






Pack Quantique : PROJET AQADEF

Avantage Quantique pour la détection de Fraudes

24/04/2024



Contexte du projet

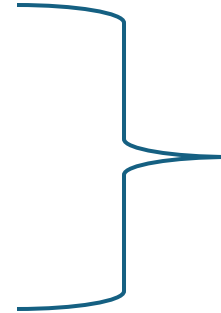
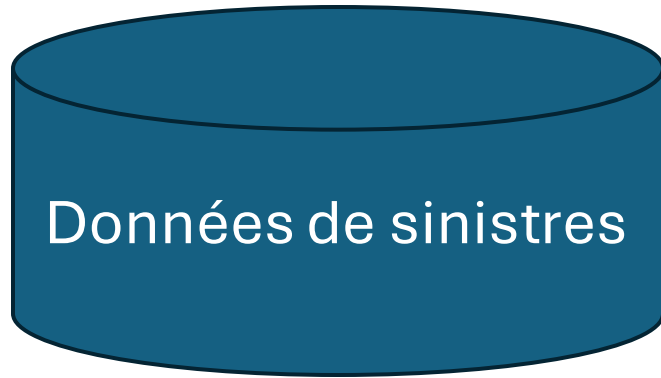
- En 2020  Jusqu'à 10 % de rentabilité supplémentaire (Alfa)
- En 2022  587M€ de fraude
-  Proportion de fraudeurs assumés

Conséquences :

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

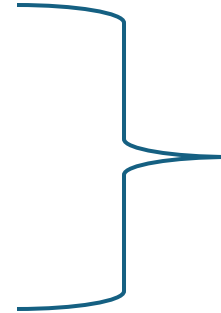
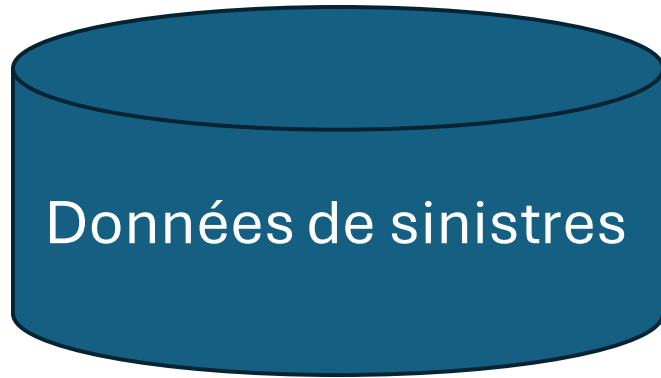


Valeur pour le partenaire



Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration

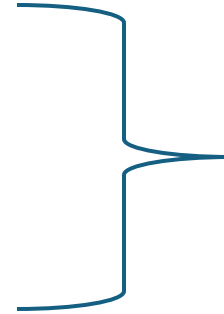
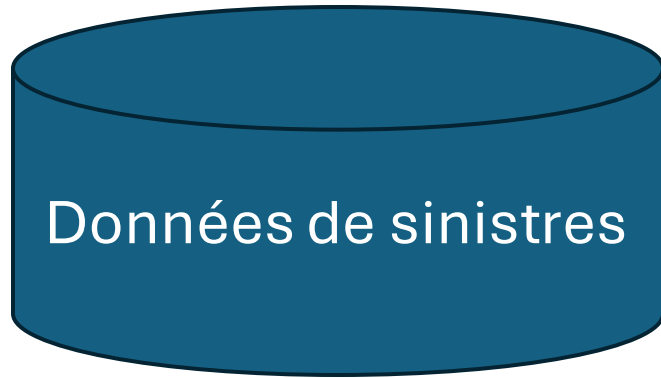
Valeur pour le partenaire



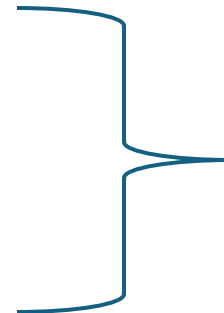
Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration



