

PROJET MAÏS

PRÉDICTION DU PRIX DU
CONTRAT À TERME DU MAÏS

Brouard Noah
Winkler Mathis



UN MODÈLE MULTIMODAL PEUT IL
SURPASSER LES MODÈLES MONOMODAUX
DANS LE CAS DES FUTURES SUR MAÏS ?



Projet
Maïs



APPLICATION CONNUE DE LA STRATÉGIE



- Prédiction de rendements par hectare.
- Plusieurs publications.
- Démocratisation de l'Imagerie Satellite.

TABLE DES MATIÈRES

- **1. Fondamentaux marché**
- Principes du marché
- Les Composantes des modèles
- **2. Présentation des modèles**
- Le Fonctionnement des modèles
- Méthodes d'évaluation des modèles
- **3. Résultats des modèles**
- Résultats des modèles
- Comparaison des modèles
- **4. Backtesting**
- Décisions d'investissement
- Résultats des stratégies
- Conclusion





► Fondamentaux du marché ◀



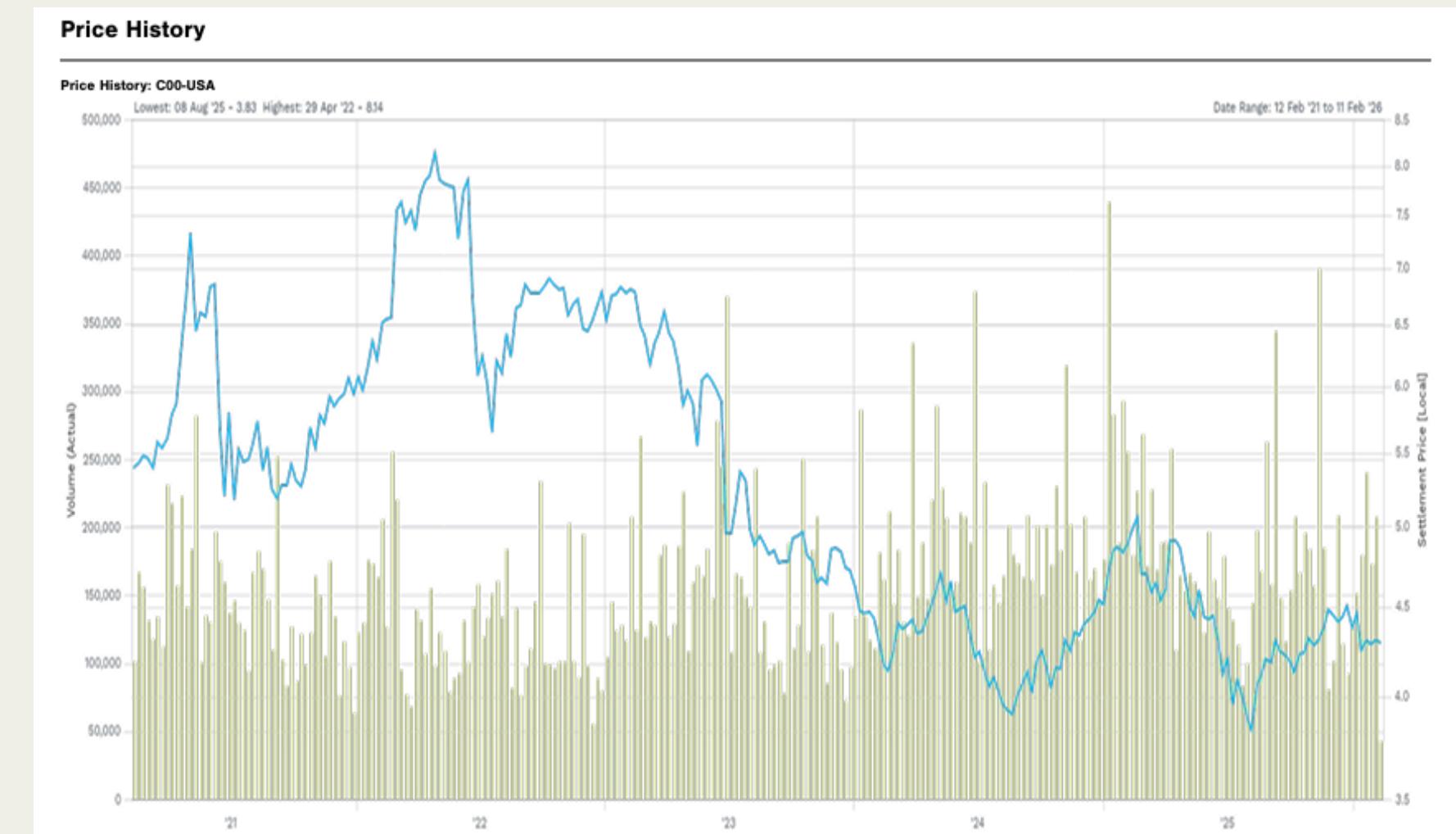
Brouard Noah
Winkler Mathis

PRINCIPES DU MARCHÉ

Marché international: beaucoup d'acteurs importants, Etats Unis, Chine, Brésil ...

Offre et demande: Prix fortement dépendant de la production de maïs sur l'année et des stocks

Tendances saisonnières: Les conditions météorologiques et la saison ont un impact significatif sur le prix.



PRINCIPES DU MARCHÉ

Pas de Maïs spot:

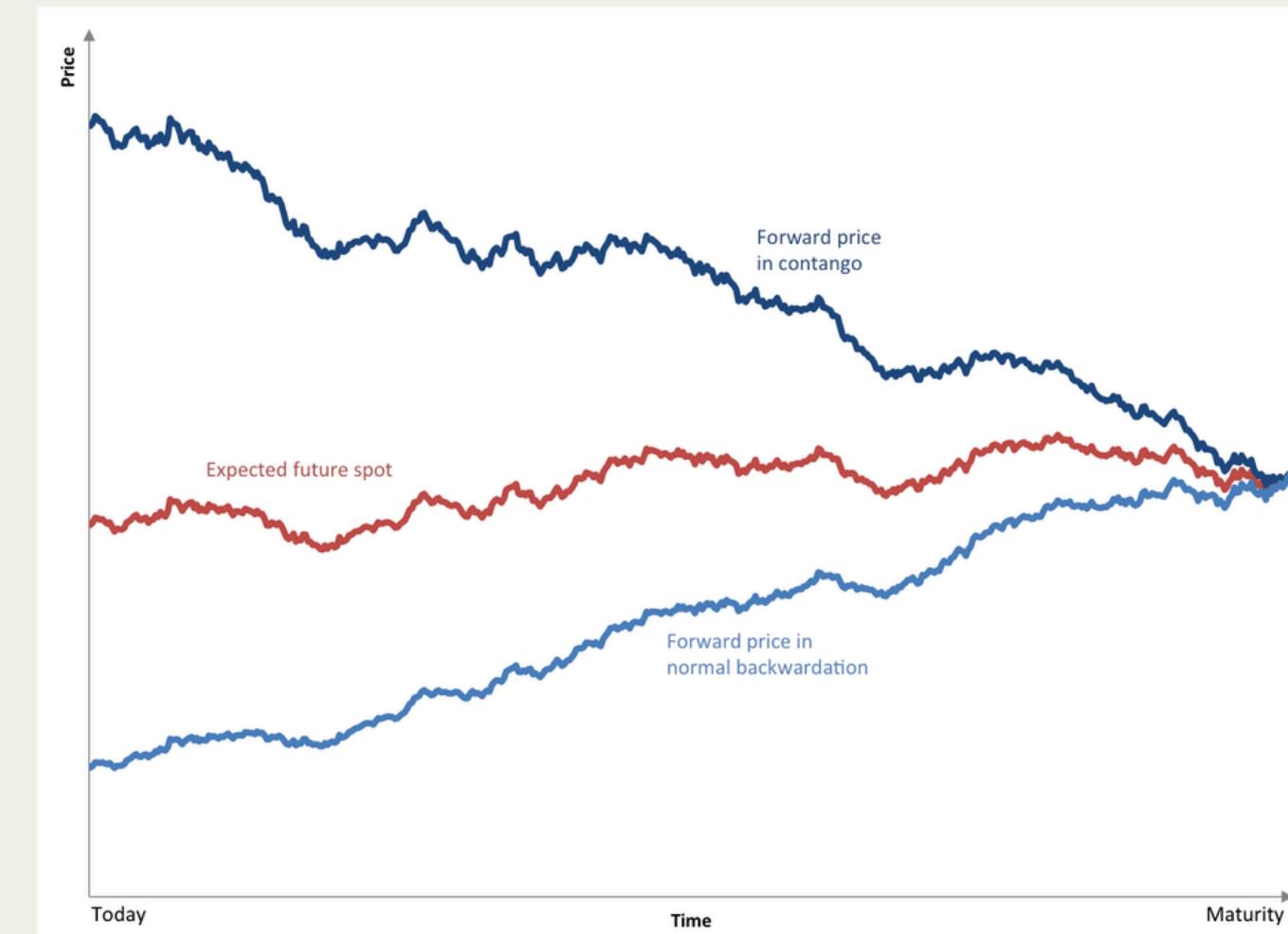
On utilise le near month contract

$$F = S \cdot \exp((r+c+y) \cdot T)$$

Risque de base: A cause de la tendance saisonnière le marché oscille entre Contango et Backward

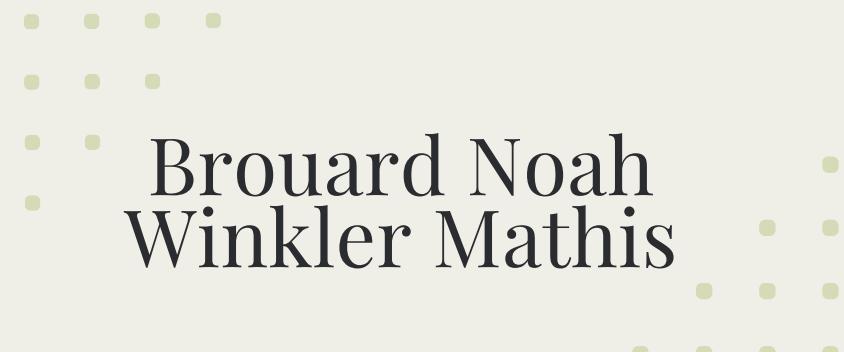
Corrélation: blé, alcool, soja, cow-food, bétail

Portage et Transport: importance de l'énergie, des stocks et du taux sans risque.





▶ Présentation des modèles ◀



Brouard Noah
Winkler Mathis

A decorative graphic element located in the lower-middle portion of the slide. It consists of a cluster of small, light-green