác nhau trong một nút.

Gini Index

Công thức tính Gini Index cho một nút dựa trên phân phối lớp là:

$$Gini(S) = 1 - \sum p_i^2$$

- Trong đó:
 - S là nút cần tính Gini Index
 - p_i là tỷ lệ của lớp i trong nút S
- Gini Index thường nằm trong khoảng từ 0 đến 0.5, và khi Gini Index càng thấp, tức là nút càng tinh khiết. Khi xây dựng cây quyết định, chúng ta chọn thuộc tính có Gini Index thấp nhất làm thuộc tính phân chia tại nút đó, vì nó giúp làm tăng độ tinh khiết của dữ liệu trong các nút con sau đó.

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny (3), Windy(4), Rainny(3)
 - ✓ Weather=sunny:
 - + cinema = 1
 - + tennis = 2
 - + stayin = 0
 - + shopping = 0

$$= 1 - \left[\left(\frac{1}{3} \right)^2 + \left(\frac{2}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 \right] = 0.444$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny
 (3), Windy(4), Rainny(3)
 - ✓ Weather=windy:
 - + cinema = 3
 - + tennis = 0
 - + stayin = 0
 - + shopping = 1

$$= 1 - \left[\left(\frac{3}{4} \right)^2 + \left(\frac{0}{4} \right)^2 + \left(\frac{0}{4} \right)^2 + \left(\frac{1}{4} \right)^2 \right] = 0.375$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny
 (3), Windy(4), Rainny(3)
 - ✓ Weather=rainny:
 - + cinema = 2
 - + tennis = 0
 - + stayin = 1
 - + shopping = 0

$$= 1 - \left[\left(\frac{2}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 + \left(\frac{1}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 \right] = 0.444$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

$$Gini(weather) = \frac{3}{10} * 0.444$$
$$+ \frac{4}{10} * 0.375$$
$$+ \frac{3}{10} * 0.444$$
$$= 0.416$$

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Parent có 2 giá trị: Yes (5),
 No(5)
- Parent=yes:
 - + cinema = 5
 - + tennis = 0
 - + stayin = 0
 - + shopping = 0

Gini(parent = yes)

$$= 1 - \left[\left(\frac{5}{5} \right)^2 + \left(\frac{0}{5} \right)^2 + \left(\frac{0}{5} \right)^2 + \left(\frac{0}{5} \right)^2 \right] = 0$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Parent có 2 giá trị: Yes (5),
 No(5)
- Parent=no:
 - + cinema = 1
 - + tennis = 2
 - + stayin = 1
 - + shopping = 1

Gini(parent = no)

$$= 1 - \left[\left(\frac{1}{5} \right)^2 + \left(\frac{2}{5} \right)^2 + \left(\frac{1}{5} \right)^2 + \left(\frac{1}{5} \right)^2 \right] = 0.72$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

$$Gini(parent) = \frac{5}{10} * 0$$
$$+ \frac{5}{10} * 0.72$$
$$= 0.36$$

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Money có 2 giá trị: Rich (7),
 Poor(3)
- Money=rich:
 - + cinema = 3
 - + tennis = 2
 - + stayin = 1
 - + shopping = 1

Gini(money = rich)

$$= 1 - \left[\left(\frac{3}{7} \right)^2 + \left(\frac{2}{7} \right)^2 + \left(\frac{1}{7} \right)^2 + \left(\frac{1}{7} \right)^2 \right] = 0.694$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini Index

- Sử dung giải thuật Gini như sau:
- Xét thuộc tính Money có 2 giá trị: Rich (7),
 Poor(3)
- Money=poor:
 - + cinema = 3
 - + tennis = 0
 - + stayin = 0
 - + shopping = 0

Gini(money = rich)

$$= 1 - \left[\left(\frac{3}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 + \left(\frac{0}{3} \right)^2 \right] = 0$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W 3	Windy	Yes	Rich	Cinema
W4	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W 5	Rainy	No	Rich	Stayin
W6	Rainy	Yes	Poor	Cinema
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W 8	Windy	No	Rich	Shopping
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

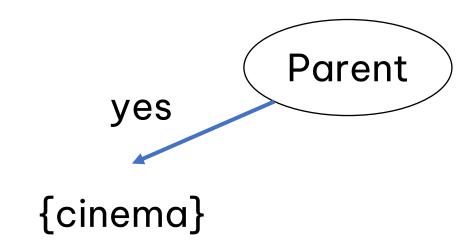
$$Gini(money) = \frac{7}{10} * 0.694$$
$$+ \frac{3}{10} * 0$$
$$= 0.486$$

Gini Index

Giá trị Gini trung bình của các thuộc tính			
Weather	0.416		
Parent	0.36		
Money	0.486		

Ta chọn thuộc tính Parent để phân hoạch

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny			Cinema
W 3	Windy			
W4	Rainy			Cinema
W6	Rainy			
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W 5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W 8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

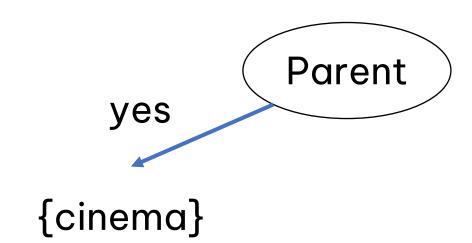


Gini Index

- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny
 (2), Windy(2), Rainy(1)
- Weather=sunny:
 - + cinema = 0
 - + tennis = 2
 - + stayin = 0
 - + shopping = 0

$$= 1 - \left[\left(\frac{0}{2} \right)^2 + \left(\frac{2}{2} \right)^2 + \left(\frac{0}{2} \right)^2 + \left(\frac{0}{2} \right)^2 \right] = 0$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny			Cinema
W3	Windy			
W4	Rainy			Cinema
W6	Rainy			
W9	Windy			Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W 5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis



