

WISG

Workshop interdisciplinaire sur la sécurité globale

14 & 15 mars **2024** • Couvent des Jacobins
Rennes



EQUIHid : Vers une protection plus équitable de la vie privée pour les services de santé

Nesrine Kaaniche
Télécom SudParis

EQUIHid

- Un projet mono-partenaire – JCJC (Télécom SudParis, Institut Polytechnique de Paris) avec des collaborations:

- 2 collaborations académiques:

- LIST, CEA, Université Paris-Saclay
- Université du Québec, Montréal



- Un comité consultatif:

- 2 partenaires académiques/de recherche: Génepole d'Evry, Télécom Paris
- 2 partenaires industriels: Relyens, Medtronic



Les techniques de respect de vie privée renforcent-elles les inégalités sociales? Quel impact pour notre santé?



- **Des applications basées sur l'IA développées avec un souci limité de la vie privée des utilisateurs**
 - Violation massive de données sensibles
- **Difficile d'utiliser de larges bases de données, équilibrées et diverses, nécessaires pour garantir de meilleurs résultats des systèmes**

1. Protection de la vie privée :

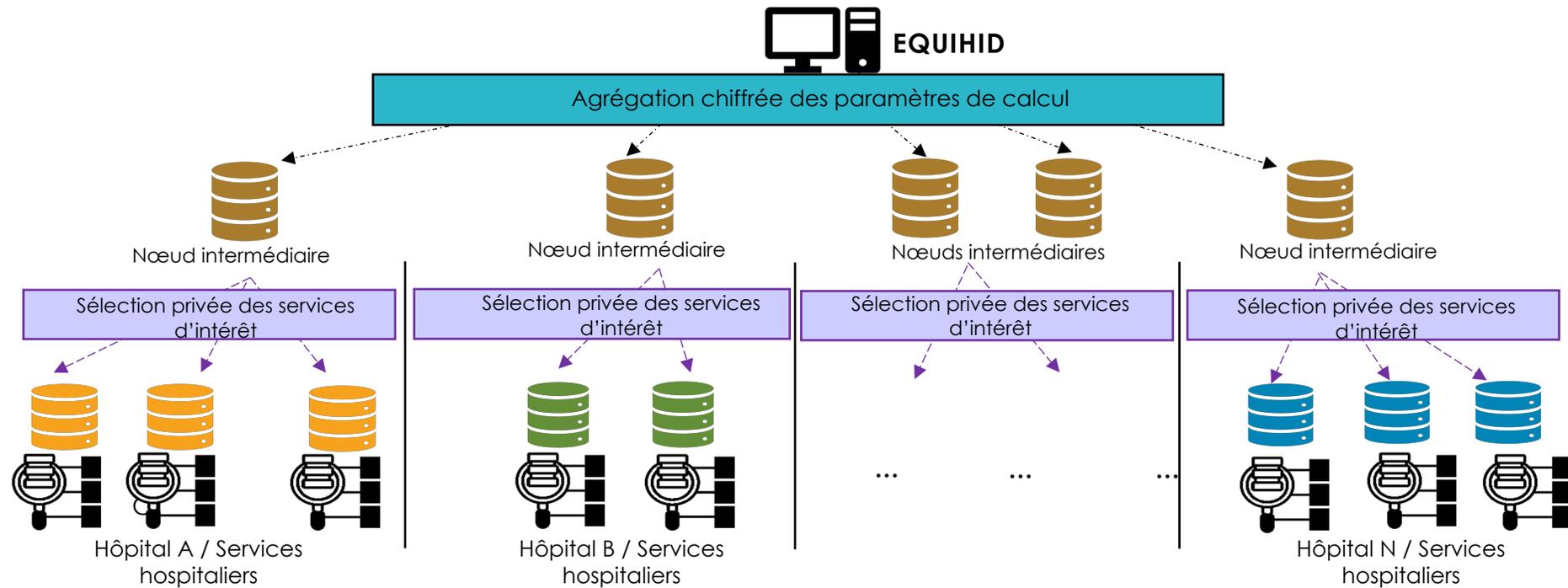
- L'apprentissage fédéré permet un calcul sur les données locales (chez le client)
- Plusieurs attaques à la vie privée, notamment à partir des updates (Gradients, paramètres ...):
 - Reconstruction des données, inférence d'informations sensibles, reconstitution des profils des patients.

