

# Présentation

**Apprentissage Sécurisé** 



















# Sommaire

## Introduction

- Contexte
- Objectifs du projet

# Méthodologie

- Organisation du projet
- Etat de l'art

## Développement réalisé

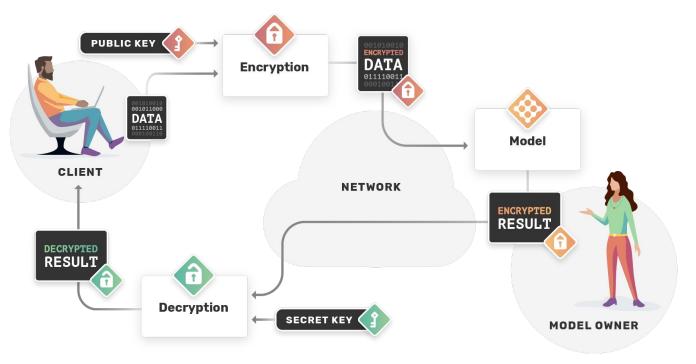
- Base de données
- Type d'apprentissage
- Type de chiffrement
- Modèles d'apprentissage
- o Démo web

## • Bilan

- Nos difficultés
- Conclusion







# INTRODUCTION

- Contexte
- Présentation du projet



### **Contexte**



#### Scénario 1 : Lutte contre la Criminalité

- Détection de contenu illégal chiffré grâce à l'IA
- Prévention de l'exposition directe des enquêteurs
- Maintien de la confidentialité des données et permettre l'identification d'activités illégales.





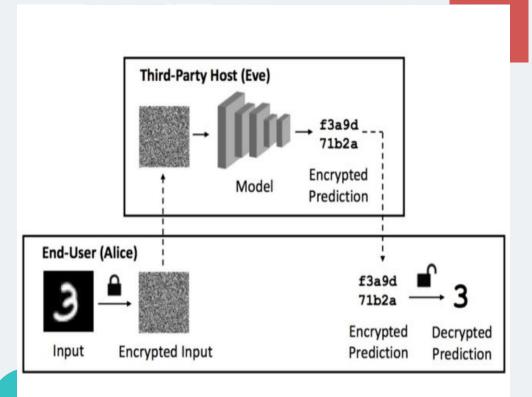
#### Scénario 2 : Confidentialité Médicale

- Données chiffrées pour préserver la confidentialité des patients.
- Fournir des résultats sans accéder aux données sensibles.
- Chiffrement de données entre l'IA et le médecin grâce aux clés publiques/privées

# Présentation du projet proposé par le département SAFE, du laboratoire GREYC







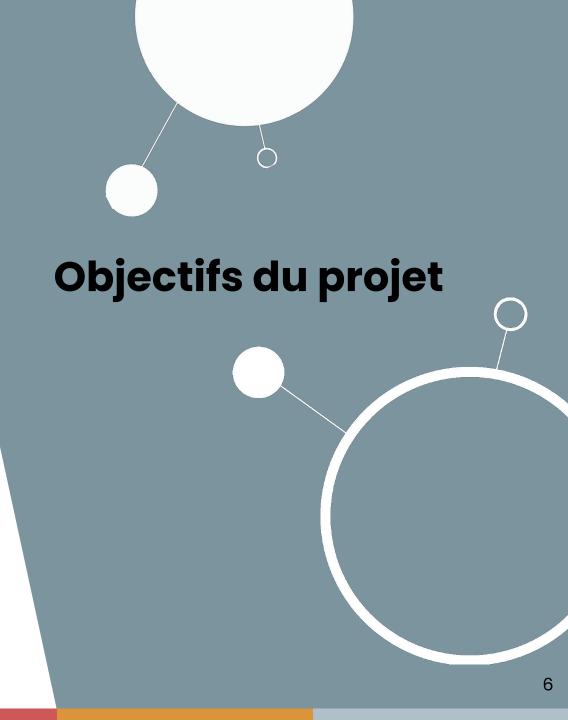




# Développement d'une IA sur des données chiffrées

- Deux questions principales:
  - Peut-on réaliser des tâches de prédiction à partir de données protégées, sans compromettre leur intégrité?
  - Quel est l'impact sur la performance (précision et temps de calcul) ?