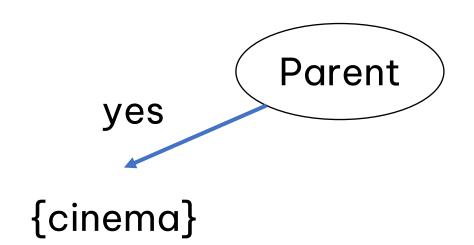
Gini Index

- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny
 (2), Windy(2), Rainy(1)
- Weather=windy:
 - + cinema = 1
 - + tennis = 0
 - + stayin = 0
 - + shopping = 1

Gini(weather = windy)

$$= 1 - \left[\left(\frac{1}{2} \right)^2 + \left(\frac{0}{2} \right)^2 + \left(\frac{0}{2} \right)^2 + \left(\frac{1}{2} \right)^2 \right] = 0.5$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny			Cinema
W3	Windy			Cinema
W4	Rainy			Cinema
W6	Rainy			Cinema
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis



Gini Index

- Xét thuộc tính Weather có 3 giá trị: Sunny
 (2), Windy(2), Rainy(1)
- Weather=rainy:
 - + cinema = 0
 - + tennis = 0

{cinema}

yes

Parent

- + stayin = 1
- + shopping = 0

Gini(weather = windy)

$$= 1 - \left[\left(\frac{0}{1} \right)^2 + \left(\frac{0}{1} \right)^2 + \left(\frac{1}{1} \right)^2 + \left(\frac{0}{1} \right)^2 \right] = 0$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny			Cinema
W3	Windy			Cinema
W4	Rainy			Cinema
W6	Rainy			Cinema
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W 5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W 8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

Gini(weather) =
$$\frac{2}{5} * 0$$

+ $\frac{2}{5} * 0.5$
+ $\frac{1}{5} * 0$
= 0.2

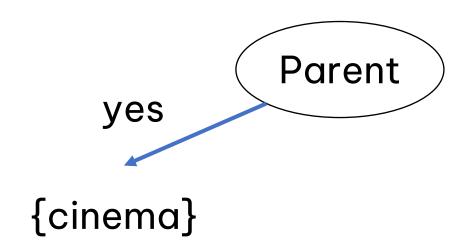
Gini Index

- Xét thuộc tính Money có 2 giá trị: Rich (4),
 Poor(1)
- Money=rich:
 - + cinema = 0
 - + tennis = 2
 - + stayin = 1
 - + shopping = 1

Gini(money = rich)

$$= 1 - \left[\left(\frac{0}{4} \right)^2 + \left(\frac{2}{4} \right)^2 + \left(\frac{1}{4} \right)^2 + \left(\frac{1}{4} \right)^2 \right] = 0.625$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1				Cinema
W3				
W4				Cinema
W6	Rainy			
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis



Gini Index

- Xét thuộc tính Money có 2 giá trị: Rich (4),
 Poor(1)
- Money=poor:
 - + cinema = 1
 - + tennis = 0

{cinema}

yes

Parent

- + stayin = 0
- + shopping = 0

Gini(money = rich)

$$= 1 - \left[\left(\frac{1}{1} \right)^2 + \left(\frac{0}{1} \right)^2 + \left(\frac{0}{1} \right)^2 + \left(\frac{0}{1} \right)^2 \right] = 0$$

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes		Cinema
W3				
W4	Rainy	Yes		Cinema
W6	Rainy	Yes		Cinema
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis

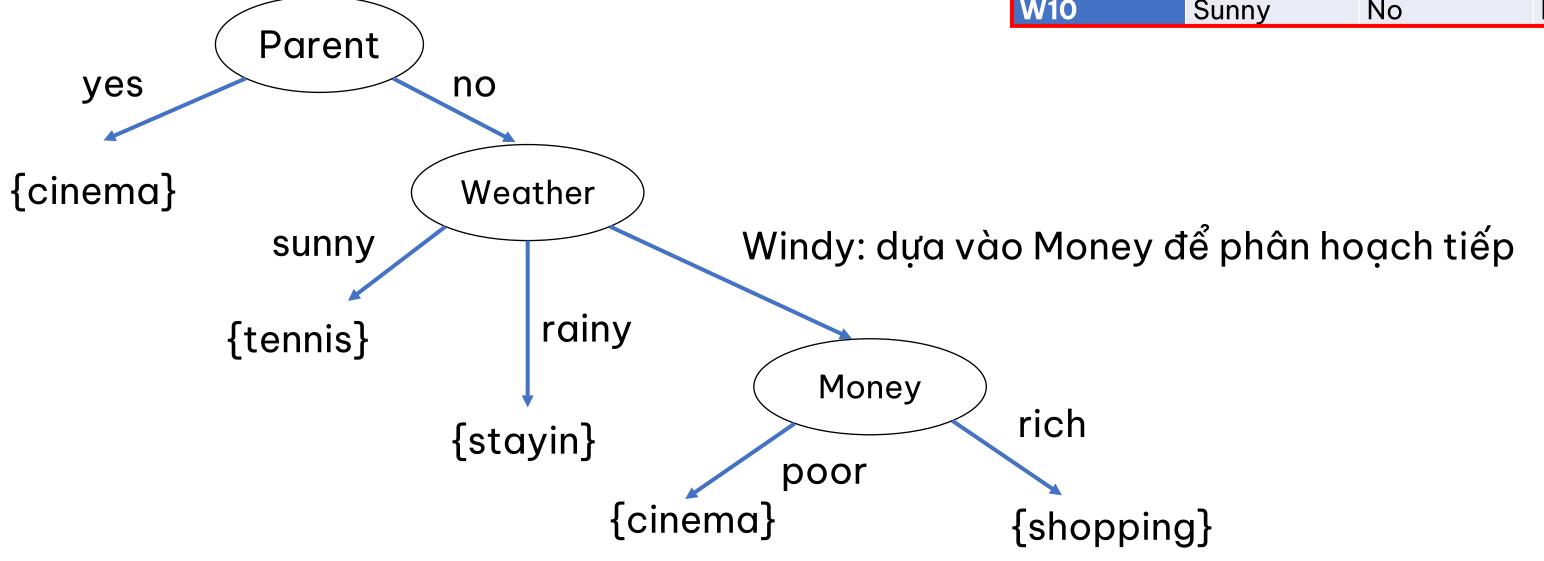
$$Gini(money) = \frac{4}{5} * 0.625 + \frac{1}{5} * 0 = 0.5$$

