



## Pack Quantique : PROJET AQADEF

### Avantage Quantique pour la détection de Fraudes

24/04/2024



# Contexte du projet

- En 2020  Jusqu'à 10 % de rentabilité supplémentaire (Alfa)
- En 2022  587M€ de fraude
-  Proportion de fraudeurs assumés

## Conséquences :

- Rentabilité des assureurs
- Répercussions sur l'ensemble des assurés



# Valeur pour le partenaire



Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration

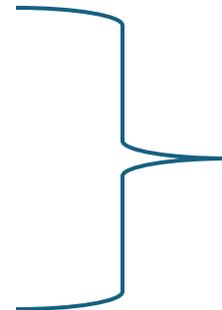
# Valeur pour le partenaire



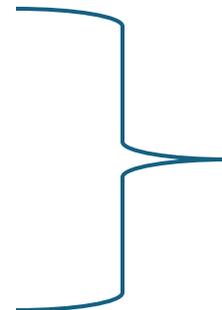
Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration



# Valeur pour le partenaire

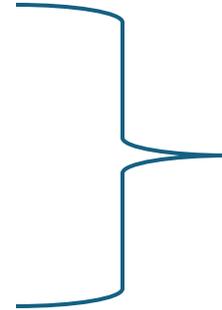


Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration

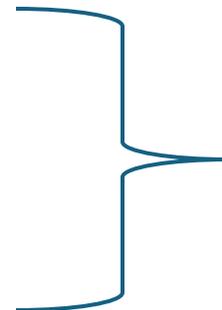
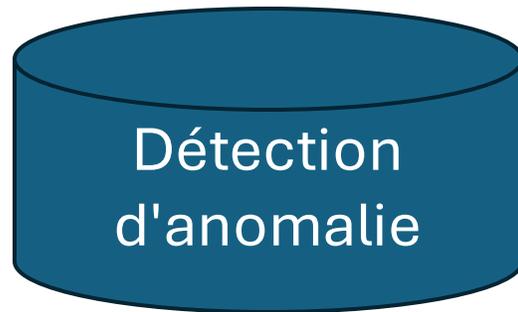


Productivité  
Coûts opérationnels

# Valeur pour le partenaire

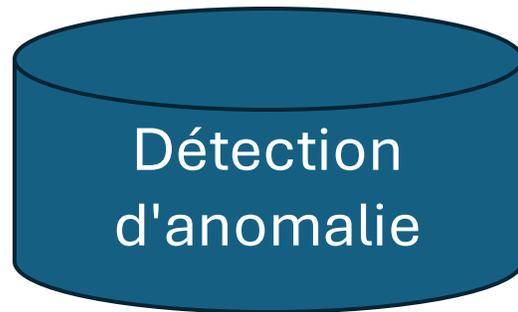


Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration



Productivité  
Coûts opérationnels

# Valeur pour le partenaire



Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration



Classification



Productivité  
Coûts opérationnels

# Valeur pour le partenaire

Données de sinistres

Détection  
d'anomalie

Expert métier



Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration

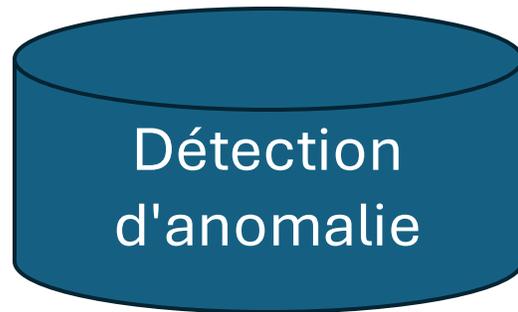


Classification  
Réseaux de neurones



Productivité  
Coûts opérationnels

# Valeur pour le partenaire



Profil assuré  
+  
Caractéristiques  
de la déclaration



Classification  
Réseaux de neurones  
Modèles graphiques  
probabilistes



Productivité  
Coûts opérationnels

## Pourquoi les modèles graphiques probabilistes ?

- Approche intuitive favorisant interprétabilité et explicabilité
- Identifier les schémas complexes entre les données
- Robustesse face aux valeurs manquantes
- Tolérance aux jeux de données non équilibrés
- Capacité de généralisation

## Pourquoi les modèles graphiques probabilistes ?

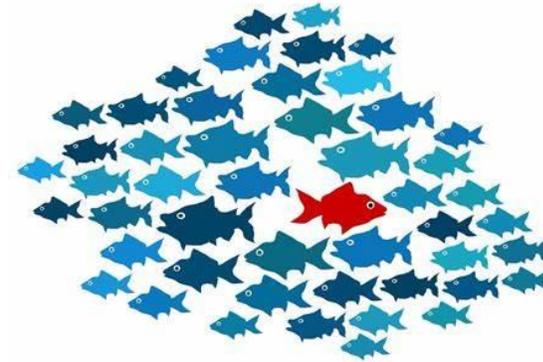
- Approche intuitive favorisant interprétabilité et explicabilité
- Identifier les schémas complexes entre les données
- Robustesse face aux valeurs manquantes
- Tolérance aux jeux de données non équilibrés
- Capacité de généralisation