- Effectuer un état de l'art scientifique
  - Synthèse des travaux de recherche
  - Identification des méthodes et techniques
- Création de nos Bases de Données
  - Animaux
- Développer un modèle de prédiction
- Évaluer les performances
  - Précision
  - Temps
  - Mémoire
- Effectuer une démonstration web



## Organisation du projet





Utilisation de Gitlab





Serveur Discord privé

Apprentissage sécurisée

Gestion de projet à jalon Méthodologie Waterfall (Cascade)



Réunion avec les tuteurs





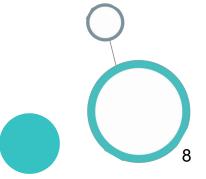
## Etat de l'art



Article	Année	Principes	Base de données	Précision
CryptoNets: Apply-ing Neural Networks to Encrypted Data with High Throughput and Accuracy	2016	Leveled Homomorphic Encryption and Neural Networks	MNIST database	99% accuracy and around 59000 predictions per hour
Privacy Preserving Training and Evaluation with Homomorphic Encryption	2021	Implementation and test machine learning algorithms, including Logistic Regression(LR), Fully Connected Neural Network(FCNN), and Convolutional Neural Network(CNN).	MNIST database	about 98% accuracy with EncFCNN on 50 images and 100% with EncCNN on 100 images
Privacy-Preserving Classification on Deep Neural Network	2017	Application of secure computation in the context of machine learning	MNIST database	99.59% accuracy

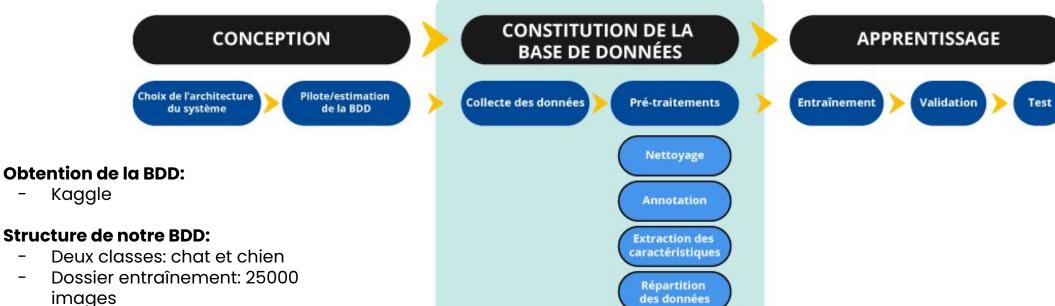
# Solutions de Modèle de réseaux neurones:

- Fully Connected Neural Network
- ConvolutionalNeural Network
- IBMFHE



## Bases de données





### Kaggle

#### Structure de notre BDD:

- Deux classes: chat et chien
- Dossier entraînement: 25000 images
- Dossier validation: 2000 images

**Entrainement** : Les images sont transformées (rotation, zoom,...) et sont labellisées (chat ou chien)

Validation : L'IA est évaluée sur une nouvelle base de données sans les transformations



Source: CNIL

#### **Prétraitement**



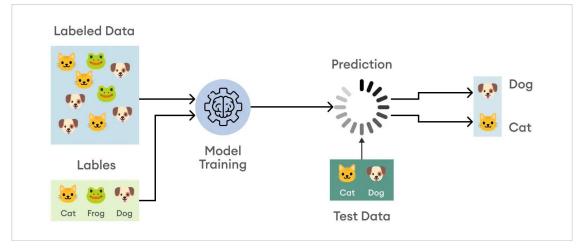


Chat

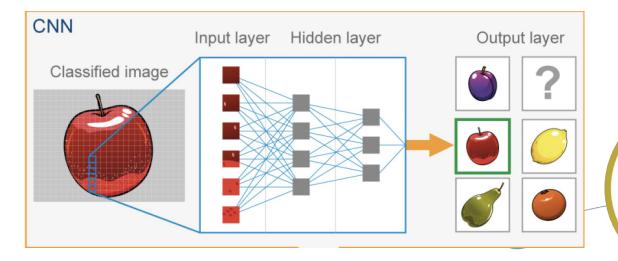
## Apprentissage sur données en clair

- Apprentissage supervisé
- Préparation des données
- Construction et entraînement du modèle
- Validation et test du modèle
- Prédiction et interprétation des résultats





source: SuperAnnotate



source: Analytics Vidhya

# Rappel de nos objectifs et organisation

## **Objectifs**

- Exploiter plusieurs techniques de chiffrement et d'implémentation de modèle d'apprentissage
- Identifier les modèles les plus performants (précision, temps, mémoire)
- Ajustement de notre modèle afin d'avoir une prédiction chiffrée (scénario 2)





