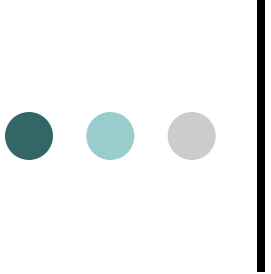




# Modes de représentation et de raisonnement en théorie des possibilités quantitative.

Khellaf-Haned Hadja.Faiza

- 
- Connaissances hétérogènes ,
  - Connaissances multi-sources (cas des applications multi-agents),
  - Les connaissances sont représentées dans différents formats.

⇒ Fusion

## Théorie des possibilités

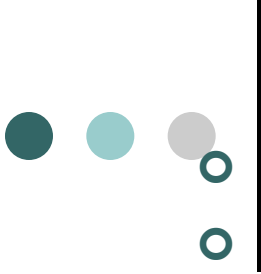
```
graph TD; A[Théorie des possibilités] --> B[Modes de représentation]; A --> C[Différents outils de raisonnement:];
```

### Modes de représentation

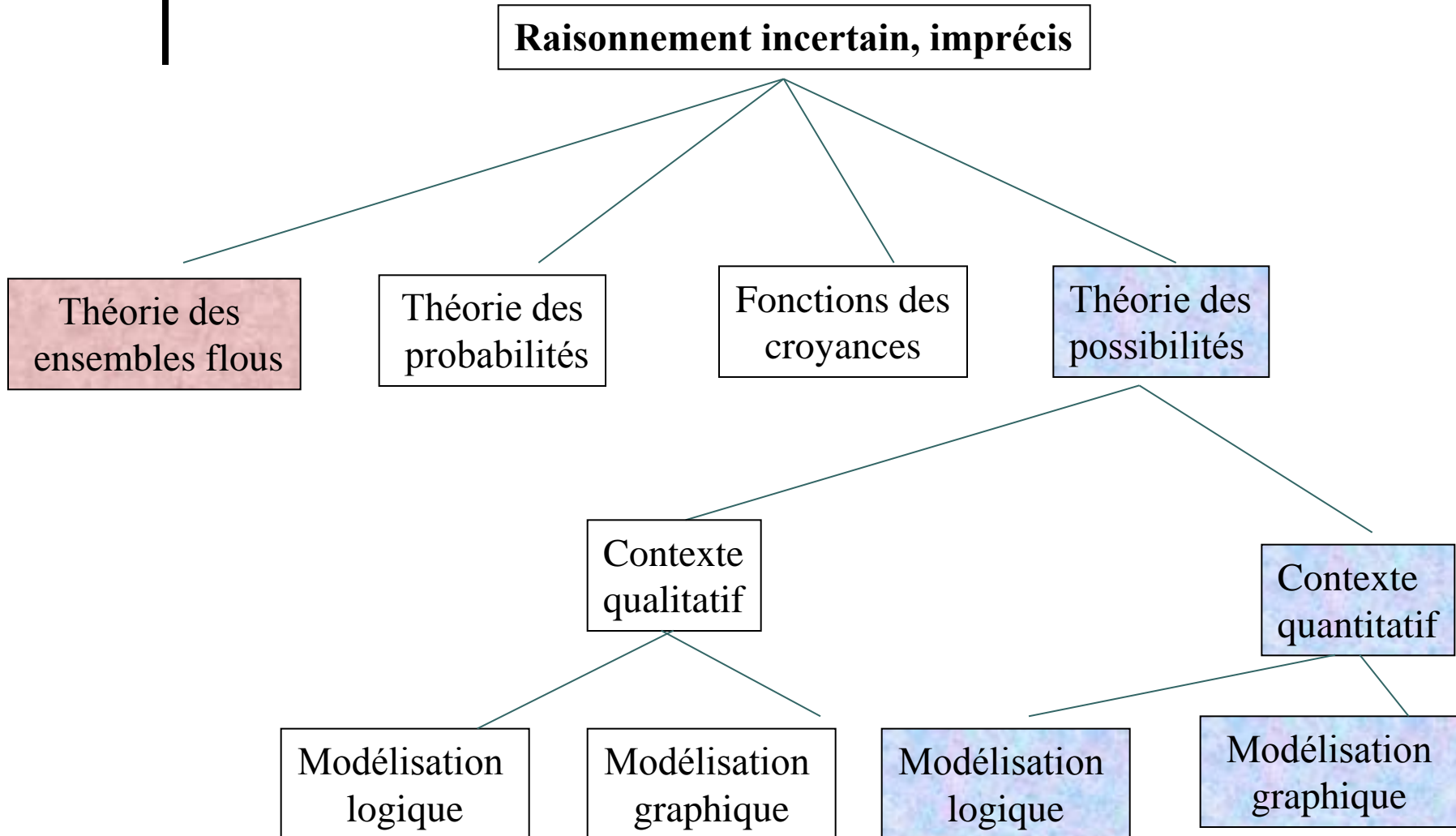
Représentation logique  
Représentation graphique

### Différents outils de raisonnement:

Extension de la logique classique  
Counterpartie des réseaux causaux  
bayésiens probabilistes

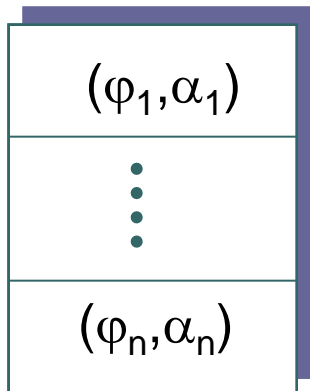
- 
- 1-Introduction
  - 2-Concepts de bases de la théorie des possibilités
    - 2-1 Modèle logique
    - 2-2 Modèle graphique
  - 3- Transformations en théorie des possibilités quantitative
    - 3-1 d'un graphe causal vers une base
    - 3-2 d'une base vers un graphe causal
    - 3-3 base à pénalités et Bases possibiliste
    - 3-4 réseaux Kappa et réseaux possibilistes
  - 4- Modes de raisonnement en théorie des possibilités quantitative
  - 5- Implémentation
  - 6- Expérimentation
  - 7- Conclusion et perspectives

# 1-Introduction

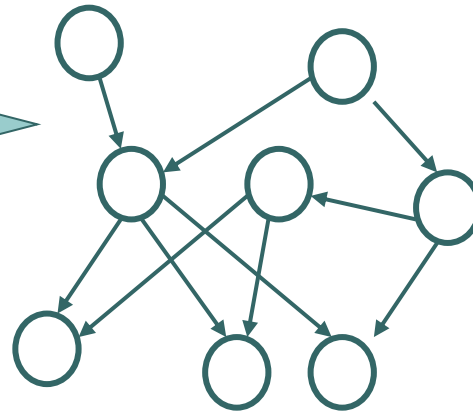


- Montrer l'équivalence entre:

Représentations  
logiques



Représentations  
Graphiques



- Développement d'un algorithme d'inférence

## 2-Théorie des possibilités: Concepts de base



### Notations:

- $\mathcal{L}$  un langage propositionnel fini
- $\Omega$  l'ensemble des interprétations associées à  $\mathcal{L}$ .
- $\varphi, \Psi, \dots$  des formules propositionnelles.
- $\omega$  est une interprétation.
- $\omega \models \varphi$  ou  $\omega \in [\varphi]$  signifie que  $\omega$  satisfait  $\varphi$ .

# 2-Théorie des possibilités: Concepts de base

- **Une distribution possibiliste  $\pi : \Omega \rightarrow [0,1]$ .**
  - $\pi(\omega)=0$                        $\omega$  est impossible
  - $\pi(\omega)=1$                        $\omega$  est totalement possible
  - $\pi(\omega) > \pi(\omega')$                $\omega$  est préférée à  $\omega'$
  - $\forall \omega, \pi(\omega) = 1$               Ignorance
  - $\exists \omega / \pi(\omega)=1$               Normalisation
  
- **La mesure de possibilité d'une formule  $\varphi$ :**
  - $\Pi(\varphi) = \max \{ \pi(\omega) : \omega \in [\varphi] \}$
  
- **La mesure de nécessité d'une formule  $\varphi$ :**
  - $\mathcal{N}(\varphi) = 1 - \Pi(\neg\varphi)$



## 2- Théorie des possibilités:    Modèle logique



□ Une base de connaissances possibiliste  $\Sigma$  est un ensemble de formules pondérées :

$$\Sigma = \{(\varphi_i, \alpha_i) \mid i=1, n\},$$

où  $\varphi_i$  est une formule propositionnelle

et  $\alpha_i \in [0, 1]$  représente le degré de certitude minimal de  $\varphi_i$ .