Valeur pour le partenaire

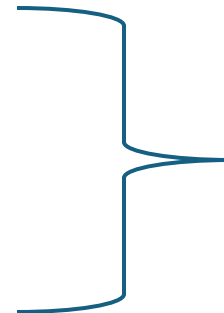


Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration

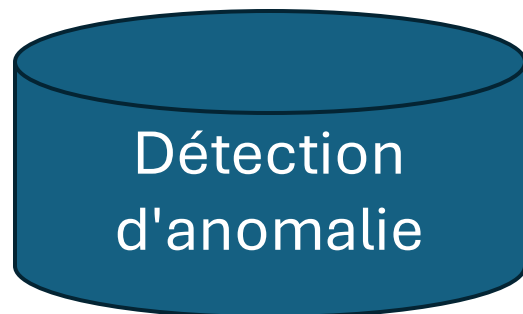


Productivité
Coûts opérationnels

Valeur pour le partenaire

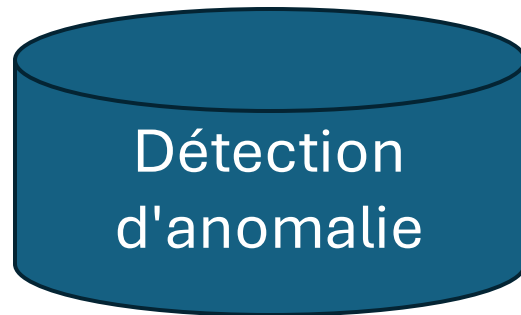


Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration



Productivité
Coûts opérationnels

Valeur pour le partenaire



Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration

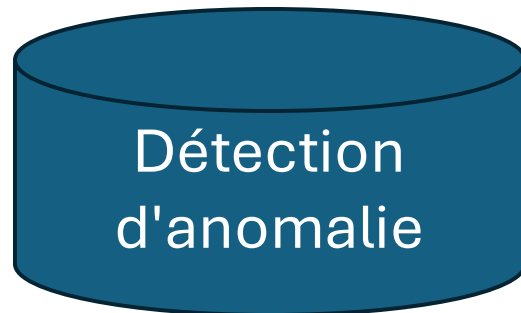


Classification



Productivité
Coûts opérationnels

Valeur pour le partenaire



Profil assuré
+
Caractéristiques
de la déclaration



Classification
Réseaux de neurones



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
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 ?

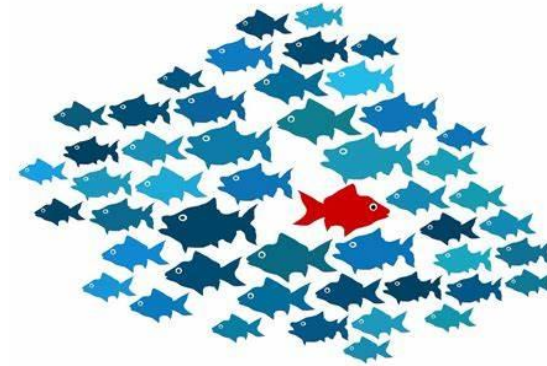
- Approche intuitive favorisant interprétabilité et explicabilité
- Identifier les schémas complexes entre les données
- Robustesse face aux valeurs manquantes
- Tolérance aux jeux de données non équilibrés
- Capacité de généralisation

Limites :

- Complexité, extensibilité

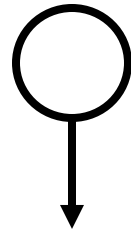
Approche envisagée

Modèle graphique probabiliste

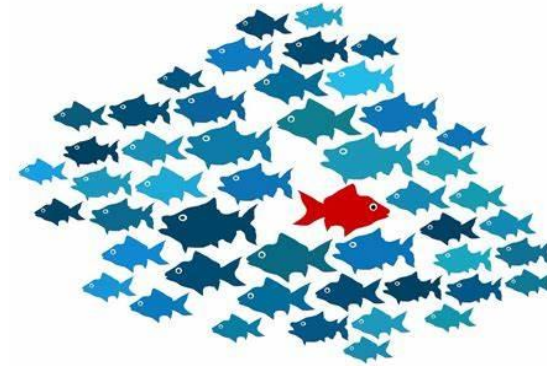


Approche envisagée

Modèle graphique probabiliste

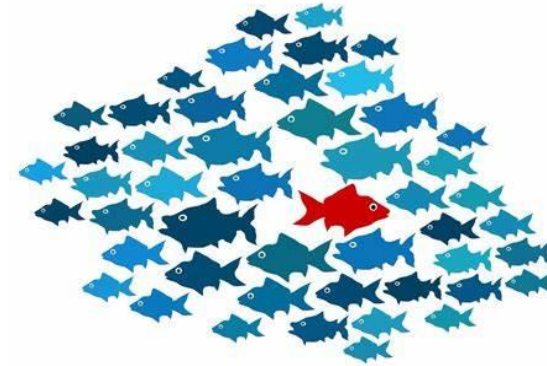
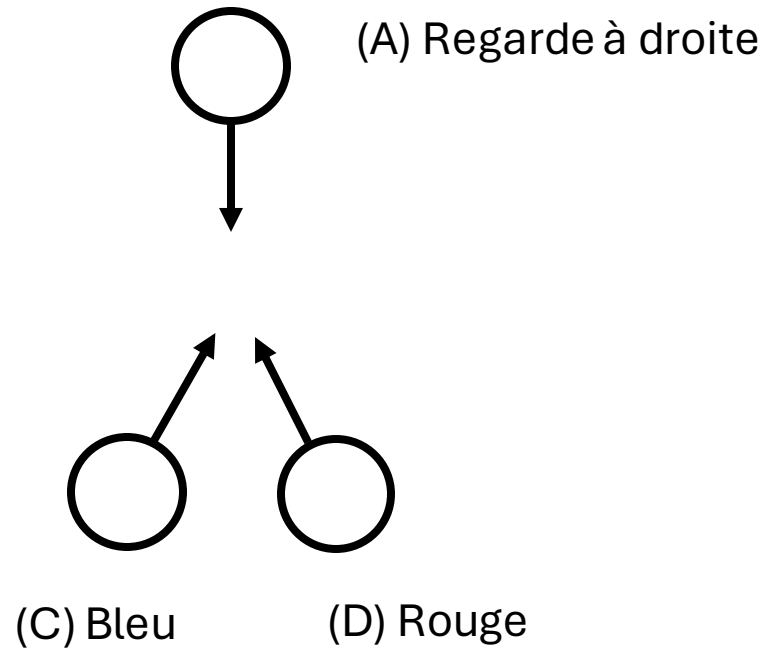