Gini Index

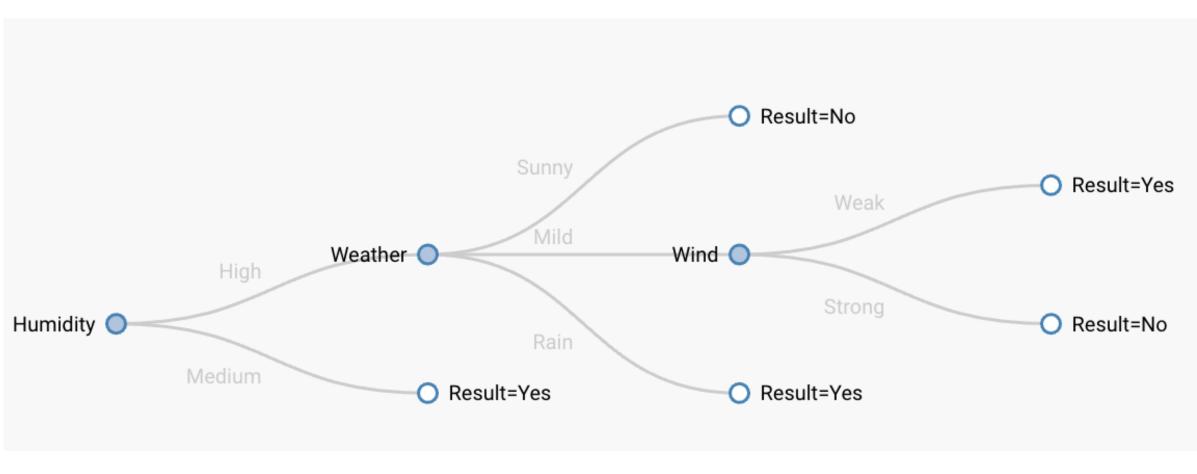
Giá trị Gini trung bình của các thuộc tính			
Weather	0.2 🗸		
Money	0.5		

Ta chọn thuộc tính weather để phân hoạch tiếp theo

Weekend	Weather	Parent	Money	Decision
W1	Sunny	Yes	Rich	Cinema
W3	Windy			
W4	Rainy			
W6	Rainy			
W9	Windy	Yes	Rich	Cinema
W2	Sunny	No	Rich	Tennis
W5	Rainy	No	Rich	Stayin
W7	Windy	No	Poor	Cinema
W8	Windy	No	Rich	Shopping
W10	Sunny	No	Rich	Tennis



Xây dựng cây quyết định để đưa ra luật phù hợp

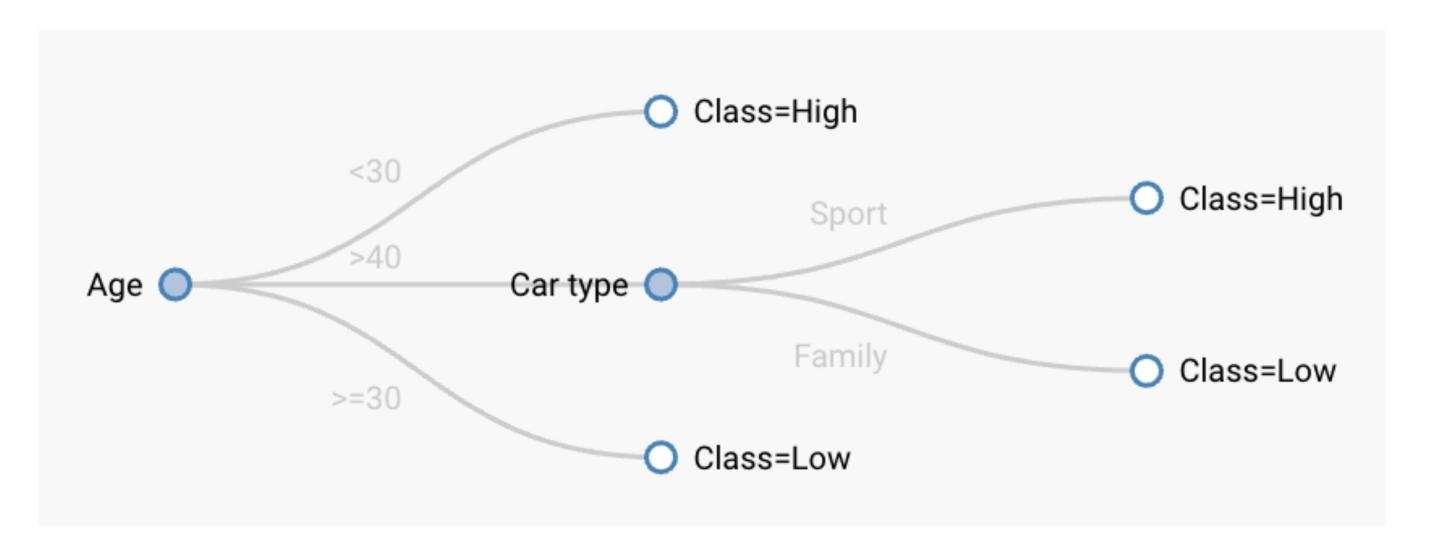


#	Day	Weather	Humidity	Wind	Result
1	D1	Sunny	High	Weak	No
2	D2	Sunny	High	Strong	No
3	D3	Mild	High	Weak	Yes
4	D4	Rain	High	Weak	Yes
5	D5	Rain	Medium	Strong	Yes
6	D6	Mild	High	Strong	No
7	D7	Mild	Medium	Weak	Yes
8	D8	Sunny	High	Weak	No
9	D9	Sunny	Medium	Weak	Yes
10	D10	Rain	Medium	Weak	Yes

