UNCERTAINTY

357353 – Artificial Intelligence

Choopan Rattanapoka

ความไม่แน่นอน (Uncertainty)

- ความไม่แน่นอน หมายถึง สถานะภาพความลังเล สงสัย ไม่แน่ใจ หรือไม่มั่นใจ ส่งผลให้สถานการณ์เกิดความไม่มั่นคง และผลลัพธ์เกิดความไม่แน่นอน
- ความไม่แน่นอน อาจทำให้เกิดความเบี่ยงเบนของข้อมูลซึ่งเกิดมาจากปัจจัยต่างๆ เช่น
  - ข้อมูลไม่ครบถ้วน มีเพียงบางส่วน
  - หลักฐานยืนยันความน่าเชื่อถือมีไม่เพียงพอที่จะสร้างความมั่นใจในตัวข้อมูลได้
  - การใช้ภาษามีรูปแบบที่เข้าใจยาก หรือตีความได้ยาก
  - ข้อมูลจากแหล่งอ้างอิงแตกต่างกัน จนเกิดความขัดแย้ง
  - ไม่สามารถชี้แจ้งข้อมูลด้วยเหตุและผลได้อย่างชัดเจน
  - ข้อมูลอาจได้มาจากการประมาณแบบคร่าวๆ ทำให้เกิดความไม่มั่นใจ
  - แหล่งที่มาของข้อมูลขาดความน่าเชื่อถือ

การอนุมานภายใต้ความไม่แน่นอน

- ลักษณะของการหาเหตุผล (Reasoning)
  - Monotonic การหาเหตุผลจากข้อเท็จจริงที่มีอยู่ครบถ้วน ไม่เปลี่ยนแปลง
    - ผลของการอนุมานจะได้ข้อสรุปที่เป็นจริงเสมอ
    - ใช้วิธีการทางตรรกศาสตร์ในการอนุมาน
  - Nonmonotonic การหาเหตุผลจากความรู้ที่ไม่สมบูรณ์ ความเที่ยงตรงของการหาเหตุผลขึ้นกับข้อมูลที่มี ข้อมูลเพิ่มก็จะแม่นยำมากขึ้น
    - ผลของการอนุมานจะเป็นจริงในช่วงเวลาหนึ่ง ถ้ามีเหตุผล/ความจริงเพิ่ม ข้อสรุปอาจเปลี่ยนได้
    - ใช้วิธีการทางสถิติหรือคณิตศาสตร์ และการกำหนดค่าความมั่นใจ (Certainty factor) ช่วยในการอนุมาน

การแทนค่าความไม่แน่นอน

- การแทนค่าความไม่แน่นอนสามารถทำได้หลายวิธี ซึ่งแต่ละวิธีจะมีการนำเสนอค่าความไม่แน่นอนด้วยข้อมูลหลายลักษณะ วิธีการพื้นฐานในการแทนค่าความไม่แน่นอนมีดังนี้
  - การแทนค่าด้วยตัวเลข
    - เป็นวิธีการที่ง่ายและสะดวกที่สุด โดยกำหนดช่วงของตัวเลขเช่น 0 แทนค่าความไม่แน่นอน และเมื่อตัวเลขมากขึ้นแสดงว่าค่าความแน่นอนมากขึ้นด้วย
  - การแทนค่าด้วยกราฟและแผนภูมิ
    - เป็นวิธีการที่ช่วยลดความไม่มั่นใจและความขัดแย้งที่เกิดจากการกำหนดระดับความไม่แน่นอนด้วยตัวเลข
  - การแทนค่าด้วยสัญลักษณ์
    - เป็นการแทนค่าความไม่แน่นอนโดยการกำหนดมาตรวัด ซึ่งคล้ายกับการแทนค่าด้วยกราฟ แต่จะมีการกำหนดมาตรวัดอย่างเป็นระดับอย่างชัดเจน

การแก้ปัญหาความไม่แน่นอน

ใช้ทฤษฎีหรือหลักทางคณิตศาสตร์และสถิติ

- ทฤษฎีทางสถิติ
  - ทฤษฎีความน่าจะเป็น
  - ทฤษฎีของ Bayes
  - Bayesian Network
- ทฤษฎีทางคณิตศาสตร์
  - ทฤษฎีของ Dempster and Shafer
  - Fuzzy Logic