### Exemple:

$$\Sigma = \{(\neg b, 0.7), (c, 0.3), (\neg a \vee \neg b \vee \neg c, 0.4), (a \vee \neg b, 0.9), (d \vee \neg a, 0.6)\}$$

# 2-Théorie des possibilités: Modèle logique



□ Distribution de possibilité associée à:

□ une formule élémentaire  $(\varphi_i, \alpha_i)$ :

$$\forall \omega \in \Omega, \pi_{(\varphi_i, \alpha_i)}(\omega) = \begin{cases} 1 - \alpha_i & \text{si } \omega \in [\varphi_i] \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

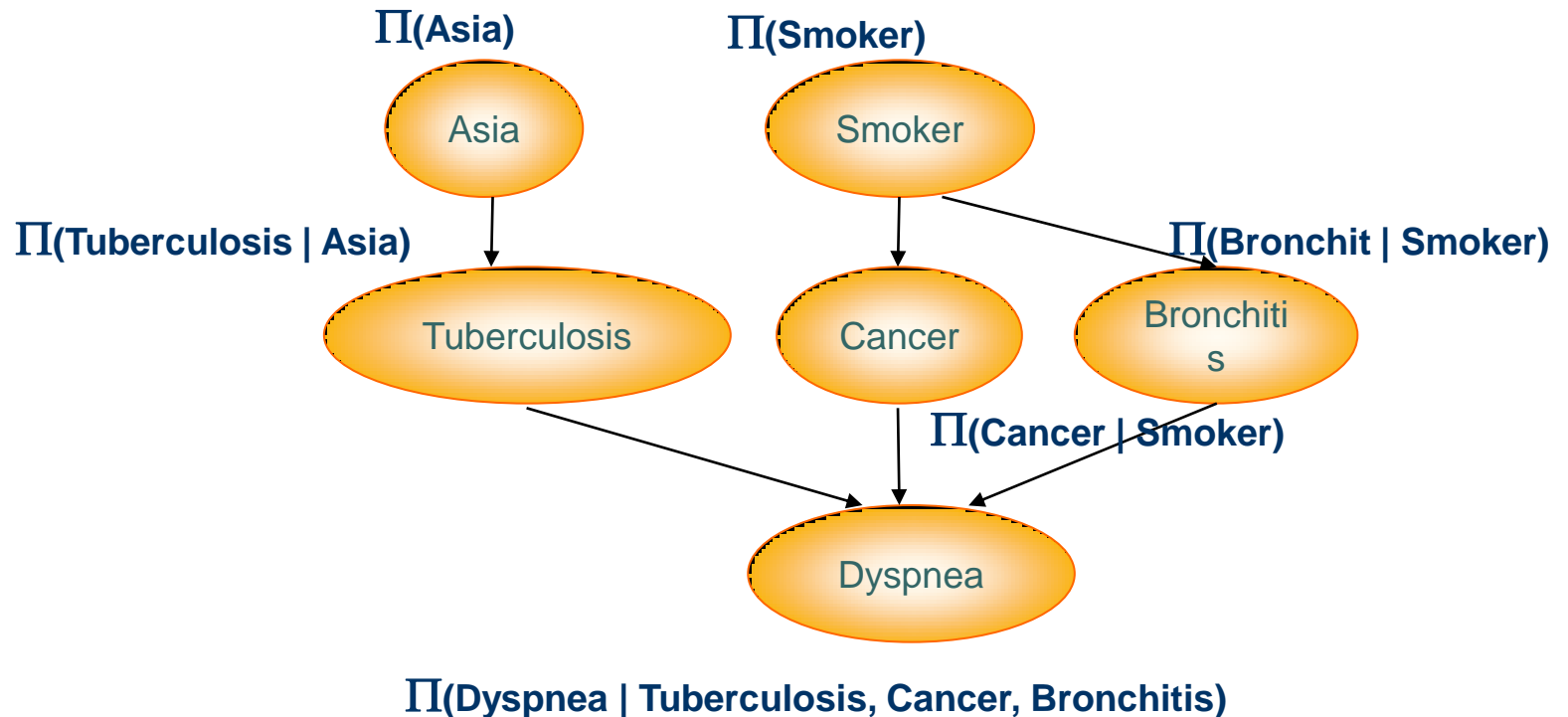
□ une base possibiliste quantitative  $\Sigma$  :

$$\forall \omega \in \Omega, \pi_{\Sigma}(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall (\varphi_i, \alpha_i) \in \Sigma, \omega \in [\varphi_i] \\ * \{(1 - \alpha_i) : (\varphi_i, \alpha_i) \in \Sigma, \omega \notin [\varphi_i]\} & \text{sinon} \end{cases}$$

# 2-Théorie des possibilités: Modèle graphique

1. Composante Graphique (Directed Acyclic Graph)

2. Composante numérique : Possibilités conditionnelles



## 2-Théorie des possibilités: Modèle graphique



### Règle de chaînage

$\omega=(a_1,a_2,\dots a_n)$ , une interprétation.

#### 1- Basée sur le produit:

$$\pi_*(\omega)= \prod_{i=1..n} \Pi(a_i|u_i) \quad : \omega \in [a_i \wedge u_i]$$

où  $a_i$  est l'instance de  $A_i$

et  $u_i$  est l'instance des parents de  $A_i$ .

#### 2- Basée sur le minimum:

$$\pi_m(\omega)= \min_{i=1..n} \Pi(a_i|u_i) \quad : \omega \in [a_i \wedge u_i]$$

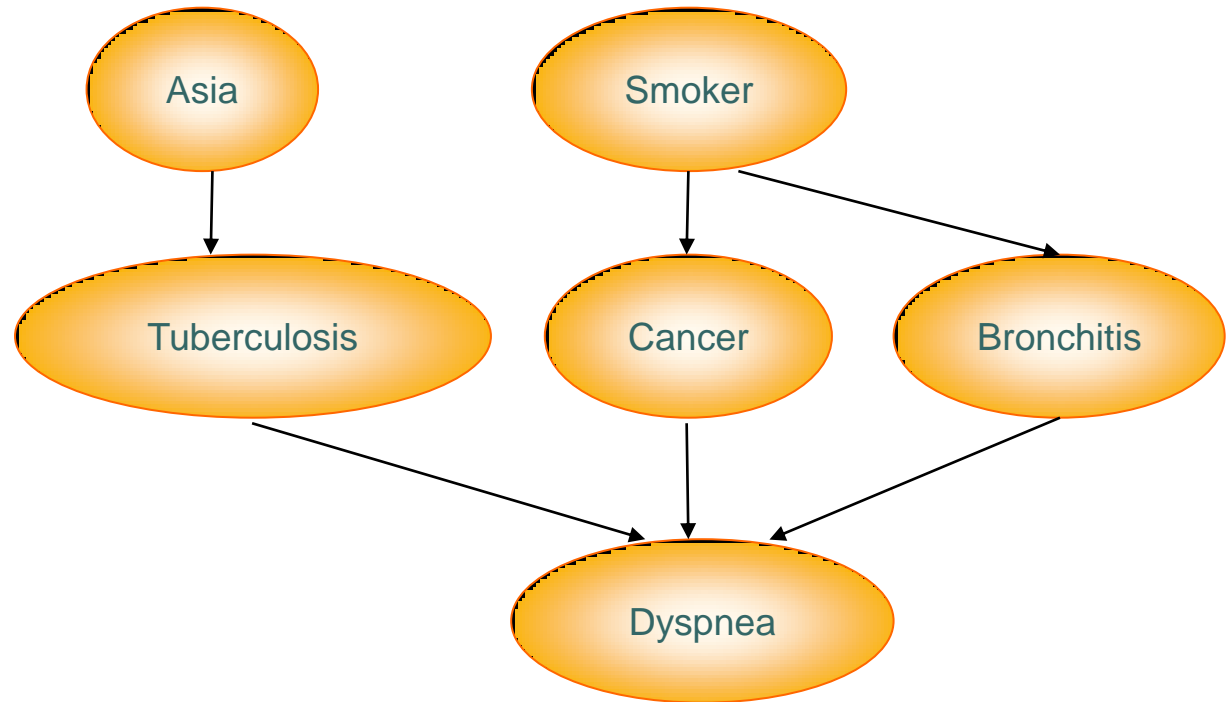
où  $a_i$  est l'instance de  $A_i$

et  $u_i$  est l'instance des parents de  $A_i$ .