Xây dựng cây quyết định để đưa ra luật phù hợp

Age	Car type	Class			
23	Family	High			
17	Sports	High			
43	Sports	High			
68	Family	Low			
32	Truck	Low			
20	Family	High			
AGE có thể phân thành 3 nhóm:					
<30	>=30	>=40			

Age	Car type	Class
<30	Family	High
<30	Sport	High
>40	Sport	High
>40	Family	Low
>=30	Truck	Low
<30	Family	High



Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Thuật toán Naïve Bayes là một thuật toán học có giám sát, dựa trên định lý Bayes và được sử dụng để giải các bài toán phân loại.
- Được sử dụng chủ yếu trong phân loại văn bản.
- Naïve Bayes Classifier là một trong những thuật toán Phân loại đơn giản và hiệu quả nhất giúp xây dựng các mô hình học máy nhanh có thể đưa ra dự đoán nhanh.
 - Naïve: Giả định sự xuất hiện của một đặc điểm nào đó là độc lập với sự xuất hiện của các đặc điểm khác (độc lập ngẫu nhiên).
 - Bayes: Định lý Bayes

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

Định lý Bayes: tìm xác suất của một sự kiện xảy ra với xác suất của một sự kiện khác đã xảy ra. Định lý Bayes được phát biểu về mặt toán học dưới dạng phương trình sau:

$$P(^{A}/_{B}) = \frac{P(^{B}/_{A}) * P(A)}{P(B)}$$

Trong đó A và B là các sự kiện và $P(B)\neq 0$.

• Giả định Naïve: nếu hai sự kiện A và B bất kỳ là độc lập, thì P(A,B)=P(A).P(B)

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

Do vậy công thức Naïve Bayes được phát biểu như sau:

$$P\binom{C_i}{X} = \frac{P\binom{X}{C_i} * P(C_i)}{P(X)} = \frac{P\binom{X}{C_i} * P(C_i)}{P(x_1) * P(x_2) * \cdots * P(x_n)}$$

- Ví dụ: Tìm xác suất của nhãn i=mưa hoặc không mưa khi biết điều kiện X=it mấy, áp suất thấp và gió thổi từ hướng nam.
- $P(^{C_i}/_X)$: xác suất sảy ra nhãn i khi biết X
- $P(X/C_i)$: xác suất X khi biết nhãn i
- $P(C_i)$: xác suất sảy ra nhãn i
- P(X): xác suất sảy ra nhãn X
- x_i : điều kiện thứ i

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

 Vì mẫu số không đổi đối với một đầu vào nhất định, chúng ta có thể loại bỏ phần mẫu:

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) \propto \prod_{i=1}^n P\left(\frac{X}{C_i}\right) * P(C_i)$$

- Ví dụ: Tìm xác suất của nhãn i= mưa hoặc không mưa khi biết điều kiện X=ít mấy,
 áp suất thấp và gió thổi từ hướng nam.
- $P(^{C_i}/_X)$: xác suất sảy ra nhãn i khi biết X
- $P(X/C_i)$: xác suất X khi biết nhãn i
- $P(C_i)$: xác suất sảy ra nhãn i

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(color=Red,Type=SUV,Origin=Domestic)}$?
- Bước 1: $t inh P(C_i)$
- Bước 2: tính $P(X/C_i)$
- Bước 3: tính $P(^{C_i}/_X)$

Bước 1: tính $P(C_i)$

$$P(Yes) = \frac{5}{10} = 0.5$$

$$P(No) = \frac{5}{10} = 0.5$$

#	Color	Type	Origin	Stolen?
1	Red	Sports	Domestic	Yes
2	Red	Sports	Domestic	No
3	Red	Sports	Domestic	Yes
4	Yellow	Sports	Domestic	No
5	Yellow	Sports	Imported	Yes
6	Yellow	SUV	Imported	No
7	Yellow	SUV	Imported	Yes
8	Yellow	SUV	Domestic	No
9	Red	SUV	Imported	No
10	Red	Sports	Imported	Yes

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(color=Red,Type=SUV,Origin=Domestic)}$?

Bước 2: tính $P(X/C_i)$

Color	Yes	No
Red	3/5	2/5
Yellow	<mark>2/5</mark>	3/5

Туре	Yes	No
Sports	4/5	2/5
SUV	1/5	3/5

Origin	Yes	No
Domestic	2/5	3/5
Imported	3/5	2/5

#	Color	Type	Origin	Stolen?
1	Red	Sports	Domestic	Yes
2	Red	Sports	Domestic	No
3	Red	Sports	Domestic	Yes
4	Yellow	Sports	Domestic	No
5	Yellow	Sports	Imported	Yes
6	Yellow	SUV	Imported	No
7	Yellow	SUV	Imported	Yes
8	Yellow	SUV	Domestic	No
9	Red	SUV	Imported	No
10	Red	Sports	Imported	Yes

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(color=Red,Type=SUV,Origin=Domestic)}$?
- Bước 3: tính

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) = \prod_{i=1}^n P\left(\frac{X}{C_i}\right) * P(C_i)$$

$$P(\text{Yes}/X) = 0.5 * \frac{3}{5} * \frac{1}{5} * \frac{2}{5} = 0.024$$

$$P(^{No}/_X) = 0.5 * \frac{2}{5} * \frac{3}{5} * \frac{1}{5} = 0.072$$

*Ta c*ó:
$$P(\text{Yes}/_X) + P(\text{No}/_X) = 1$$

$$P(\text{Yes/}_X) = \frac{0.024}{0.024 + 0.072} = 0.25$$

$$P(No/X) = 1 - 0.25 = 0.75$$

Khả năng mất cắp (stolen) với những loại xe thoả điều kiện X là 25%

#	Color	Туре	Origin	Stolen?
1	Red	Sports	Domestic	Yes
2	Red	Sports	Domestic	No
3	Red	Sports	Domestic	Yes
4	Yellow	Sports	Domestic	No
5	Yellow	Sports	Imported	Yes
6	Yellow	SUV	Imported	No
7	Yellow	SUV	Imported	Yes
8	Yellow	SUV	Domestic	No
9	Red	SUV	Imported	No
10	Red	Sports	Imported	Yes

