

Apprentissage Fédéré pour le Diagnostic Médical

Projet : Implémentation avec le Framework Fluke

Auteurs : Mathis Derenne, Marie Saccucci

Contexte : Prédiction de Réadmission (Diabète)

1. Introduction et Problématique

Le contexte

- Les données médicales sont sensibles et fragmentées entre différents hôpitaux.
- La centralisation des données (Data Lake) pose des problèmes de confidentialité (GDPR/HIPAA).

Notre Objectif

- Entraîner un modèle prédictif **sans que les données ne quittent les hôpitaux**.
- Simuler des conditions réelles : Hétérogénéité, Confidentialité, Équité.

Le Framework

- **Fluke** (Federated Learning Utility for Knowledge Exchange).

2. Présentation du Dataset

Diabetes 130-US Hospitals for Years 1999-2008

- **Tâche :** Classification (prédiction de la réadmission hospitalière pour le diabète).
- **Caractéristiques :**
 - Données tabulaires multivariées.
 - 47 features.
 - 101 766 instances.
- **Attributs sensibles :** âge, genre, race des patients.

3. Configuration Expérimentale

Jeu de Données

- **Diabetes 130-US Hospitals** (1999-2008).
- **Tâche** : Classification binaire (Réadmission < 30 jours).

Paramètres Globaux

- **Clients** : 5 (Simulations standards) à 50 (Scalabilité).
- **Rounds** : 10 rounds globaux.
- **Modèle** : Réseau de neurones simple.
- **Optimiseur** : SGD (Learning Rate = 0.01).

4. Scénario 1 : Base de Référence (IID)

Hypothèse "Idéale"

- Les données sont distribuées uniformément entre les hôpitaux (Indépendantes et Identiquement Distribuées).
- Algorithme : **FedAvg** (Moyenne classique).

Résultats

- **Précision** : 63.21%
- **F1-Score** : 0.6236
- **Temps** : ~62s

“ **Analyse** : Le modèle converge rapidement car les propriétés statistiques sont cohérentes entre tous les clients.

”

5. Scénario 2 : Le Défi de l'Hétérogénéité (Non-IID)

La Réalité

- Les hôpitaux ont des démographies biaisées (Distribution de Dirichlet).
- Problème : "**Weight Divergence**" (Les modèles locaux partent dans des directions opposées).

Résultats (FedAvg sur Non-IID)

- **Précision** : 62.86% (\downarrow vs Base)
 - **Stabilité** : Moins bonne convergence.
- “ **Analyse** : Le moyennage simple (FedAvg) perd en efficacité quand les distributions locales diffèrent trop. ”

6. Scénario 3 : Solution Robustesse (FedProx)

L'Algorithme FedProx

- Ajout d'un **terme proximal** ($\mu = 0.1$) à la fonction de perte.
- **But** : Empêcher le modèle local de trop s'éloigner du modèle global.

Résultats

- **Précision** : 61.95%
 - **Temps** : ~74s ($\uparrow 19\%$ coût de calcul).
- “ **Compromis** : On sacrifie un peu de précision immédiate et de temps de calcul pour gagner en **stabilité** à long terme. ”

7. Scénario 4 : Confidentialité (Differential Privacy)

Méthode : DP-FedAvg

- Ajout de bruit aux gradients + Clipping pour empêcher la reconstruction des données patients.

Résultats

- Confidentialité Modérée (Bruit=1.0) : Précision 62.03%.
- Coût technique : Temps $\times 4.5$ (~282s).

“ Compromis Confidentialité-Utilité : La sécurité mathématique forte a un coût très élevé en performance (latence). ”

8. Scénario 5 : Équité et Scalabilité

Objectif A : Équité (Fairness)

- Régularisation pour éviter la discrimination (Race/Genre).
- **Résultat :** Précision maintenue (63.23%) avec un biais quasi-nul ($\Delta \approx 0.05$).

Objectif B : Scalabilité

- Test sur **50 Clients** (Participation partielle 20%).
- **Résultat :** Le système passe à l'échelle (61.01% de précision) malgré la fragmentation.

9. Synthèse des Résultats

Scénario	Algo	Précision	F1	Temps	Conclusion
1. Base (IID)	FedAvg	63.21%	0.62	Rapide	Idéal théorique
2. Hétérogène	FedAvg	62.86%	0.60	Rapide	Sensible aux biais
3. Robuste	FedProx	61.95%	0.59	Moyen	Stable mais coûteux
4. Privé (DP)	DP-FedAvg	62.03%	0.59	Lent	Coût sécu. élevé
5. Équitable	Fairness	63.23%	-	Rapide	Bon compromis

Conclusion

1. **Faisabilité** : Le FL est viable pour le diagnostic du diabète (~63% acc).
2. **Robustesse** : **FedProx** est nécessaire pour les réseaux hétérogènes, malgré le coût.
3. **Confidentialité** : La **Differential Privacy** protège les patients mais ralentit fortement l'entraînement (x4.5).
4. **Responsabilité** : L'intégration de contraintes d'équité est possible sans perte de performance.

Avez-vous des questions ?