(A) Regarde à droite



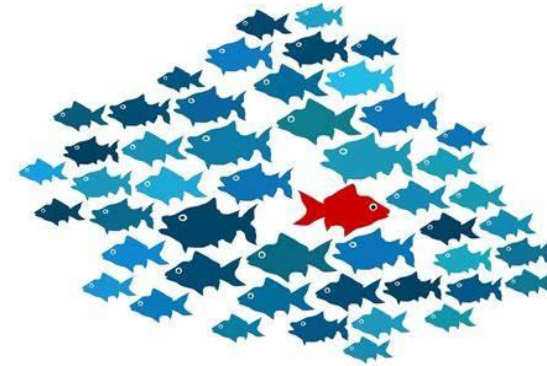
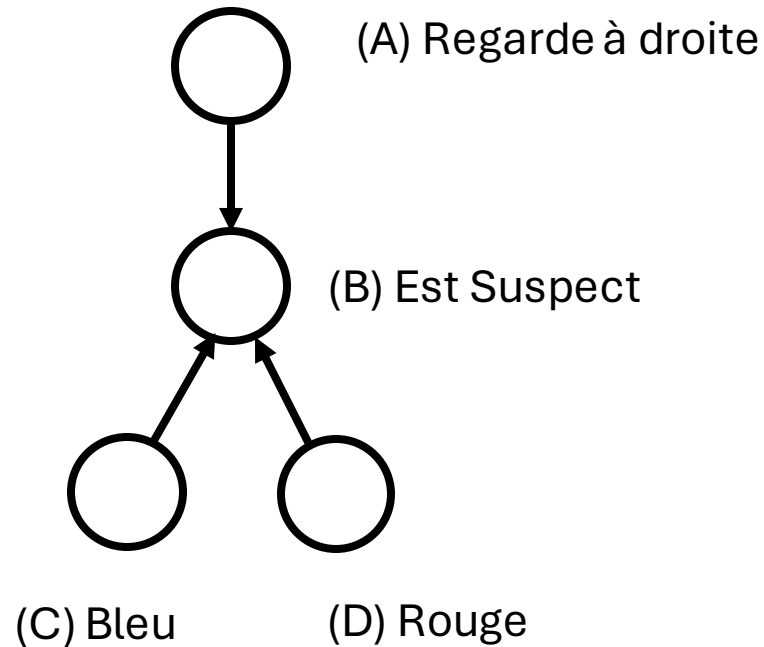
Approche envisagée

