# UNIVERSITE OFFICIELLE DE BUKAVU



### ECOLE DES MINES

PRESENTATION N°2: INITIATION L'IA ET GENIE LOGICIEL

**ENERGY EFFICIENCY APP** 

# Membres du groupe

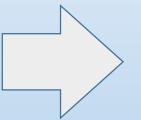
- 1. ASHUZA KULIMUSHI Ozias
- 2. MAPENDANO NTUGULO Lebon
- 3. USINDI RUGAMIKA Jonathan

# Plan sommaire

### Partie I: Initiation à l'IA

- Contexte du projet
- Présentation des données
- Outils et Méthodes
- Résultats et Discussions
- Recommandations





- Contexte du projet
- Présentation de l'application
- Outils et Méthodes
- Résultats et Discussions
- Recommandations

# Initiation à l'IA

# Contexte du projet

- L 'inexistence de la machine idéale est une contrainte pour l'industrie (minière)
- La maitrise des coûts et leurs variations est le sens même de la planification minière
- La maitrise des coûts liés à l'énergie commence par la maitrise des besoins en énergie.

MODELE O'HARA



Machine Learning

### Présentation des données

Energy Efficiency (UCI) : un tableau de 10 colonnes de données, avec 8 caractéristiques (Xi) et 2 cibles (Yj) et au total 768 échantillons.

- X1 : Compacité relative
- X2 : Aire de surface
- X3 : Surface murale
- X4 : Surface de toit
- X5 : Hauteur totale
- X6 : Orientation
- X7 : Zone vitrée
- X8 : Distribution de la surface vitrée
- Y1 : Charge de chauffage
- Y2 : Charge de refroidissement

# Initiation à l'IA

#### Présentation des données

| Dataset statistics            |          | Variable types |   |
|-------------------------------|----------|----------------|---|
| Number of variables           | 10       | Numeric        | 6 |
| Number of observations        | 768      | Categorical    | 4 |
| Missing cells                 | 0        |                |   |
| Missing cells (%)             | 0.0%     |                |   |
| Duplicate rows                | 0        |                |   |
| Duplicate rows (%)            | 0.0%     |                |   |
| Total size in memory          | 60.1 KiB |                |   |
| Average record size in memory | 80.2 B   |                |   |

#### **Outils et méthodes**

### **Outils:**

Les outils utilisés pour cette partie sont :

- Jupyter Notebook
- Des bibliothèques nécessaires de sklearn (voir le code)
- La fonction MSE, Adam, Tangente hyperbolique,...
- Le modèle GBM et le modèle de réseau de neurones.

### **Méthode:**

La méthode adoptée consiste à entraîner le modèle sur les données d'entrainement, le tester avec les données de test et l'évaluer (MSE et r2). Ensuite, optimiser les paramètres du modèle pour minimiser le MSE et maximiser le r2.

### Résultats et discussions

Linear Regression: MSE = 8059206937214674748309504.000, R2 = -84244242288389363073024.000

Ridge: MSE = 12.270, R2 = 0.869

Lasso: MSE = 12.620, R2 = 0.865

Elastic Net: MSE = 19.559, R2 = 0.792

Polynomial Regression: MSE = 20075.704, R2 = -212.999

Decision Tree: MSE = 59.613, R2 = 0.365

Random Forest: MSE = 24.269, R2 = 0.741

XGBoost: MSE = 72.440, R2 = 0.232

KNN: MSE = 8.233, R2 = 0.911

OLS: MSE = 12.260, R2 = 0.869

Gaussian Process: MSE = 13.436, R2 = 0.855

Bagging: MSE = 24.386, R2 = 0.739

Réseau des neurones: MSE = 0.455. R2 = 0.995

## Gradient Boosting Machines (GBM)

```
# Erreur quadratique moyenne
mse = mean_squared_error(y_test_1d, y_pred)
print(f'Erreur quadratique moyenne: {mse}')
# Coefficient de détermination
r2 = r2_score(y_test_1d, y_pred)
print(f'Coefficient de détermination: {r2}')
```

