

Apprentissage de modèles relationnels probabilistes à partir d'ontologies de procédés de transformation

9^{èmes} journées francophones des réseaux Bayésiens

Mélanie MUNCH, Pierre-Henri WUILLEMIN, Cristina MANFREDOTTI, Juliette DIBIE

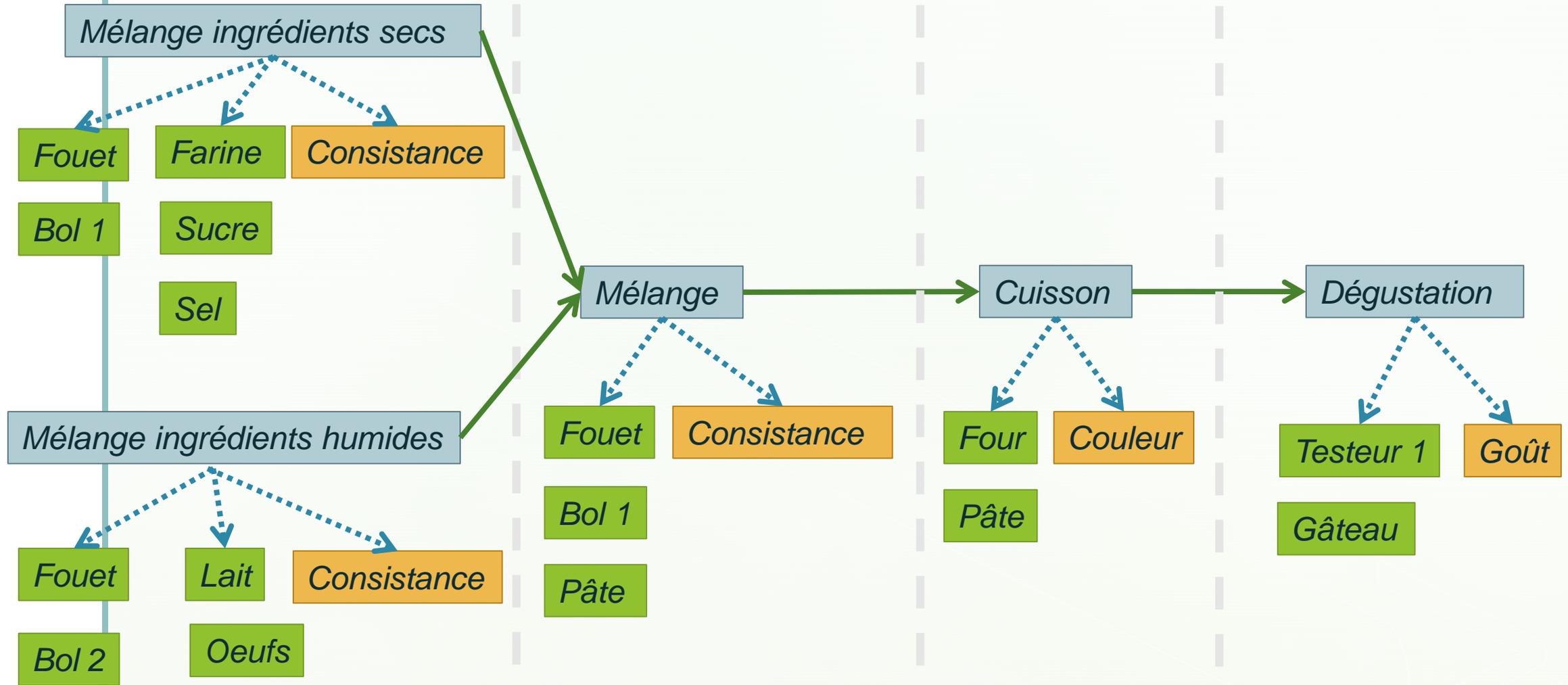
Préparation d'un gâteau: Exemple: Recette de cuisine

t1

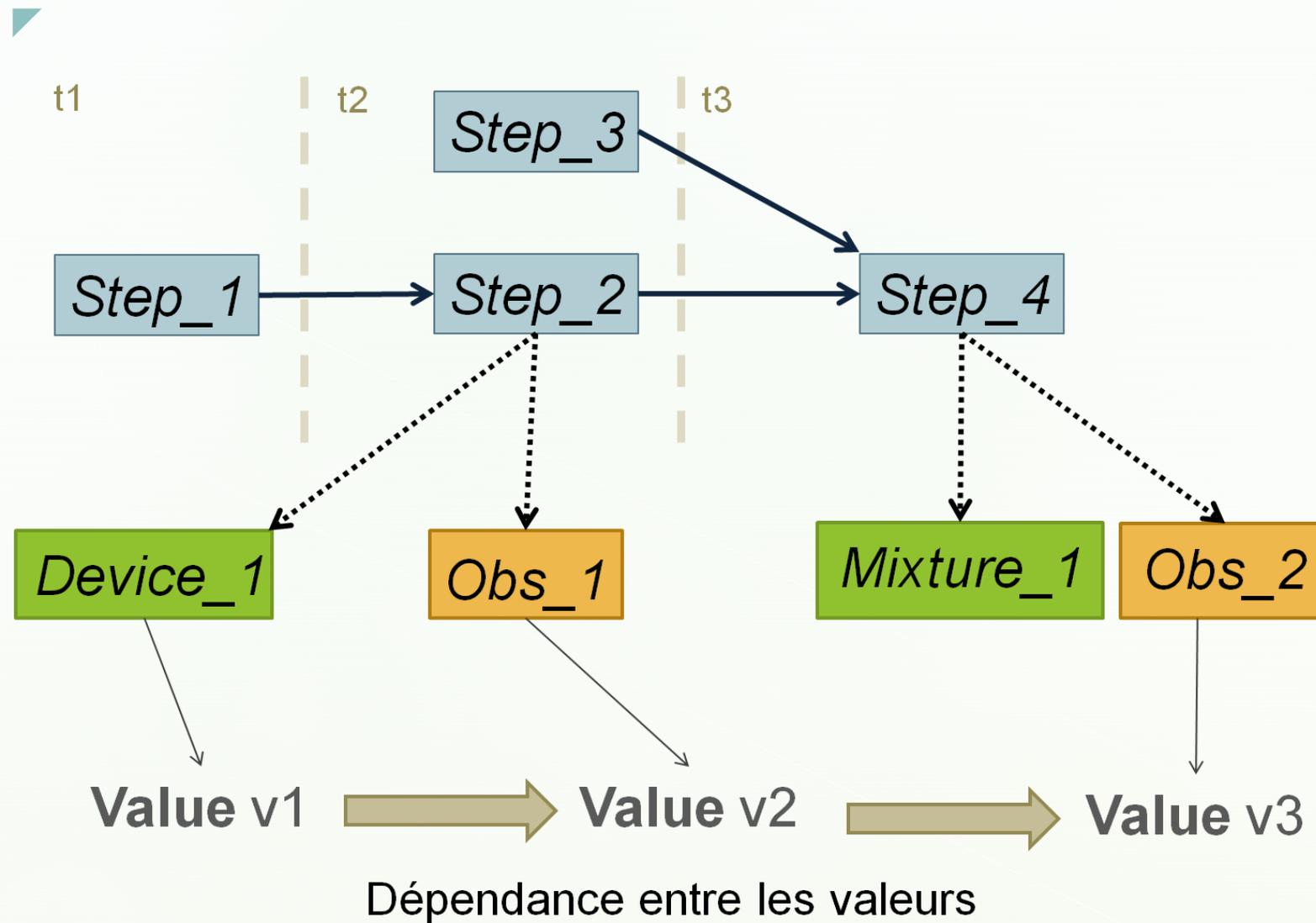
t2

t3

t4



Présentation du problème



→ Grande diversité

Problème



Raisonner sur **différents attributs** dans un **domaine complexe**

Deux outils sont nécessaires pour répondre à ce problème:

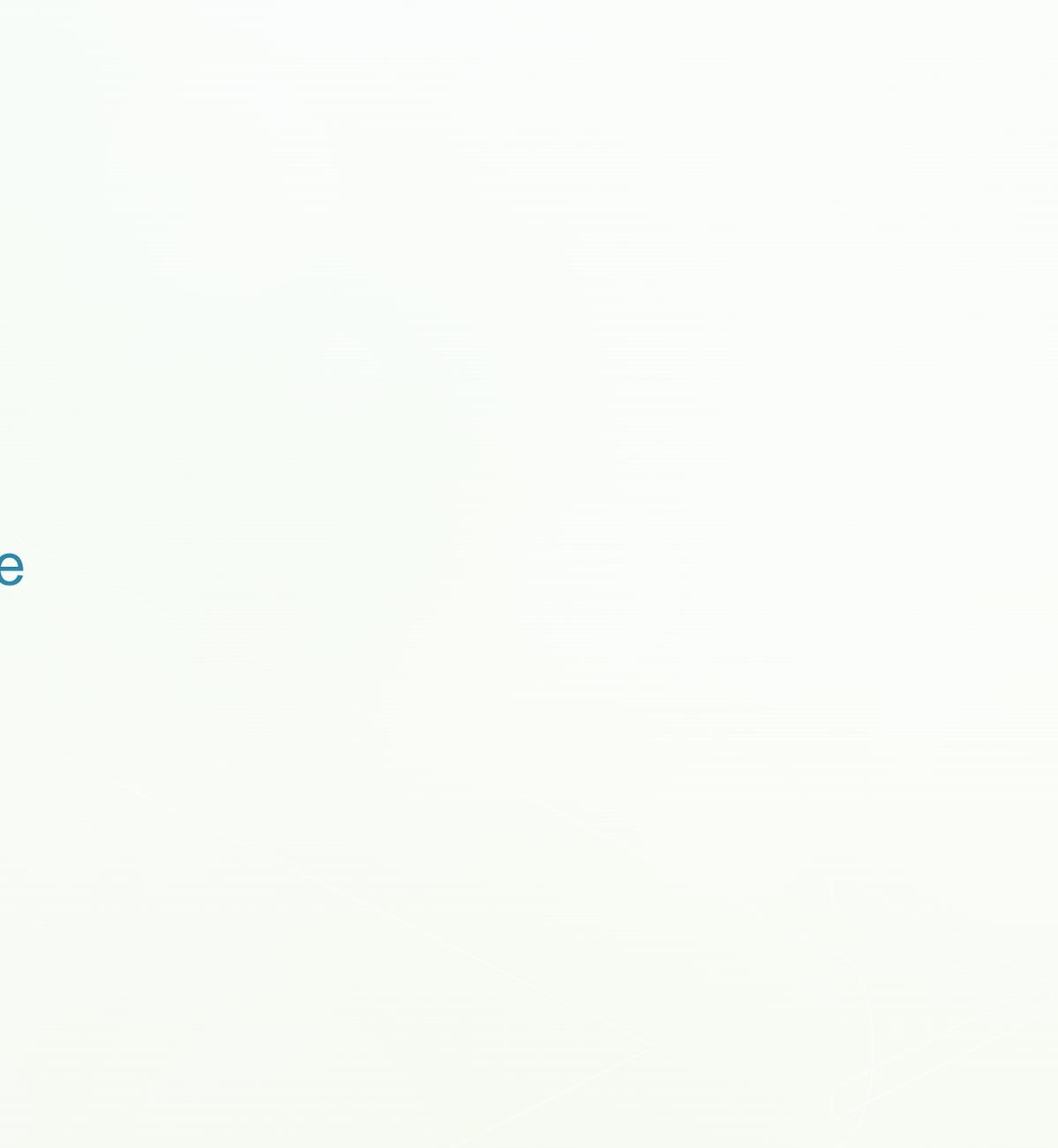
- Un outil de **représentation**
- Un outil de **raisonnement**

I. Background

II. Modèle

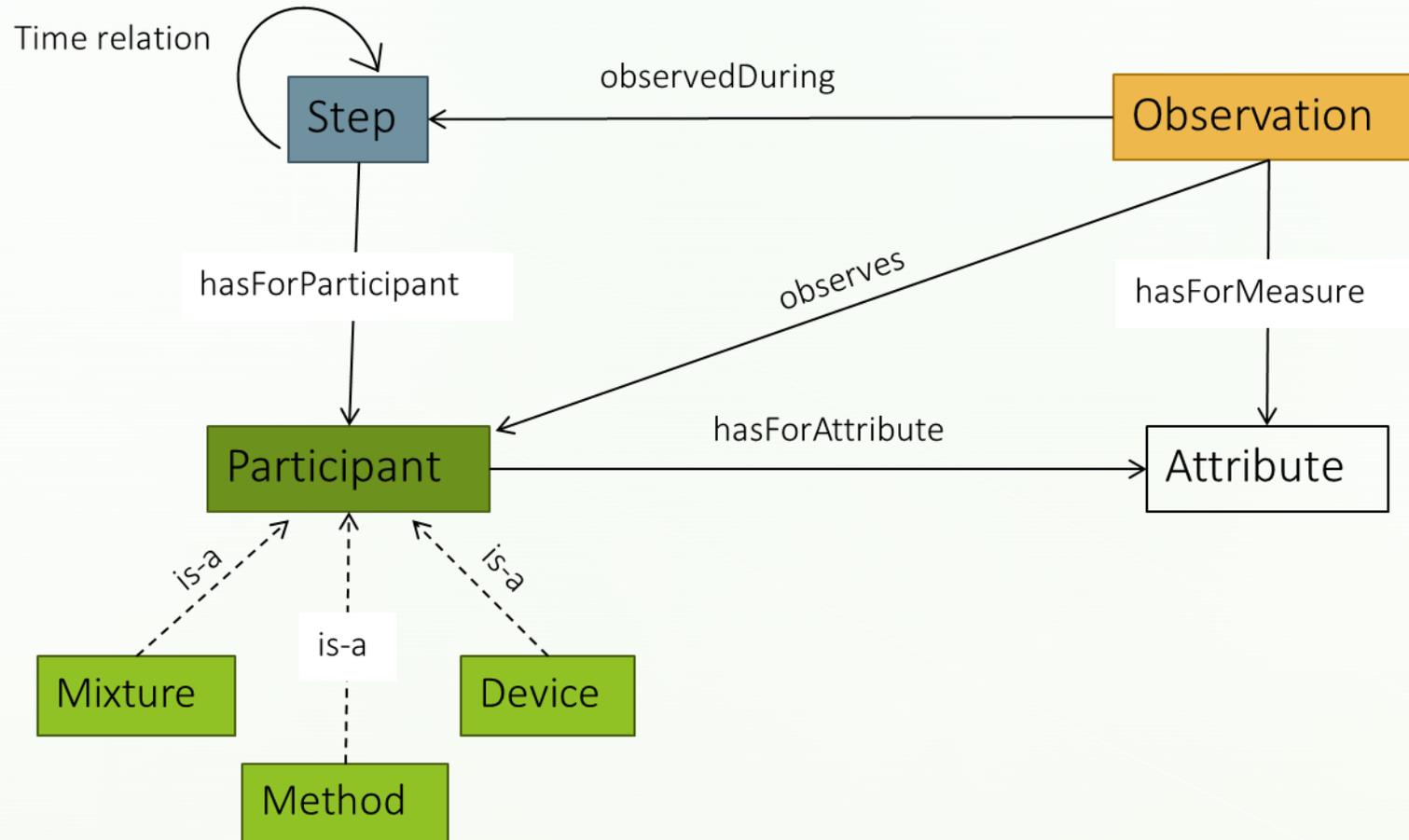
III. Apprentissage

IV. Résultats



6 PO²: Process and Observation Ontology

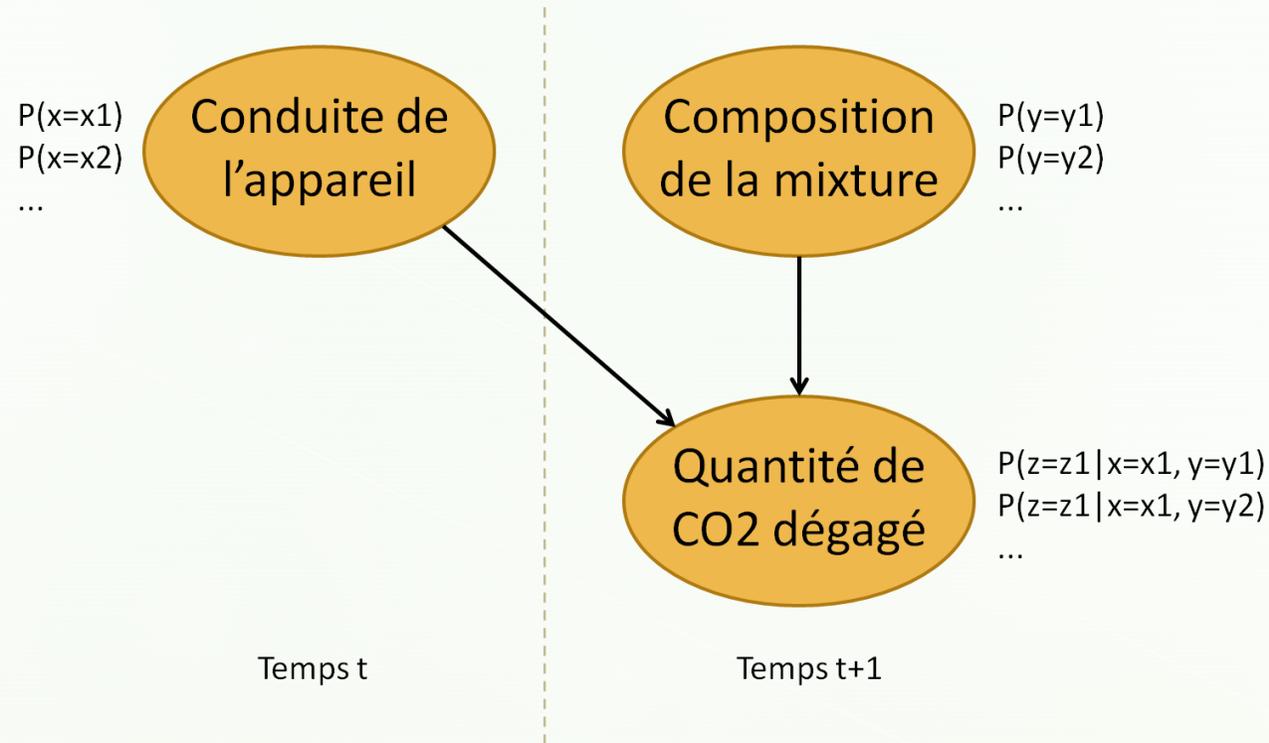
► **Ontologie:** Représentation de connaissances dans un domaine donné