Modèle graphique probabiliste



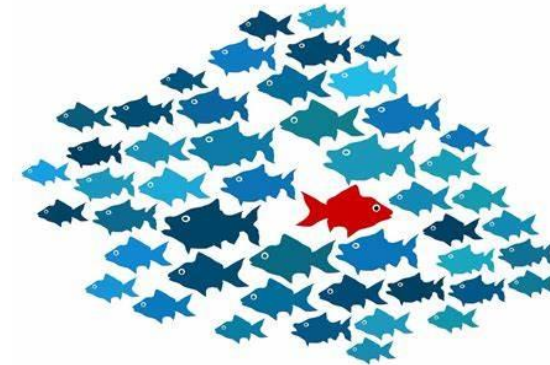
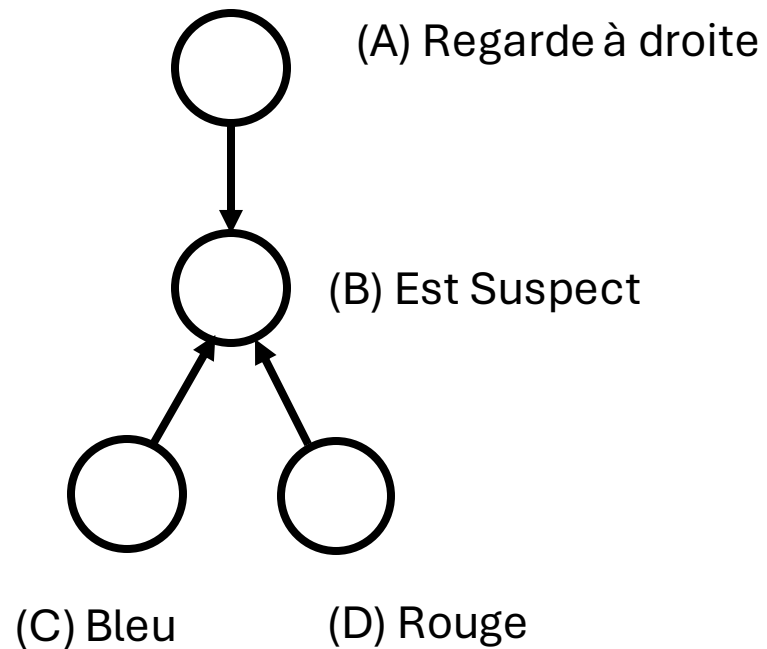
Approche envisagée