Erreur quadratique moyenne: 0.10884208458340759

Coefficient de détermination: 0.9989162729362436

```
# Erreur quadratique moyenne
mse2 = mean_squared_error(y_test_1d2, y_pred2)
print(f'Erreur quadratique moyenne: {mse2}')

# Coefficient de détermination
r2_2 = r2_score(y_test_1d2, y_pred2)
print(f'Coefficient de détermination: {r2_2}')
```

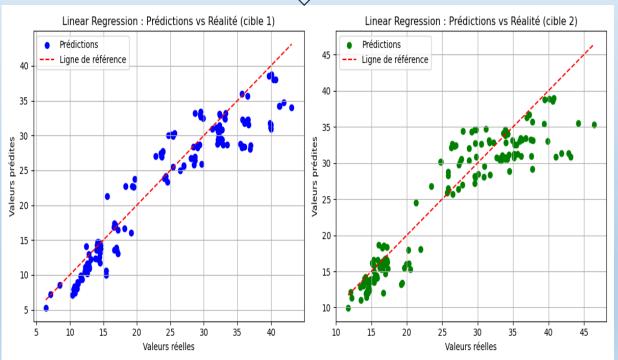
Erreur quadratique moyenne: 0.3467723401895603

Coefficient de détermination: 0.9960562376685818

# Résultats et discussions : cas du réseau de neurones

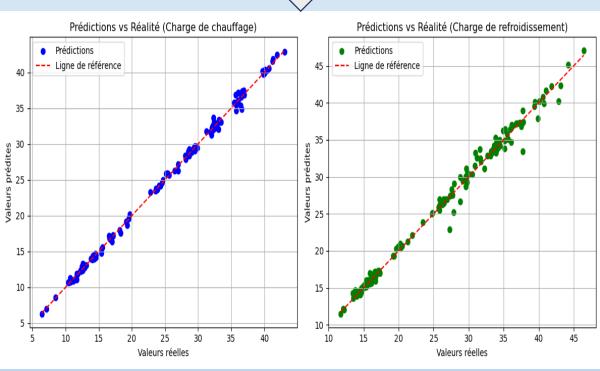
# **Linear Regression**





### Réseau de neurones

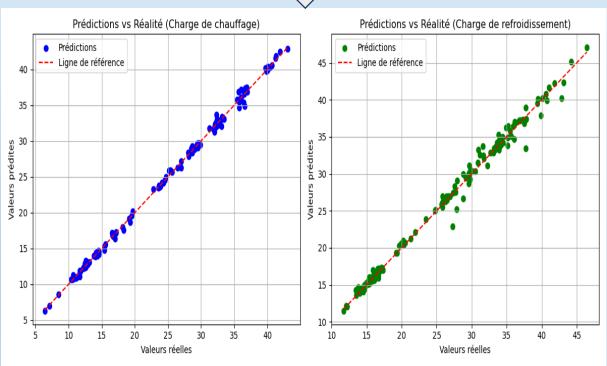




# Résultats et discussions : cas du réseau de neurones

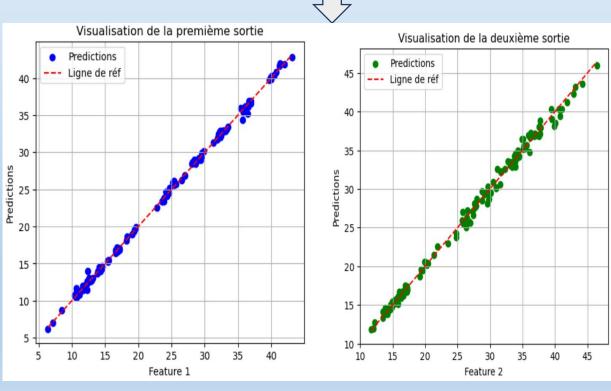
### Réseau de neurones





# Gradient Boosting Machines (GBM)



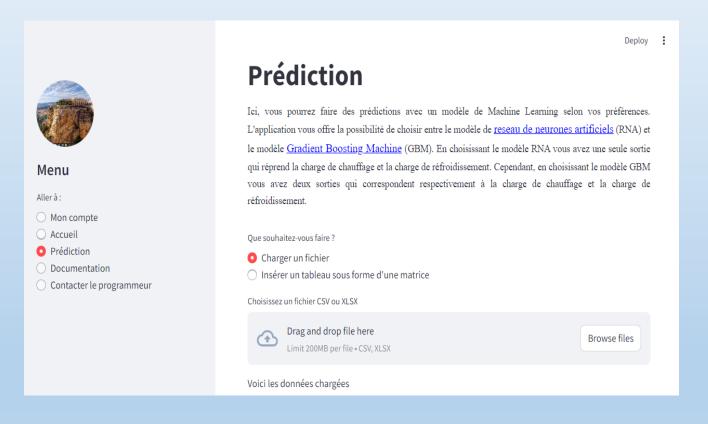


# Partie II : Génie Logiciel

## Contexte du projet

- Le public non expérimenté en programmation est celui visé par le projet de développement de l'application.
- Pour faciliter une utilisation des modèles de prédiction de charges énergétiques par les industriels et les entrepreneurs, il faut développer quelque chose de facile à manipuler.
- Une application web qui offre plusieurs possibilités à l'utilisateur et qui le guide pas à pas devient dès lors indispensable pour la vulgarisation du modèle de prédiction entrainé.

## Présentation de l'application



# Partie II: Génie Logiciel

#### **Outils et Méthodes**

### **Outils:**

- Python
- DB Browser SQLite
- Streamlit
- GitHub
- Modèles entrainés et enregistrés avec joblib
- PowerShell

#### **Méthode:**

La base de données est crée dans python avec les fonctions de Streamlit, gérée par le SGBD DB Browser SQLite. Le code est sauvegardé sur GitHub et l'application déployée sur Streamlit pour être consulté par le grand public.