### Limites :

- Complexité, extensibilité

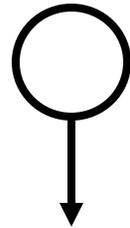
# Approche envisagée

## Modèle graphique probabiliste

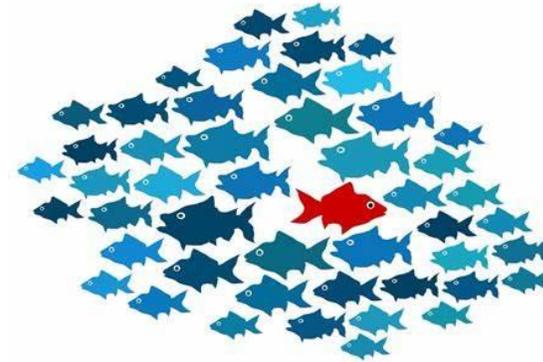


# Approche envisagée

## Modèle graphique probabiliste

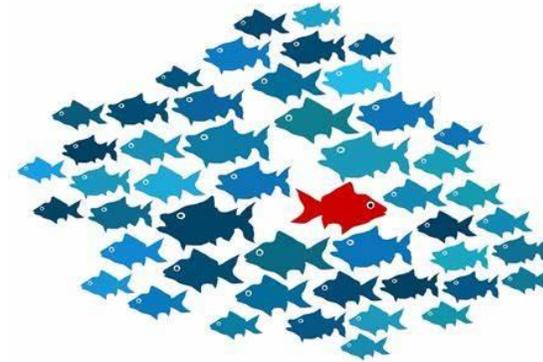
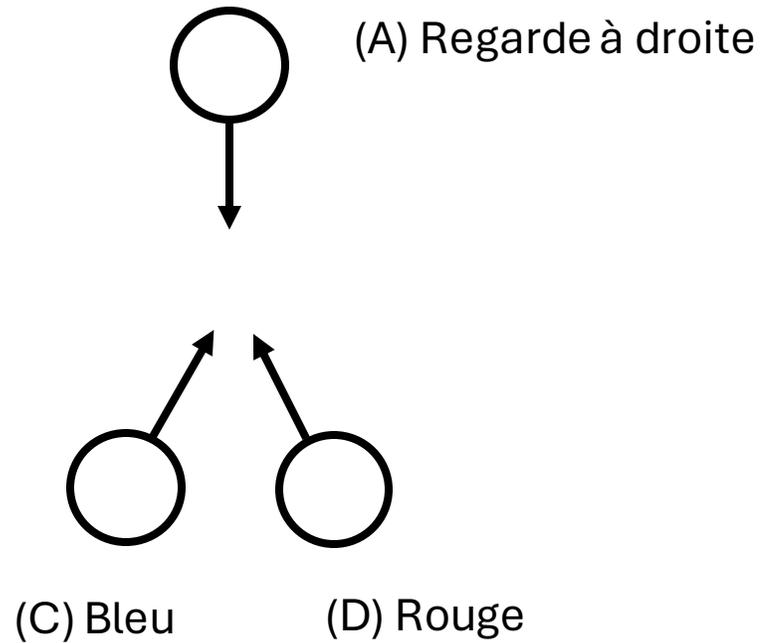