Modèle graphique probabiliste



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

Modèle graphique probabiliste

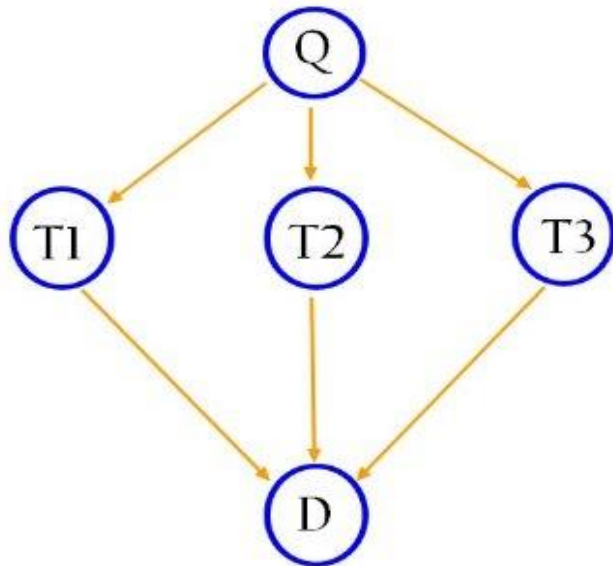


$$P(B|A) = 1, P(B|D) = 1, P(B|C) = 0$$

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

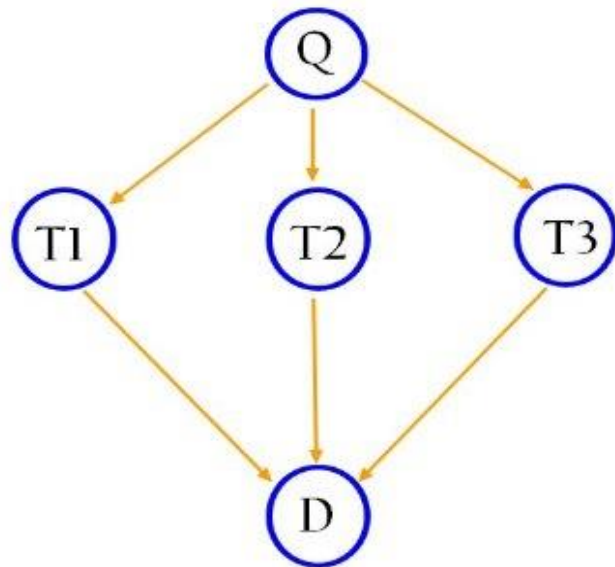
Modèle graphique probabiliste

Réseau bayésien

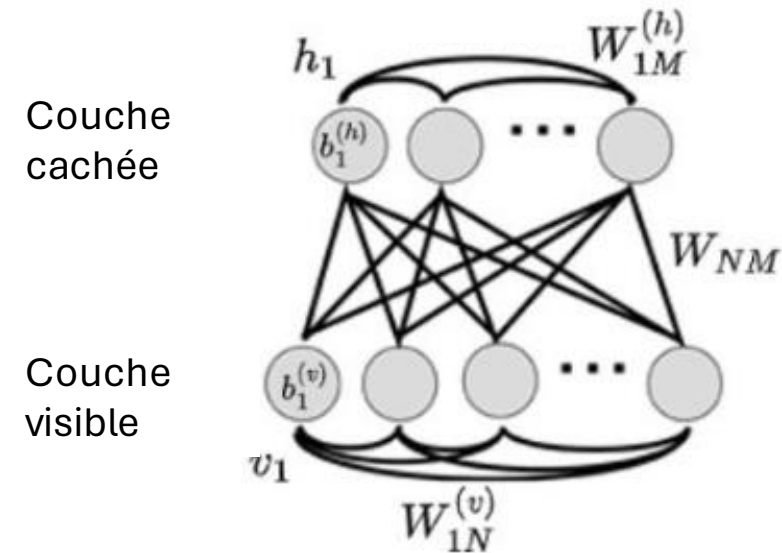


Modèle graphique probabiliste

Réseau bayésien

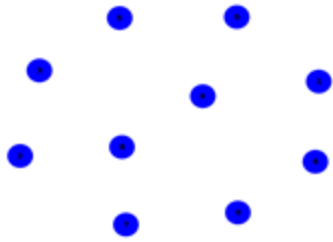
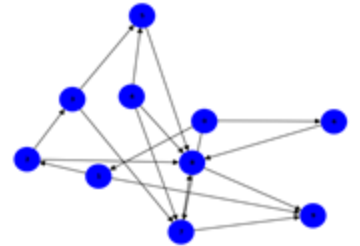


