

# Intelligence Artificielle

## Représentation des connaissances

Emmanuel ADAM

Université Polytechnique des Hauts-De-France



UPHF/INSA HdF

- 1 Introduction
  - Typologie de la connaissance
  - Représentations
  - Savoir et Savoir-Faire
- 2 Logique des prédicats
  - Prédicats n-aires
  - Exercices
- 3 Logique modale
  - Schémas d'axiomes et systèmes
  - Exercices
- 4 Logiques temporelles
- 5 Logiques multivaluée, floue
- 6 Réseaux sémantiques
  - Exercices
- 7 Réseaux Bayesiens
  - Exemple de réseau Bayésien
  - Éléments de définition
  - Remarques

# Introduction

## Représentation des connaissances

- Etude en Philosophie, Logique, Linguistique, Psychologie cognitive, Intelligence Artificielle
- Informatique : théorie et traitement de l'information (Le Robert)
  - Nécessité de représenter la connaissance
  - But : manipulation par " systèmes experts "
  - Objectif : faciliter, aider la décision
- Connaître = Mémoriser + Raisonner
- Représenter = Formaliser + Inférer

# Typologie de la connaissance

## Les différents types de connaissances

**De définition** : toujours vraie

*Un triangle est un polygone ayant exactement 3 côtés*

**Evolutive/atemporelle** : peut être modifiée

*Anne est étudiante en Master 1 TNSID à l'UVHC*

**Incertaine/certaine** :

*La Lune provient d'une collision de la Terre*

**Floue/précise** : évaluation difficile

*Les lendemains de fêtes ne sont pas très productifs*

**Typique/universelle** : peut être contredit

*Habituellement, le prof arrive en retard*

**Ambiguë** : plusieurs significations

*Nikos savait que que Lisandro allait gagner.*

savoir / se douter ?

# Problèmes de représentation

## Pas de formalisme idéal

- Modalités : je crois que, je pense que, il est probable que, ...
- Evolutivité : les connaissances changent
- Typicalité et partage de propriété
- Connaissances incomplètes
- ...

↪ pas de formalisme idéal !

# Propriété de représentation

## Objectif de la représentation

- Adéquation représentationnelle
- Adéquation et efficacité inférentielle
- Efficacité acquisitionnelle et extensibilité
- Simplicité (utilisable par un non informaticien)
- Connaissance explicite
- ...

# Famille de connaissances

## Savoir et Savoir-Faire

- Représentation déclarative
  - Les connaissances n'ont pas d'ordre
  - Connaissances indépendantes ou liées
  - Pertinence fixée a priori
  - $\oplus$  modularité, connaissance stockée une seule fois
- Représentation procédurale
  - Les connaissances ont un caractère opératoire
  - Pertinence définie par un programme qui traite les connaissances
  - $\oplus$  facilité de codage, représentation des connaissances sur des opérations

# Logique des prédicats

## Exemple de représentation

La logique des prédicats (cf. *cours I.A. M1 TNSI*) est la représentation la plus courante des faits et règles

- MV est une sonde :  $sonde(mv)$
- Toutes les sondes volent :  $\forall x, sonde(x) \rightarrow vole(x)$
- Toutes les sondes, qui ne sont pas en panne, volent :  
 $\forall x, sonde(x) \wedge \neg panne(x) \rightarrow vole(x)$

**Avantage** : de nombreux principe de résolution, de détection d'inconsistance (clauses de Horn, ...)

# Outil pour logique des prédicats

## Exemple d'outil

Le langage Prolog permet (entres autres) de raisonner sur base de prédicats

- ▶ MV est une sonde :  $sonde(mv)$   
`sonde(mv).`
- ▶ Toutes les sondes volent :  $\forall x, sonde(x) \rightarrow vole(x)$   
`vole(X) :- sonde(X).`  
On peut poser la question, qui vole ? ? `vole(X)`  
Reponse : `X = mv`
- ▶ Toutes les sondes, qui ne sont pas en panne, volent :  
 $\forall x, sonde(x) \wedge \neg panne(x) \rightarrow vole(x)$   
`vole(X) :- sonde(X), not(enPanne(X)).`

# Exemples de représentation

## Prédicats n-aires

- Prédicat unaire :
  - MV est une sonde : *sonde(mv)*
- Prédicat binaire :
  - MV est une (is a) sonde : *is\_a(mv, sonde)*
- Prédicat ternaire :
  - MV voyage de la Terre vers Mars : *voyage(mv, terre, mars)*

# Prédicats binaires

## Du ternaire au binaire : exemple

- les types des attributs du prédicat *voyage* sont : *Voyageur*, *Origine*, *Destination* :  $\text{Voyage}(\text{Voyageur}, \text{Origine}, \text{Destination})$
- pour le voyage sur Mars ( $\text{voyageMars}(mv, \text{terre}, \text{mars})$ ), le *Voyageur* est *mv*, l'*Origine* est la *terre*, la *Destination* est *mars*
- on réécrit en :  
 $\text{voyageur}(\text{voyageMars}, mv) \wedge \text{origine}(\text{voyageMars}, \text{terre})$   
 $\wedge \text{destination}(\text{voyageMars}, \text{mars})$