พื้นฐานของทฤษฎีความน่าจะเป็น

- ความน่าจะเป็น (Probability) ในทางคณิตศาสตร์จะเป็นค่าที่อยู่ในช่วงระหว่าง 0 (ไม่มีทางเป็นไปได้) ถึง 1(เป็นไปได้อย่างแน่นอน)
- ค่าความน่าจะเป็นที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 หมายถึงมีโอกาสเป็นไปได้ทั้ง 2 กรณี
  - P(success) = จำนวนครั้งที่สำเร็จ / จำนวนค่าเป็นไปได้ทั้งหมด
  - P(failure) = จำนวนครั้งที่ล้มเหลว / จำนวนค่าเป็นไปได้ทั้งหมด
  - กำหนดให้ จำนวนครั้งที่สำเร็จ(s), จำนวนครั้งที่ล้มเหลว(f)
  - P(success) = s / (s + f)
  - P(failure) = f / (s + f)
  - P(success) + P(failure) = 1

ตัวอย่างการคำนวณหาค่าความน่าจะเป็น

- จงหาความน่าจะเป็นในการทายค่า 1 ค่าในการโยนลูกเต๋า 1 ลูกแล้วถูก
  - ลูกเต๋ามี 6 หน้า จำนวนความเป็นไปได้ทั้งหมดในการโยนลูกเต๋า 1 ลูกคือ 6
  - การทายตัวเลข 1 ค่า หมายความว่า
    - โอกาสที่จะทายถูกมี 1 หน้า
    - โอกาสที่จะทายผิดมี 5 หน้า
  - P(success) = s / (s + f)

    = 1/(1+5) = 1/6

    = 0.167

ทฤษฎี Bayes (1)

- ทฤษฎี Bayes เป็นทฤษฎีทางด้านสถิติ โดยนำความน่าจะเป็นมาใช้ประเมินความไม่แน่นอนเป็นตัวเลขได้
- ทฤษฎี Bayes จะว่าถึงความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ที่จะเกิด(A) ถ้ามีเหตุการณ์อีกเหตุการณ์หนึ่งเกิดมาแล้ว(B)
- ทฤษฎี Bayes สามารถเขียนอยู่ในรูปอย่างง่ายคือ

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

  - P(A|B) = ความน่าจะเป็นที่เหตุการณ์ A จะเกิดถ้าเหตุการณ์ B เกิดขึ้นแล้ว
  - P(B|A) = ความน่าจะเป็นที่เหตุการณ์ B จะเกิดถ้าเหตุการณ์ A เกิดขึ้นแล้ว
  - P(A) = ความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ A
  - P(B) = ความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ B

ทฤษฎี Bayes (2)

- ทฤษฎี Bayes สามารถนำมาใช้สำหรับเหตุการณ์ที่มีสมมุติฐาน (H) หลายๆ สมมุติฐานได้จากสูตร

$$P(H_i|E) = \frac{P(E|H_i)P(H_i)}{\sum_{n=1}^{k} P(E|H_n)P(H_n)}$$

  - $P(H_i|E)$ = ความน่าจะเป็นที่สมมุติฐาน H_i จะเป็นจริงภายใต้เหตุการณ์ E
  - $P(E|H_i)$ = ความน่าจะเป็นที่เหตุการณ์ E จะเป็นจริงภายใต้สมมุติฐาน H_i
  - $P(H_i)$ = ความน่าจะเป็นที่สมมุติฐาน H_i จะเป็นจริง

- สูตรของ Bayes เมื่อปัญหาอยู่ในลักษณะของ Binary

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B|A)P(A) + P(B|\neg A)P(\neg A)}$$

ตัวอย่าง 1: การใช้งานทฤษฎี Bayes

- บ๊อบสามารถเดินทางจากบ้านไปทำงานได้ 3 วิธี รถยนต์ รถเมล์ รถไฟ
  - เนื่องจากรถจะติดมาก ถ้าบ๊อบขับรถมาเองมีโอกาสเข้างานสาย 50%
  - ถ้าบ๊อบขึ้นรถเมล์ BRT ก็ยังมีบางครั้งที่รถติด บ๊อบจะมีโอกาสเข้างานสาย 20%
  - แต่ถ้าบ๊อบขึ้นรถไฟมาทำงาน โอกาสที่บ๊อบจะเข้างานสายมีแค่ 1% แต่มีราคาที่ค่อนข้างแพง
- วันหนึ่งบ๊อบมาทำงานสาย หัวหน้างานอยากทราบว่ามีความน่าจะเป็นเท่าไรที่บ๊อบขับรถมาทำงาน โดยหัวหน้าให้ความสำคัญต่อวิธีการเดินทางที่บ๊อบจะเลือกเท่าๆกัน

ตัวอย่าง 1 (ต่อ)

- จากสูตร Bayes

$$P(H_i|E) = \frac{P(E|H_i)P(H_i)}{\sum_{n=1}^{k} P(E|H_n)P(H_n)}$$

- จากโจทย์สามารถเขียนได้เป็น

$$P(\text{รถยนต์}|\text{สาย}) = \frac{P(\text{สาย}|\text{รถยนต์})P(\text{รถยนต์})}{P(\text{สาย}|\text{รถยนต์})P(\text{รถยนต์}) + P(\text{สาย}|\text{รถเมล์})P(\text{รถเมล์}) + P(\text{สาย}|\text{รถไฟ})P(\text{รถไฟ})}$$