## 2-Théorie des possibilités: Modèle graphique



Exemple:



$$\pi_*(a, s, \neg t, c, b, \neg d) = \Pi(a) * \Pi(s) * \Pi(\neg t | a) * \Pi(b | s) * \Pi(c | c) * \Pi(\neg d | \neg t, c, b)$$

$$\pi_m(a, s, \neg t, c, b, \neg d) = \min(\Pi(a), \Pi(s), \Pi(\neg t | a), \Pi(b | s), \Pi(c | c), \Pi(\neg d | \neg t, c, b))$$

## 2-Théorie des possibilités: Modèle graphique

- ● ●  
○ Conditionnement basé sur le produit:

$$\pi_*(\omega|\varphi) = \begin{cases} \pi(\omega) / \Pi(\varphi) & \text{si } \omega \in [\varphi] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

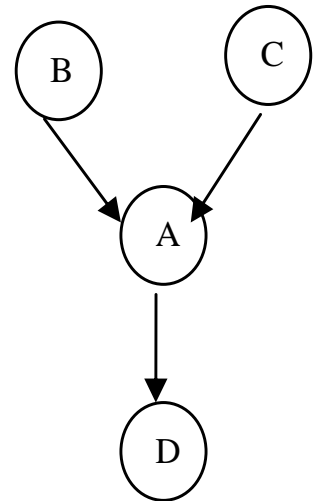
- Conditionnement basé sur le minimum:

$$\pi_m(\omega|\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \pi(\omega) = \Pi(\varphi) \text{ et } \omega \in [\varphi] \\ \pi(\omega) & \text{si } \pi(\omega) < \Pi(\varphi) \text{ et } \omega \in [\varphi] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

## 2-Théorie des possibilités: Modèle graphique

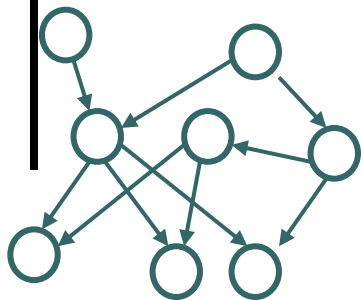
### ❑ Réseau causal possibiliste

$$\Pi G = \{(a_i, u_i, \alpha_i) : \alpha_i = \Pi(a_i | u_i) \neq 1\}$$

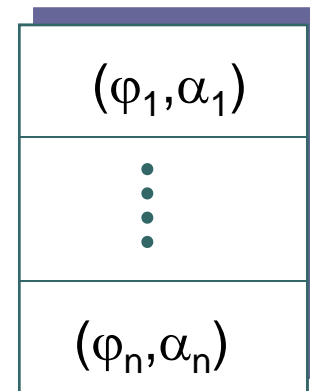


$$\Pi G = \{(b, \emptyset, 0.3), (\neg c, \emptyset, 0.7), (a, b, c, 0.6), (\neg a, b, 0.1), (\neg d, a, 0.4)\}$$

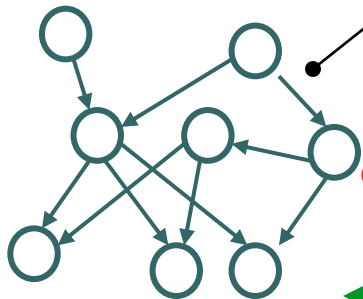
# Problématique:



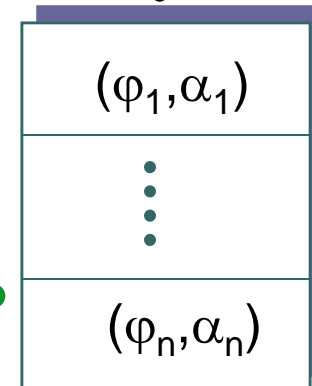
Réseau causal possibiliste min



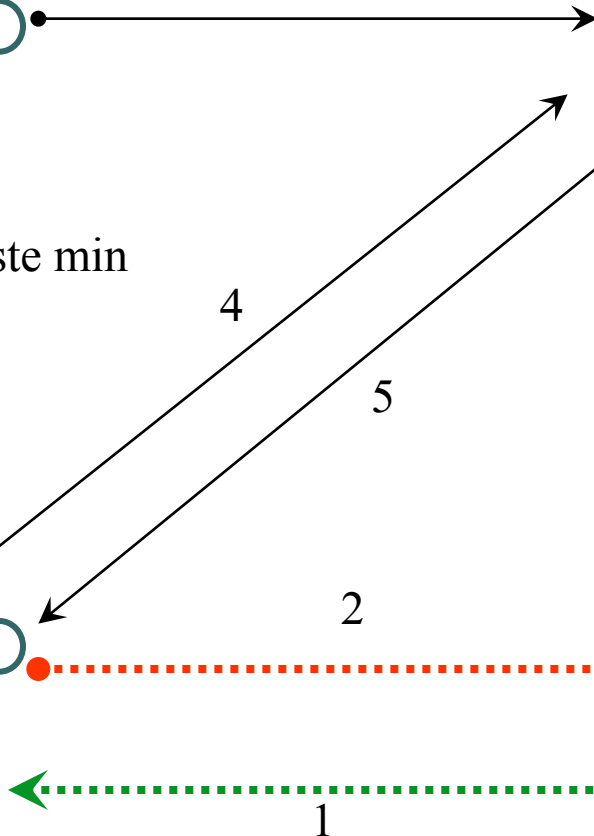
Base possibiliste Qualitative



Réseau causal possibiliste \*

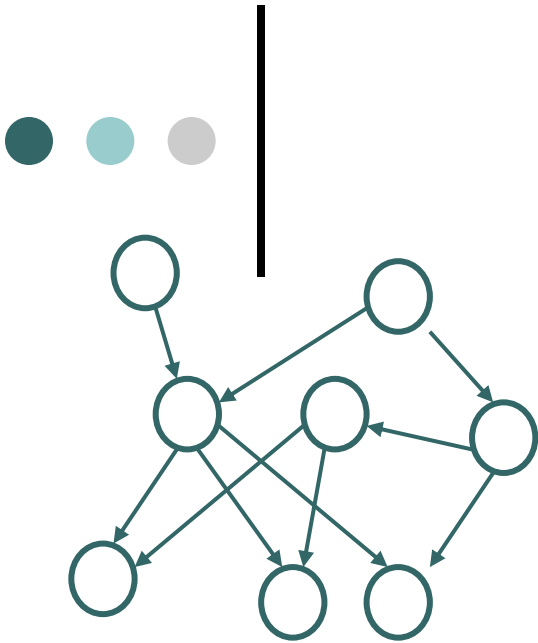


Base possibiliste Quantitative





### 3- Les transformations



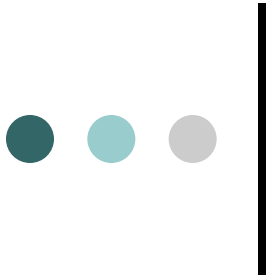
$$\prod(a_i | u_i) = \alpha_i$$



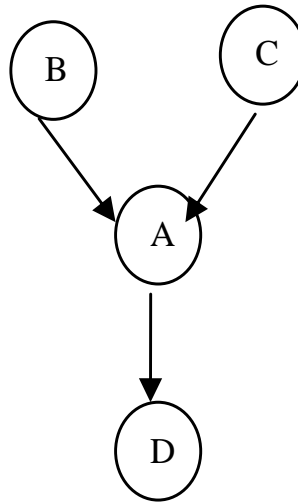
$(\varphi_1, \alpha_1)$
$\vdots$
$(\varphi_n, \alpha_n)$