(A) Regarde à droite



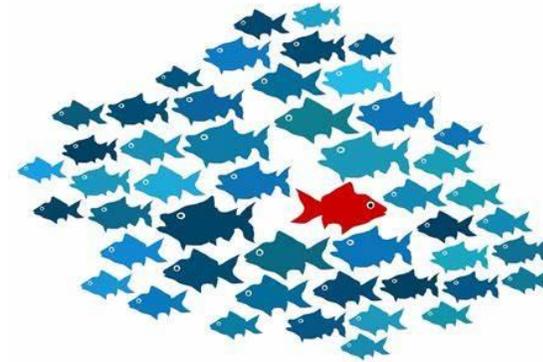
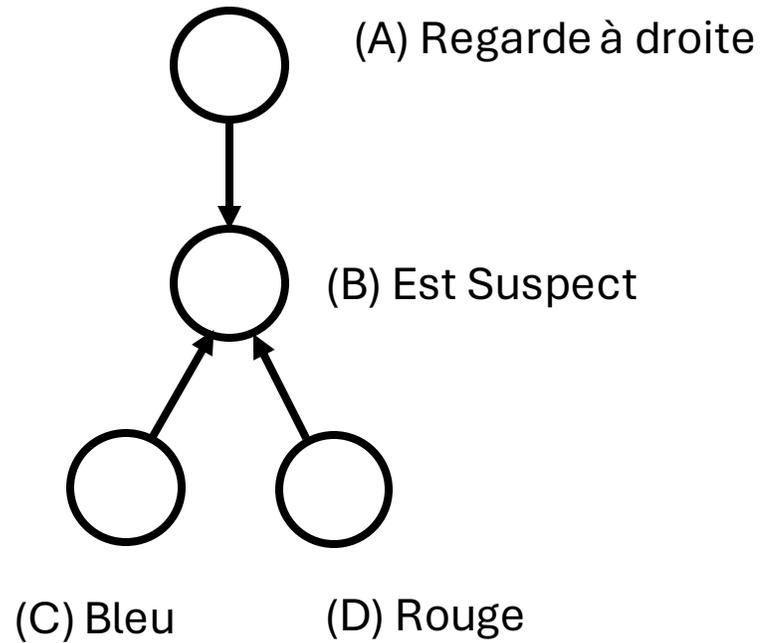
# Approche envisagée

## Modèle graphique probabiliste



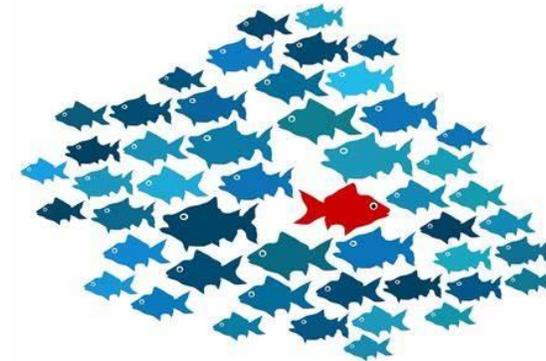
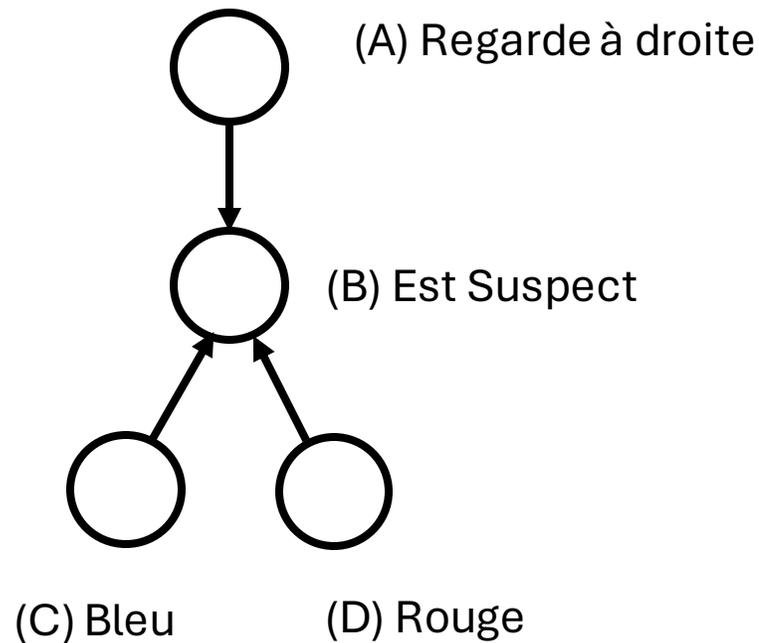
# Approche envisagée

## Modèle graphique probabiliste



$$P(B|A) = 1, P(B|D) = 1, P(B|C) = 0$$

## Modèle graphique probabiliste

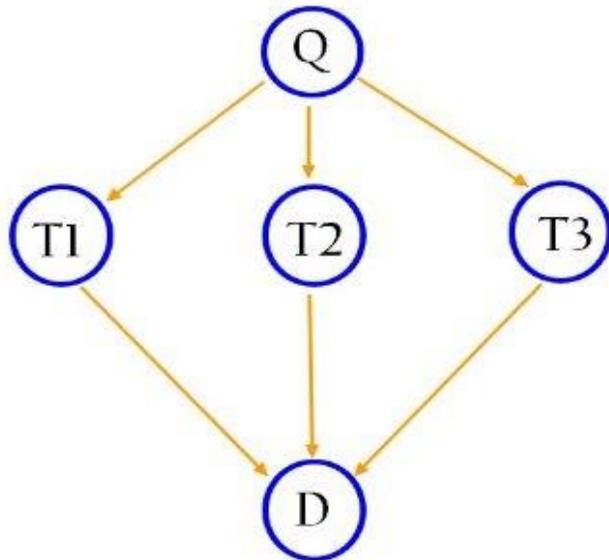


$$P(B|A) = 1, P(B|D) = 1, P(B|C) = 0$$

- Un nombre d'arbre à explorer qui grandit exponentiellement avec le nombre de variable ...