2. Equité des modèles :

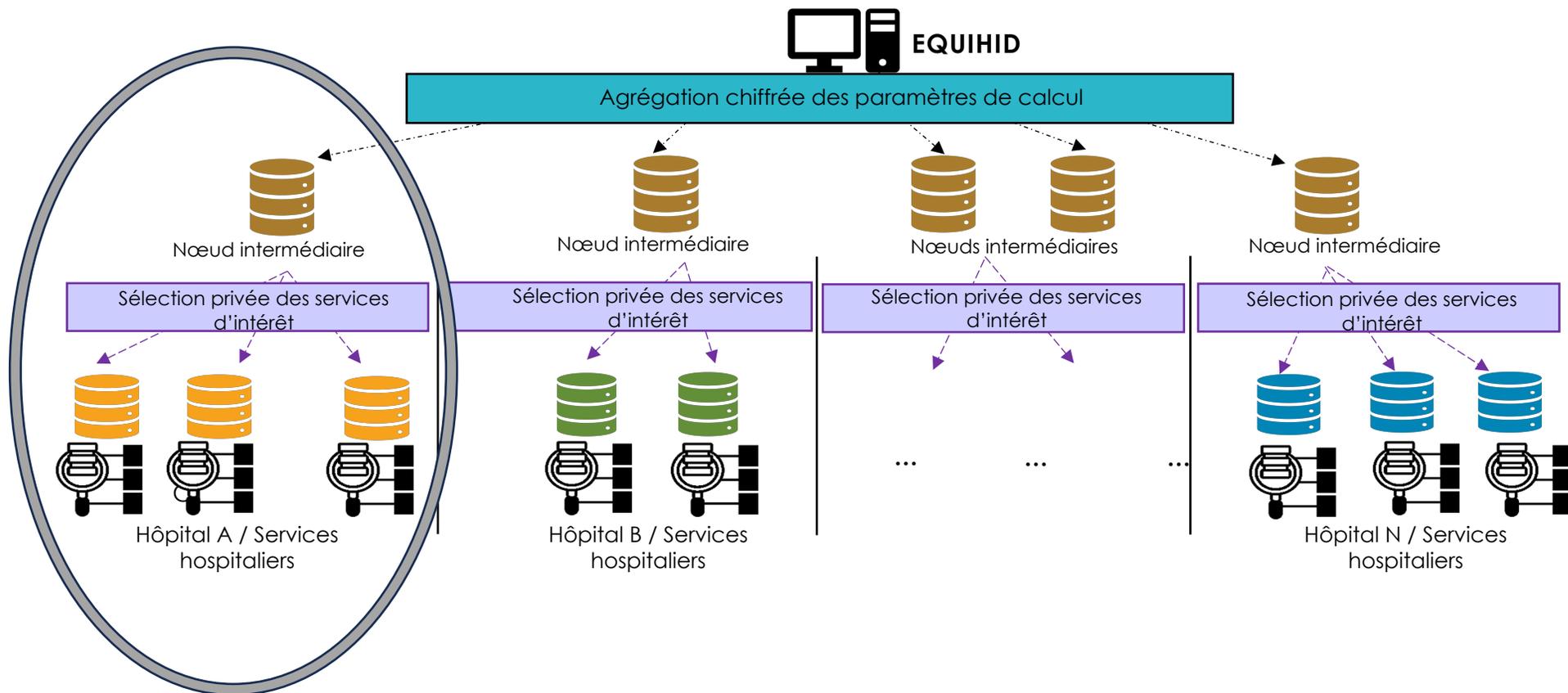
- Des algorithmes d'apprentissage développés sans considération majeure des problèmes d'équité
 - Des algorithmes augmentant des risques d'identification des classes minoritaires de 20%.