→ **Limite:** Ne permet pas de prendre en compte l'incertitude

Raisonner dans l'incertain probabilisé (1)

Double utilité des réseaux bayésiens



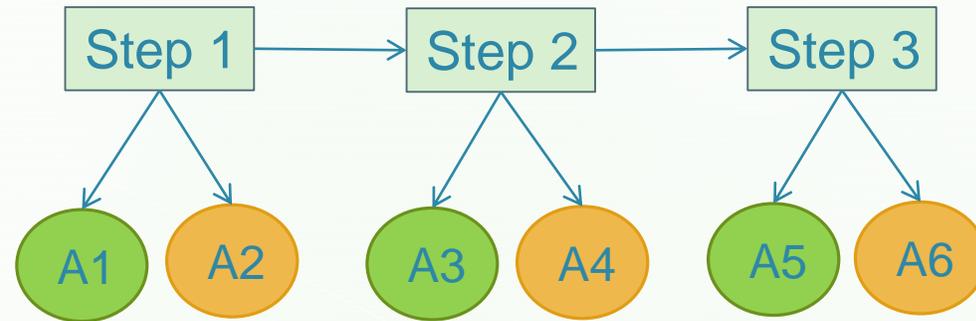
Qualitative: « *Est-ce que la conduite d'un appareil a un impact sur la composition de la mixture?* »

Quantitative: « *Quel est l'impact d'une conduite d'un appareil sur la quantité de CO2 dégagée?* »

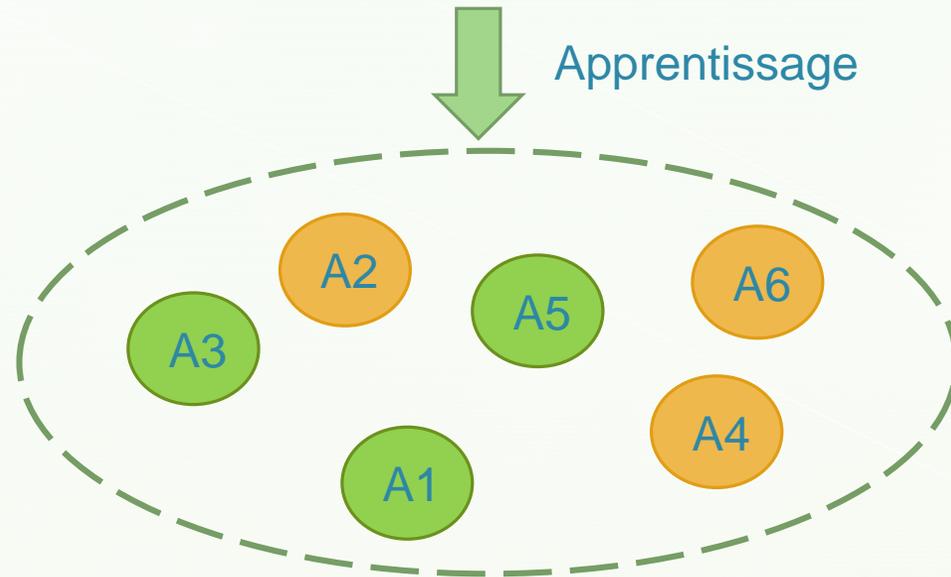
Raisonner dans l'incertain probabilisé (2)

→ Limites

Exemple:

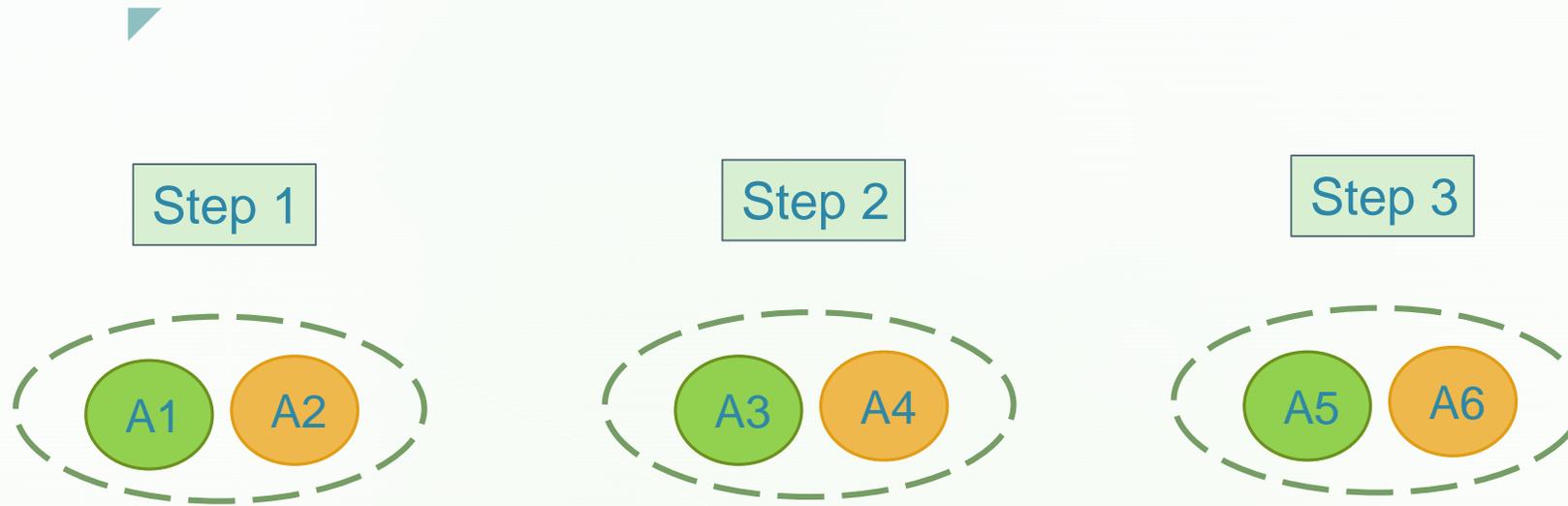


Apprentissage



*Pas de distinction
entre les attributs*

Raisonner dans l'incertain probabilisé (3)

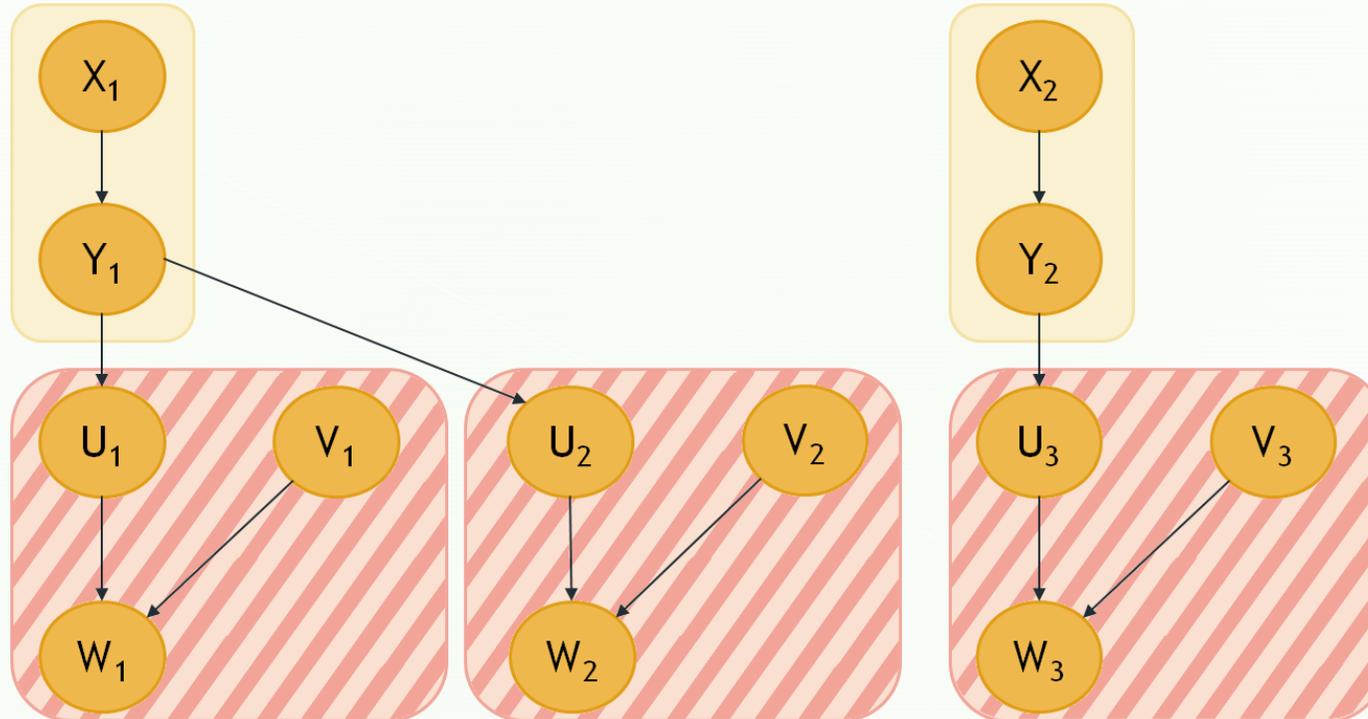


1. Grouper par **catégories**
Exemple: par étapes
2. Utiliser les **similitudes**
Exemple: par attributs identiques

→ **Intégrer les informations de l'ontologie**

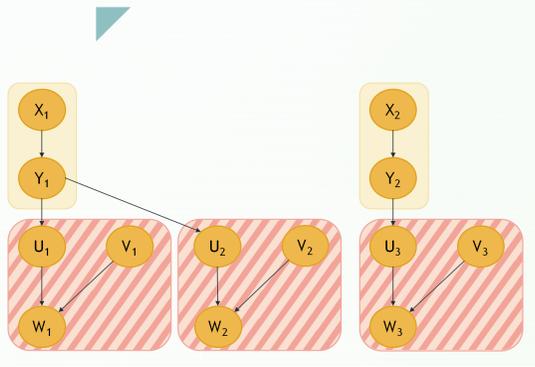
Probabilistic Relational Models (1)