Origin	Yes	No
Domestic	2/5	3/5
Imported	3/5	2/5

Туре	Yes	No	Color	Yes	No
Sports	4/5	2/5	Red	3/5	2/5
SUV	1/5	3/5	Yellow	2/5	3/5

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(Outlook=Rainy,Temp=Hot,Humidity=High,Windy=False)}$?
- Bước 1: $t inh P(C_i)$
- Bước 2: tính $P(X/C_i)$
- Bước 3: tính $P(^{C_i}/_X)$

Bước 1: tính $P(C_i)$

$$P(Yes) = \frac{9}{14}$$

$$P(No) = \frac{5}{14}$$

#	Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Playgolf
1	Rainy	Hot	High	False	No
2	Rainy	Hot	High	True	No
3	Overcast	Hot	High	False	Yes
4	Sunny	Mild	High	False	Yes
5	Sunny	Cool	Normal	False	Yes
6	Sunny	Cool	Normal	True	No
7	Overcast	Cool	Normal	True	Yes
8	Rainy	Mild	High	False	No
9	Rainy	Cool	Normal	False	Yes
10	Sunny	Mild	Normal	False	Yes
11	Rainy	Mild	Normal	True	Yes
12	Overcast	Mild	High	True	Yes
13	Overcast	Hot	Normal	False	Yes
14	Sunny	Mild	High	True	No

Phân Ioại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

■ Khả năng nào sảy ra khi $X_{(Outlook=Rainy,Temp=Hot,Humidity=High,Windy=False)}$?

Bước 2: tính $P(X/C_i)$

Outlook	Yes	No
Rainy	2/9	3/5
Overcast	4/9	0/5
Sunny	3/9	2/5

Temperature	Yes	No
Hot	2/9	2/5
Mild	4/9	2/5
Cool	3/9	1/5
Humidity	Yes	No
High	3/9	4/5
Normal	6/9	1/5

#	Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Playgolf
1	Rainy	Hot	High	False	No
2	Rainy	Hot	High	True	No
3	Overcast	Hot	High	False	Yes
4	Sunny	Mild	High	False	Yes
5	Sunny	Cool	Normal	False	Yes
6	Sunny	Cool	Normal	True	No
7	Overcast	Cool	Normal	True	Yes
8	Rainy	Mild	High	False	No
9	Rainy	Cool	Normal	False	Yes
10	Sunny	Mild	Normal	False	Yes
11	Rainy	Mild	Normal	True	Yes
12	Overcast	Mild	High	True	Yes
13	Overcast	Hot	Normal	False	Yes
14	Sunny	Mild	High	True	No

Windy	Yes	No
True	6/9	2/5
False	3/9	3/5

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(Outlook=Rainy,Temp=Hot,Humidity=High,Windy=False)}$?
- Bước 3: tính

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) = \prod_{i=1}^n P\left(\frac{X}{C_i}\right) * P(C_i)$$

$$P(\text{Yes}/X) = \frac{9}{14} * \frac{2}{9} * \frac{2}{9} * \frac{3}{5} * \frac{3}{9} = 0.0064$$

$$P({}^{No}/_{X}) = \frac{5}{14} * \frac{3}{5} * \frac{2}{5} * \frac{4}{5} * \frac{3}{5} = 0.041$$

*Ta c*ó:
$$P(\text{Yes}/_X) + P(\text{No}/_X) = 1$$

$$P(\text{Yes/}_X) = \frac{0.0064}{0.0064 + 0.041} = 0.135$$

$$P(No/X) = 1 - 0.135 = 0.865$$

#	Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Playgolf
1	Rainy	Hot	High	False	No
2	Rainy	Hot	High	True	No
3	Overcast	Hot	High	False	Yes
4	Sunny	Mild	High	False	Yes
5	Sunny	Cool	Normal	False	Yes
6	Sunny	Cool	Normal	True	No
7	Overcast	Cool	Normal	True	Yes
8	Rainy	Mild	High	False	No
9	Rainy	Cool	Normal	False	Yes
10	Sunny	Mild	Normal	False	Yes
11	Rainy	Mild	Normal	True	Yes
12	Overcast	Mild	High	True	Yes
13	Overcast	Hot	Normal	False	Yes
14	Sunny	Mild	High	True	No

Outlook	Yes	No	Temperature	Yes	No	Humidity	Yes	
Rainy	2/9	3/5	Hot	2/9	2/5	High	3/9	4
Overcast	4/9	0/5	Mild	4/9	2/5	Normal	6/9	1
Sunny	3/9	2/5	Cool	3/9	1/5			

Humidity	Yes	No	Windy	Yes	No
High	3/9	4/5	True	6/9	2/5
Normal	6/9	1/5	False	3/9	3/5

Khả năng Playgolf = No chiếm tỷ lệ 86,5%

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(M \hat{a}y = it, \hat{A}p \ suất = thấp, Gió = nam)}$?
- Bước 1: $t inh P(C_i)$
- Bước 2: tính $P(X/C_i)$
- Bước 3: tính $P(^{C_i}/_X)$

Bước 1: tính
$$P(C_i)$$

$$P(Không mưa) = \frac{4}{8}$$

$$P(Mưa) = \frac{4}{8}$$

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	Mưa
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

Phân Ioại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

■ Khả năng nào sảy ra khi $X_{(M \hat{a}y = it, \hat{A}p \ suất = thấp, Gió = nam)}$?