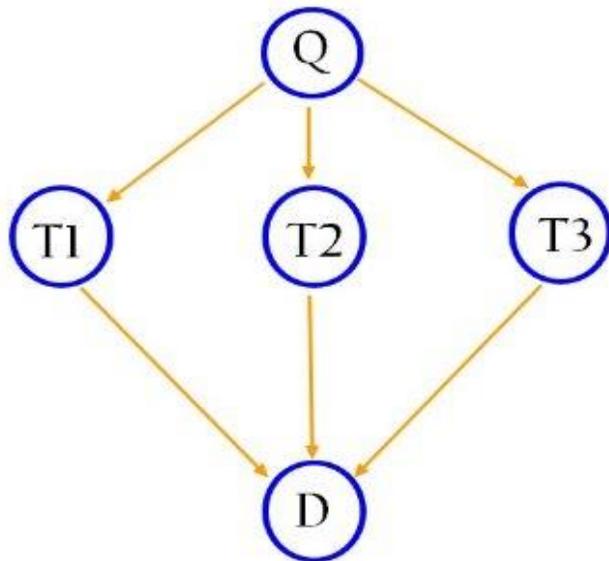
## Modèle graphique probabiliste

### Réseau bayésien

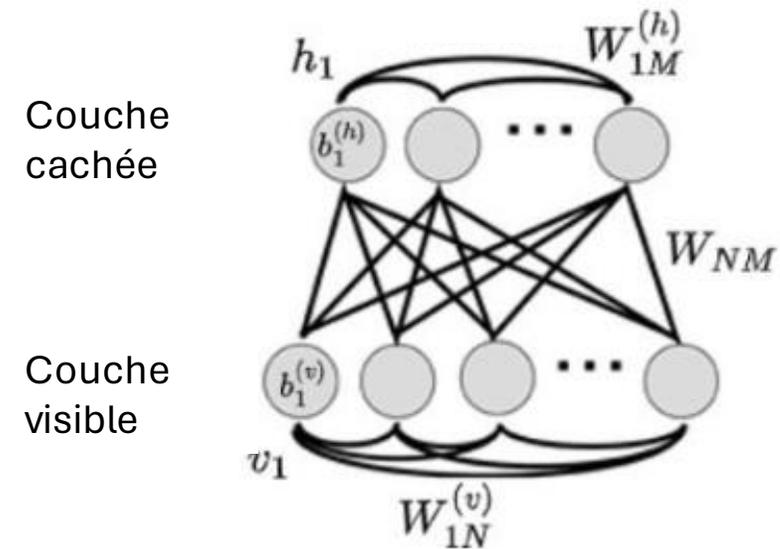


## Modèle graphique probabiliste

### Réseau bayésien

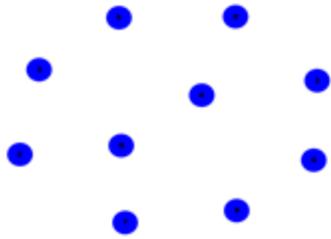
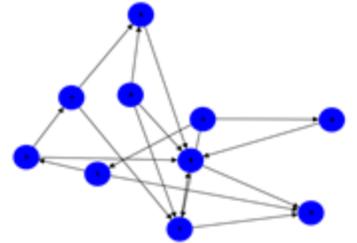


### Machine de Boltzmann



## Apprentissage de structure de graphe

Approches basées sur les contraintes



Approches basées sur le score

*Méthodes d'optimisation classiques*

*Capacités quantiques*

## Evaluation de la structure

- Score de Longueur Minimale de Description (MDL)
- Score Bayésien Dirichlet équivalent uniforme (BDeu)
- Le Critère d'Information Bayésien (BIC)
- Le Critère d'Information d'Akaike (AIC)