- โดย
  - $P(\text{รถยนต์}) = P(\text{รถเมล์}) = P(\text{รถไฟ}) = 1/3$
  - $P(\text{สาย}|\text{รถยนต์}) = 0.5$
  - $P(\text{สาย}|\text{รถเมล์}) = 0.2$
  - $P(\text{สาย}|\text{รถไฟ}) = 0.01$

ตัวอย่าง 1 (ต่อ)

- แทนค่า

$$P(\text{สาย} \mid \text{รถยนต์}) = \frac{0.5 * (1/3)}{(0.5 * (1/3)) + (0.2 * (1/3)) + (0.01 * (1/3))}$$

$$= 0.7042$$

สรุป : หัวหน้าคาดการณ์ได้ว่า ความน่าจะเป็นที่วันนี้บ๊อบขับรถยนต์มาทำงานคือ 0.7042

ตัวอย่าง 2

- ในคลีนิกแห่งหนึ่งมี 15% คนไข้มีเชื้อ HIV จากผลการตรวจเลือดของคนไข้พบว่า ถ้าคนไข้มีเชื้อ HIV แล้วจะตรวจพบ 95% ถ้าคนไข้ไม่มีเชื้อ HIV ผลตรวจผิดที่บอกว่าคนไข้นั้นมีเชื้อ HIV อยู่ที่ 2%
  - ถ้าผลตรวจพบว่าคนไข้มีเชื้อ HIV จงหาความน่าจะเป็นที่คนไข้
    - มีเชื้อ HIV
    - ไม่มีเชื้อ HIV
  - ถ้าผลตรวจพบว่าคนไข้นั้นไม่มีเชื้อ HIV จงหาความน่าจะเป็นที่คนไข้
    - มีเชื้อ HIV
    - ไม่มีเชื้อ HIV

ตัวอย่าง 2 (ต่อ)

- กำหนดให้
  - H แทน คนไข้ที่มีเชื้อ HIV
  - P แทน ผลตรวจที่บอกว่าคนไข้มีเชื้อ HIV
- จากโจทย์เราสามารถทราบ
  - $P(H) = 0.15$
  - $P(P|H) = 0.95$
  - $P(P|\neg H) = 0.02$
- โจทย์ต้องการให้หา
  - $P(H|P)$, $P(\neg H|P)$, $P(H|\neg P)$ และ $P(\neg H|\neg P)$

ตัวอย่าง 2 (ต่อ)

- แก้ปัญหา **P(H | P)**

$$P(H|P) = \frac{P(P|H)\,P(H)}{P(P|H)P(H) + P(P|\neg H)P(\neg H)}$$

$$= \frac{0.95 * 0.15}{(0.95*0.15) + (0.02*0.85)}$$

$$= 0.8934$$

- แก้ปัญหา **P(¬H | P)**

$$P(\neg H|P) = 1 - P(H|P) = 0.1066$$

- แก้ปัญหา **P(H | ¬P)**

$$P(H|\neg P) = \frac{P(\neg P|H)\,P(H)}{P(\neg P|H)P(H) + P(\neg P|\neg H)P(\neg H)}$$

$$= \frac{0.05 * 0.15}{(0.05*0.15) + (0.98*0.85)}$$

$$= 0.008923$$

- แก้ปัญหา **P(¬H | ¬P)**

$$P(\neg H|\neg P) = 1 - P(H|\neg P)$$

$$= 0.99107$$

แบบฝึกหัด 1

- ในการตรวจสอบผู้ติดยาเสพติดในบริษัทแห่งหนึ่ง
- ซึ่งเครื่องมือวัดผู้ติดยาเสพติดมีความแม่นยำถึง 99% ในการตรวจสอบผู้ที่ติดยาเสพติด
- และมีความแม่นยำ 99% ในการบ่งบอกผู้ที่ไม่ติดยาเสพติด
- ในบริษัทนี้มีผู้ติดยาเสพติดจริงประมาณ 0.5%
- จงหาความน่าจะเป็นที่
  - การตรวจสอบจะให้ผลติดยาสำหรับผู้ที่ติดยา
  - การตรวจสอบจะให้ผลติดยาสำหรับผู้ที่ไม่ติดยา