Bước 2: tính $P(X/C_i)$

Mây	Không mưa	Mưa
ít	3/4	0/4
nhiều	1/4	4/4

Áp suất	Không mưa	Mưa
cao	2/4	2/4
thấp	2/4	1/4
trung bình	0/4	1/4

Gió	Không mưa	Mưa
nam	2/4	1/4
bắc	2/4	3/4

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi $X_{(M\hat{a}y=it, \acute{A}p\ su\acute{a}t=th\acute{a}p, Gi\acute{o}=nam)}$?
 - Bước 3: tính

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) = \prod_{i=1}^n P\left(\frac{X}{C_i}\right) * P(C_i)$$

$$P(\frac{Kh\hat{0}ng\ Mua}{X}) = \frac{4}{8} * \frac{3}{4} * \frac{2}{4} * \frac{2}{4} = 0.094$$

$$P(M^{\text{tra}}/X) = \frac{4}{8} * \frac{0}{4} * \frac{1}{4} * \frac{1}{4} = 0$$

Để tránh trường hợp cho xác suất =0 ta sử dụng biến đổi Laplace

$$P_{Lap,k}(x|y) = \frac{C(x,y) + k}{c(y) + k * X}$$

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	Mưa
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

Mây	Không mưa	Mưa			
ít	3/4	0/4	Áp suất	Không mưa	Mưa
nhiều	1/4	4/4	cao	2/4	2/4
Gió	Không mưa	Mưa	thấp	2/4	1/4
nam	2/4	1/4	trung bình	0/4	1/4
bắc	2/4	3/4			

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

Khả năng nào sảy ra khi

$$X_{(M \hat{a} y = \text{it}, \text{Ap } su \tilde{a} t = th \tilde{a} p, Gi \acute{o} = nam)}$$
?

- Tính lại bước 2:
 - $P(X/C_i) = P(X/mua), v \acute{o}i X = \{it, th \acute{a}p, nam\}$
 - $P(it/mwa) = \frac{C(it=mwa)+k}{C(mwa)+k*(số chiều của thuộc tính X=mây)}$
 - $P(^{m\hat{a}y=it}/_{mua}) = \frac{0+1}{4+1*3} = \frac{1}{7}$
 - $P(a.suất=thấp/mwa) = \frac{1+1}{4+1*2} = \frac{2}{6}$
 - $P(gió=nam/mua) = \frac{1+1}{4+1*2} = \frac{2}{6}$
 - trong đó: k=1, C: count

$$P_{Lap,k}(x|y) = \frac{C(x,y) + k}{C(y) + k * X}$$

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	Mưa
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

Mây	Không mưa	Mưa			
ít	3/4	0/4	Áp suất	Không mưa	Миа
nhiều	1/4	4/4	cao	2/4	2/4
Gió	Không mưa	Mưa	thấp	2/4	1/4
nam	2/4	1/4	trung bình	0/4	1/4
bắc	2/4	3/4	số chi	êu $X_{m\hat{a}y} =$	2

số chiều $X_{\text{áp }su}$ ất = 2

số chiều $X_{gi\acute{0}}=2$

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi trời ít mây, áp suất thấp và gió thổi từ hướng Nam?
 Đối tương Mây Áp suất Gió Kết qu
- Bước 2:

$$P(X/C_i) = P(X/mua), v \acute{o}i X = \{it, th \acute{a}p, nam\}$$

$$P(X/mura) = P\left(\frac{it}{mura}\right) \cdot P\left(\frac{th\tilde{a}p}{mura}\right) \cdot P\left(\frac{nam}{mura}\right) = \frac{1}{7} * \frac{2}{6} * \frac{2}{6} = \frac{1}{63}$$

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	Mưa
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

$$P_{Lap,k}(x|y) = \frac{C(x,y) + k}{C(y) + k * X}$$

$$s$$
ố chi ều $X_{mây} = 3$
 s ố chi ều $X_{áp suất} = 2$
 s ố chi ều $X_{ai\acute{o}} = 2$

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

Khả năng nào sảy ra khi trời ít mây, áp suất thấp và gió thổi từ hướng Nam?
Đối tương Mây Áp suất Gió Kết gi

Bước 2:

• $P(X/C_i) = P(X/không mưa)$, với $X = \{it, thấp, nam\}$

$$P(X/_{k.mua}) = P\left(\frac{it}{k.mua}\right) \cdot P\left(\frac{th\tilde{a}p}{k.mua}\right) \cdot P\left(\frac{nam}{k.mua}\right) =$$

$$P(X/_{k.mua}) = \frac{3+1}{4+1*3} * \frac{2+1}{4+1*2} * \frac{2+1}{4+1*2} = \frac{9}{63}$$

	Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
	1	ít	cao	Bắc	Không mưa
	2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
	3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
γ	n $\left\{\begin{array}{cc} 4 \\ - \end{array}\right\}$	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
	5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
	6	ít	cao	Nam	Không mưa
	7	nhiều	cao	Nam	Mưa
	8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

$$P_{Lap,k}(x|y) = \frac{C(x,y) + k}{C(y) + k * X}$$

$$s$$
ố chi ều $X_{mây} = 3$
 s ố chi ều $X_{áp suất} = 2$
 s ố chi ều $X_{gió} = 2$

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- Khả năng nào sảy ra khi trời ít mây, áp suất thấp và gió thổi từ hướng Nam?
 Đối tương Mây Áp suất Gió Kết qu
- Bước 3: $P(C_i/X)$, $v \circ i X = \{it, thấp, nam\}$

$$P(\frac{Kh\hat{o}ng\ Mwa}{X}) = \frac{9}{63} * \frac{4}{8} = 0.071$$

$$P(\frac{Mwa}{X}) = \frac{1}{63} * \frac{4}{8} = 0.008$$

$Ta c \acute{o}: P(Kh \acute{o}ng mw$	a/X + $P(Mwa/X) = 1$
$P\left(\frac{Kh\hat{o}ng\ mwa}{X}\right) =$	$\frac{0.071}{0.008 + 0.071} = 0.898$