## Du n-aire au binaire : règle

- Soit un predicat :  $\text{nomPredicat}(val_1, val_2, \dots, val_n)$  où les types des valeurs  $val_1, \dots, val_n$  sont  $\text{typeV}_1, \dots, \text{typeV}_n$
- La transformation donne :  
 $\text{typeV}_1(\text{nomPredicat}, val_1) \wedge \dots \wedge \text{typeV}_n(\text{nomPredicat}, val_n)$

# Exercices prédicats 1

## Formalisation.1

- a) François est chez-lui ou chez Julie.
- b) Si François n'est pas chez-lui, il est chez Julie.
- c) Vous pouvez déduire vos frais médicaux si votre revenu est inférieur à 18 000e et que vous avez plus de 70 ans.
- d) Vous ne pouvez pas déduire vos frais médicaux si vous n'avez pas plus de 70 ans ou que votre revenu est inférieur à 18 000e.
- e) Jean réussira son examen ou il n'est pas fort en logique.
- f) Si Marie n'est pas fort en logique, Jean n'est pas forte non plus en logique et elle ne réussira pas son examen.
- g) Jean et Marie réussiront leur examen s'ils sont forts en logique.
- h) Neige en novembre, Noël en décembre.

# Exercices prédicats 2

## Formalisation.2

- a)  $p$  sinon  $q$
- b)  $p$  à moins que  $q$
- c)  $p$  autrement  $q$
- d) Il suffit que  $p$  pour  $q$
- e) Il est nécessaire que  $p$  pour  $q$
- f)  $p$  seulement si  $q$
- g)  $p$  si  $q$

# Logique modale

## Logique aléthique (aristotélicienne)

### Notions de possibilités/nécessité

- Nécessaire (il est nécessaire d'avoir  $A$ ) :  $\Box A \equiv \neg \Diamond \neg A$
- Possible (il est possible d'avoir  $A$ ) :  $\Diamond A \equiv \neg \Box \neg A$
- Non Nécessaire (il n'est pas nécessaire d'avoir  $A$ ) :  
 $\neg \Box A \equiv \Diamond \neg A$
- Impossible (il est impossible d'avoir  $A$ ) :  $\neg \Diamond A \equiv \Box \neg A$

# Logique modale

## Logique épistémique

### Notions de croyances

- Savoir que A :  $\Box A \equiv \neg \Diamond \neg A$
- Croire que A (A est compatible avec les croyances) :  
 $\Diamond A \equiv \neg \Box \neg A$
- Ne pas Savoir que A :  $\neg \Box A \equiv \Diamond \neg A$
- Ne pas Croire que A :  $\neg \Diamond A \equiv \Box \neg A$

### Logique épistémique : exemples

- Tout ce que sait Jorah, Daenerys le sait  
 $\forall x, \Box(jorah)x \rightarrow \Box(daenerys)x$
- Si quelqu'un sait qu'il gèle, alors il gèle  
 $\exists x, \Box(x)geler \rightarrow geler$

# Logique modale : schémas d'axiomes

## Schémas d'axiomes

- axiome K :  $\Box(A \rightarrow B) \rightarrow (\Box A \rightarrow \Box B)$  : s'il est nécessaire que A implique B, alors s'il est nécessaire que A soit vrai alors il est nécessaire que B soit vrai
- axiome D :  $\Box A \rightarrow \Diamond A$  : S'il est nécessaire que A soit vrai alors il est possible que A soit vrai
- axiome T :  $\Box A \rightarrow A$  : S'il est nécessaire que A soit vrai alors A est vrai
- axiome 4 :  $\Box A \rightarrow \Box \Box A$  : S'il est nécessaire que A soit vrai alors il est nécessaire qu'il soit nécessaire que A soit vrai
- axiome B :  $A \rightarrow \Box \Diamond A$  : Si A est vrai, alors il est nécessaire qu'il soit possible que A soit vrai
- axiome 5 :  $\Diamond A \rightarrow \Box \Diamond A$  : Si A est possible, alors il est nécessaire qu'il soit possible que A soit vrai

# Logique modale : les Systèmes

## Schémas d'axiomes

règle d'inférence classique :  $A, A \rightarrow B \vdash B$

règle d'inférence de nécessité :  $\Box A \vdash A$

- Système K : constitué de l'Axiome K
- Système D : constitué des Axiomes K & D
- Système T : constitué des Axiomes K & T
- Système S4 : constitué des Axiomes K & T & 4
- Système B : constitué des Axiomes K & T & B
- Système S5 : constitué des Axiomes K & T & 5