1. BN complexe



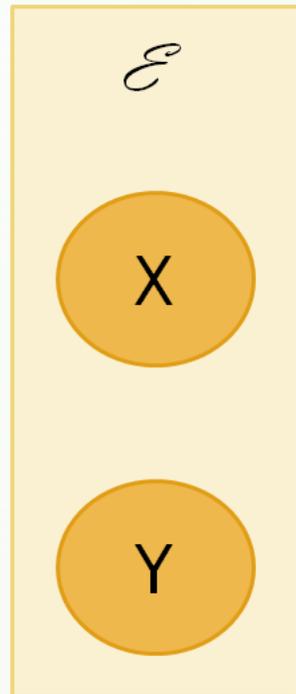
PRM: Extension des réseaux bayésiens orientée objets

Probabilistic Relational Models (2)

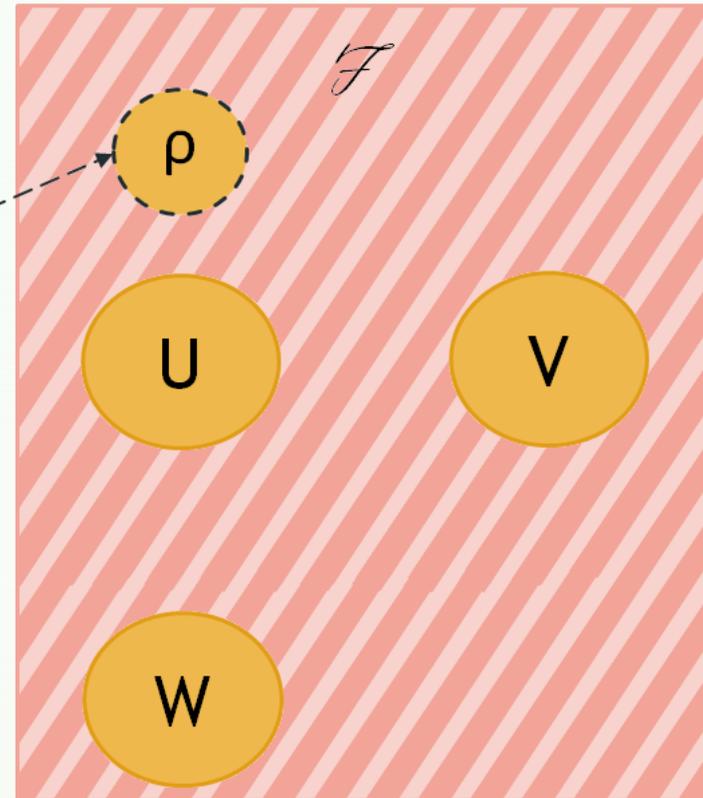


2. Schéma Relationnel

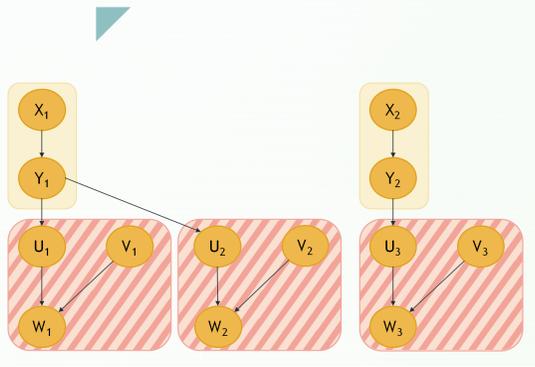
Définition des classes et de leurs attributs



Lien de référence

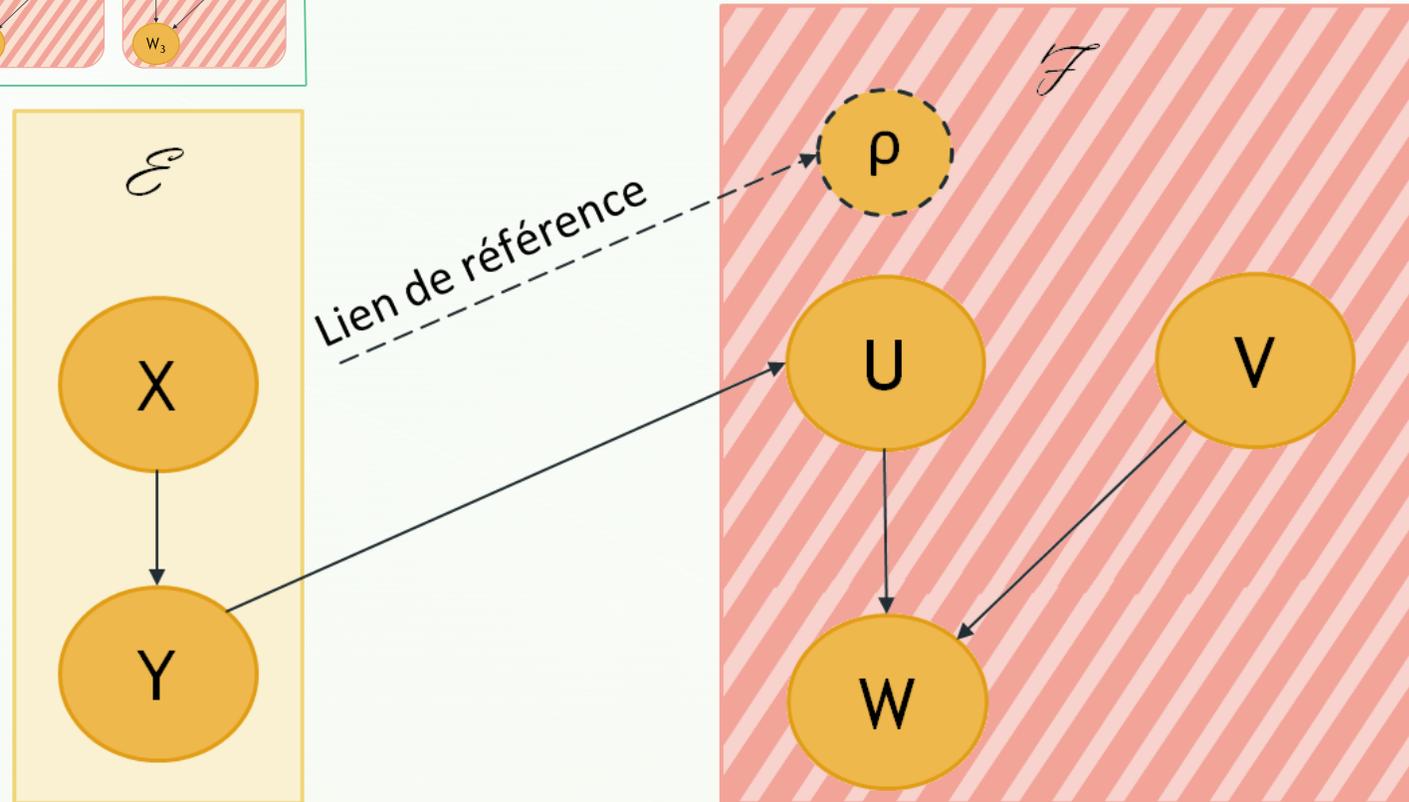


Probabilistic Relational Models (3)

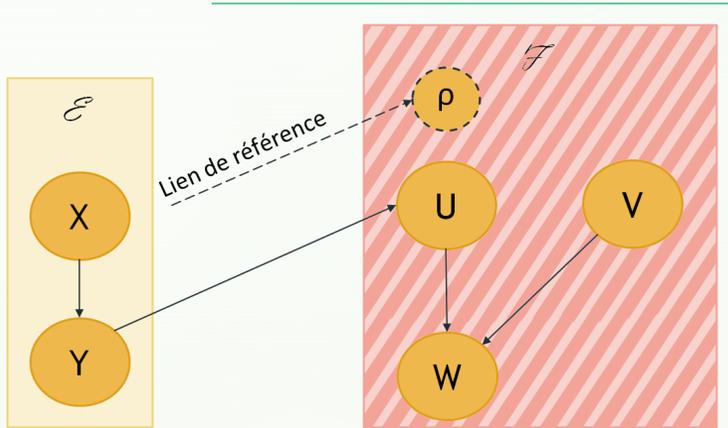
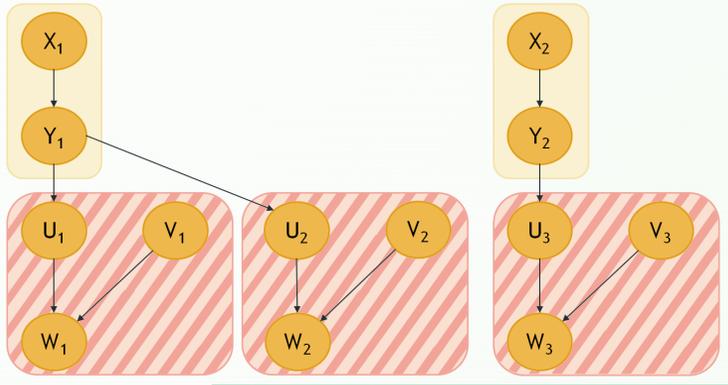