$$(\neg a_i \vee \neg u_i) = 1 - \alpha_i$$

### 3- Les transformations



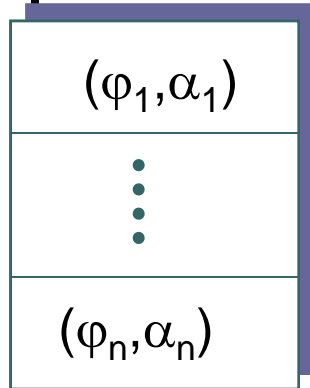
$$\Pi G = \{(b, \emptyset, 0.3), (\neg c, \emptyset, 0.7), (a, b, c, 0.6), (\neg a, b, 0.1), (\neg d, a, 0.4)\}$$



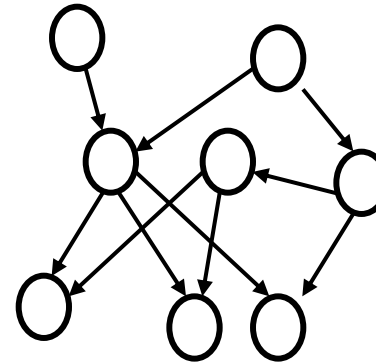
$$\Sigma_{DAG} = \{(\neg b, 0.7), (c, 0.3), (\neg a \vee \neg b \vee \neg c, 0.4), (a \vee \neg b, 0.9), (d \vee \neg a, 0.6)\}$$

### 3- Les transformations

Base possibiliste quantitative



Réseau produit

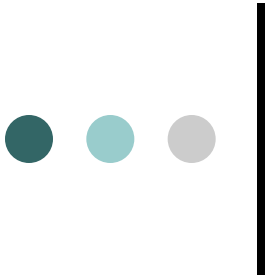


**Etape 1** - Suppression des tautologie  
- Réductions

**Etape 2** - Construction du graphe à partir  
d'un ordre arbitraire des variables.

**Etape 3** - Détermination des possibilités  
conditionnelles:

### 3- Les transformations



Etape 1:

- Suppression des tautologies
- Réductions

$(a \vee p, \alpha)$  et  $(a \vee \neg p, \alpha)$



$(a, \alpha)$

### 3- Les transformations

Etape 2:

Ordonner les  $A_1, A_2, \dots, A_n$



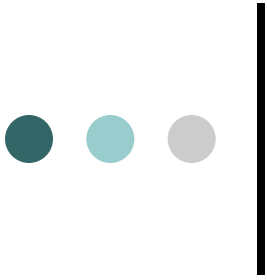
$\text{Parents}(A_i) \subseteq \{ A_{i+1} \dots A_n \}$



Décomposer  $\Sigma$  en  $\Sigma_{A_1}, \Sigma_{A_2}, \dots, \Sigma_{A_n}$

- ♦  $\Sigma_{A_1} \subseteq \Sigma$  contient instances de  $A_1$
- ♦  $\Sigma_{A_2} \subseteq \Sigma - \Sigma_{A_1}$  contient instances de  $A_2, \dots$
- ♦  $\Sigma_{A_n} \subseteq \Sigma - \{\Sigma_{A_1} \dots \Sigma_{A_{n-1}}\}$  contient instances de  $A_n$ .

### 3- Les transformations



Etape 2:

#### **Principe:**

A partir de  $\Sigma_{A_i}$  calculer  $\prod(a_i | u_i)$

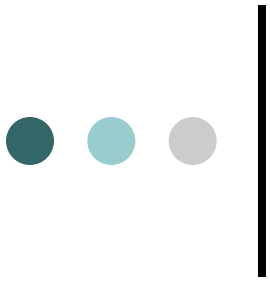
#### **Problème:**

$\prod(a_i | u_i)$  est donnée pour toute instance de  $a_i$   
et pour toute instance de  $\text{Parent}(A_i)$



Transformer  $\Sigma_{A_i}$

# 3- Les transformations



Etape 2: **b-Extension (parents)**

$$(a, \alpha)$$



$$(a \vee p, \alpha) \wedge (a \vee \neg p, \alpha)$$

**c-Redondances**

$$(a, \alpha) \wedge (a, \beta)$$



$$(a, \alpha + \beta - \alpha * \beta)$$

### 3- Les transformations

● ● ●  
Etape 2:

d-Réduction (cas de poids différents)

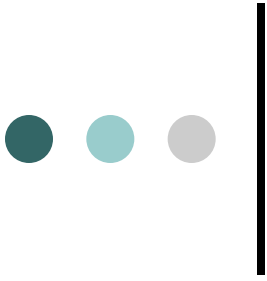
$$(a \vee p, \alpha) \wedge (a \vee \neg p, \beta) \text{ avec } \alpha < \beta$$



$$(\neg a \vee p, ((1 - \alpha) - (1 - \beta)) / (1 - \alpha)) \text{ à } \Sigma_{Ai}$$

$$(p, \alpha) \text{ à } \Sigma$$





Etape 3 : calcul des possibilités conditionnelles

A partir des  $\Sigma_{Ai}$

$$\Pi(a|u) = \begin{cases} 1-\alpha_i & \text{si } (\neg a \vee \neg u, \alpha_i) \in \Sigma_{Ai} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

### 3- Les transformations

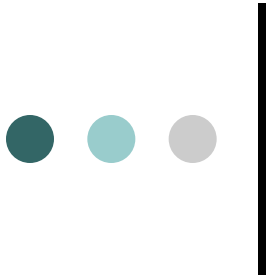
#### Exemple:

$$\Sigma = \{ \cancel{(a \vee b \vee c, 0.2)}, \cancel{(a \vee b \vee \neg c, 0.2)}, \boxed{(a \vee b, 0.2)}, \\ \neg a \vee d, 0.5), \neg c \vee d, 0.1), \cancel{(\neg a \vee b \vee a, 1)} \}.$$

#### Etape 1:

- Suppression des tautologies
- Réduction des formules (poids identiques)

### 3- Les transformations



$$\Sigma = \{ (a \vee b, 0.2), (\neg a \vee d, 0.5), (\neg c \vee d, 0.1), (a \vee b \vee \neg d, 0.8) \}$$

#### Etape 2:

- a-
  - Ordonner les variables A, B, C
  - Décomposer la base

$$\Sigma_A = \{ (a \vee b, 0.2), (\neg a \vee d, 0.5), (a \vee b \vee \neg d, 0.8) \}$$

$$\Sigma_B = \{ \}$$

$$\Sigma_C = \{ (\neg c \vee d, 0.1) \}$$

$$\Sigma_D = \{ \}$$

### 3- Les transformations

Traitement de la variable A:

#### b-Extension:

$$\Sigma_A = \{(a \vee b, 0.2), (\neg a \vee d, 0.5), (a \vee b \vee \neg d, 0.8)\} \text{ d'où } \text{Par}(A) = \{B, D\}$$



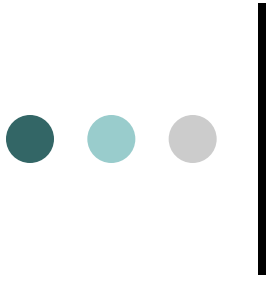
$$\Sigma_A = \{(a \vee b \vee d, 0.2), (a \vee b \vee \neg d, 0.2), (\neg a \vee b \vee d, 0.5), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5), (a \vee b \vee \neg d, 0.8)\}$$