# Logique modale : exercices

## Traduire en logique modale

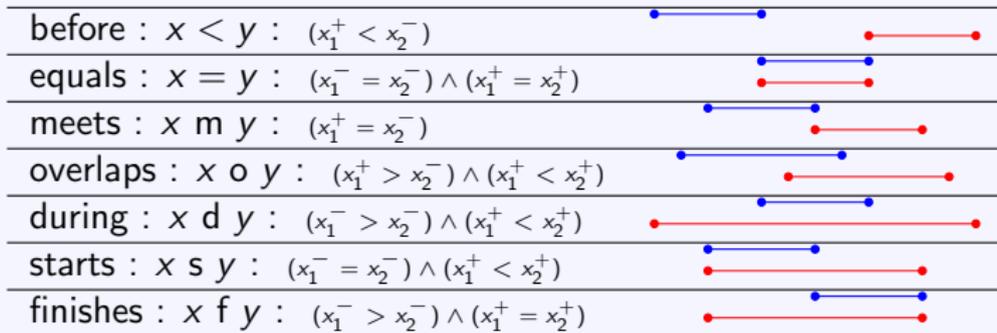
- 1 Stéphane croit qu'il gagnera les élections.
- 2 Delphine sait que tous les candidats croient qu'ils gagneront les élections.

# Logique temporelle

## Intervalle, instant et événement

Différentes logiques.. Ici présentations de Logique de Allen. Nouveaux prédicats :

- $holds(p, t)$  :  $p$  est vrai pendant l'intervalle  $t$
- $occurs(e, t) \rightarrow Pt$  :  $t$  apparaît suite à l'événement  $e$  implique que les préconditions nécessaires à  $t$  sont validées



44 axiomes. Exemple :  $(x < y) \wedge (y < z) \rightarrow (x < z)$

# Logique temporelle : LTL

## Base de LTL

- CTL (Computation Tree Logic, 1981)
- LTL (Linear Temporal Logic, 1977)
  - $\bigcirc\phi$  ou  $X\phi$  :  $\phi$  doit être vrai au prochain état
  - $\diamond\phi$  ou  $F\phi$  :  $\phi$  sera vrai dans un des prochains états
  - $\square\phi$  ou  $G\phi$  :  $\phi$  est toujours vrai dans les prochains états
  - $\psi \mathcal{U} \phi$  :  $\psi$  doit être vraie au moins jusqu'à ce que  $\phi$  devienne vraie (ce quelle **devra** être dans le futur)

## Exemple de LTL

- $G(msg \rightarrow F accuse)$  : il est toujours vrai qu'un message est suivi d'un futur accusé de réception

# Logique temporelle : LTL

## Extension à LTL

- $\psi \mathcal{W} \phi$  :  $\psi$  doit être vraie au moins jusqu'à ce que  $\phi$  devienne vraie. Si  $\phi$  ne le devient jamais,  $\psi$  doit le rester pour toujours.
- $\psi \mathcal{R} \phi$  :  $\phi$  doit être vraie tant que  $\psi$  est fausse. Donc  $\phi$  restera pour toujours vraie si  $\psi$  ne le devient jamais.
- $\psi \mathcal{M} \phi$  :  $\phi$  doit être vraie tant que  $\psi$  fausse,  $\psi$  **devra** devenir vraie dans le futur.

# Logique temporelle : LTL

## Propagation de négation en LTL

- $\neg \bigcirc \phi \equiv \bigcirc \neg \phi$  : il est faux que  $\phi$  sera vraie au prochain état = au prochain état,  $\phi$  sera faux
- $\neg \square \phi \equiv \diamond \neg \phi$  : il est faux que  $\phi$  sera toujours vraie dans le futur = il existe un futur état où  $\phi$  sera faux
- $\neg \diamond \phi \equiv \square \neg \phi$  : il est faux qu'il existe un futur état où  $\phi$  sera vraie =  $\phi$  sera toujours fausse
- $\neg(\psi \mathcal{U} \phi) \equiv (\neg\psi \mathcal{R} \neg\phi)$  : il est faux que  $\psi$  est vrai jusqu'à ce que  $\phi$  le soit =  $\phi$  est faux tant que  $\psi$  est vraie
- $\neg(\psi \mathcal{R} \phi) \equiv (\neg\psi \mathcal{U} \neg\phi)$
- $\neg(\psi \mathcal{W} \phi) \equiv (\neg\psi \mathcal{M} \neg\phi)$
- $\neg(\psi \mathcal{M} \phi) \equiv (\neg\psi \mathcal{W} \neg\phi)$

# Logique temporelle : LTL

## Exemple de LTL

- $\text{afficherAccueil } \mathcal{U} \text{ frappeEcran}$  : on affiche le message d'accueil jusqu'à un tappotement de l'utilisateur
- on réalise la négation de la phrase :  
 $\neg(\text{afficherAccueil } \mathcal{U} \text{ frappeEcran}) \equiv$   
 $(\neg\text{afficherAccueil } \mathcal{R} \neg\text{frappeEcran})$  : on ne tappote pas l'écran tant que le message d'accueil est affiché