แบบฝึกหัด 2

- แมรี่จะแต่งงานพรุ่งนี้ซึ่งจะจัดงานกลางแจ้งในเขตประเทศทะเลทราย ซึ่งจากสถิติที่ผ่านมาจะมีฝนตก 5 วันต่อปีเท่านั้น โชคร้ายที่นักพยากรณ์อากาศได้คาดการณ์ว่าฝนจะตกในวันพรุ่งนี้ เมื่อนักพยากรณ์อากาศคาดการณ์เรื่องฝนตก ฝนจะตกจริง 90% จงหาความน่าจะเป็นที่ฝนจะตกในวันแต่งงานของแมรี่ (กำหนดให้ 1 ปี มี 365 วัน)

สูตรพื้นฐานของความน่าจะเป็น

- สูตรพื้นฐานของความน่าจะเป็น ที่ถูกใช้บ่อยกับการเรียนรู้แบบ Bayes
  - **กฎผลคูณ :** ความน่าจะเป็น $P(A \wedge B)$ ที่ 2 เหตุการณ์ A และ B จะเกิดขึ้นพร้อมๆกัน(เขียนย่อได้เป็น $P(A,B)$)

$$P(A \wedge B) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$$

  - **กฎผลรวม :** ความน่าจะเป็น $P(A \vee B)$ ที่ 2 เหตุการณ์ A หรือ B เหตุการณ์ใดเหตุการณ์หนึ่งจะเขียนขึ้นหรือเกิดพร้อมกัน

$$P(A \vee B) = P(A) + P(B) - P(A \wedge B)$$

Bayesian Belief Network

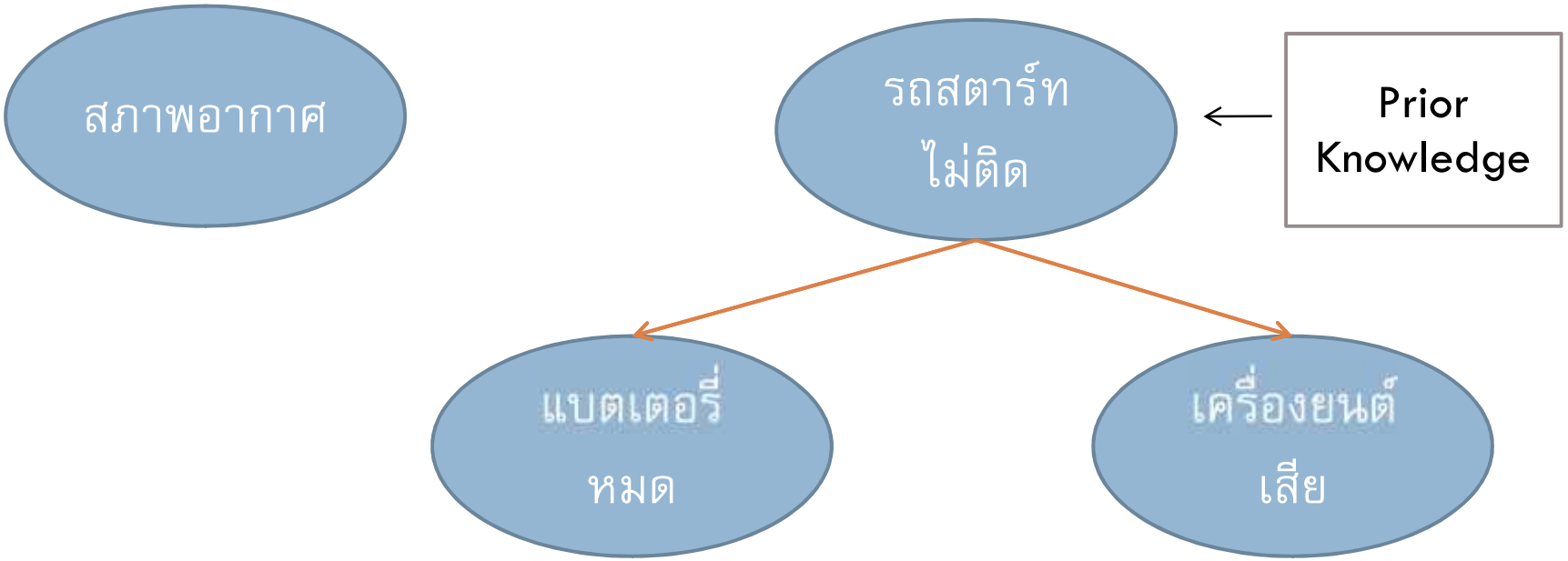
- Bayesian belief network เป็นแบบจำลองกราฟของความน่าจะเป็น หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า “Bayes net”
- เป็นวิธีการเรียนรู้ที่ลดข้อจำกัดของเรียนรู้ Bayes อย่างง่ายในสมมุติฐานความไม่ขึ้นต่อกันระหว่างคุณสมบัติ
- Bayesian network ใช้อธิบายความไม่ขึ้นต่อกันอย่างมีเงื่อนไข (condition independent) ระหว่างตัวแปร
- ความสัมพันธ์ของแต่ละโหนดจะไม่วนกลับมาหาโหนดเดิม
- แต่ละโหนดจะมีความสัมพันธ์กันตามทิศทางที่แบบจำลองนำเสนอ