⇒ **Assurer un compromis entre équité, respect de la vie privée et utilité.**

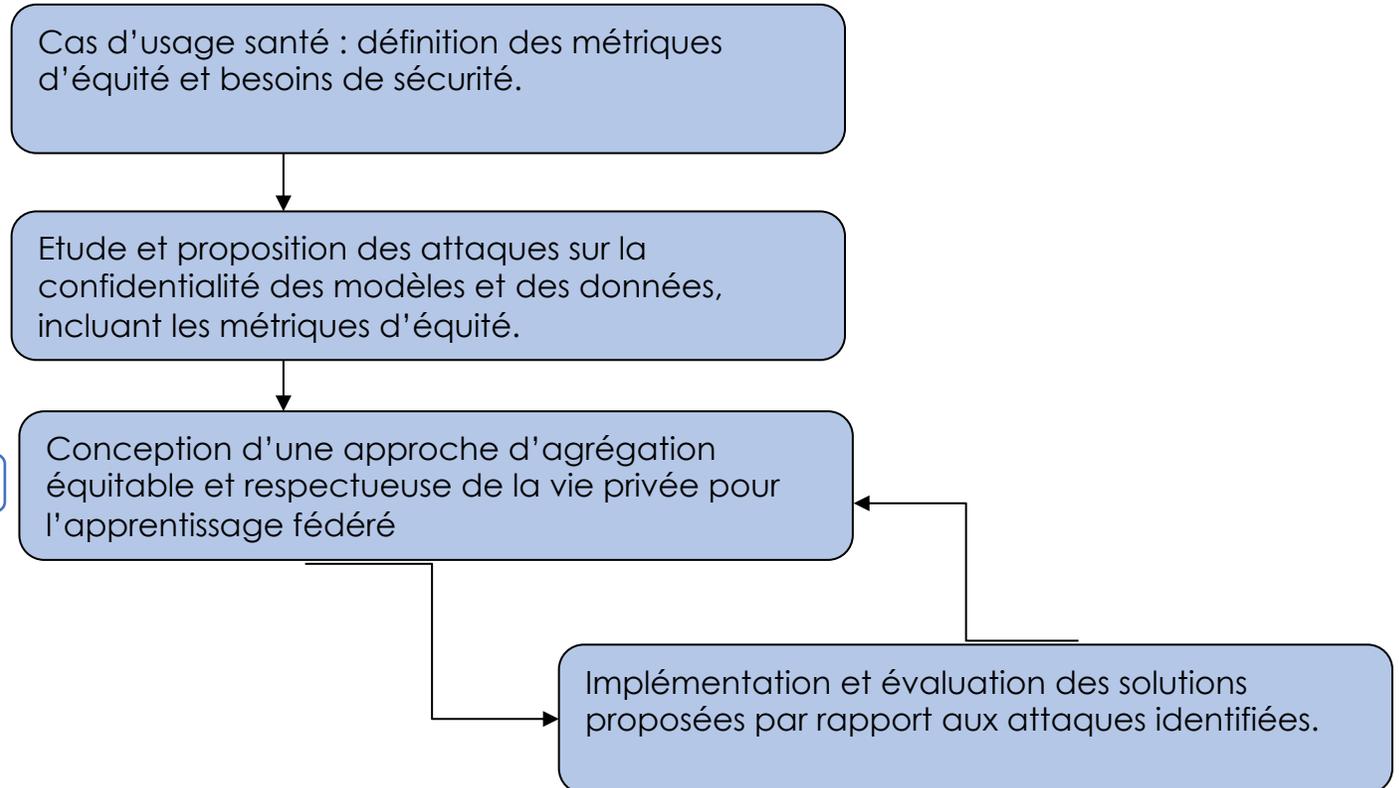
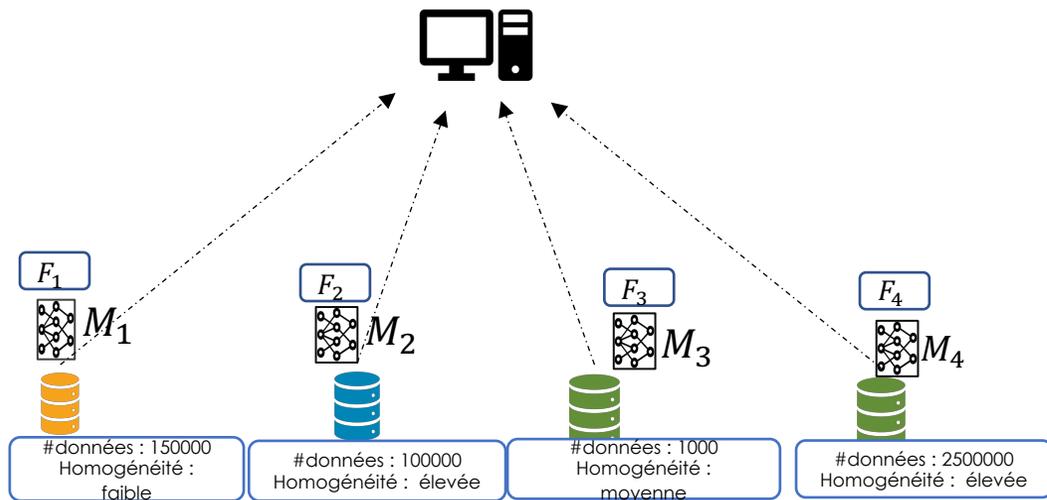
Architecture