# Logiques multivaluée, floue

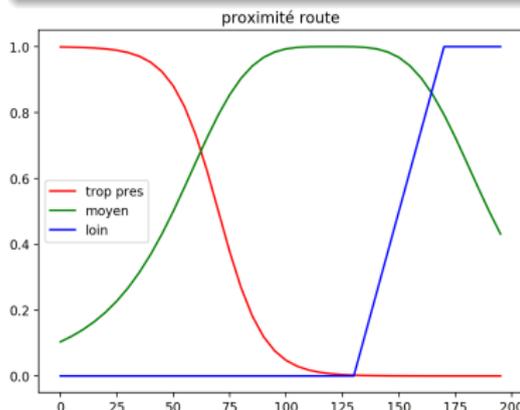
## Valeurs de vérité

- Exemple sur un véhicule autonome détectant une personne sur un trottoir :
  - 'Si une personne est **trop près** du bord du trottoir  
Alors je ralentis **fortement**'
  - 'Si un **pre-ado** est **au centre** du trottoir,  
Alors je ralentis **fortement**'
  - 'Si un **post-ado** est **au centre** du trottoir,  
Alors je ralentis **normalement**'
  - 'Si une personne est **éloignée** de la route,  
Alors je ralentis **faiblement**'
- Principe :
  - 1 les faits sont 'fuzzifiés', transformés en probabilités d'appartenir à des classes
  - 2 les règles sont appliquées et fournissent des valeurs pour les conséquents
  - 3 les conséquents sont 'défuzzifiés' pour déterminer leurs classes

# Logiques floue

## Fuzzification

- La "fuzzification" consiste à transformer les entrées (antécédents) en probabilités (sur  $[0, 1]$ ) d'appartenance à des ensemble. Les fonctions de fuzzification peuvent être linéaires, par morceaux, sigmoïdes, ...
- Exemple : d'après la figure ci-dessous, un objet situé à 50cm est classé à 88% comme étant 'trop pres', à 50%comme étant moyennement près, et à 0% comme étant éloigné



# La logique floue par l'exemple

## Exemple de Fuzzification (!)

- Identifier la personne selon sa taille : pre-ado, post-ado
- au plus simple, on utilise une fonction par morceaux.  
taille moyenne à 12 ans  $\approx 152cm \rightarrow$  :

$$preAdo(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x < 120 \\ (x - 120)/40 & \text{si } x \leq 160 \\ 0 & \text{si } x > 160 \end{cases}$$

- la taille d'un "grand" est posée à partir de 130cm jusqu'à 170cm:  
 $postAdo(x) = 0$  si  $x < 130$  ;  $(x - 130)/40$  si  $x \leq 170$  ;  $1$  si  $x > 170$

## Fuzzification des conséquents

- Les classes des conséquents doivent également être "fuzzifiées".
- Ici, on nomme 'freinage' le conséquent que l'on partage en 3 ensembles : léger, normal, fort.

# La logique floue par l'exemple

## Création des règles

- Une fois les antécédents et conséquents fuzzifiés, il est possible de créer les règles :

$$R_1 = \text{bord.trop pres} \rightarrow \text{frein.fort}$$

$$R_2 = \text{bord.centre} \wedge \text{taille.pre ado} \rightarrow \text{frein.fort}$$

$$R_3 = \text{bord.centre} \wedge \text{taille.post ado} \rightarrow \text{frein.normal}$$

$$R_4 = \text{bord.eloigne} \rightarrow \text{frein.leger}$$

## Defuzzification !

- La défuzzification consiste à définir les classes pour les conséquents.
- Les règles activées fournissent des valeurs différentes pour un même conséquents
- → une agrégation des valeurs est effectuée, selon une méthode (le max par exemple)

## Logiques floue, traduire le ou, le et

## Valeurs de vérité selon Zadeh

- Pour toutes les techniques, on a :
  - $\neg P \equiv (1 - P)$
- Min et Max de [Zadeh] :
  - $P \wedge Q \equiv \min(P, Q)$
  - $P \vee Q \equiv \max(P, Q)$

$a$	$b$	$\neg a$	$a \vee b$	$a \wedge b$	$a \vee \neg a$	$a \wedge \neg a$
0	0	1	0	0	1	0
0	1	1	1	0	1	0
1	0	0	1	0	1	0
1	1	0	1	1	1	0
0.8	0.3	0.2	0.8	0.3	0.8	0.2
0.3	0.7	0.7	0.7	0.3	0.7	0.3

## Logiques floue, traduire le ou, le et

## Valeurs de vérité selon Bandler

- Pour toutes les techniques, on a :
  - $\neg P \equiv (1 - P)$
- Produit et Somme algébrique [Bandler]:
  - $P \wedge Q \equiv (P \times Q)$
  - $P \vee Q \equiv ((P + Q) - (P \times Q))$