โครงสร้างของ Bayesian Network

- โหนดทั้งหมดใน Bayesian Network แต่ละโหนดจะแทนด้วยตัวแปรต่างๆที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์หรือข้อมูลที่สนใจ
- การเชื่อมต่อระหว่างคู่โหนดด้วยลูกศร ถ้าลูกศรจากโหนด X ชี้ไปหาโหนด Y จะเรียกว่า โหนด X เป็นโหนดพ่อแม่(parents) ของ Y
- แต่ละโหนด X_i จะมีเงื่อนไขการกระจายความน่าจะเป็น $P(X_i \mid parents(X_i))$ ซึ่งส่งผลต่อโหนดพ่อแม่ของแต่ละโหนด

ตัวอย่าง: โครงสร้างของ Bayesian Network

- Bayesian network ถูกนำมาอธิบายความไม่ขึ้นต่อกันอย่างมีเงื่อนไข จึงทำให้อาจมีบางโหนดไม่มีความสัมพันธ์ใดๆ กับโหนดที่เหลือก็ได้



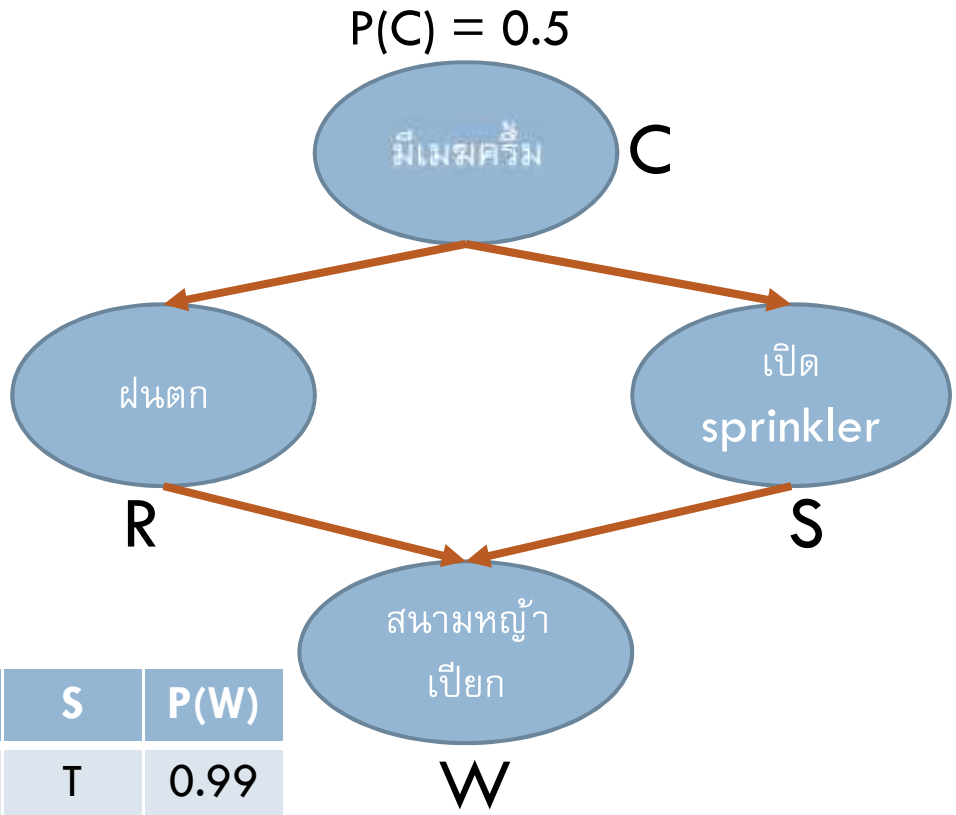
ทฤษฎีของ Bayesain Network

- ความไม่ขึ้นต่อกันอย่างมีเงื่อนไข (Condition Independent)
  - X ไม่ขึ้นกับ Y อย่างมีเงื่อนไข คือ ความน่าจะเป็นของ X ไม่ขึ้นอยู่กับค่าของ Y เมื่อรู้ค่า Z

$$P(X \mid Y,Z) = P(X \mid Z)$$

- ความไม่ขึ้นต่อกันอย่างมีเงื่อนไข ทำให้การหาความน่าจะเป็นของตัวแปรที่ต้องการง่ายขึ้นโดยไม่ต้องสนใจตัวแปร อื่น เช่น
  - **ฟ้าร้อง** จะไม่ขึ้นกับ **ฝนตก** เสมอไป ถ้ารู้ว่า**เกิดฟ้าแลบ**
  - เนื่องจากเมื่อเกิด **ฟ้าแลบ** แล้วจะตามมาด้วย**ฟ้าร้อง** เสมอ
  - P(ฟ้าร้อง| ฝนตก,ฟ้าแลบ) = P(ฟ้าร้อง| ฟ้าแลบ)