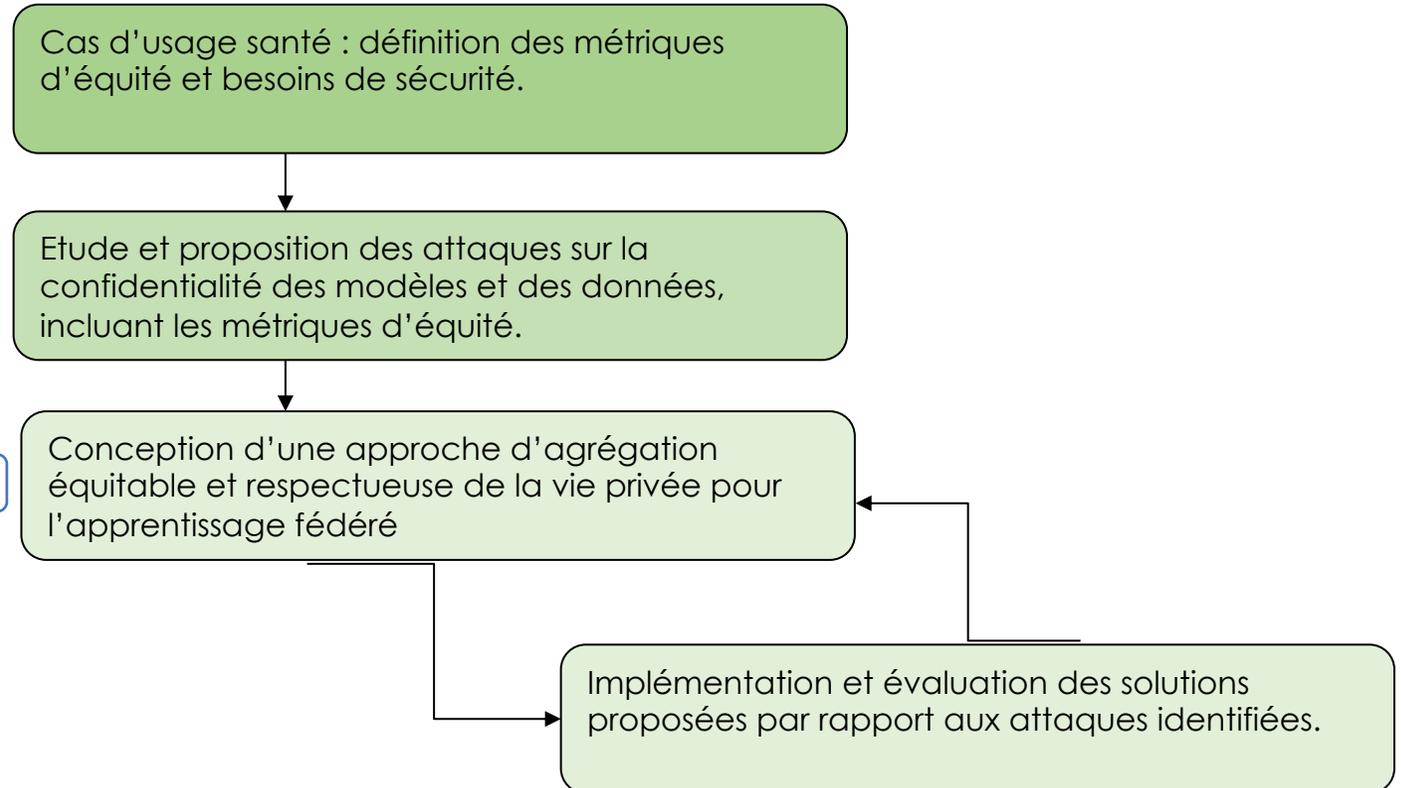
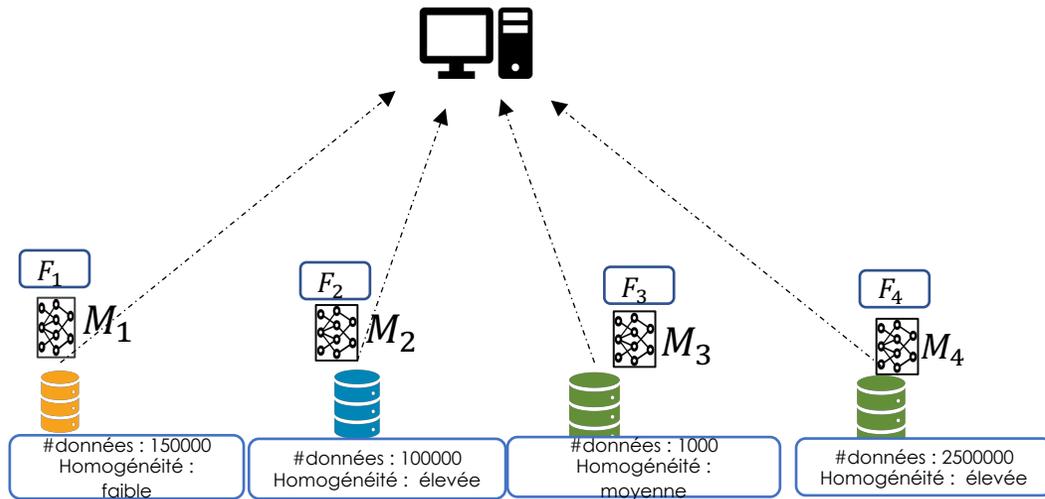
Architecture