## Apprentissage des paramètres

$$L(\theta|Y) = P(Y|\theta)$$

$Y$  : données observées

$\theta$  : paramètres du modèle

$P(Y|\theta)$  : probabilité d'observer  $Y$

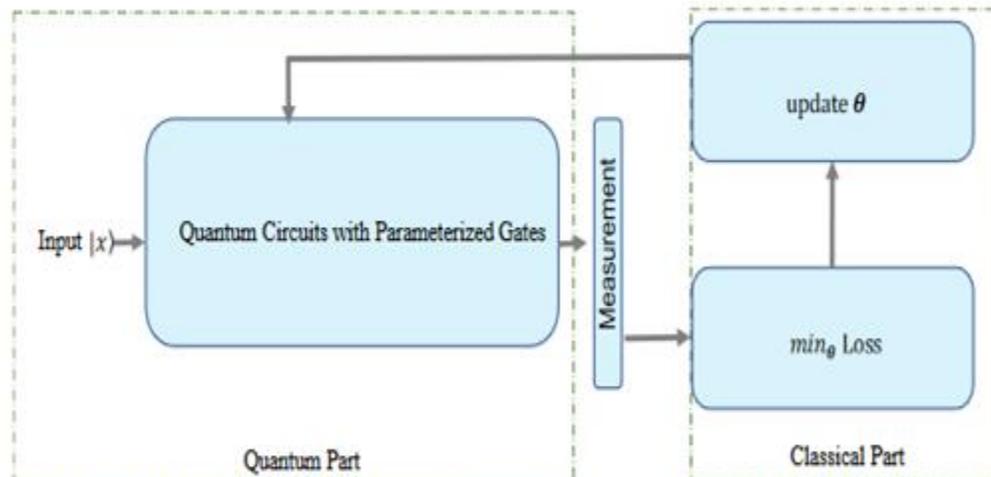
étant donné une instance  $\theta$  du modèle

Algorithme Espérance-Maximisation

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} L(\theta|Y)$$

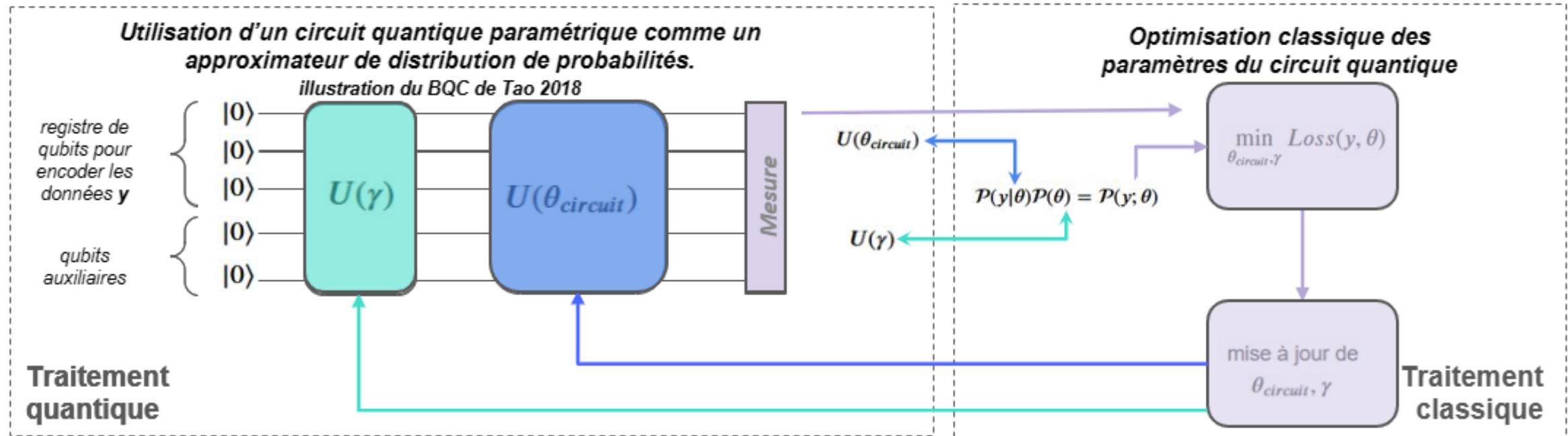
QUBO -> recuit quantique

Encodage de la distribution  
comme un modèle  
quantique



QAOA/VQE ...

# Approche quantique des réseaux bayésiens



[2] Quantum circuit representation of Bayesian networks Sima E. Borujeni James E. Steck , Saideep Nannapaneni , Nam H. Nguyen , Elizabeth C. Behrman