ตัวอย่าง: Bayesian Network



C	P(R)
T	0.8
F	0.2

C	P(S)
T	0.1
F	0.5

R	S	P(W)
T	T	0.99
T	F	0.90
F	T	0.90
F	F	0.00

ความน่าจะเป็นร่วม (Joint Probability)

- ใน Bayesian Network ตัวแปรแต่ละตัวจะมีความน่าจะเป็นเฉพาะที่อาจเป็นความน่าจะเป็นของโหนดเริ่มต้น หรือ ความน่าจะเป็นที่ได้จากความสัมพันธ์มากกว่าหนึ่งโหนด โดยความน่าจะเป็นที่มาจากตัวแปรมากกว่าหนึ่งตัวเรียกว่า **“ความน่าจะเป็นร่วม”**
- สมการของความน่าจะเป็นร่วมมีดังนี้

$$P(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \prod_{i=1}^{n} P(X_i | Parents(X_i))$$

  - Parents(Xi) หมายถึง โหนดพ่อแม่โดยตรงของ Xi

ตัวอย่าง 3

- จาก Bayesian network ที่แสดงความน่าจะเป็นของสนามหญ้าเปียก จงหาความน่าจะเป็นที่สนามหญ้าจะเปียกเพราะฝนตก โดยที่ sprinkler ไม่ได้ทำงาน โดยสภาพของอากาศในตอนนั้นไม่มีเมฆครึ้ม

$$P(W , \neg S , R , \neg C) = P(W | \neg S , R)\ P(\neg S | \neg C)\ P(R | \neg C)\ P(\neg C)$$
$$= 0.90 * 0.5 * 0.2 * 0.5$$
$$= 0.0450$$

ตอบ : ความน่าจะเป็นที่สนามหญ้าจะเปียกเพราะฝนตกโดยที่ sprinkler ไม่ได้ทำงาน และอากาศไม่มีเมฆครึ้ม คือ 0.045 (4.5%)

ค่าความไม่แน่นอน (Certainty Factor)

- เป็นวิธีทางเลือกอีกทางหนึ่งนอกเหนือจากการใช้ Bayesian Network
- ค่าของ CF (Certainty Factor) จะมีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1

Term	Certainty Factor
ไม่ใช่อย่างแน่นอน	-1.0
เกือบจะไม่ใช่อย่างแน่นอน	-0.8
ไม่น่าจะเป็นไปได้	-0.6
อาจจะไม่ใช่	-0.4
ไม่ทราบแน่ชัด	-0.2 ถึง +0.2
อาจจะใช่	+0.4
มีความเป็นไปได้ว่าใช่	+0.6
เกือบจะใช่อย่างแน่นอน	+0.8
ใช่อย่างแน่นอน	+1.0

CF ในระบบผู้เชี่ยวชาญ

- ค่า CF ในระบบผู้เชี่ยวชาญจะนำมาใช้ควบคู่กับฐานองค์ความรู้ ซึ่งมีความเกี่ยวข้องกับกฎต่างๆ ที่ใช้ในการสร้างฐานองค์ความรู้ โดยมีโครงสร้างดังนี้

IF <เหตุการณ์(Evidence :E)>
THEN <สมมุติฐาน(Hypothesis: H> {CF}

- CF ใช้เพื่อบ่งบอกความน่าเชื่อถือได้ว่า **เหตุการณ์ (E)** จะส่งผลให้เกิด **สมมุติฐาน(H)**
- **การหาค่าความไม่แน่นอน**
  - CF(H, E) = CF(E) x CF

การใช้งาน

- IF ท้องฟ้าโปร่งใส

  THEN อากาศแจ่มใส {CF 0.8}

- กำหนดให้ CF ของท้องฟ้าโปร่งใสคือ 0.5
- สามารถคำนวณหาค่า CF ของอากาศวันนี้ที่มีเงื่อนไขสัมพันธ์กับท้องฟ้าโปร่งใสดังนี้
  - C(H, E) = CF(E) x CF