Approche et méthodologie



Approche et méthodologie

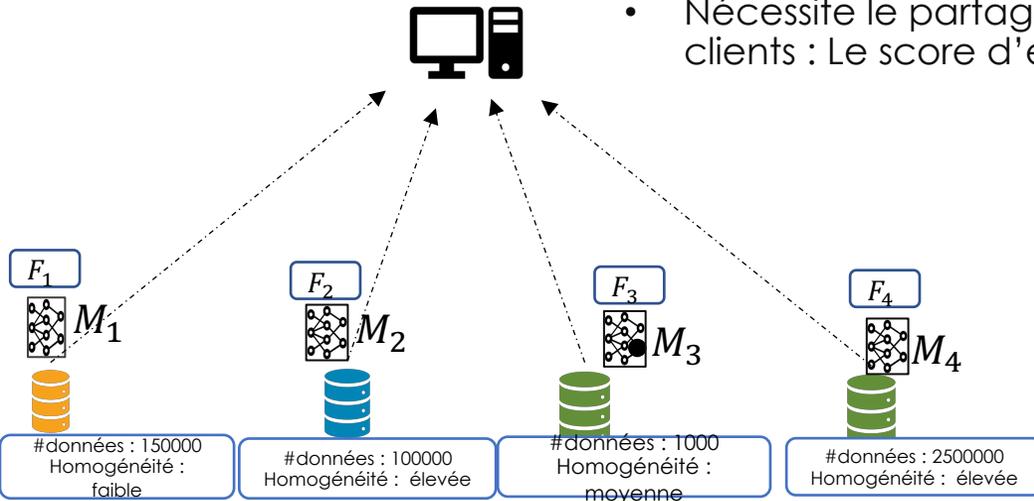


Premiers résultats

$$M_{global} = \sum_{i=1}^4 \omega_i \cdot M_i$$

$$\omega_i = f(F_i, \#données_i)$$

- Définition d'une fonction d'agrégation prenant en compte l'équité des modèles produits par les clients.
- Nécessite le partage d'une information supplémentaire par les clients : Le score d'équité de leur modèle (*)