[3] Bayesian Quantum Circuit Yuxuan Du, Tongliang Liu, and Dacheng Tao

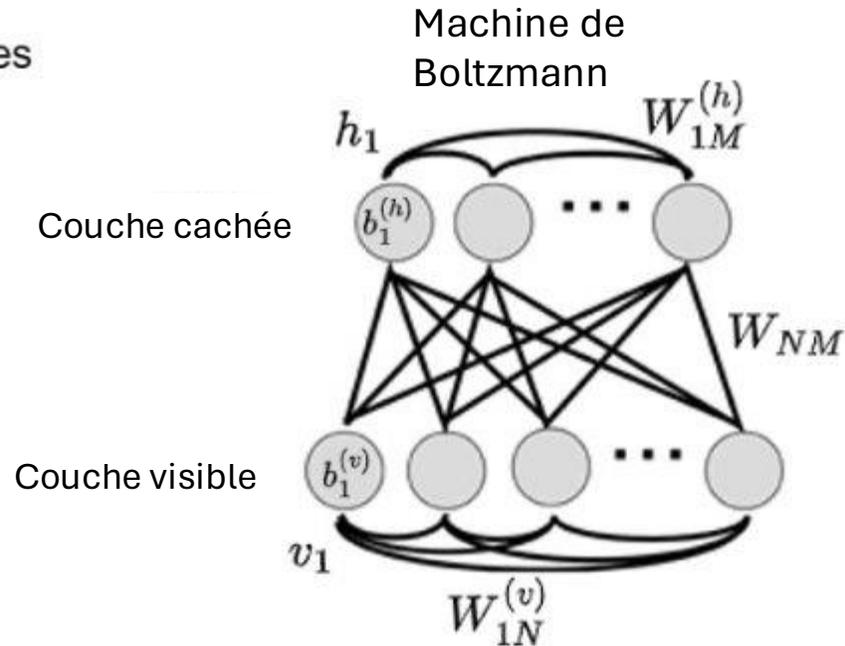
## Machine de Boltzmann

- Machine de Boltzmann  $\Leftrightarrow$  Réseau de neurones stochastiques
- Modèle probabiliste graphique  
 $\Rightarrow$  probabilité d'un état  $(\mathbf{v}, \mathbf{h})$ :

$$p(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{\exp\left(-\frac{E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta})}{T}\right)}{Z}$$
$$Z = \sum_{(\mathbf{v}, \mathbf{h}) \in \{0,1\}^{N \times M}} \exp\left(-\frac{E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta})}{T}\right)$$

- Modèle basé sur l'énergie. Un état est totalement caractérisé par son énergie :

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}) = - \sum_{i,j} W_{ij} v_i h_j - \sum_{i,k < i} W_{ij}^{(v)} v_i v_j - \sum_{i,k < i} W_{ij}^{(h)} h_i h_j - \sum_{i=1}^N b_i^{(v)} v_i - \sum_{j=1}^M b_j^{(h)} h_j$$



## L'entraînement/apprentissage des BM

$$\frac{\partial D_{KL}(P_{\text{data}} \parallel P_{\text{model}})}{\partial W_{ij}} = \langle s_i s_j \rangle_{\text{data}} - \langle s_i s_j \rangle_{\text{model}} \quad (2)$$

$$\frac{\partial D_{KL}(P_{\text{data}} \parallel P_{\text{model}})}{\partial b_i^{(\cdot)}} = \langle s_i \rangle_{\text{data}} - \langle s_i \rangle_{\text{model}} \quad (3)$$

**Divergence de Kullback-Leibler**

## L'entraînement/apprentissage des BM

$$\frac{\partial D_{KL}(P_{\text{data}} || P_{\text{model}})}{\partial W_{ij}} = \langle s_i s_j \rangle_{\text{data}} - \langle s_i s_j \rangle_{\text{model}} \quad (2)$$