    = 0.5 x 0.8

    = 0.4

  สรุปได้ว่า วันนี้อากาศ**อาจจะ**แจ่มใส

การใช้ CF กับกฎที่ซับซ้อนมากขึ้น

- ในความเป็นจริงกฎที่ใช้ในระบบผู้เชี่ยวชาญจะมีความซับซ้อน และมีการเชื่อมโยงกฎมากกว่า 1 ข้อ
- เช่น ถ้า A และ B แล้ว C เป็นต้น
- ในกรณีที่จะต้องเชื่อมโยงกฎมากกว่า 1 ข้อ การหาค่า CF จะแตกต่างจากเดิมตามสมการ
  - กฎการ Conjunction
    - $CF(H, E_1 \wedge E_2 \wedge \ldots \wedge E_n) = \min[CF(E_1), CF(E_2),\ldots,CF(E_n)] \times CF$
  - กฎการ Disjunction
    - $CF(H, E_1 \vee E_2 \vee \ldots \vee E_n) = \max[CF(E_1), CF(E_2),\ldots,CF(E_n)] \times CF$

ตัวอย่าง 4

- IF ท้องฟ้าปลอดโปร่ง

  AND การพยากรณ์ว่าอากาศแจ่มใส

  THEN ควรจะใส่แว่นตากันแดด {CF 0.8}
- กำหนดให้ CF ของท้องฟ้าปลอดโปร่ง(E_1)คือ 0.9
- กำหนดให้ CF ของการพยากรณ์ว่าอากาศแจ่มใส่(E_2)คือ 0.7
- ต้องการหา CF ของการใส่แว่นตากันแดด
  - $CF(H, E_1 \wedge E_2) = \min[(CF(E_1), CF(E_2)] \times CF$

    $= \min[\ 0.9, 0.7] \times 0.8$

    $= 0.7 \times 0.8 = 0.56$
- **สรุป :** วันนี้**มีความเป็นไปได้**ว่าควรจะสวมแว่นตากันแดด

การรวมค่า CF ที่ให้ผลลัพธ์เดียวกัน

- ถ้ามีหลายกฎที่ให้ผลลัพธ์เดียวกัน จะต้องคำนวณหาค่า CF สุดท้าย

$$CF(CF_1, CF_2) = CF_1(H, E_1) + (CF_2(H, E_2) \times [1 - CF_1(H, E_1)])$$

- **ตัวอย่าง**
  - Rule: 1

    if วันนี้ฝนตก

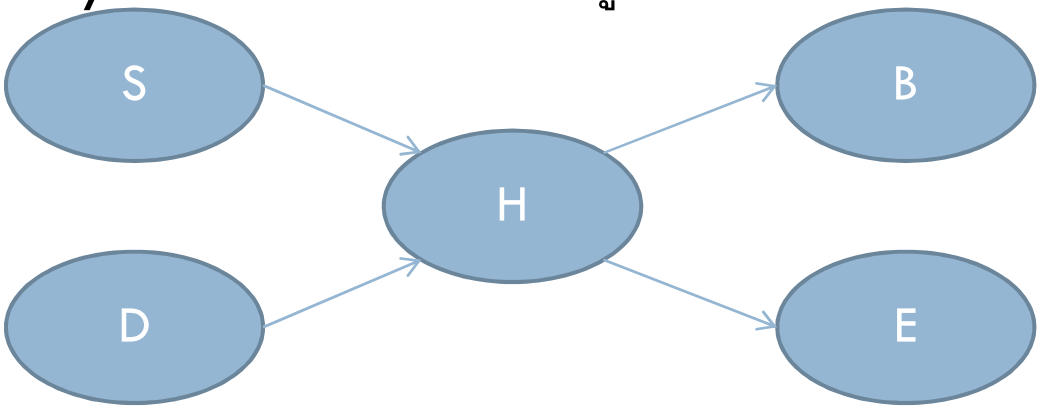
    then พรุ่งนี้ฝนจะตก {cf 0.5}
  - Rule: 2

    if วันนี้ร้อน

    then พรุ่งนี้ฝนจะตก {cf 0.8}
  - ถ้าข้อเท็จจริงของวันนี้คือ ฝนกำลังตกอยู่ แล้ว ร้อน (CF 0.7)
  - สำหรับกฎข้อที่ 1 : CF1(H | E1) = CF1(E) * CF1 = 1.0 * 0.5 = 0.5
  - สำหรับกฎข้อที่ 2 : CF2(H|E2) = CF2(E) * CF2 = 0.7 * 0.8 = 0.56
  - ดังนั้น CF รวมคือ CF(CF1, CF2) = 0.5 + (0.56 x [1 – 0.5]) = 0.5 + 0.28 = 0.78
  - **สรุป** พรุ่งนี้มี**ความเป็นไปได้**ว่าฝนจะตกอย่างแน่นอน

แบบฝึกหัด 1

- สูบบุหรี่ หรือ การกินอาหารไม่ถูกสุขลักษณะ หรือทั้งคู่จะทำให้เกิดโรคหัวใจ
- โรคหัวใจ จะทำให้เกิด ความดันสูง หรือ การเต้นของหัวใจผิดจังหวะ
- สามารถเขียน Bayesian network ได้ดังรูป