Machine de Boltzmann



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

θ : paramètres du modèle

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

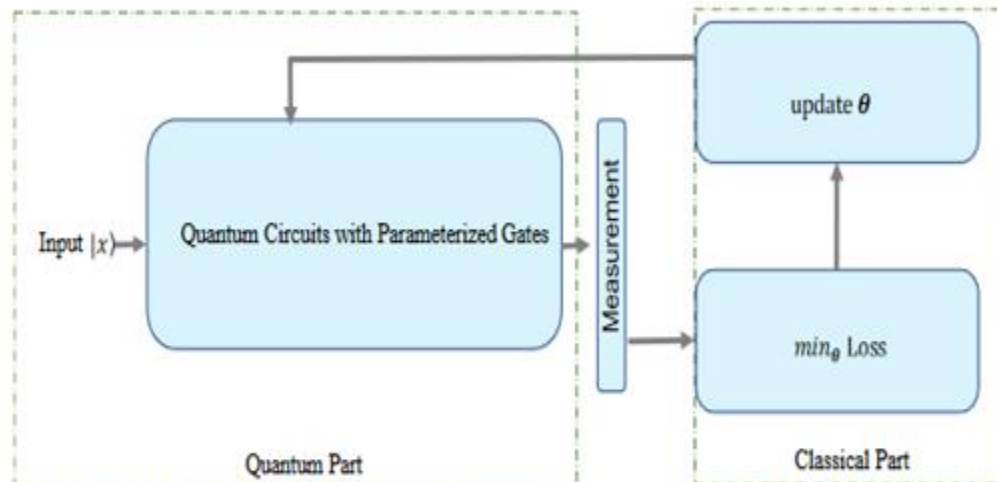
étant donné une instance θ du modèle

Algorithme Espérance-Maximisation

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

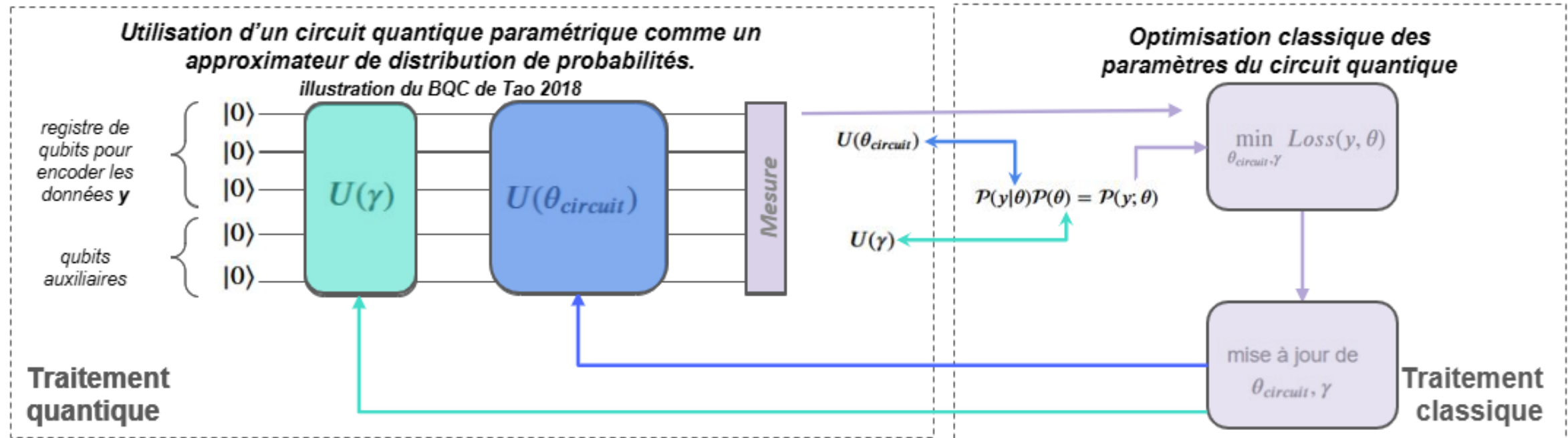
QUBO -> recuit quantique

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

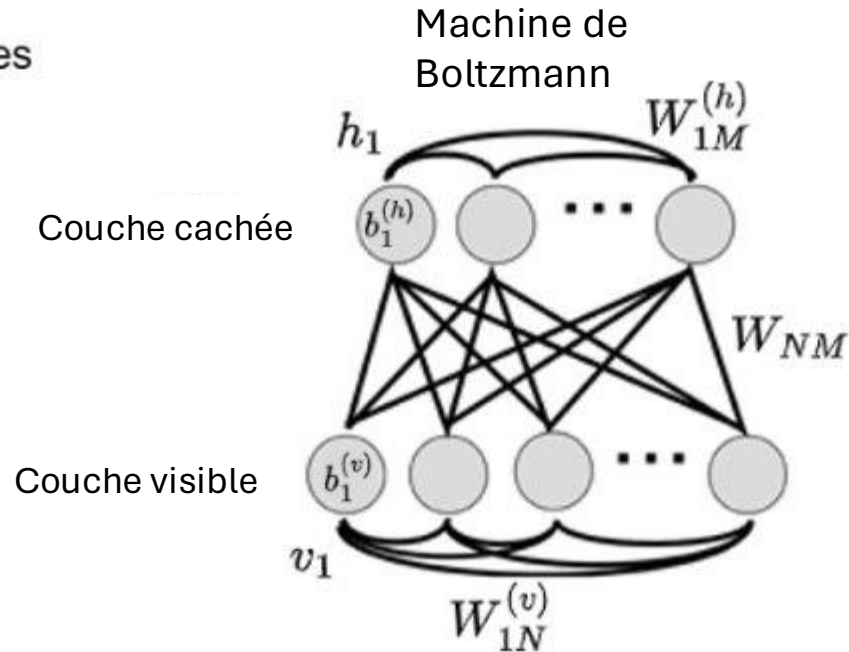
- Machine de Boltzmann \Leftrightarrow Réseau de neurones stochastiques
- Modèle probabiliste graphique \Rightarrow probabilité d'un état (\mathbf{v}, \mathbf{h}) :

$$p(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{\exp\left(-\frac{E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta})}{T}\right)}{Z}$$