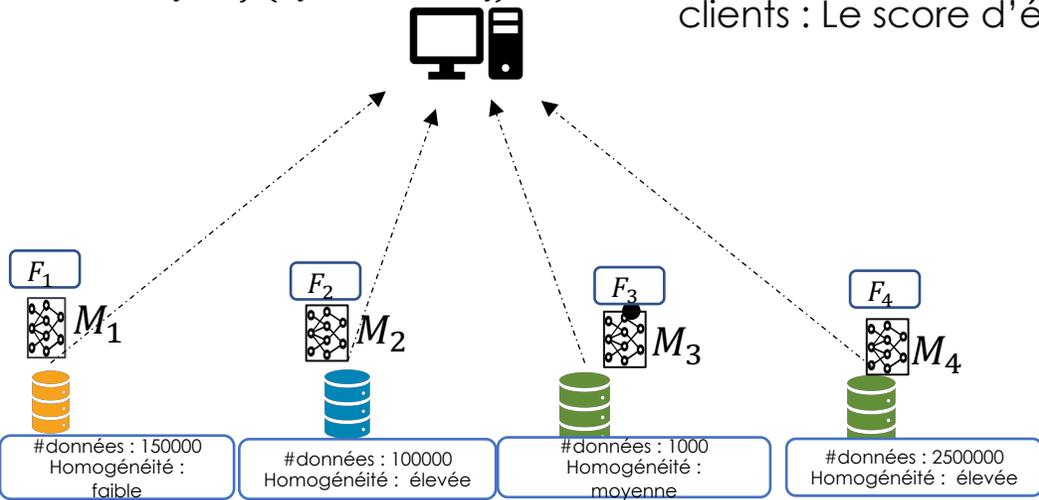
(*) Ezzeldin, Y.H., Yan, S., He, C., Ferrara, E. and Avestimehr, S., 2021. Fairfed: Enabling group fairness in federated learning. *arXiv preprint arXiv:2110.00857*.

Premiers résultats

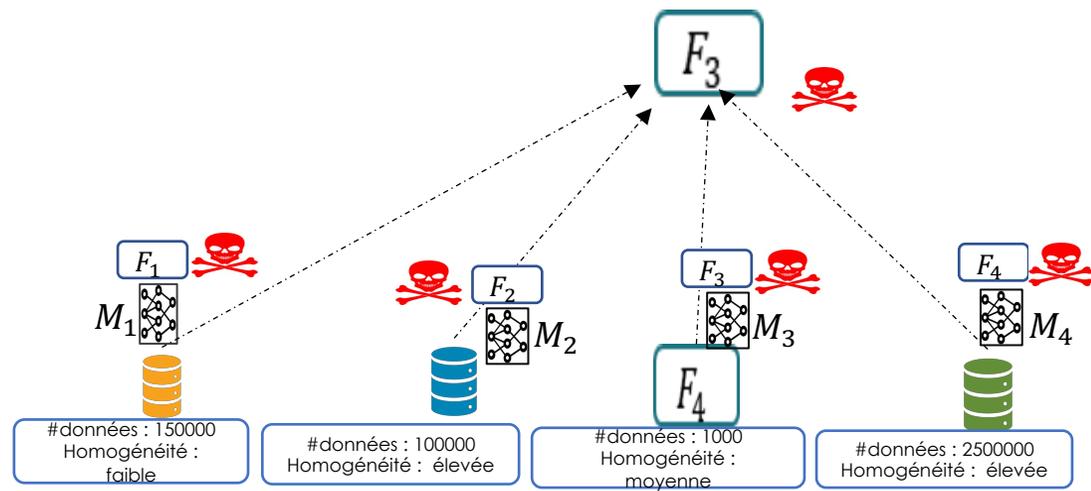
$$M_{global} = \sum_{i=1}^4 \omega_i \cdot M_i$$

$$\omega_i = f(F_i, \#données_i)$$

- Définition d'une fonction d'agrégation prenant en compte l'équité des modèles produits par les clients.
- Nécessite le partage d'une information supplémentaire par les clients : Le score d'équité de leur modèle