- กำหนดให้
  - S คือ สูบบุหรี่ (smoking)
  - D คือ การกินอาหารไม่ถูกสุขลักษณะ (bad diet)
  - H คือ โรคหัวใจ (Heart disease)
  - B คือ ความดันสูง (High blood pressure)
  - E คือ การเต้นของหัวใจผิดจังหวะ (abnormal electrocardiogram)

แบบฝึกหัด 1 (ต่อ)

- จากการสำรวจพบว่า
  - คนที่สูบบุหรี่คิดเป็น 30% ของคนทั้งหมด
  - คนที่กินอาหารไม่ถูกสุขลักษณะคิดเป็น 40% ของคนทั้งหมด
  - คนที่เป็นโรคหัวใจ เนื่องด้วยสูบบุหรี่และกินอาหารไม่ถูกสุขลักษณะมี 80%
  - คนที่เป็นโรคหัวใจ เนื่องด้วยการกินอาหารไม่ถูกสุขลักษณะแต่ไม่สูบบุหรี่มี 50%
  - คนที่เป็นโรคหัวใจ เนื่องด้วยสูบบุหรี่แต่ไม่กินอาหารที่ไม่ถูกสุขลักษณะมี 40%
  - คนที่เป็นโรคหัวใจ โดยที่ไม่สูบบุหรี่และไม่กินอาหารที่ไม่ถูกสุขลักษณะมี 10%
  - คนที่เป็นความดันสูงเนื่องจากโรคหัวใจมี 70%
  - คนที่เป็นความดันสูงที่ไม่ได้มีสาเหตุมาจากโรคหัวใจมี 10%
  - คนที่เป็นโรคหัวใจเต้นไม่เป็นจังหวะเนื่องจากโรคหัวใจมี 80%
  - คนที่เป็นโรคหัวใจเต้นไม่เป็นจังหวะที่ไม่ได้มีสาเหตุมาจากโรคหัวใจมี 10%
- จงเขียน **Bayesian network** ให้สมบูรณ์

แบบฝึกหัด 2

- กฎข้อที่ 1
  - IF วันนี้ฝนตก
    THEN พรุ่งนี้ฝนจะตก {CF 0.5}
- กฎข้อที่ 2
  - IF วันนี้ฝนไม่ตก
    THEN พรุ่งนี้ฝนจะไม่ตก {CF 0.5}
- กฎข้อที่ 3
  - IF วันนี้ฝนตก
    AND มีความชื้นในอากาศต่ำ
    THEN พรุ่งนี้ฝนจะไม่ตก {CF 0.6}
- หาค่า CF และตีความหมายการพยากรณ์ดังนี้
  - หากวันนี้ฝนตก**อย่างแน่นอน**อากาศวันพรุ่งนี้จะเป็นเช่นไร
  - หากวันนี้**ไม่น่าจะเป็นไปได้ที่**ฝนไม่ตกแล้วอากาศวันพรุ่งนี้จะเป็นเช่นไร
  - ถ้าวันนี้มีความ**เป็นไปได้ว่าฝนจะตก**และ**ไม่มีความชื้นในอากาศต่ำอย่างแน่นอน** ผลของการอนุมานจะเป็นจริงในช่วงเวลาหนึ่ง ถ้ามีเหตุผล

แบบฝึกหัด 3

จากกฎต่อไปนี้

- Rule: 1
  if วันนี้ฝนตก
  then พรุ่งนี้ฝนจะตก {cf 0.5}
- Rule: 2
  if วันนี้อากาศแห้ง
  then พรุ่งนี้อากาศจะแห้ง {cf 0.5}
- Rule: 3
  if วันนี้ฝนตก
  and ฝนตกเบา
  then พรุ่งนี้อากาศจะแห้ง {cf 0.6}
- Rule: 4
  if วันนี้ฝนตก
  and ฝนตกเบา
  and อุณหภูมิหนาว
  then พรุ่งนี้อากาศจะแห้ง{cf 0.7}
- Rule: 5
  if วันนี้อากาศแห้ง
  and อุณหภูมิอุ่น
  then พรุ่งนี้ฝนจะตก {cf 0.65}
- Rule: 6
  if วันนี้อากาศแห้ง
  and อุณภูมิอุ่น
  and มีเมฆมาก
  then พรุ่งนี้ฝนจะตก {cf 0.55}

จงหาค่าความไม่แน่นอนของอากาศวันพรุ่งนี้ถ้า

1. วันนี้ฝนตก
2. วันนี้ฝนตก
   และฝกตกเบา(CF 0.8)
3. วันนี้ฝนตก
   และฝกตกเบา(CF 0.8)
   และอุณหภูมิหนาว(CF 0.9)