3. Modèle Relationnel

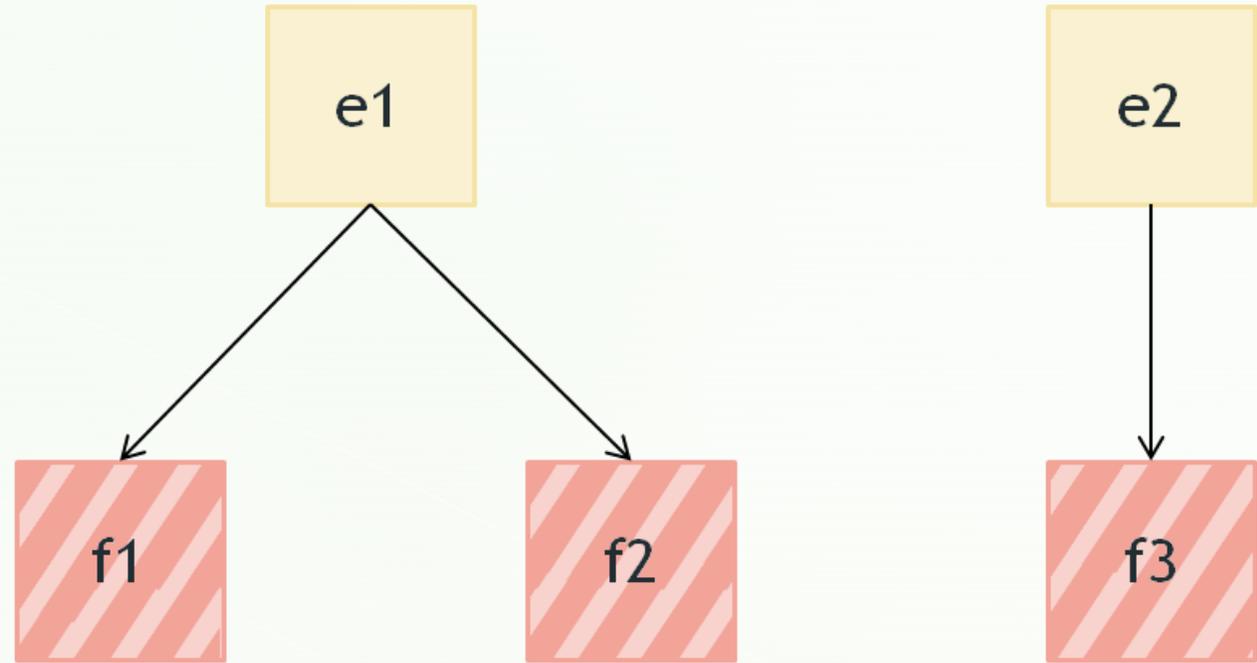
Apprentissage des dépendances probabilistes



Probabilistic Relational Models (4)



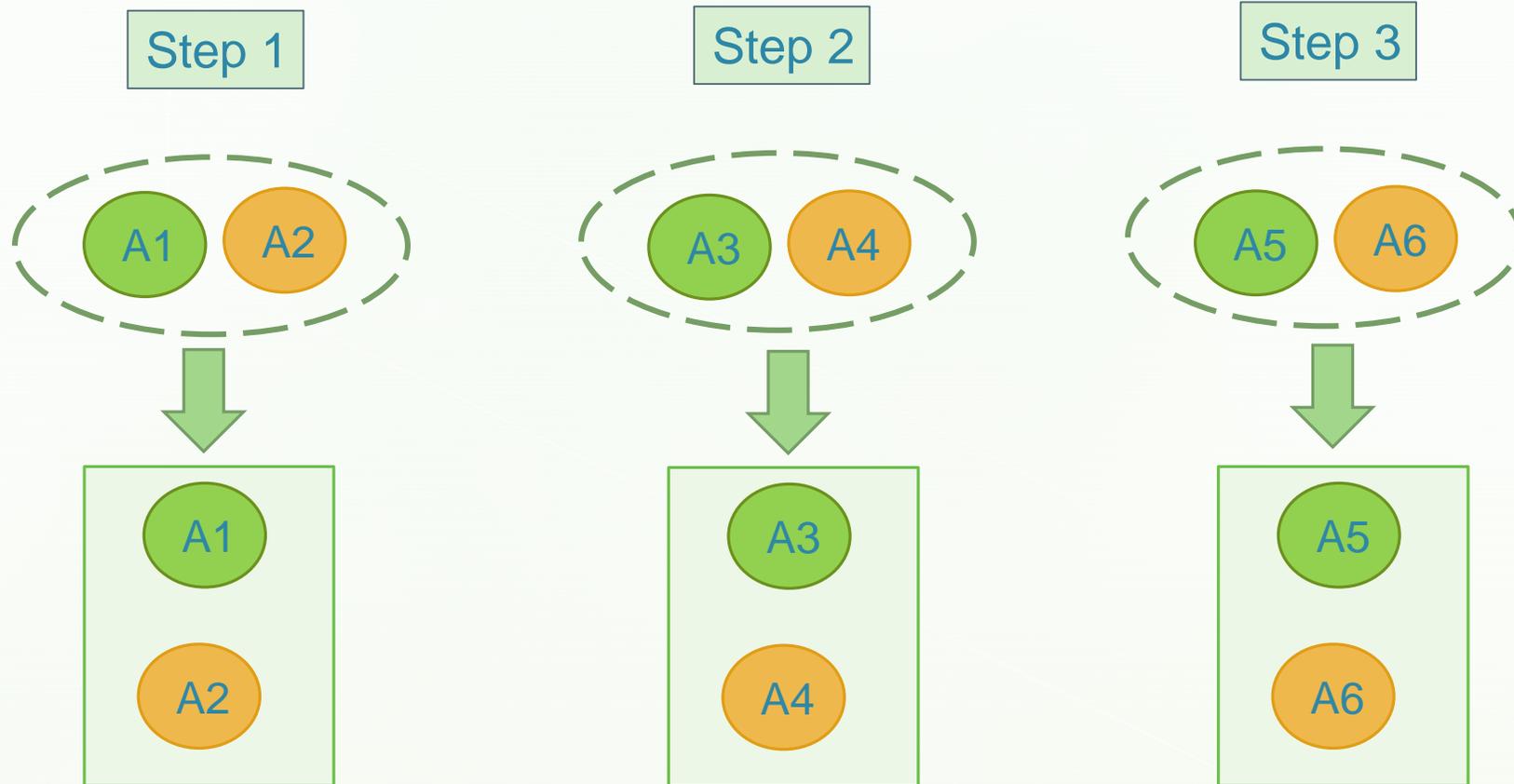
4. Instanciation du système



Définition du modèle (1)



→ Chaque étape est **différente**



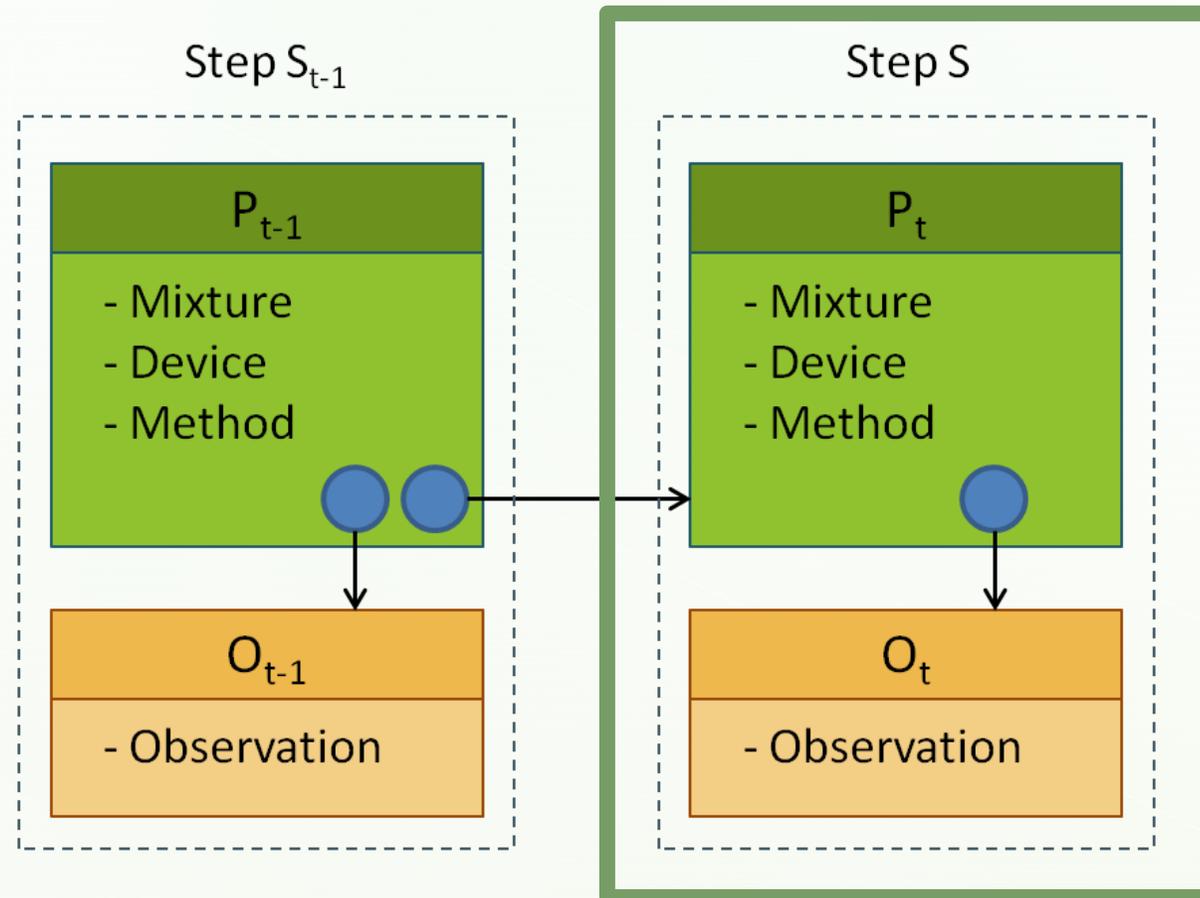
Une étape = une classe de schéma relationnel