#### c-Redondance:

$$\Sigma_A = \{(a \vee b \vee d, 0.2), (a \vee b \vee \neg d, 0.2), (a \vee b \vee \neg d, 0.8), (\neg a \vee b \vee d, 0.5), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5)\}$$

$$\Sigma_A = \{(a \vee b \vee d, 0.2), (a \vee b \vee \neg d, 0.84), (\neg a \vee b \vee d, 0.5), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5)\}$$

### 3- Les transformations



d-Réduction (cas de poids différents)

$$\Sigma_A = \{(\boxed{a \vee b \vee d, 0.2}), (\neg a \vee b \vee d, 0.5), (a \vee b \vee \neg d, 0.84), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5)\}$$



$$\Sigma_A = \{(\boxed{\neg a \vee b \vee d, 0.375}), (a \vee b \vee \neg d, 0.84), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5)\}$$

$$\Sigma_B = \{(b \vee d, 0.2)\}$$

# 3- Les transformations

$$\Sigma_A = \{(\neg a \vee b \vee d, 0.375), (a \vee b \vee \neg d, 0.84), (\neg a \vee \neg b \vee d, 0.5)\}$$

$$\Sigma_B = \{(b \vee d, 0.2)\}$$

$$\Sigma_C = \{(\neg c \vee d, 0.1)\}$$

$$\Sigma_D = \{\}$$

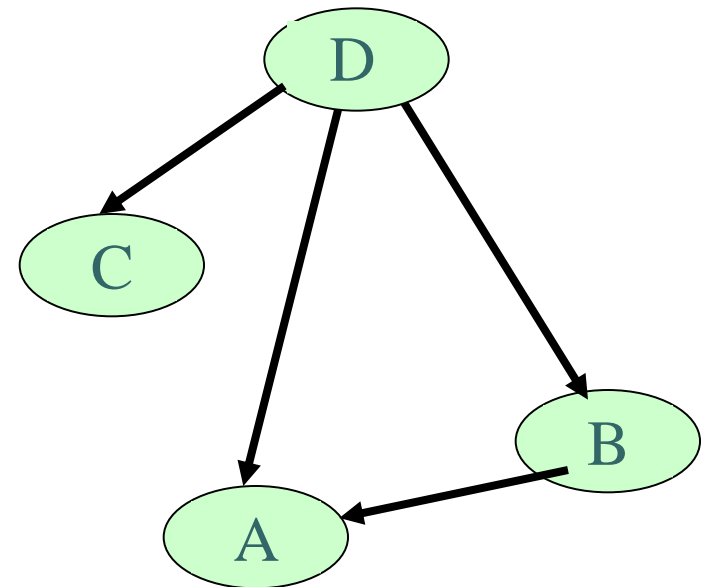
$$\Pi(a|u) = \begin{cases} 1 - \alpha_i & \text{si } (\neg a \vee \neg u, \alpha_i) \in \Sigma_{A_i} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

	d	$\neg d$
b	1	1
$\neg b$	1	.8

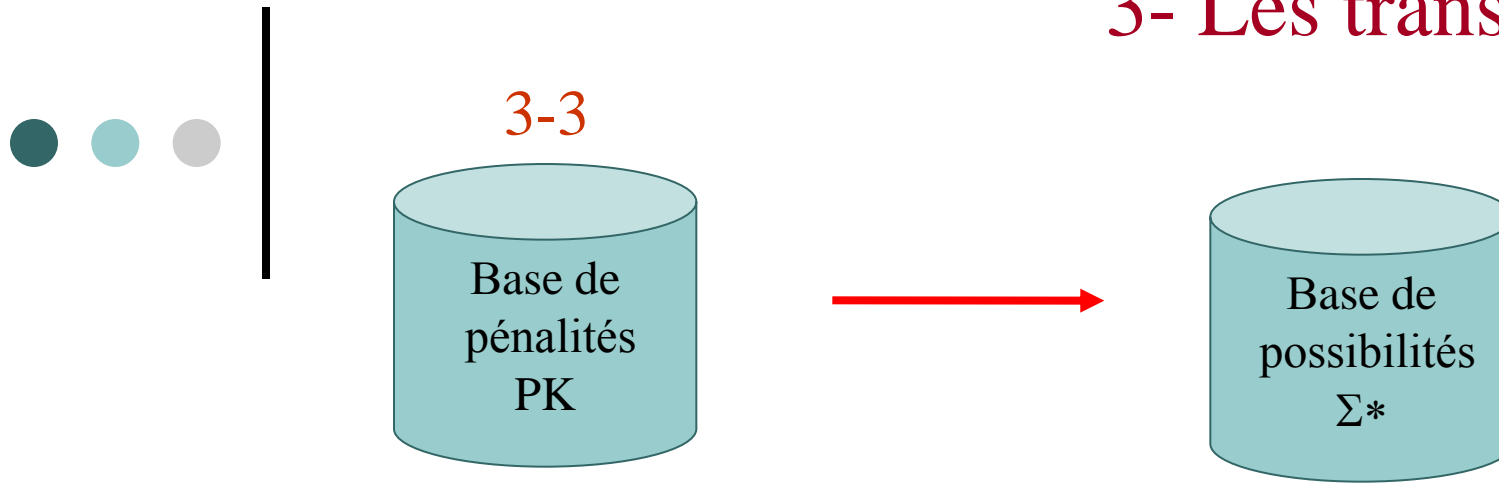
d	1
$\neg d$	1

	d	$\neg d$
c	1	.9
$\neg c$	1	1

	b d	b $\neg d$	$\neg b$ d	$\neg b$ $\neg d$
a	1	.5	1	.625
$\neg a$	1	1	.16	1



# 3- Les transformations



➤ Base pénalités:

$$PK = \{(\varphi_i, \kappa_i) \mid i=1..n\} \text{ où } \kappa_i \in \mathbb{N} \cup \{+\infty\}$$

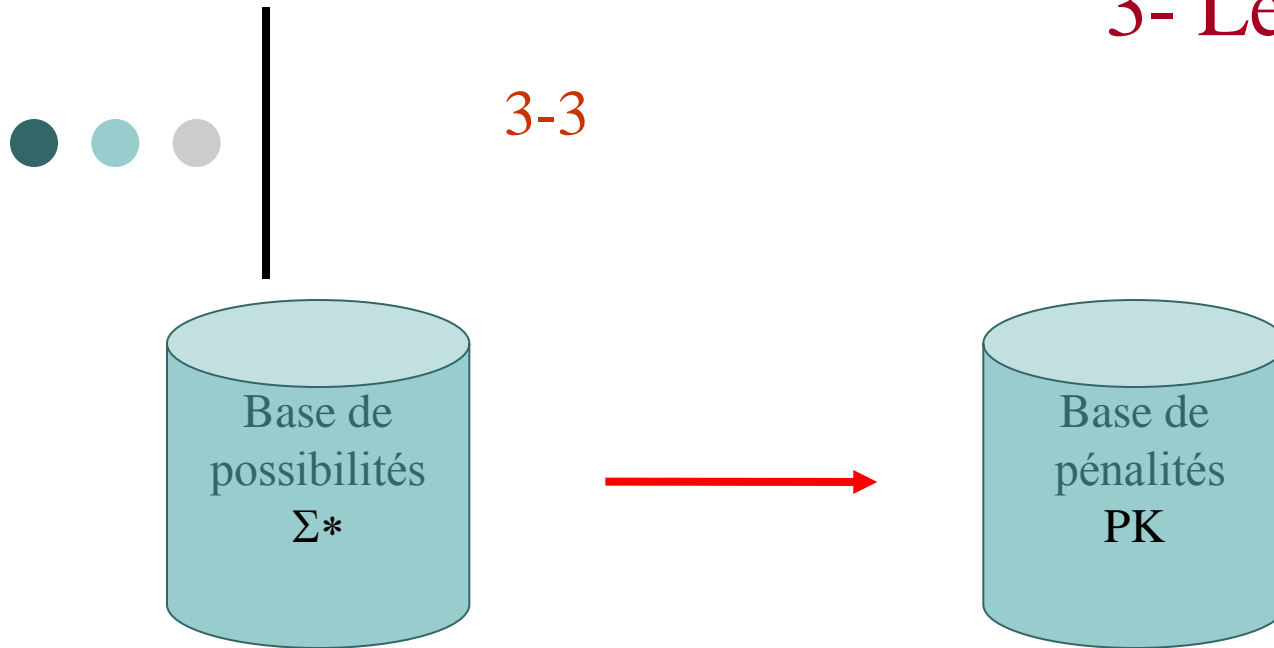
➤ Coût d'une interprétation:

$$\kappa_{PK}(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{si } \forall (\varphi_i, \kappa_i) \in PK, \omega \in [\varphi_i] \\ \sum \kappa_i & \text{sinon} \end{cases}$$

➤ Relation syntaxique entre  $\Sigma^*$  et  $\Sigma_{PK}$ :

$$\Sigma_* = \{(\varphi_i, \alpha_i) : (\varphi_i, \kappa_i) \in PK \text{ et } \alpha_i = 1 - e^{-\kappa_i}\}$$

# 3- Les transformations



Définir des échelles d'incertitude spécifiques.