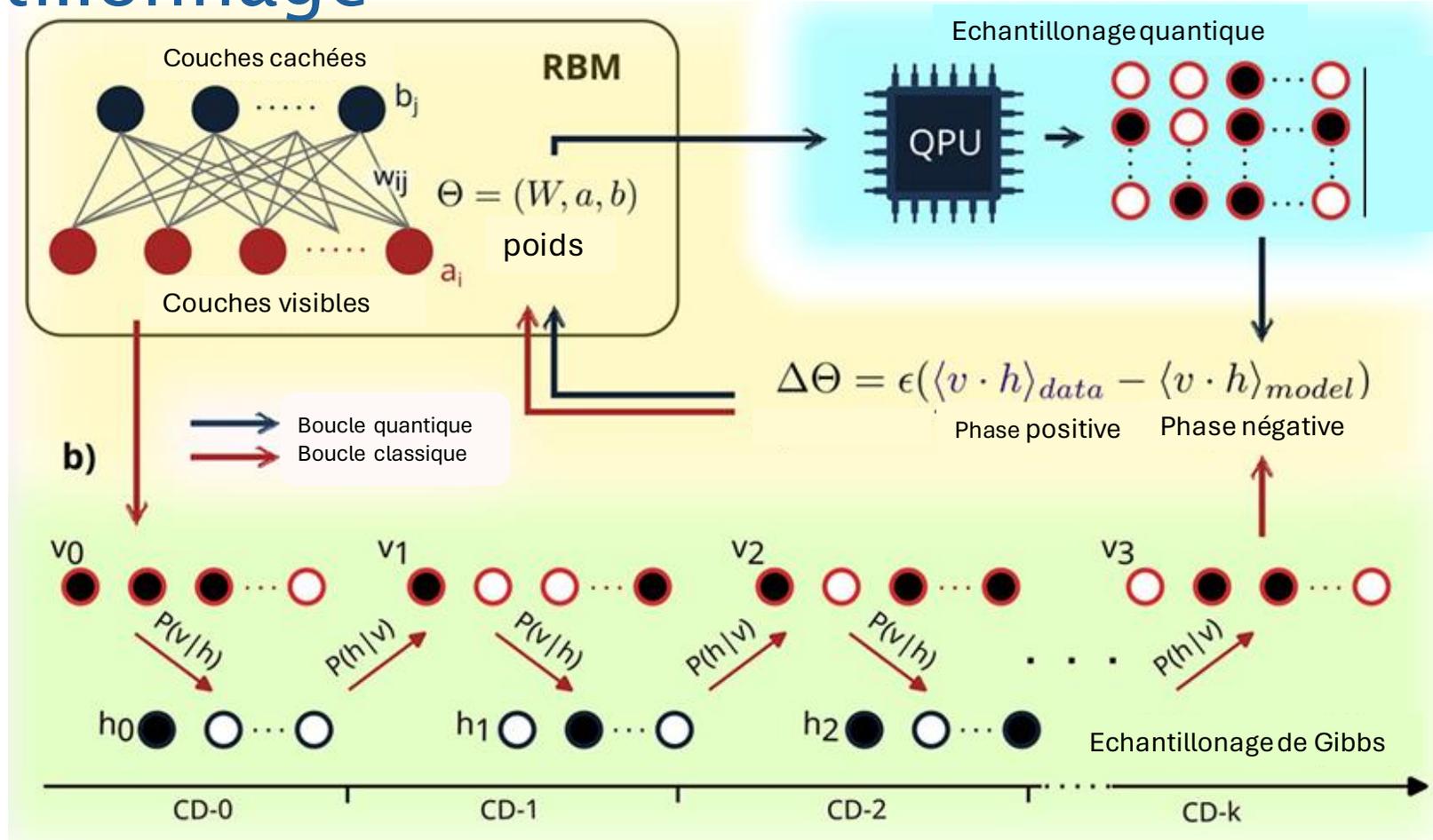
$$\frac{\partial D_{KL}(P_{\text{data}} || P_{\text{model}})}{\partial b_i^{(\cdot)}} = \langle s_i \rangle_{\text{data}} - \langle s_i \rangle_{\text{model}} \quad (3)$$