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

- 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

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

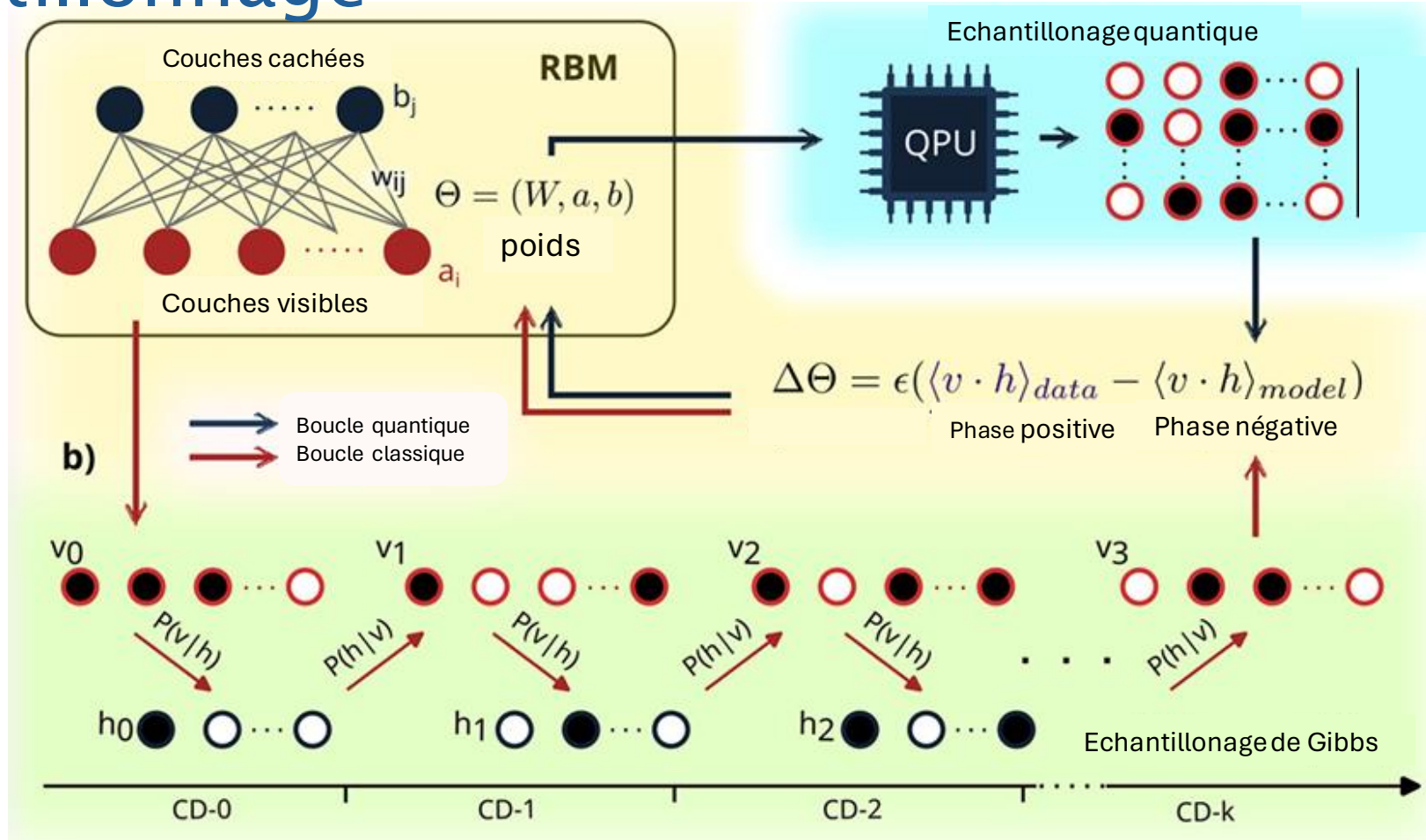
$$\frac{\partial D_{KL}(P_{\text{data}} \parallel P_{\text{model}})}{\partial b_i^{(\cdot)}} = \langle s_i \rangle_{\text{data}} - \langle s_i \rangle_{\text{model}} \quad (3)$$