Une échelle possible est de la forme:

$$\{e^0, e^{-1}, e^{-2}, \dots, e^{-\infty}\}$$



## 3-5 Réseaux possibilistes basés sur OCF

- Ordinal Conditional Function:  $\Omega \rightarrow \mathbb{N}$

$$\forall \varphi \quad \kappa(\omega) = \min \{ \kappa(\varphi) : \omega \in [\varphi] \}$$

$\kappa(\varphi)$  représente le degré d'impossibilité de  $\varphi$

- Conditionnement:

$$\forall \omega \in \Omega, \quad \kappa(\omega | p) = \kappa(\omega) - \kappa(p)$$

- Règle de chaînage:

$$\kappa_G(\omega) = \sum \{ \kappa(a_i | u_i) : \omega \in [a_i \wedge u_i], i=1 \dots n \}$$

Où  $a_i$  est une instance de  $A_i$

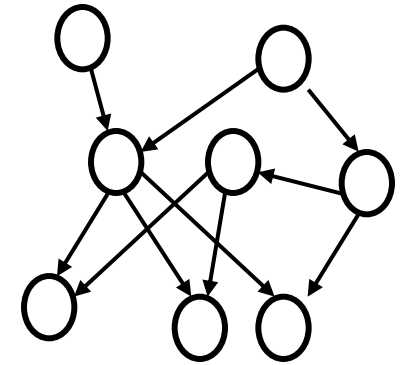
$u_i$  est une instance de parents de  $A_i$

### 3- Les transformations

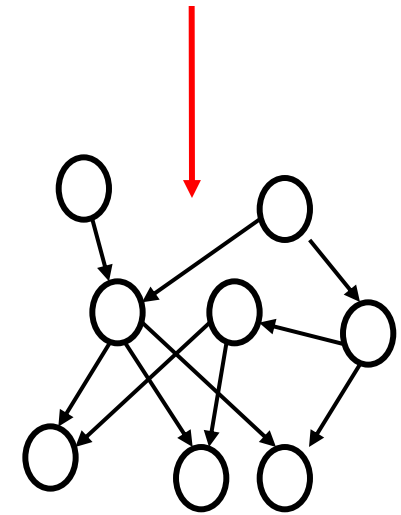
3-5

DAGs identiques

$$\Pi(a_i|u_i) = e^{-K(a_i|u_i)}$$



Réseau OCF

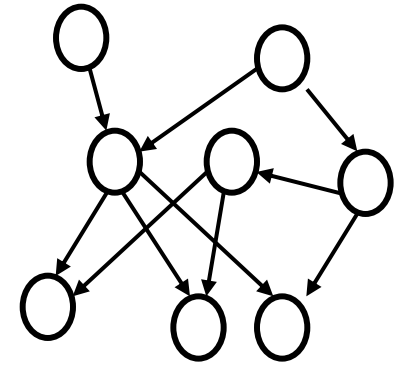


Réseau produit

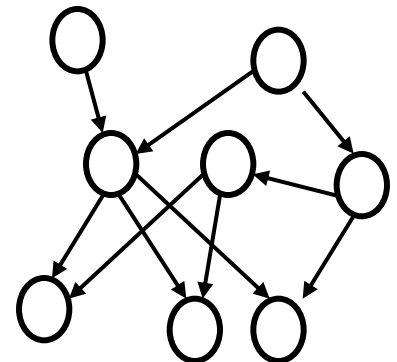
### 3- Les transformations

3-6

Utilisation d'échelles spécifiques.  
En terme de distributions, il faudrait que:  
 $k(\omega) = -\log(\pi(\omega))$

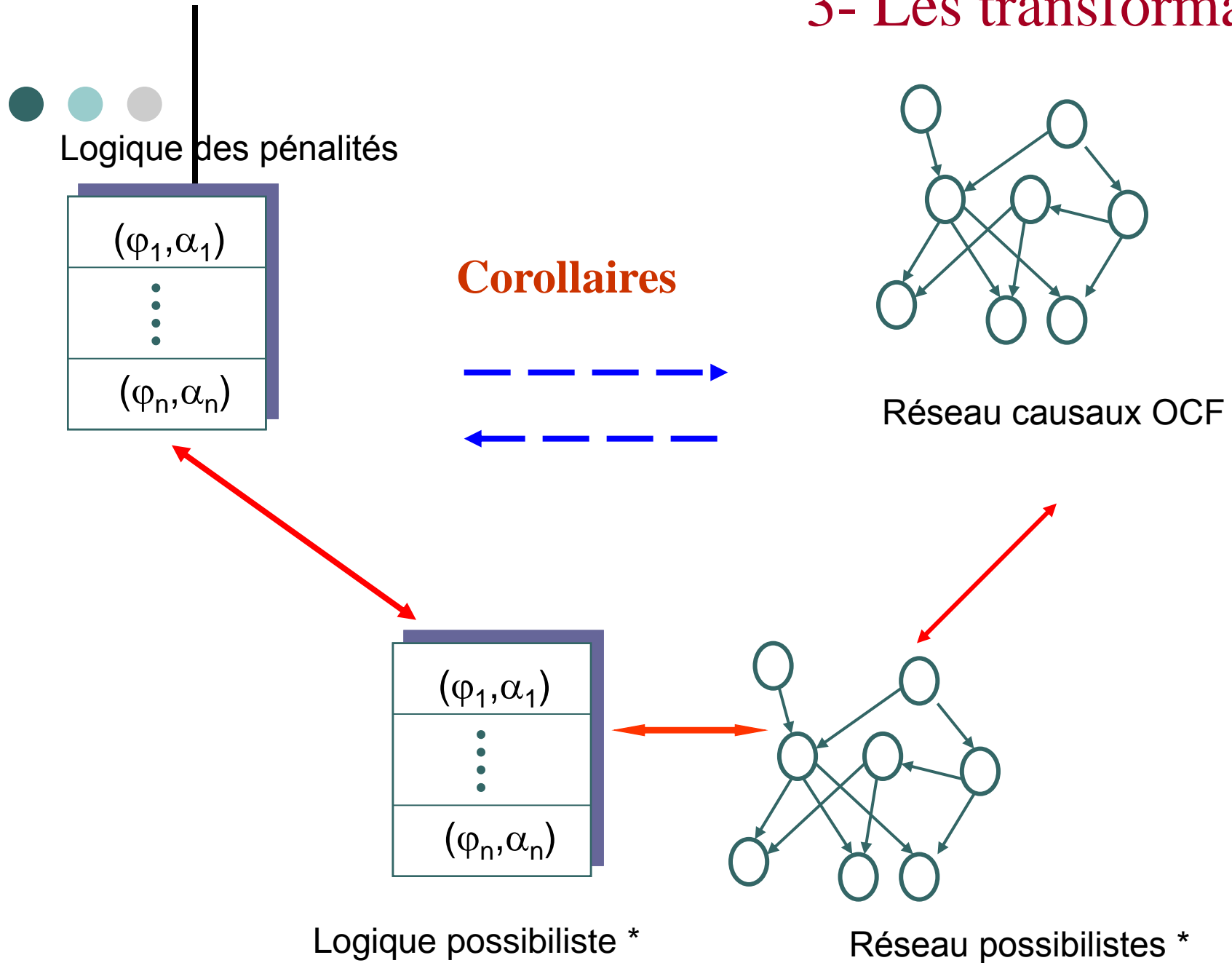


Réseau  
possibiliste \*



Réseau OCF

### 3- Les transformations



## 4- Modes de Raisonnement

### 4-1 Algorithmes d'inférence logique

#### Principe:

- Générer aléatoirement une base possibiliste quantitative en format WCNF(Weighted Conjunctive Normal Form)  $\Sigma$ ,
- Transformer la base possibiliste  $\Sigma$  en une base à pénalités  $\mathbf{P_K}$
- Générer aléatoirement une évidence (conjonction de littéraux)  $(\mathbf{E}, \infty)$
- Générer aléatoirement une variable d'intérêt A avec une instance  $\varphi$