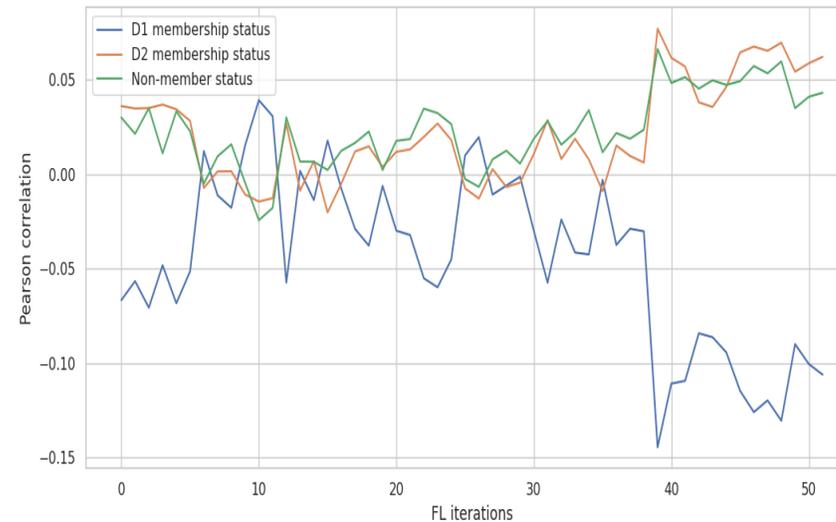
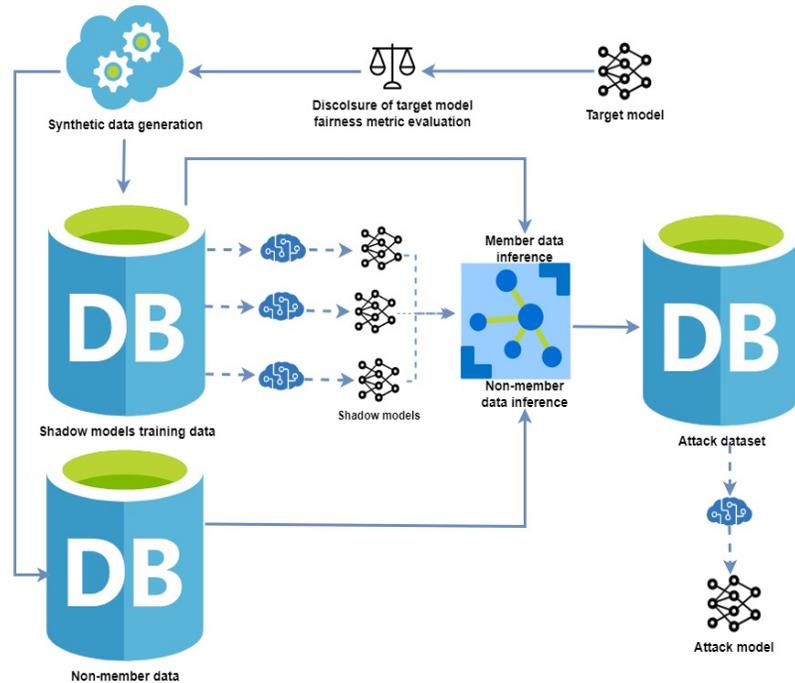
▪ La mesure d'équité peut être exploitée pour améliorer des attaques de reconstruction par un serveur d'agrégation honnête mais curieux (*)



(*) Ferry, J., Aïvodji, U., Gambs, S., Huguet, M.J. and Siala, M., 2023, February. Exploiting Fairness to Enhance Sensitive Attributes Reconstruction. In 2023 IEEE Conference on Secure and Trustworthy Machine Learning (SaTML) (pp. 18-41).

Attaque par inférence améliorée

Améliorer l'équité d'un modèle aura pour conséquence l'augmentation des risques des attaques d'inférence (membership/attribute inference) sur la base de données associée.



Distance entre les prédictions du modèle agrégé et les prédictions de deux modèles provenant de deux data-sets en fonction de leurs poids respectifs.