Divergence de Kullback-Leibler

=> Solution: Echantillonnage

Machine de Boltzmann quantique

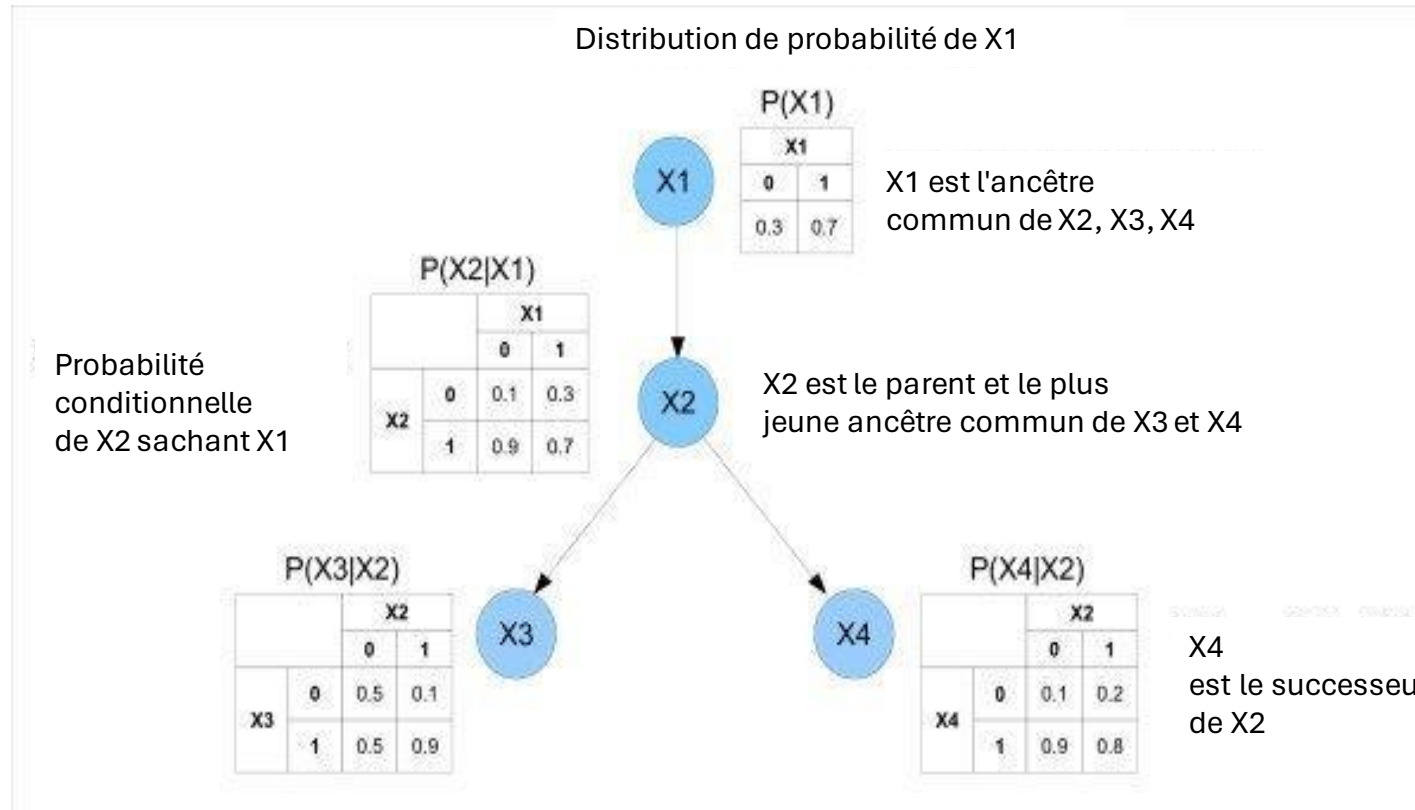
Echantillonnage



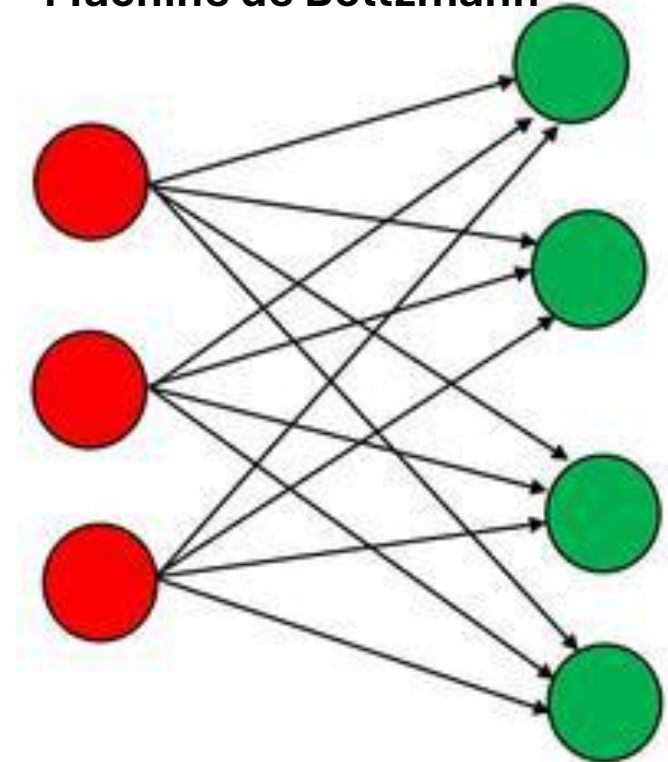
[4] Anomaly detection speed-up by quantum restricted Boltzmann machines Lorenzo Moro & Enrico Prati

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

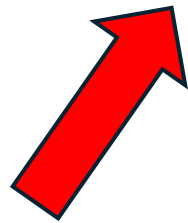
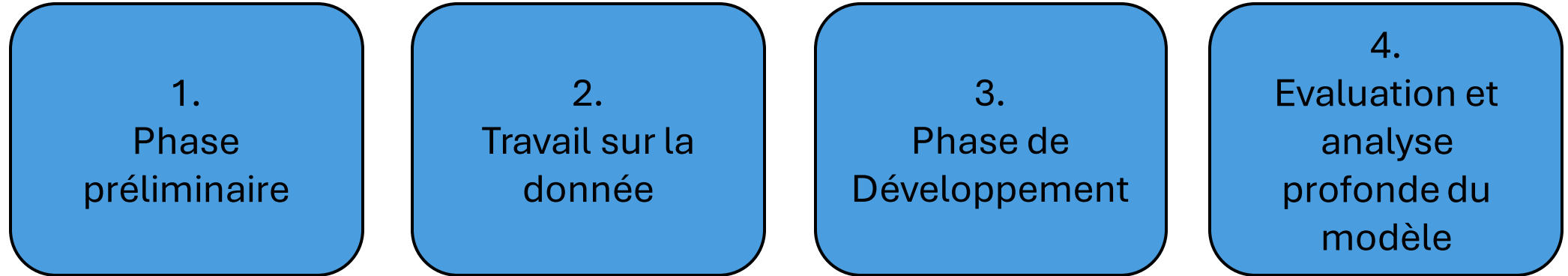
Réseaux Bayésiens

- **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



Avancement

Merci