#### But:

$$\mathbf{P_K} \cup (\mathbf{E}, \infty) \stackrel{?}{\models} (\varphi, \alpha)$$

#### Outils:

- Utilisation d'un prouver WMAXSAT (Weighted MAXSAT) qui fournit l'interprétation minimisant la somme des coûts des formules falsifiées.

## 4- Modes de Raisonnement

### 4-1 Algorithme d'inférence en logique possibiliste quantitative

**Algorithme PEN-WMAXSAT(PK,E, $\varphi$ ,  $\alpha$ ):**

début

1- Genere( $\Sigma$ ,E,  $\varphi$ );

2- PK  $\leftarrow$  Transform( $\Sigma$ );

3- Wmaxsat(**PK**  $\cup$  (E,  $\infty$ )  $\cup$  ( $\varphi$ ,  $\alpha$ ), $\omega'$ , $k_{PK}(\omega')$ );

4- Si ( $k_{PK}(\omega') = +\infty$ );

**alors** **PK**  $\cup$  (E, $+\infty$ )  $\not\models$   $\varphi$  ;

    sinon

**PK**  $\cup$  (E, $+\infty$ )  $\models$  ( $\varphi$ ,  $k_{PK}(\omega')$ );

$k_{PK}(\varphi) = k_{PK}(\omega')$ ;

$\alpha = e^{-k_{PK}(\varphi)}$ ;

fsi

fin

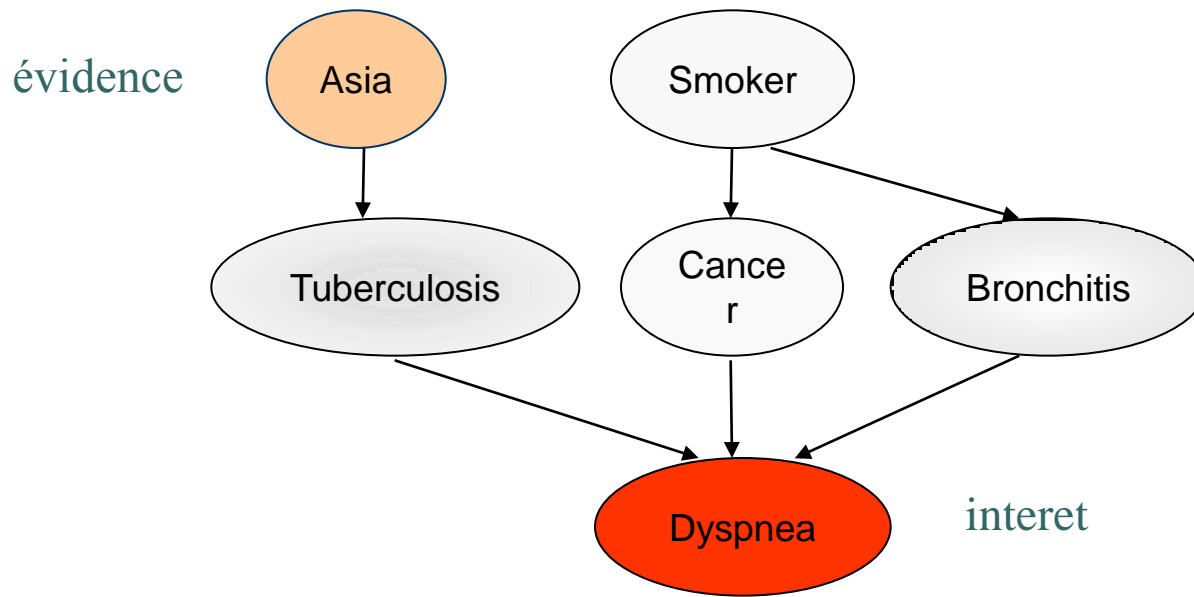
**Algorithme de complexité  $\Delta^P_2$**

## 4- Modes de Raisonnement

### 4-2 Les algorithmes de propagation en mode graphique

#### Principe:

1- Propagation de l'évidence sur l'ensemble des nœuds du réseau



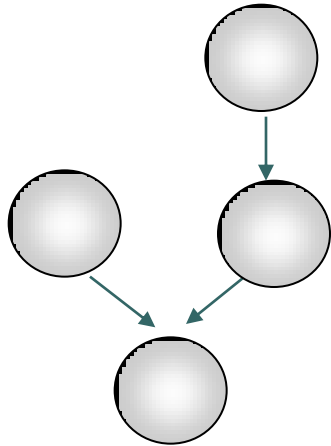
2- Calcul de  $\Pi(\text{interet}|\text{evidence})$

## 4- Modes de Raisonnement

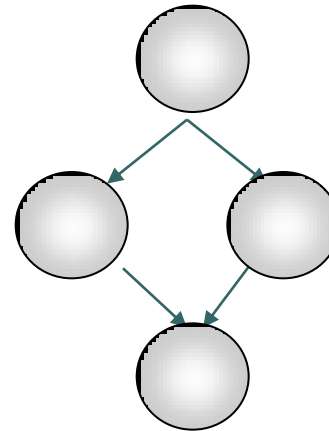
### 4-2 Les algorithmes de propagation en mode graphique

✓ **Calculs locaux** via les algorithmes de propagation

-**Méthodes exactes** : Pearl (1988), Jensen (1996)



Simply connected DAG



Multiply connected DAG



## Propagation dans un réseau causal simply connected

Cet algorithme est basé sur la communication locale via deux types:

- des messages  $\lambda$  circulant des nœuds enfants vers les nœuds parents
- des messages  $\mu$  circulant des nœuds parents vers les nœuds enfants.

$$\forall a \in D_A : \text{Bel}(a) = \Pi(a|e) = \alpha \cdot \lambda(a) \cdot \mu(a)$$

représente la mesure de possibilité conditionnelle de  $a$  à partir d'une évidence totale  $e$ ,

$$\text{où } \alpha = \frac{1}{\max_a \text{Bel}(a)}$$

# Propagation dans un réseau causal simply connected basé sur le produit:

## Begin

### Choosing the root of propagation

- Let  $S$  be the smallest connected set which contains the observed nodes ;
- Let pivot be an arbitrary node within  $S$  representing the root of propagation ;
- Let Postorder be the vector containing the order in which messages are sent in the distribute-evidence phase (the last node is the pivot) ;
- Let Preorder be the vector containing the order in which messages are sent in the collect-evidence phase (the first node is the pivot) ;

### Initialization

- Set all  $\lambda$  and  $\mu$  values and messages to 1 ;
- For each root  $A$ ,  $\mu(a) \leftarrow \prod(a)$ ,  $\forall a \in D_A$  ;
- For each observed node  $A$ , set  $\lambda_A(a)$  to 1 if  $A$  is instantiated to  $a$  and to 0 otherwise ;

### Collect-evidence

**For**  $i \leftarrow 1$  to length (postorder)-1 **do**

$A \leftarrow \text{postorder}[i]$  ;  $B \leftarrow$  adjacent node of  $A$  in postorder ;