#### Résultats et Discussions

- L'application fonctionne très bien, le CDC est respecté car l'application permet de prédire la charge de chauffage et charge de refroidissement
- Les possibilités offertes à l'utilisateur de profiter d'un maximum d'expérience utilisateur de l'application.
- Toutefois, le temps de réponse de l'application reste encore à revoir.
- Quant à l'application déployée, elle nécessite une révision surtout du coté importation de la bibliothèque joblib.

# Recommandations

## • Optimisation des Modèles :

- Continuer à affiner les hyper paramètres des modèles (GBM et réseau de neurones) pour améliorer la précision des prédictions.
- Tester d'autres algorithmes de machine Learning pour voir s'ils peuvent surpasser les performances des modèles actuellement utilisés.

# • Amélioration de l'Application :

- Réduire le temps de réponse de l'application en optimisant le code et en envisageant des solutions de mise en cache.
- Intégrer des fonctionnalités supplémentaires basées sur les retours des utilisateurs pour améliorer l'expérience utilisateur.

# Recommandations

#### • Formation et Documentation :

- Fournir des ressources de formation et de documentation pour les utilisateurs non expérimentés afin de les aider à mieux comprendre comment utiliser l'application.
- Créer des tutoriels vidéo ou des guides étape par étape pour faciliter la prise en main.

### • Suivi et Maintenance :

- Mettre en place un système de suivi pour évaluer régulièrement la performance de l'application et des modèles.
- Planifier des mises à jour régulières pour corriger les bugs et améliorer les fonctionnalités.

#### • Collaboration et Partenariats :

- Envisager des collaborations avec des experts en énergie et en mines pour affiner les modèles et les rendre plus pertinents pour l'industrie.
- Explorer des partenariats avec des institutions ou des entreprises pour élargir la portée de l'application et obtenir des retours d'expérience supplémentaires.

# MERCI POUR VOTRE ATTENTION!