Définition du modèle (2)



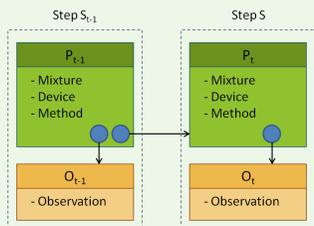
Définition d'une **structure générale** pour un processus de transformation

Permet une **compartmentalisation** et une **contrainte directionnelle d'apprentissage**



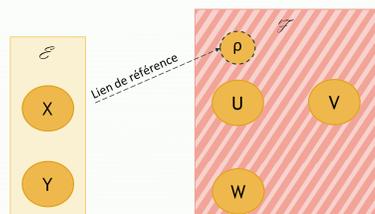
Définition du modèle (3)

Définition d'une méthode automatique d'apprentissage à partir de PO²

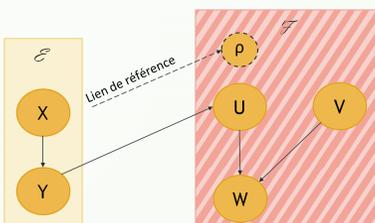


0. Définition d'un schéma relationnel général à partir des connaissances expertes et de l'ontologie noyau

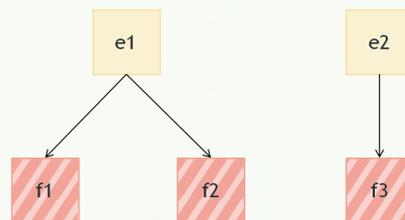
Définition



1. Construction d'un schéma relationnel utilisant l'ontologie de domaine



2. Apprentissage des relations entre attributs à l'aide d'une méthode classique



3. Instantiation du système