 $P(M^{\text{tr}a}/_{\text{X}}) = 1 - 0.898 = 0.102$

Đối tượng	Mây	Áp suất	Gió	Kết quả
1	ít	cao	Bắc	Không mưa
2	nhiều	cao	Bắc	Mưa
3	ít	thấp	Bắc	Không mưa
4	nhiều	thấp	Bắc	Mưa
5	nhiều	trung bình	Bắc	Mưa
6	ít	cao	Nam	Không mưa
7	nhiều	cao	Nam	Mưa
8	nhiều	thấp	Nam	Không mưa

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) = \prod_{i=1}^n P\left(\frac{X}{C_i}\right) * P(C_i)$$

Khả năng không mưa chiếm tỷ lệ 89,8%

Phân loại Naive Bayes (Naive Bayes classification)

- today = (Overcast, Cool, High, False), khả năng nào của việc chơi golf sẽ sảy ra?
- Bước 1: tính $P(C_i)$
- Bước 2: tính $P(X/C_i)$
- Bước 3: tính $P(^{C_i}/_X)$

	Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Play Golf
0	Rainy	Hot	High	FALSE	No
1	Rainy	Hot	High	TRUE	No
2	Overcast	Hot	High	FALSE	Yes
3	Sunny	Mild	High	FALSE	Yes
4	Sunny	Cool	Normal	FALSE	Yes
5	Sunny	Cool	Normal	TRUE	No
6	Overcast	Cool	Normal	TRUE	Yes
7	Rainy	Mild	High	FALSE	No
8	Rainy	Cool	Normal	FALSE	Yes
9	Sunny	Mild	Normal	FALSE	Yes
10	Rainy	Mild	Normal	TRUE	Yes
11	Overcast	Mild	High	TRUE	Yes
12	Overcast	Hot	Normal	FALSE	Yes
13	Sunny	Mild	High	TRUE	No

- Thuật toán k-means là thuật toán phân cụm từ n đối tượng ban đầu vào k cụm phân biệt, với k<n được giới thiệu năm 1957 bởi Lloyd K-means.
- Thuật toán sử dụng độ đo tương tự giữa quan sát.
- Khoảng cách Euclidean là phương pháp phổ biến nhất được dùng để đánh giá khoảng cách của các quan sát.
- Cho 2 quan sát u={u1, u2, ..., uq} và v = {v1, v2, ..., vq}, mỗi quan sát bao gồm q biến.
- $d_{u,v} = \sqrt{(u_1 v_1)^2 + (u_2 v_2)^2 + \dots + (u_q v_q)^2}$: khoảng cách giữa vectors

- Nếu 2 vector thẳng hang thì khoảng cách u,v là:
- $d_{u,v} = |u_1 v_1| + |u_2 v_2| + \dots + |u_q v_q|$
- Phân cụm cho 8 điểm có tọa độ như sau thành 3 cụm: $A_1(2,10), A_2(2,5), A_3(8,4), A_4(5,8), A_5(7,5), A_6(6,4), A_7(1,2), A_8(4,9)$
- Có thể nhận thấy số cụm là 3: k=3 <n=8
- Bước 1: chọn ngẫu nhiên 3 điểm làm giá trị trung tâm: $A_1(2,10), A_4(5,8), A_7(1,2)$
- Áp dụng công thức tính khoảng cách giữa 2 điểm a(x1, y1) và b(x2, y2): d(a,b) = |x2-x1|+|y2-y1|

- Khoảng cách của các điểm tới k-means
- Cluster: tìm MIN của mỗi Point trong mỗi dist. mean_i và gán vào cluster.
- Ví dụ: A1(2,10): min = 0 ∈ dist.mean 1
 → cluster =1
 - cluster1: (2,10)
 - cluster2: (8,4), (5,8), (7,5),(6,4), (4,9)
 - cluster3: (2,5), (1,2)

		(2,10)	(5,8)	(1,2)	
	Point	Dist. mean1	Dist. mean2	Dist. mean3	Cluster
A1	(2,10)	0	5	9	1
A2	(2,5)	5	6	4	3
A3	(8,4)	12	7	9	2
A4	(5,8)	5	0	10	2
A5	(7,5)	10	5	9	2
A6	(6,4)	10	5	7	2
<mark>A7</mark>	(1,2)	9	10	0	3
A8	(4,9)	3	2	10	2

- Cập nhật lại giá trị của các giá trị trung tâm của cluster.
- cluster1: có 1 điểm A1(2,10) nên dist.means1 = (2,10)
- cluster2: dist. means 2 = [(8+5+7+6+4)/5, (4+8+5+4+9)/5] = (6,6)
- cluster3: dist.mean3 = [(2+1)/2,(5+2)/2] = (1.5,3.5)

Phân cụm dữ liệu K trung tâm (K-means clustering)

- Tính lại giá trị khoảng cách các means:
 - cluster1: (2,10), (4,9)
 - cluster2: (8,4), (5,8), (7,5), (6,4)

cluster3: (2,5), (1,2)

		(2,10)	(5,5)	(1.5,3.5)	
	Point	Dist. mean1	Dist. mean2	Dist. mean3	Cluster
A1	(2,10)	0	8	7	1
A2	(2,5)	5	3	2	3
A3	(8,4)	12	4	7	2
Α4	(5,8)	5	3	8	2
A5	(7,5)	10	2	7	2
A6	(6,4)	10	2	5	2
A7	(1,2)	9	7	2	3
A8	(4,9)	3	5	8	1

- Cập nhật lại giá trị của các giá trị trung tâm của cluster.
- cluster1: dist.mean1 = [(2+4)/2,(10+9)/2] = (3,9.5)
- cluster2: dist. means 2 = [(8+5+7+6)/4,(4+8+5+4)/4] = (6.5,5.25)
- cluster3: dist.mean3 = [(2+1)/2,(5+2)/2] = (1.5,3.5)

Phân cụm dữ liệu K trung tâm (K-means clustering)

- Tính lại giá trị khoảng cách các means:
 - cluster1: (2,10), (4,9), (5,8)
 - cluster2: (8,4), (7,5), (6,4)