Protection des traitements

Le chiffrement homomorphe permet d'opérer (addition & multiplication) sur des données tout en garantissant leur confidentialité

Choix du schéma du chiffrement

- ⇒ Passage des fonctions à l'espace homomorphe
- ⇒ Risque de collusion?

$$M_{global} = \sum_{i=1}^4 \omega_i \cdot M_i$$

$$\omega_i = f(F_i, \#données_i)$$

FHE



M_1

F1

FHE



#données : 150000
Homogénéité : faible

M_2

F2

FHE



#données : 100000
Homogénéité : élevée

M_3

F3

FHE



#données : 1000
Homogénéité : moyenne

M_4

F4

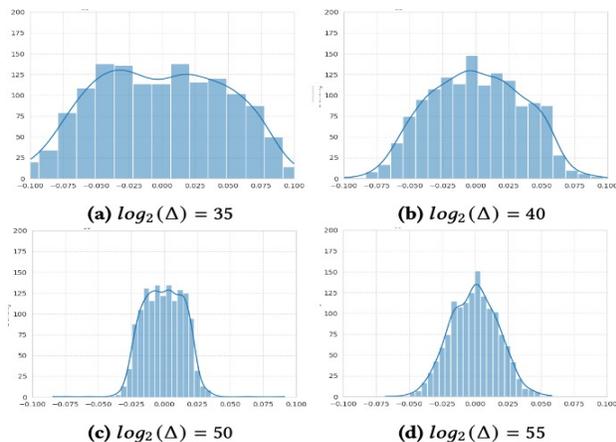
FHE



#données : 2500000
Homogénéité : élevée

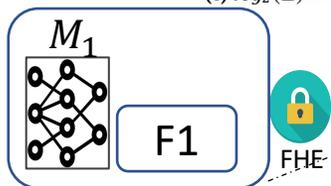
Vers une protection contre les collisions

Modélisation du bruit engendré par CKKS – Garantie de la DP (*)

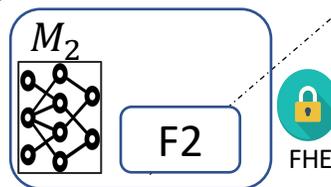


$$M_{global} = \sum_{i=1}^4 \omega_i \cdot M_i$$

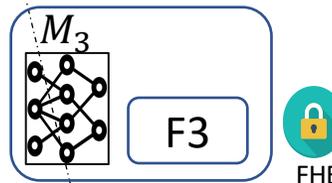
$$\omega_i = f(F_i, \#données_i)$$



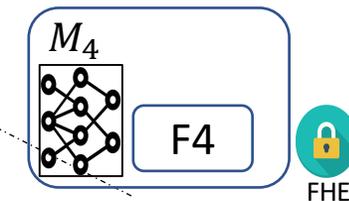
#données : 150000
Homogénéité : faible



#données : 100000
Homogénéité : élevée



#données : 1000
Homogénéité : moyenne



#données : 250000
Homogénéité : élevée

EQUIHid : La santé numérique au service de tous

- **Résultats et productions:**

- Intégration d'un consortium –international- de réseautage **CybAlliance** axé sur la sécurité et la vie privée dans le domaine de la santé.
- Collaborer avec l'équipe PRIVATICS de l'INRIA, et Stevens Institute aux Etats Unis.
- Inviter deux chercheurs du NTNU, Norvège et Stevens Institute, USA.

- **Secteur de la santé:**

- Réponse à l'engagement de la France en tant qu'acteur majeur de la santé mondiale.
- Soutien aux ambitions du 13ème programme général de l'OMS pour une vie saine et le bien-être à tous les âges.
- Contribution à la conception d'applications IA équitables et protectrices des données médicales sensibles.

- **Secteur social:** Amélioration de la qualité des solutions de santé pour les citoyens.

- Offre de services de santé personnalisés et adaptés à leurs besoins spécifiques.
- Contribution à la recherche en santé éthique.



Sébastien Gambs
Didem Demirag



Maryline Laurent
Akram Adda Bendoukha

Merci



Renaud Sirdey
Aymen Boudguiga



Abdallah Arioua

Medtronic

Engineering the extraordinary

Antoine Groheux



IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

Claire Levallois Barth



GENOPOLE
VIVRE L'INNOVATION

Victoria Del Angel