$a$	$b$	$\neg a$	$a \vee b$	$a \wedge b$	$a \vee \neg a$	$a \wedge \neg a$
0	0	1	0	0	1	0
0	1	1	1	0	1	0
1	0	0	1	0	1	0
1	1	0	1	1	1	0
0.8	0.3	0.2	0.86	0.24	0.84	0.16
0.3	0.4	0.7	0.58	0.12	0.79	0.21

## Logiques floue, traduire le ou, le et

## Valeurs de vérité selon Lukasiewicz

- Pour toutes les techniques, on a :
  - $\neg P \equiv (1 - P)$
- Sommes Bornés [Lukasiewicz]:
  - $P \wedge Q \equiv \max(0, P + Q - 1)$
  - $P \vee Q \equiv \min(1, P + Q)$

$a$	$b$	$\neg a$	$a \vee b$	$a \wedge b$	$a \vee \neg a$	$a \wedge \neg a$
0	0	1	0	0	1	0
0	1	1	1	0	1	0
1	0	0	1	0	1	0
1	1	0	1	1	1	0
0.8	0.3	0.2	1	0.1	1	0
0.3	0.4	0.7	0.7	0	1	0

# La logique floue : exemple en Python I

```

###les imports :
import numpy as np
import skfuzzy as fuzz
from skfuzzy import control as ctrl
import matplotlib.pyplot as plt

#### Antecedent et Consequent
taille = ctrl.Antecedent(np.arange(0,200,5), 'taille')
bord = ctrl.Antecedent(np.arange(0,200,5), 'bord')
frein = ctrl.Consequent(np.arange(0,100,2), 'frein')
##decoupe des antecedents
##decoupe de taille en pre(ado),post(ado)
preado_lo = fuzz.trapmf(taille.universe, [0,0,120,160])
preado_hi = fuzz.trapmf(taille.universe, [130,170,200,200])
taille['pre'] = preado_lo
taille['post'] = preado_hi

##decoupe de bord en troppres,centre, loin
bord_lo = fuzz.sigmf(bord.universe, 70,-0.1)
bord_md = fuzz.gbellmf(bord.universe, 70, 2, 120)
bord_hi = fuzz.trapmf(bord.universe, [130,170,200,200])
bord['troppres'] = bord_lo
bord['centre'] = bord_md
bord['loin'] = bord_hi

##decoupe de frein en faible, normal, fort
frein['faible'] = fuzz.trimf(frein.universe, [0,0,15])

```

# La logique floue : exemple en Python II

```

frein['normal'] = fuzz.trimf(frein.universe,[0,15,100])
frein['fort'] = fuzz.trimf(frein.universe,[40,100,100])

##definition des regles
rul1 = ctrl.Rule( bord['troppres'], frein['fort'])
rul2 = ctrl.Rule( taille['pre'] & bord['centre'], frein['fort'])
rul3 = ctrl.Rule( taille['post'] & bord['centre'], frein['normal'])
rul4 = ctrl.Rule(bord['loin'], frein['faible'])

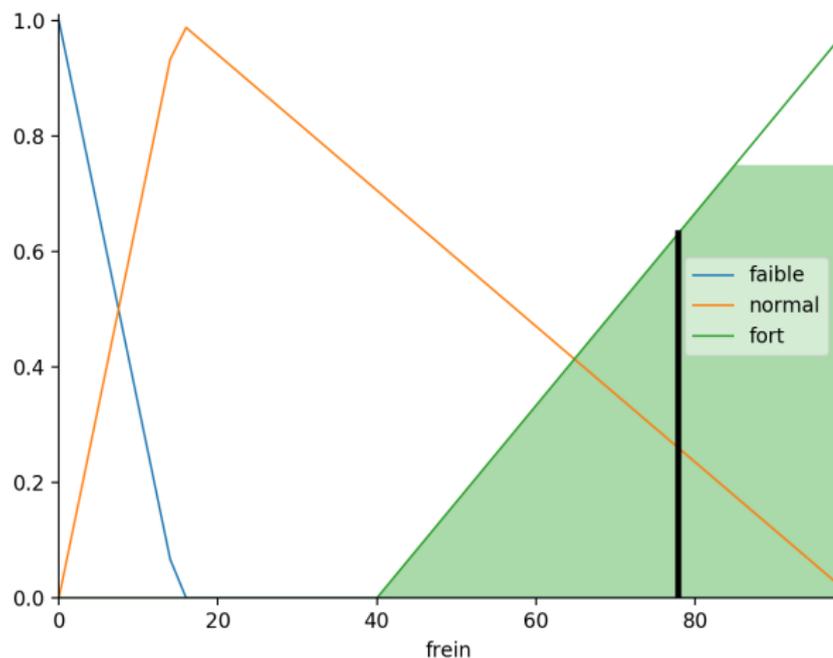
##activation du systeme
frein_ctrl=ctrl.ControlSystem([rul1 , rul2 , rul3 , rul4 ])
freinage = ctrl.ControlSystemSimulation(frein_ctrl)

##definition des entrees
freinage.input['taille'] = 130
freinage.input['bord'] = 180
##lancement du calcul
freinage.compute()
##affichage du consequent
print(freinage.output['frein'])
##affichage graphique
frein.view(sim=freinage)

```

# Logiques floue

Degré de freinage pour une personne de 130cm à 80cm du bord



# Réseaux sémantiques

## Représentation graphique

Représentation graphique de prédicats sous forme de réseaux :

- nœud = variable
- arc = prédicat

Utilisation d'algorithmes de parcours de réseaux pour trouver les relations entre termes.