Construction

Apprentissage

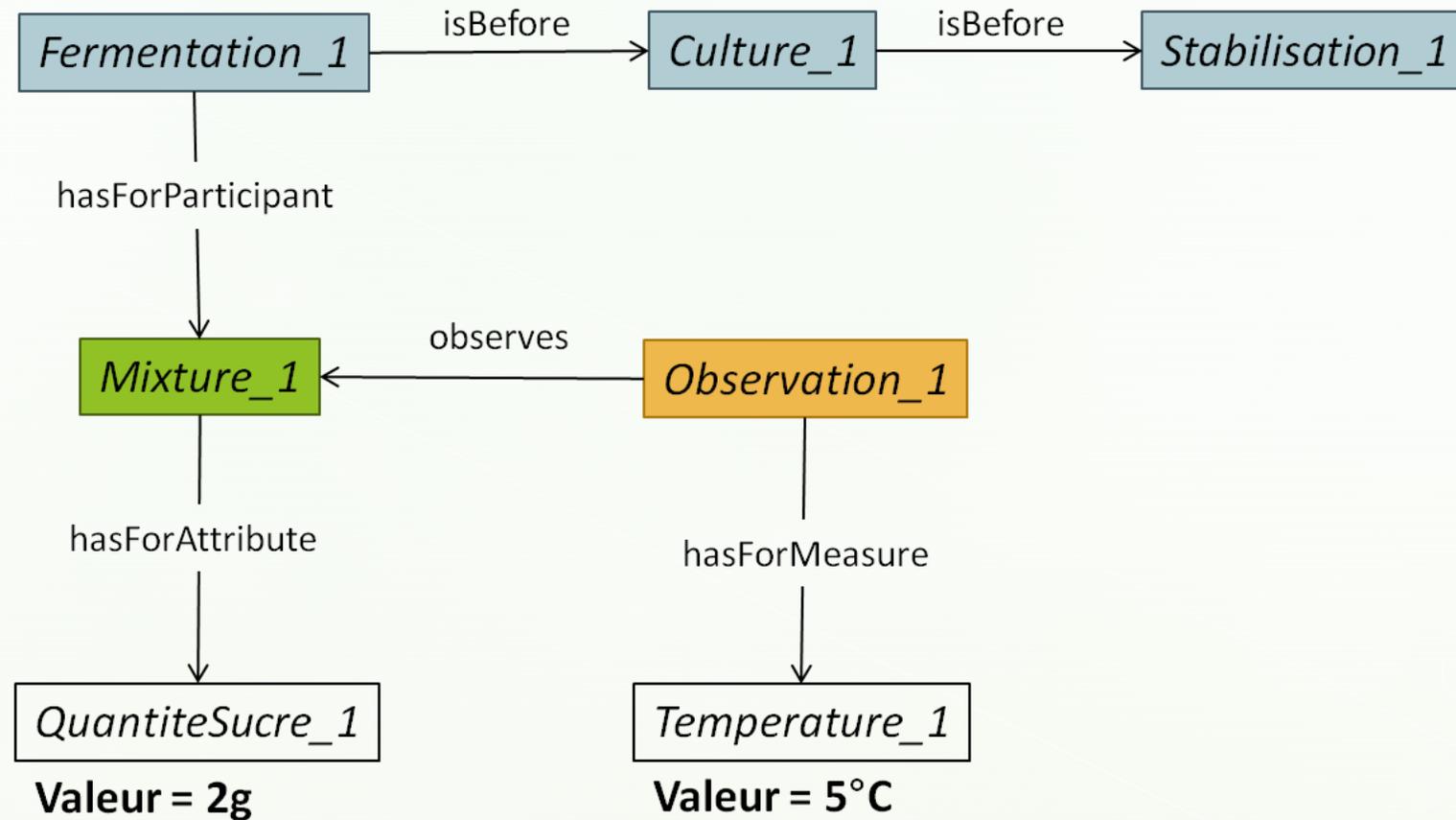
Instantiation

ON2PRM

Algorithme ON2PRM

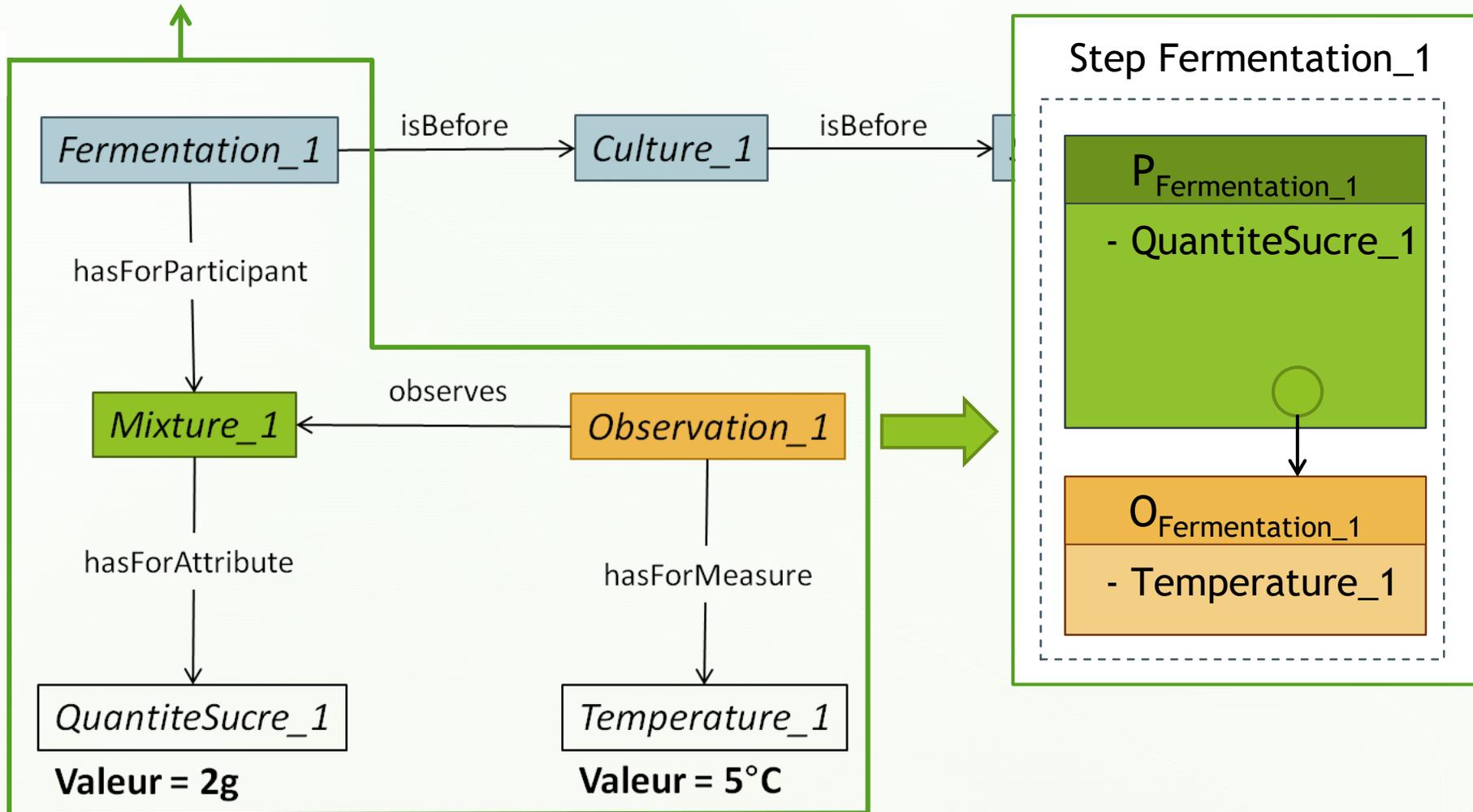


Exemple d'application sur un procédé de transformation



Algorithme ON2PRM – Étape 1

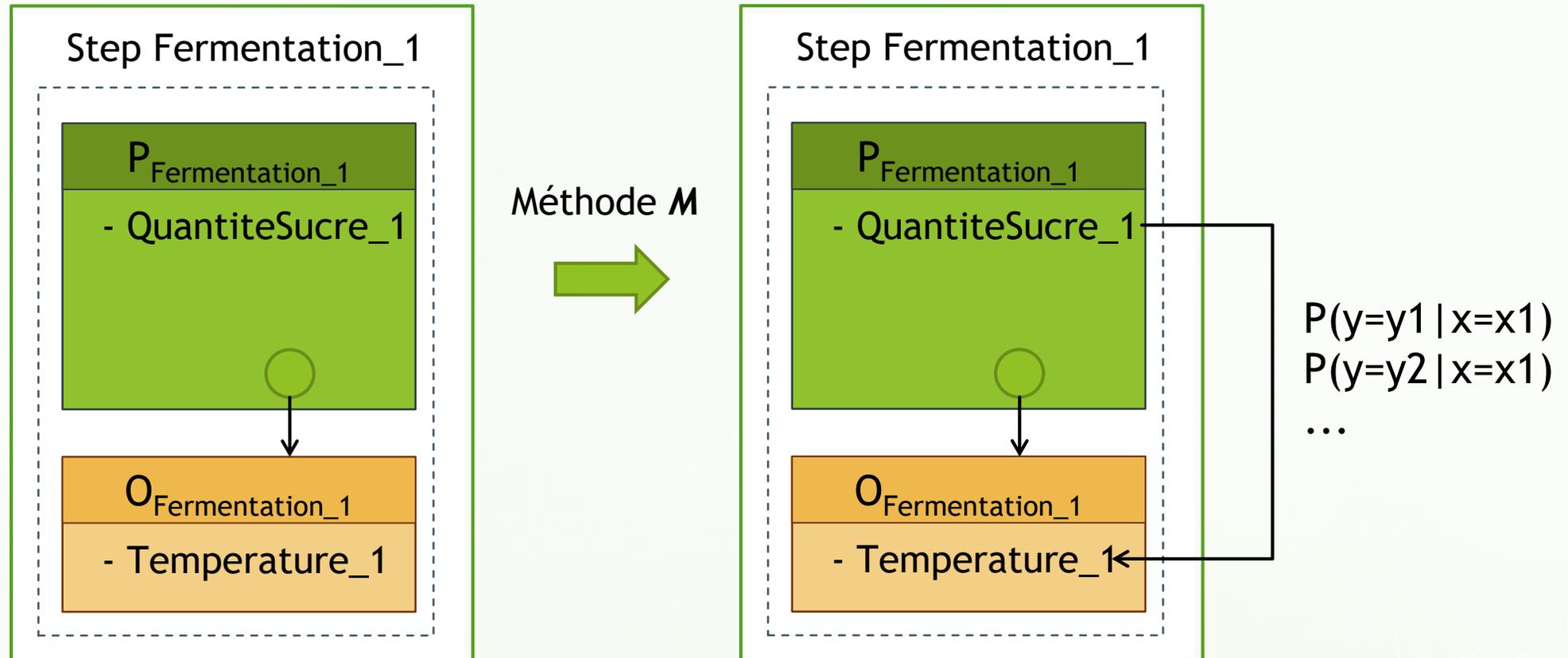
1. Pour chaque étape, construction d'un schéma relationnel



Algorithme ON2PRM – Étape 2

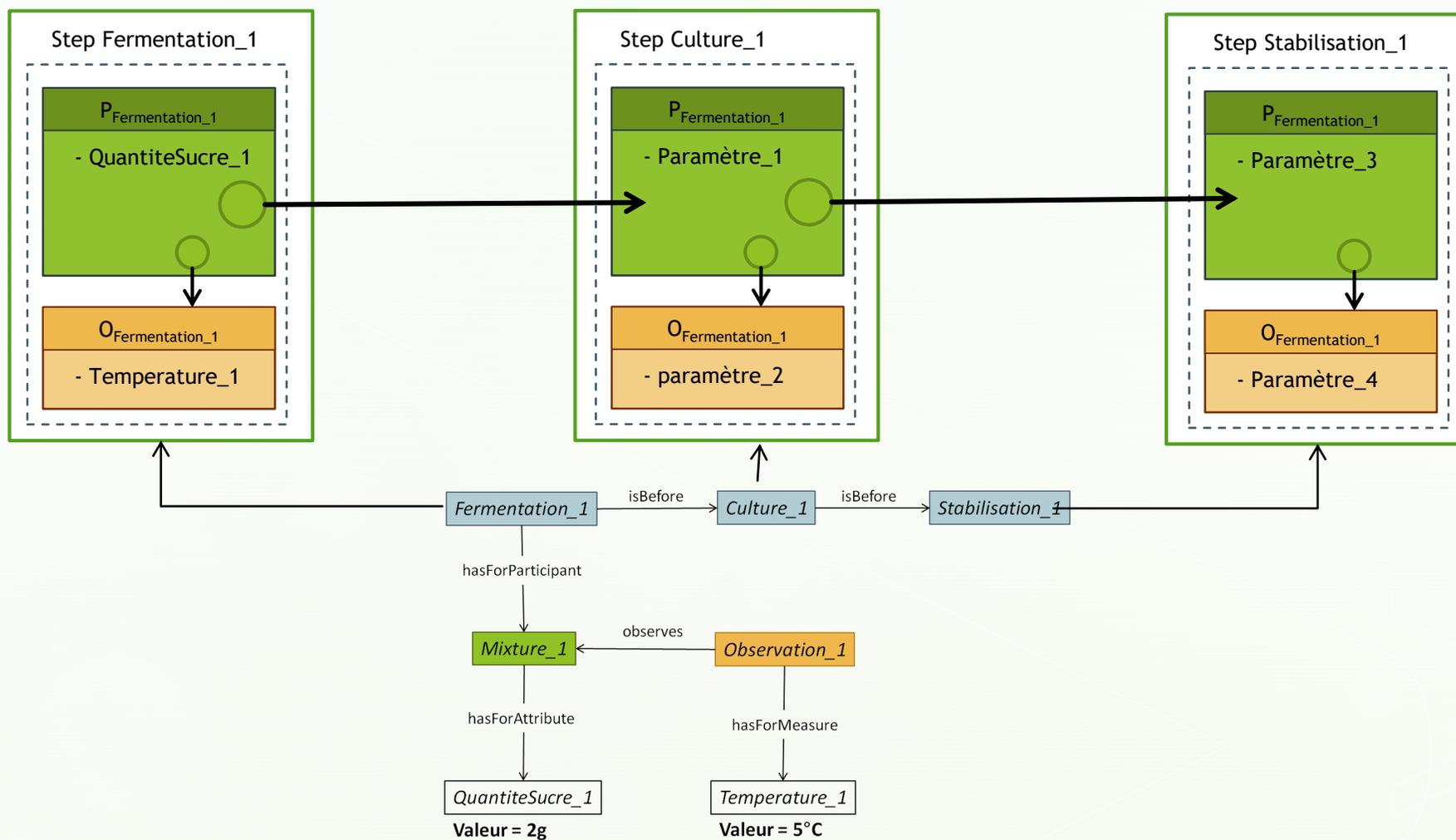


2. Depuis le schéma relationnel, apprentissage du modèle relationnel



Algorithme ON2PRM – Étape 3

3. À partir de chaque modèle relationnel, instantiation du système



Test sur un jeu de données générées

Génération de
différents **procédés**

Paramètres variés

Nombre d'**étapes**

Nombre d'**attributs**

Nombre de **relations**

...