#### **Protocole**

- Base de données commune à chaque modèle
- Adaptation de modèles existant pour répondre à notre problématique
- Evaluation des performances sur chaque modèle
- Comparaison des résultats
- Optimisation des performances



## Types de chiffrement

Bibliothèque TENSEAL

-> Accès à une large gamme d'opérations

### • Chiffrement homomorphe: schéma CKKS

-> Permet d'effectuer des calculs sur des données chiffrées sans les déchiffrer, préservant ainsi la confidentialité.

Avantage: Performance

Inconvénient : Limitation des opérations

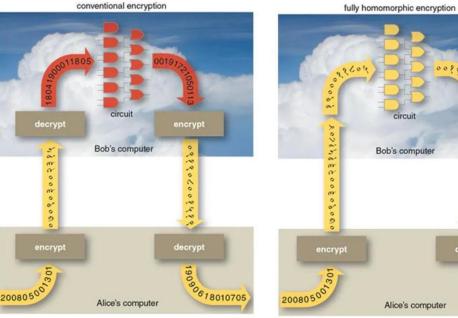
### • Fully Homomorphic Encryption (FHE)

-> Permet l'évaluation de fonctions arbitraires sur données chiffrées. Contrairement au CKKS, FHE n'est pas limité en terme d'opérateurs.

Avantage: Expressivité (plus d'opérations)

Inconvénient : Complexité et performance



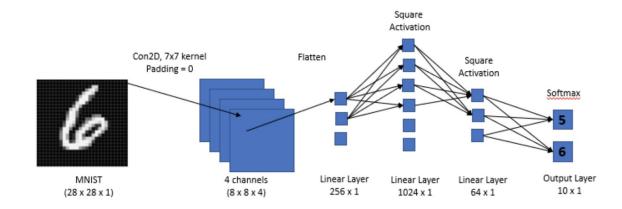




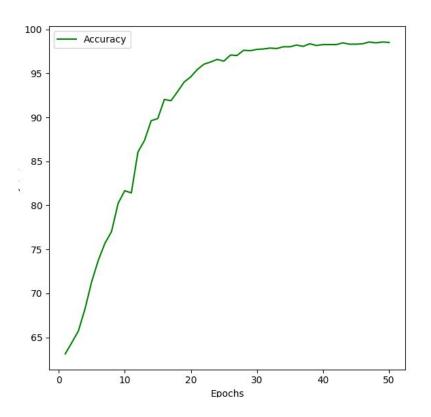
## **Modèle CNN encrypted**

- Modèle EncCNN basé sur CNN
  - -> Développement manuel d'un CNN
- Chiffrement des poids avec CKKS
- Evaluation homomorphe
  - -> Prédictions sur des données chiffrées
- Déchiffrement et interprétation



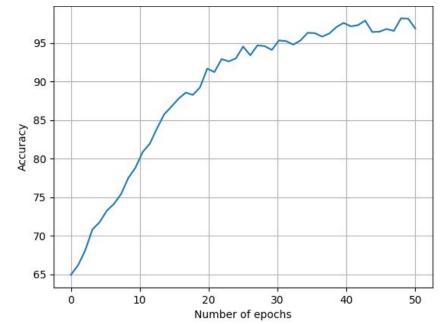


# Comparaison des performances des différents modèles



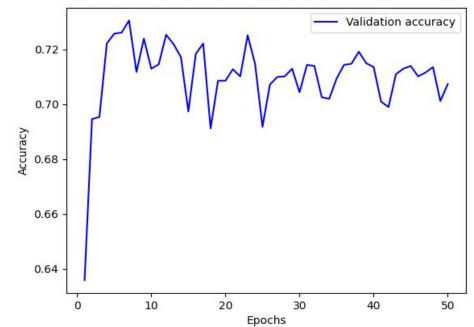
Accuracy over epoch of FCNN model

Model	CNN	EncCNN	FCNN	EncFCNN	HElayer
Accuracy	97%	97%	98%	50%	~70%
Prediction Time	0.43 s	2.4 s	0.41 s	19 s	0,48 s