Web sémantique

## Limitations

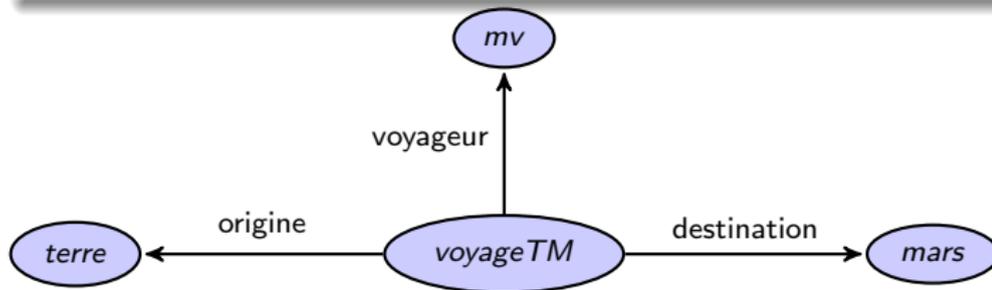
Difficulté de représenter les quantificateurs (existentiels, universels), la négation.

# Réseaux sémantiques

## Représentation graphique

EXemple de réseau : *MV va de la Terre à Mars.*

- 1  $\text{voyageur}(\text{voyageTM}, mv) \wedge \text{origine}(\text{voyageTM}, \text{terre}) \wedge \text{destination}(\text{voyageTM}, \text{mars})$

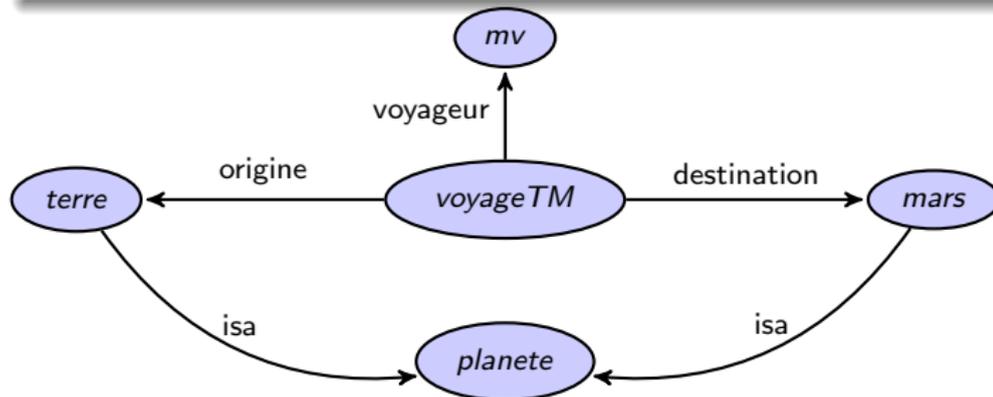


# Réseaux sémantiques

## Représentation graphique

Enrichissement du réseau : *Terre et Mars sont des planètes*

②  $isa(terre, planete) \wedge isa(mars, planete)$

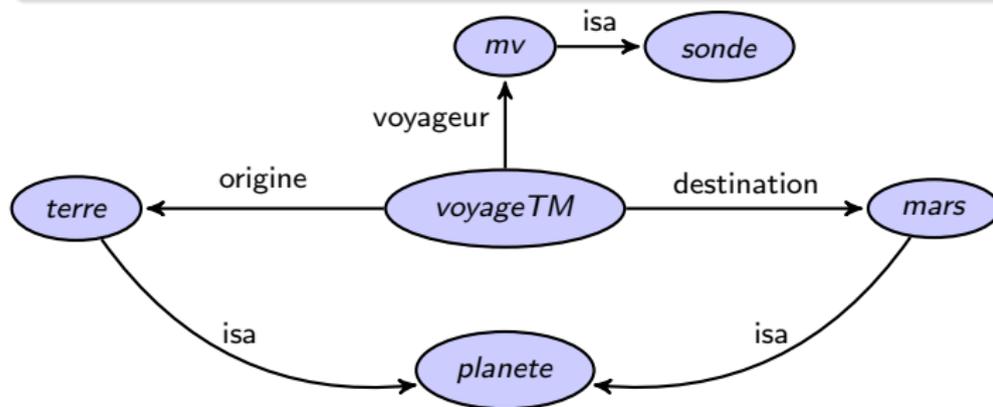


# Réseaux sémantiques

## Représentation graphique

Enrichissement du réseau : *MV est une sonde*

- 1  $\text{voyageur}(\text{voyageTM}, mv) \wedge \text{origine}(\text{voyageTM}, \text{terre}) \wedge \text{destination}(\text{voyageTM}, \text{mars})$
- 2  $\text{isa}(\text{terre}, \text{planete}) \wedge \text{isa}(\text{mars}, \text{planete})$
- 3  $\text{isa}(mv, \text{sonde})$