**Divergence de Kullback-Leibler**

**=> Solution: Echantillonnage**

# Machine de Boltzmann quantique

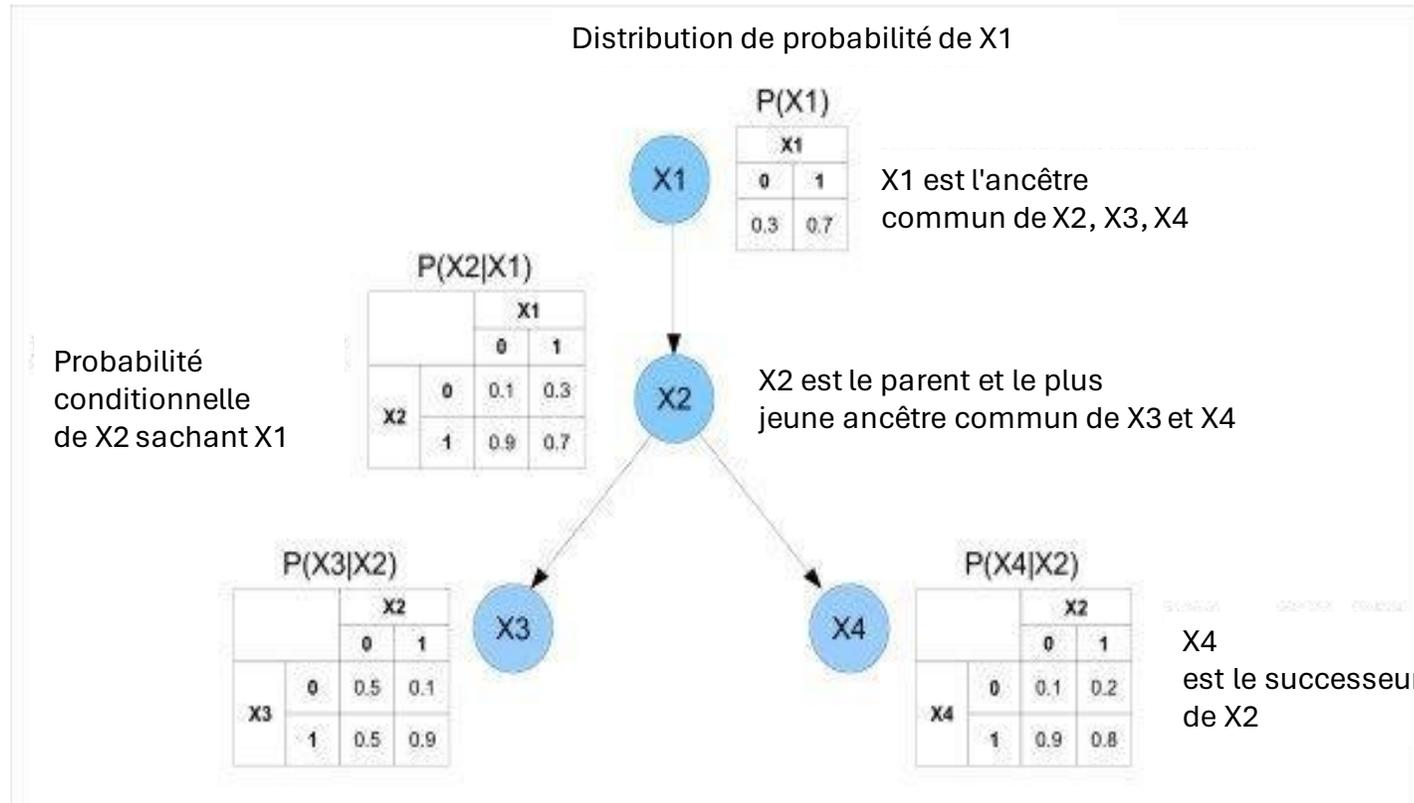
## Echantillonnage



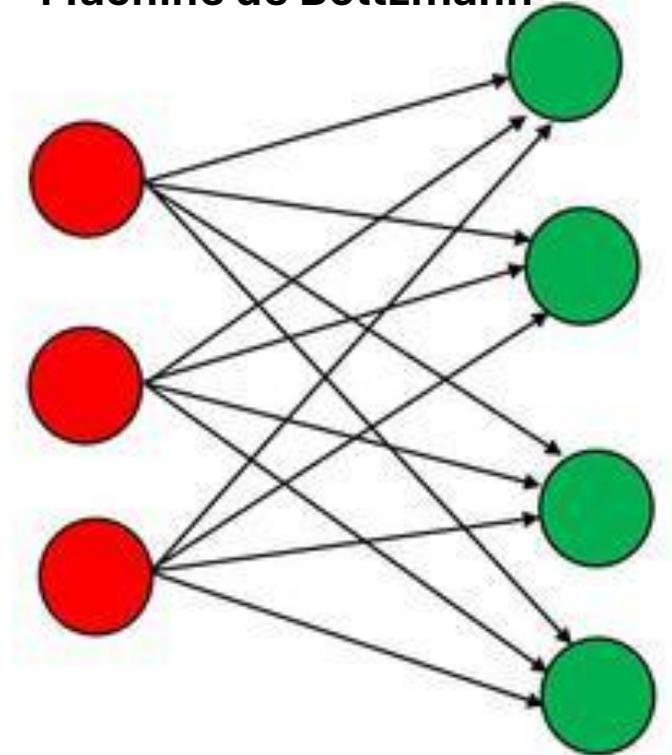
[4] Anomaly detection speed-up by quantum restricted Boltzmann machines Lorenzo Moro & Enrico Prati

# A retenir

## Réseau Bayésien



## Machine de Boltzmann



Couche visible

Couche cachée

### Avantage Quantique:

Apprentissage de la structure du graphe et des paramètres

### Avantage Quantique:

Echantillonnage

## Réseaux Bayésiens

- **Explicabilité élevée**
- **Supervisé**
- **Consistance** (accepte des jeux de données incomplets et non balancés)
- **Intervention facile d'un expert**
- **Avantage quantique plus conséquent lors de la mise à l'échelle** (NP Hard)
- **Littérature conséquente**

## Machines de Boltzmann

- **Explicabilité** (identification de la distribution des données et des corrélations)
- **Non-supervisé**
- **Consistance** (accepte des jeux de données incomplets et non balancés)
- **Profondeur variables** → Relations complexes et / ou non-linéaires si désiré
- **Amélioration de l'échantillonnage grâce aux technologies quantiques**

# Prochaines étapes

1.  
Phase  
préliminaire

2.  
Travail sur la  
donnée

3.  
Phase de  
Développement

4.  
Evaluation et  
analyse  
profonde du  
modèle



Avancement

# Merci