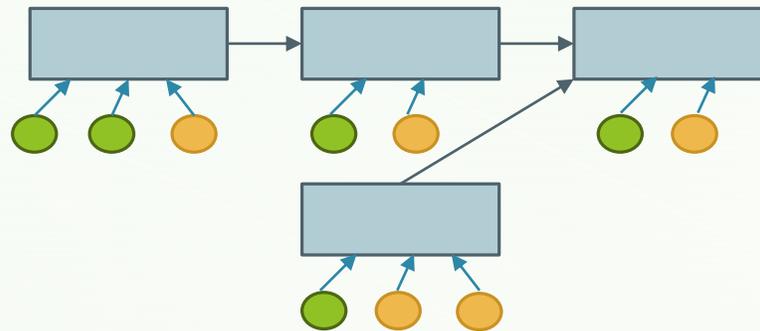


Différentes
configurations



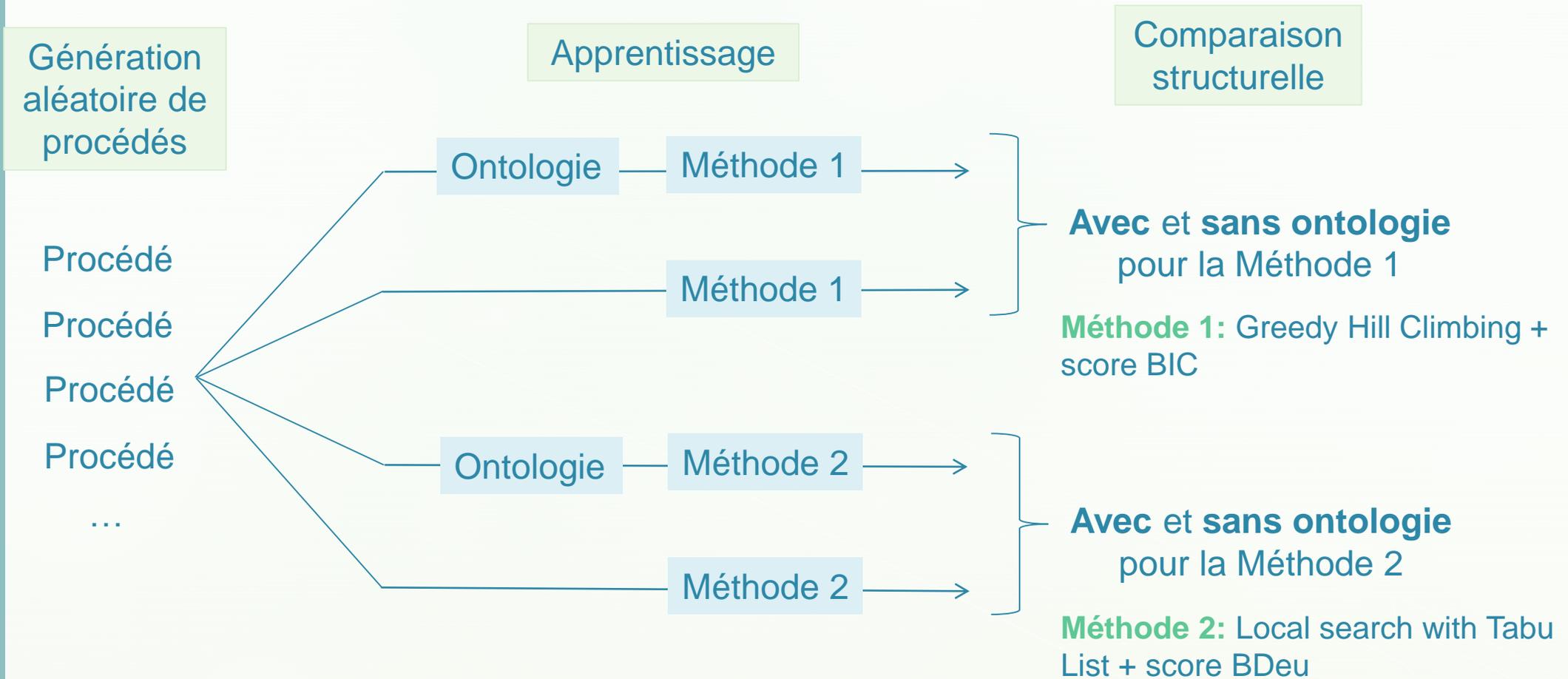
Génération de
différentes **bases
de données**

Exemple:

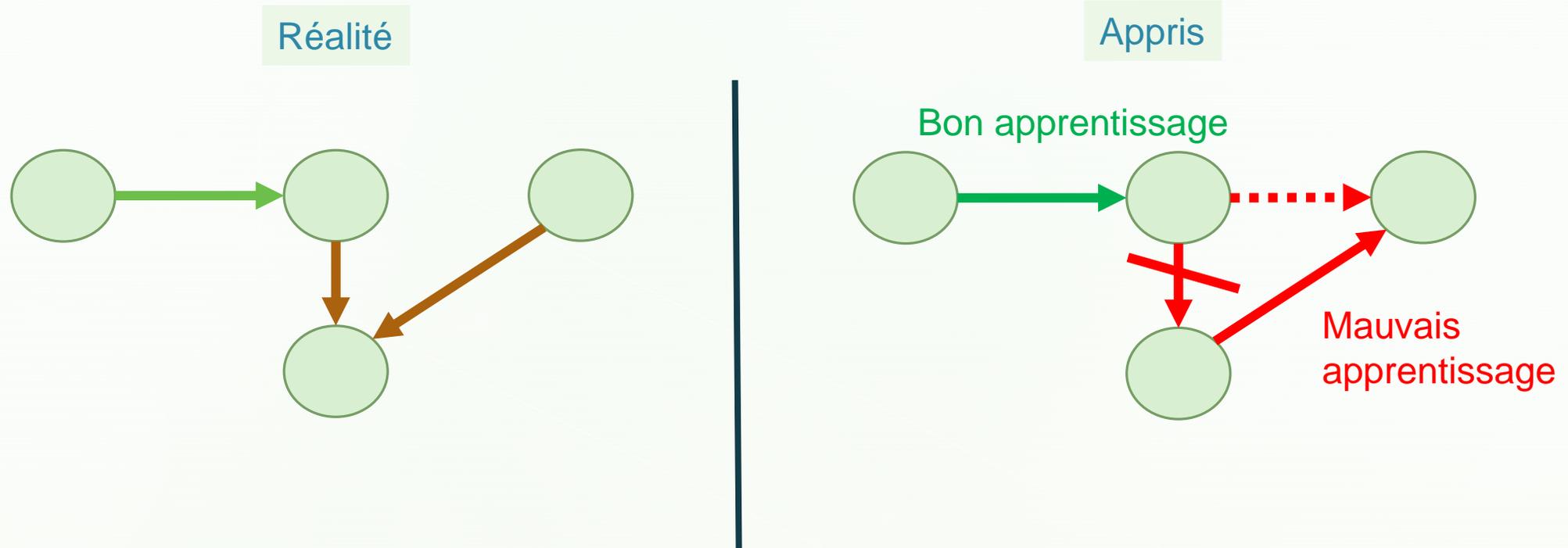


●	●	●	●	●	...
5	2	8	3	1	...
7	9	8	1	3	...
5	9	6	3	3	...
5	2	6	1	3	...
7	9	8	3	1	...
5	2	6	3	1	...
5	2	8	3	1	...
7	9	8	1	3	...
5	9	6	3	3	...
5	2	6	1	3	...
7	9	8	3	1	...
5	2	6	3	1	...

Évaluation



Comparaison structurelle



- **Absence ou présence** de liens appris
- **Orientation** des liens appris

Exemple de résultats pour un procédé

Méthode	Taille	Rappel		Précision		F-score	
		ON2PRM(M)	M	ON2PRM(M)	M	ON2PRM(M)	M
M1	50	0.26 [0.04]	0.16 [0.03]	0.95 [0.05]	0.81 [0.09]	0.40 [0.05]	0.27 [0.04]
	100	0.39 [0.04]	0.24 [0.04]	0.97 [0.02]	0.87 [0.07]	0.54 [0.05]	0.37 [0.05]
	150	0.47 [0.04]	0.28 [0.04]	0.97 [0.02]	0.86 [0.06]	0.62 [0.04]	0.41 [0.05]
	200	0.51 [0.04]	0.31 [0.04]	0.97 [0.02]	0.88 [0.06]	0.66 [0.04]	0.44 [0.05]
M2	50	0.44 [0.04]	0.27 [0.04]	0.82 [0.04]	0.46 [0.05]	0.56 [0.04]	0.33 [0.04]
	100	0.53 [0.04]	0.33 [0.04]	0.90 [0.03]	0.61 [0.06]	0.66 [0.04]	0.42 [0.05]
	150	0.57 [0.04]	0.38 [0.05]	0.92 [0.03]	0.69 [0.05]	0.70 [0.03]	0.48 [0.05]
	200	0.61 [0.04]	0.4 [0.04]	0.94 [0.02]	0.72 [0.05]	0.73 [0.03]	0.50 [0.05]

→ Résultats d'apprentissage meilleurs en utilisant notre algorithme ON2PRM

Conclusion



- Développement d'une approche pour raisonner sur les processus de transformation
- Résultats prometteurs sur des données synthétiques

Futur travaux

- Tester l'algorithme sur de vraies données
- Adapter l'approche sur d'autres ontologies