# Exercices réseaux sémantiques

## Représentation

- a) Le pull est bleu
- b) Mon pull est gris
- c) Shazia est plus petite qu'Arnaud
- d) Shazia qui fait 1.68 m est plus petite qu'Arnaud qui mesure 1.85 m
- e) Mehdi a prêté le livre "La Proie" de 'M. Crichton' à Marie

# Réseaux Bayesiens

## Connaissances probabilistes

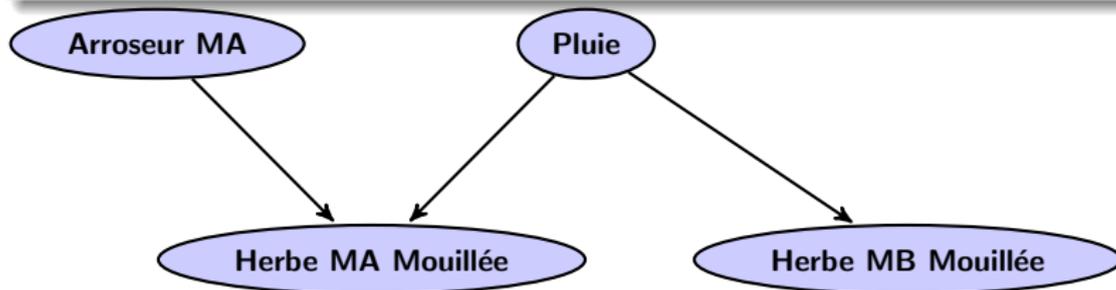
### Réseaux Bayesiens (ou diagramme d'influences)

- Modèle de présentation des connaissances probabilistes
- Décrit les relations causales entre variables par un graphe
- Pour : l'aide à la décision, le diagnostic, le datamining

# Exemple de réseau Bayésien

Qui arrose le jardin?

Dans une ville, deux maisons mitoyennes *MA* et *MB* possèdent des jardins. Un arroseur automatique se trouve le jardin de *MA*. Si l'herbe est mouillée dans les jardins de *MA* et *MB*, quelle est la probabilité que ce soit dûe (a) à la pluie; (b) à l'arroseur automatique ?



# Exemple de réseau Bayésien

## Exemple de définition des variables

Les variables sont :

- $A \in \{on, off\}$  : état de l'arroseur
- $P \in \{true, false\}$  : définit le fait qu'il ait plu ou non
- $HA \in \{true, false\}$  : définit le fait que l'herbe de  $MA$  soit mouillée
- $HB \in \{true, false\}$  : définit le fait que l'herbe de  $MB$  soit mouillée
- A chaque noeud on définit des tables de probabilités.
- A chaque noeud possédant un/des entrant/s, on définit des tables de probabilités sachant la valeurs des noeuds 'parents'.

# Exemple de réseau Bayésien

## Table sur la pluie

L'arroseur est en mode *on* 10% du temps.  
Il pleut 4 jours sur 10 dans la région de *MA* & *MB*.

Les tables associées aux variables *A* et *C* sont :

<b>P(A)</b>		<b>P(<math>P_{luie}</math>)</b>	
<i>true</i>	<i>false</i>	<i>true</i>	<i>false</i>
0.1	0.9	0.4	0.6

## Relation *MB* / Pluie

La probabilité que l'herbe de *MB* soit mouillée sachant la donnée pluie,  $P(MB|P)$ , est :

<b>P(MB <math>P_{luie}</math>)</b>			
$P_{luie} \downarrow$ MB $\rightarrow$	<i>true</i>	<i>false</i>	
$(P_{luie} = \textit{true})$	0.99	0.1	
$(P_{luie} = \textit{false})$	0.01	0.9	

# Exemple de réseau Bayésien

## Relation entre $MA$ , la Pluie et l'Arroseur

La probabilité que l'herbe de  $MA$  soit mouillée sachant l'état de l'arroseur et de la pluie, notée  $P(MA|A, P)$  est :