**Accuracy over epoch of CNN model** 



Accuracy over epoch of HElayer model

# Options d'optimisation pour le CNN



1. Réglage Hyperparamètres

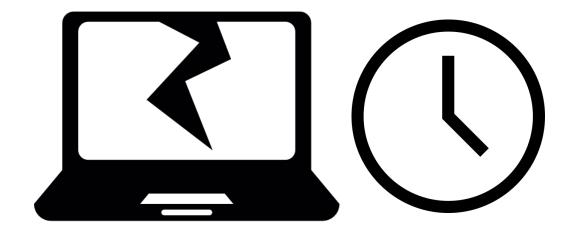
2. Optimisation de l'Architecture

3. Ajustement de la Précision du Chiffrement

4. Optimisation des Opérations Homomorphe

#### Difficulté:

Problème matériels



### Nos difficultées



Compréhension du sujet difficile au démarrage



Ordinateurs pas assez puissants, limités.



Compréhension des Gits difficile à cause du manque de simplifications/explications dans la doc.



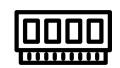
• Implémentation des différents modèles sur notre base de données.



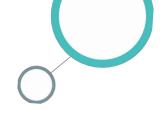
#### **Objectifs non atteints:**

- Évaluer nos performances en mémoire
- Optimiser notre modèle en temps et en mémoire





### Conclusion





#### Points clés:

- Développement d'un modèle d'apprentissage chiffré
- Réalisation d'une démonstration web

#### Bilan:

- Satisfait de notre projet
- Communication très importante
- Complémentarité des deux filières
- Mauvaise estimation du matériel nécessaire

### **Perspective:**

Développement de nouveaux modèles associés à de nouveaux chiffrements

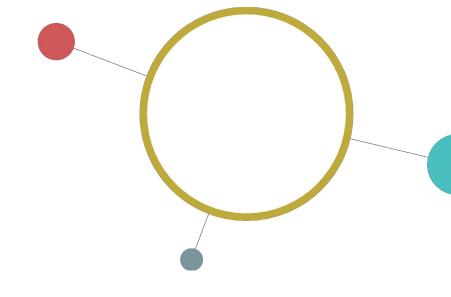
Question: Est-ce viable sur des données illégales/confidentielles même si le temps est long ?







pour votre écoute



















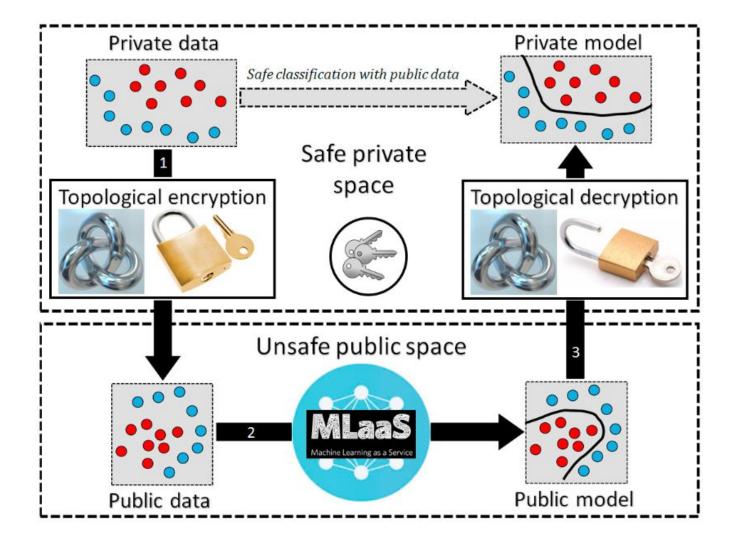




# ANNEXES

# Développement d'un modèle d'apprentissage sur données chiffrées





## **Démonstration Web**



Objectif: Visualisation pédagogique de notre projet

**Mise en place de la démo web** : Bibliothèque streamlit de Python

**Fonctionnement**: Choix d'une image, choix chiffrement, choix du modèle et prédiction.