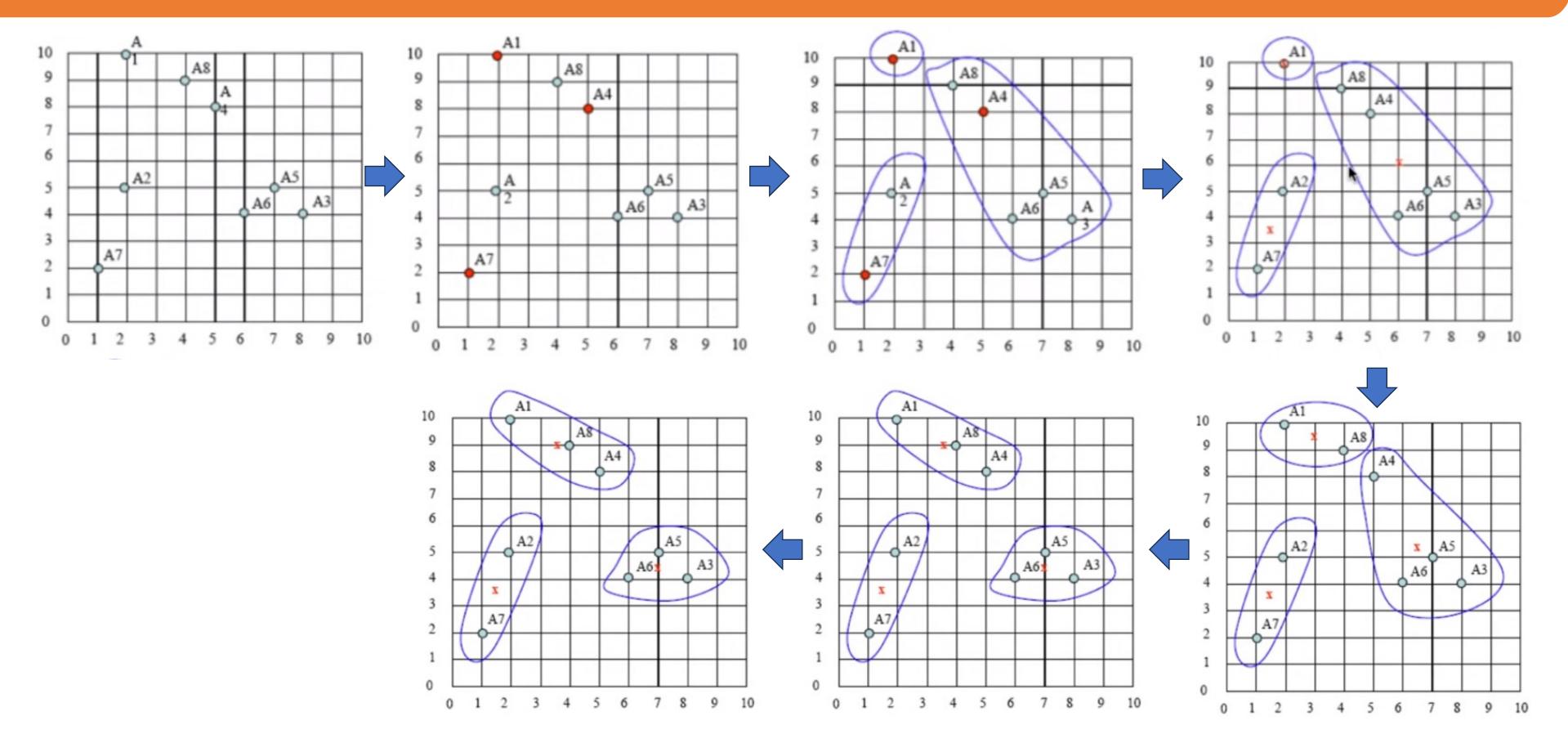
cluster3: (2,5), (1,2)

		(3,9.5)	(6.5,5.25)	(1.5,3.5)	
	Point	Dist. mean1	Dist. mean2	Dist. mean3	Cluster
A1	(2,10)	1,5	9,25	7	1
A2	(2,5)	5,5	4,75	2	3
А3	(8,4)	10,5	2,75	7	2
Α4	(5,8)	3,5	4,25	8	1
A5	(7,5)	8,5	0,75	7	2
A6	(6,4)	8,5	1,75	5	2
Α7	(1,2)	9,5	8,75	2	3
A8	(4,9)	1,5	6,25	8	1

- Cập nhật lại giá trị của các giá trị trung tâm của cluster.
- cluster1: dist.mean1 = [(2+4+5)/3,(10+9+8)/3] = (3.67,9)
- cluster2: dist. means2 = [(8+7+6)/4,(4+5+4)/4] = (7,4.3)
- cluster3: dist.mean3 = [(2+1)/2,(5+2)/2] = (1.5,3.5)

- Tính lại giá trị khoảng cách các means:
 - cluster1: (2,10), (4,9), (5,8)
 - cluster2: (8,4), (7,5), (6,4)
 - cluster3: (2,5), (1,2)
- Nhận xét: số cụm không đổi so với lần lặp trước. TẠM DÙNG tính toán means

		(3.67,9)	(7,4.3)	(1.5,3.5)	
	Point	Dist. mean1	Dist. mean2	Dist. mean3	Cluster
A1	(2,10)	2,67	10,7	7	1
A2	(2,5)	5,67	5,7	2	3
А3	(8,4)	9,33	1,3	7	2
Α4	(5,8)	2,33	5,7	8	1
A5	(7,5)	7,33	0,7	7	2
А6	(6,4)	7,33	1,3	5	2
Α7	(1,2)	9,67	8,3	2	3
A8	(4,9)	0,33	7,7	8	1



Phân cụm dữ liệu K trung tâm (K-means clustering)

■ Phân cụm cho 6 điểm có tọa độ như sau thành 2 cụm: $A_1(1,1), A_2(2,1), A_3(2,3), A_4(3,2), A_5(4,3), A_6(5,5)$

HẾT CHƯƠNG 7