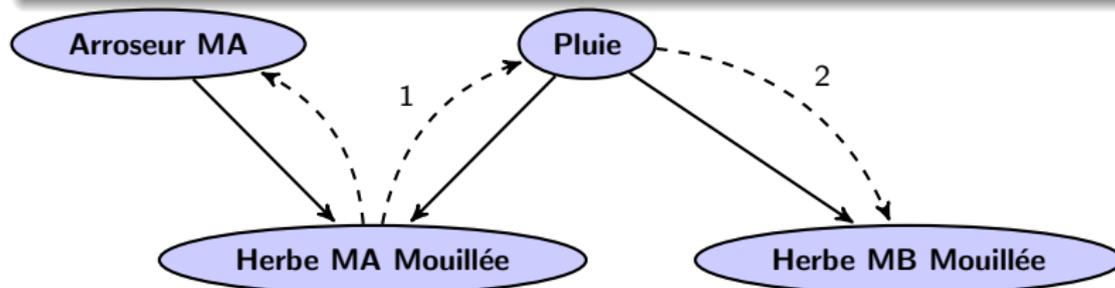
$A$	<i>on</i>	<i>on</i>	<i>off</i>	<i>off</i>
$P_{luite}$	<i>true</i>	<i>false</i>	<i>true</i>	<i>false</i>
$P(MA_{true} A, P_{luite})$	0.999	0.95	0.99	0.1
$P(MA_{false} A, P_{luite})$	0.001	0.05	0.01	0.9

Table:  $P(MA|A, P_{luite})$

# Exemple de réseau Bayésien

## Qui arrose le jardin?

- Initialement, il y a une chance sur deux que l'herbe de *MA* soit mouillée.
- Si l'observation au matin montre que *MA* est mouillée, la probabilité que l'arroseur ait été en action augmente (10%  $\rightarrow$  19%), ainsi que celle qu'il ait plu (40%  $\rightarrow$  78%).
- Par conséquent, la possibilité que l'herbe de *MB* soit mouillée augmente (79.1%).



# Réseaux Bayésiens: Définitions

## Eléments de définition

Réseaux Bayésiens =  $G$  : graphe orienté sans cycle

- Noeud ( $V = Vertex$ ) : variable aléatoire (continue ou discrète)
- Arc ( $E = Edge$ ) : relation de causalité entre variables
- Pour chaque variable  $x_i \in V$ , la **distribution de probabilité conditionnelle** est :  $P(x|parents(x))$   
où  $parents(x)$  = les parents directs de  $x$  dans  $G$
- La **distribution de probabilité jointe** s'écrit :  
$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{x_i} P(x_i|parents(x_i))$$

Exemple :

$$P(A, P, MA, MB) = P(A) \times P(P) \times P(MB|P) \times P(MA|A, P)$$

# Réseaux Bayésiens: Définitions

## Objectif

Calculer la probabilité a posteriori de certaines variables en fonction de certaines observations (évidences)

- **Evidence** = variable dont la valeur est connue avec certitude
- Inférence = propagation des évidence = calcul des probabilités a posteriori

## Apprentissages possibles

- Possibilité d'apprendre les valeurs des tables de probabilité à partir d'un échantillon d'exemples (aisé)
- Possibilité d'apprendre la structure du graphe à partir d'un échantillon d'exemples (délicat et à valider par un expert du domaine)

# Réseaux Bayésiens: Définitions

## Théorème de Bayes

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

## Pleut-il?

- Il pleut 5 jours / 7  $\rightarrow P(\text{Pluie}) = 0.7$  et  $P(\text{Pluie}_c) = 0.3$
- Lorsqu'il pleut, je prend mon parapluie 3 fois sur 5 :  
 $P(\text{Para}|\text{Pluie}) = 0.6$
- Sinon, au cas où, je prends mon parapluie 1 fois sur 10 :  
 $P(\text{Para}|\text{Pluie}_c) = 0.1$
- Sachant que j'ai mon parapluie, quelle est la probabilité qu'il pleuve ?

# Réseaux Bayésiens: Définitions

## Pleut-il?

- Je vois personne avec un parapluie, quelle est la probabilité qu'il pleuve ?

- $$P(\text{Pluie}|\text{Para}) = \frac{P(\text{Para}|\text{Pluie}) \times P(\text{Pluie})}{(P(\text{Para}|\text{Pluie}) \times P(\text{Pluie}) + P(\text{Para}|\text{Pluie}_c) \times P(\text{Pluie}_c))} =$$

$$\frac{0.6 \times 0.7}{(0.6 \times 0.7 + 0.1 \times 0.3)} = \frac{0.42}{0.45} = 0.93$$

→ Il y a 93% de chance qu'il pleuve quand je vois une personne avec un parapluie.

# Remarques sur les réseaux Bayésien

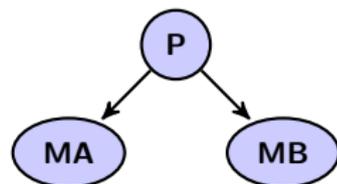
## Graphes équivalents

Les graphes  $(A) \rightarrow (B) \rightarrow (C)$ ,  $(A) \leftarrow (B) \rightarrow (C)$ ,  $(A) \leftarrow (B) \leftarrow (C)$  sont équivalents

## Liaison divergente

$MA$  et  $MB$  ne sont dépendant que si  $P$  est inconnu.

$MA$  et  $MB$  sont indépendant sachant  $P$  :  
 $MA \perp MB | P$



## Liaison convergente

$A$  et  $P$  ne sont dépendant que si  $MA$  est connu.  
Sinon  $A$  et  $P$  sont indépendant :  $A \perp P$