Compute  $\lambda(A)$  ; Compute  $\mu(A)$  ;

**if**  $B$  is a parent of  $A$  **then** post a  $\lambda$  message from  $A$  to  $B$  **else** post a  $\mu$  message from  $A$  to  $B$  ;

### Distribute-evidence

**For**  $i \leftarrow 1$  to length (preorder) **do**

$A \leftarrow \text{preorder}[i]$  ;

Below  $\leftarrow$  adjacent node of  $A$  in preorder ;

Compute  $\lambda(A)$  ; Compute  $\mu(A)$  ;

**For**  $j \leftarrow 1$  to length (Below) **do**

$B \leftarrow \text{Below}[j]$  ;

**if**  $B$  is a parent of  $A$  **then** post a  $\lambda$  message from  $A$  to  $B$  **else** post a  $\mu$  message from  $A$  to  $B$  ;

### Marginalization

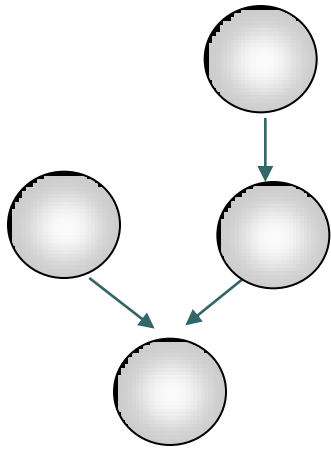
For each node  $A$ , compute  $\text{Bel}(A) = \prod_p(a|e)$  ;

## End

## 4- Modes de Raisonnement

### 4-2 Les algorithmes de propagation en mode graphique DAG Singly connected

**Algorithme de propagation pour un polyarbre (basé sur le passage de messages)**

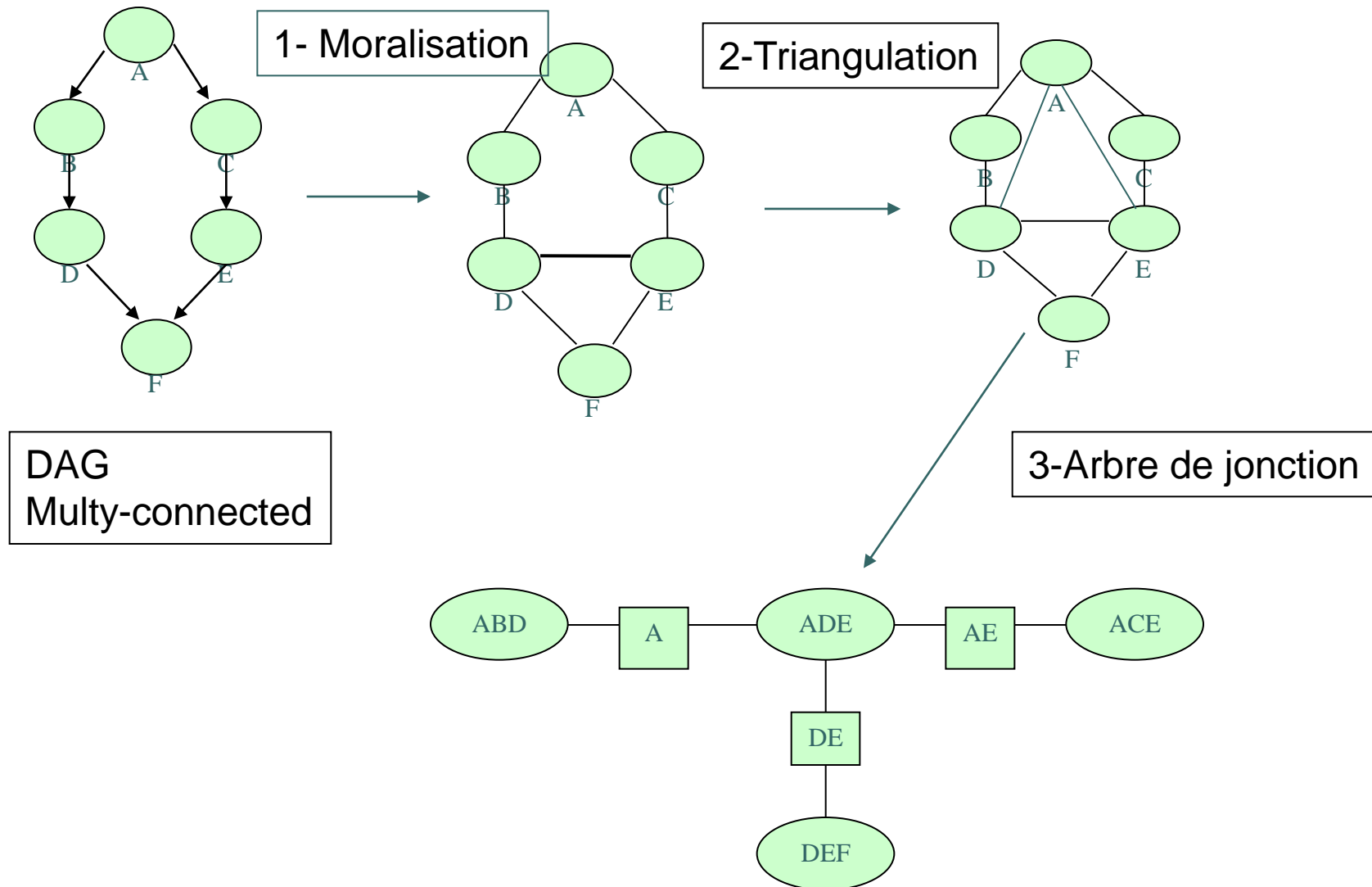


- Choisir de la racine de propagation
- Initialisation
- Collecte de l'évidence
- Distribution de l'évidence
- Marginalisation

**Complexité Polynomiale**

## 4- Modes de Raisonnement

### 4-2 Les algorithmes de propagation en mode graphique DAG Multy connected



## 4- Modes de Raisonnement

### 4-2 Les algorithmes de propagation en mode graphique DAG Multy connected

#### Algorithme:

**a-** Initialisation de JT .

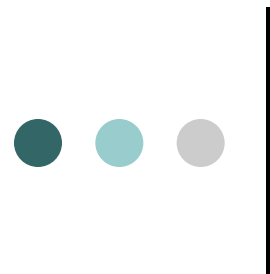
**b-** Propagation globale:

- Choisir de la racine de propagation
  - Collecte de l'évidence e
  - Distribution de l'évidence e

**c-** Marginalisation :

La prise en compte de l'évidence consiste à calculer  $\Pi (A|e)$   
où  $A \in V$  et e est une évidence totale

**Algorithme NP Complet**

- 
- Exploitation de la Toolbox PNT (Possibilistic Networks Toolbox) de Benamor sous Matlab qui est une adaptation de la BNT (Bayesian Networks Toolbox) de Kevin Murphy incluant une procédure de génération automatique de graphe causal possibiliste basé sur le produit.
  - Utilisation de la Toolbar incluant un prouver WMAXSAT de Scheix et al élue comme meilleur prouver MAXSAT 2006.
  - Utilisation de l'environnement CYGWIN (Emulateur Linux sous Windows).
  - Exploitation des procédures de passage avec C sous CYGWIN:
    - D'un graphe possibiliste \* vers une base possibiliste \*.
    - D'une base possibiliste \* vers une base de pénalités.
  - Exploitation de l'algorithme d'inférence pour la logique des pénalités basé sur WMAXSAT (Weighted MAXSAT).

### Mode logique

- + Puissance du mode de représentation des connaissances
- + Puissance du mécanisme d'inférence
- Complexité:  
 $\Delta_2^P$  (WMAXSAT)

### Mode graphique

- + Expressivité des connaissances
- + Puissance des algorithmes de propagation
- + Existence des algorithmes d'apprentissage
- Complexité:
  - Polynomial (polyarbre)
  - NP-complet (Multy-connected)
- Limites de l'algorithme de JT pour des graphes très denses