dots arranged in a roughly triangular shape. Below this cluster, the names "Brouard Noah" and "Winkler Mathis" are written in a dark serif font, centered within the cluster.

REGRESSION MULTIPLE ET COMPOSANTES

$$Y = \alpha + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \beta_3 * X_3 + \beta_4 * X_4 + \beta_5 * X_5 \dots + \varepsilon$$



Coefficient du modèle



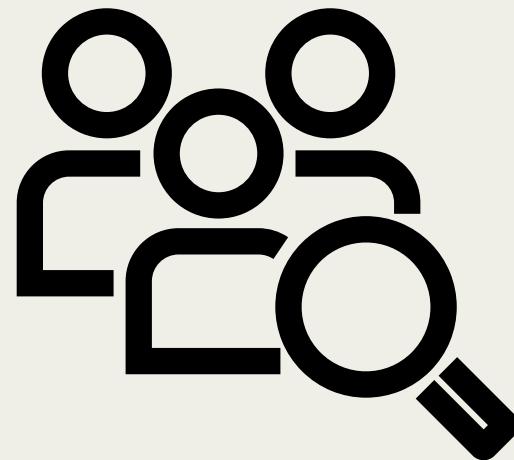
- | | |
|--|---|
| <ul style="list-style-type: none">• Near future du maïs en t-1• Température• Précipitation | <ul style="list-style-type: none">• Bétail• Nourritures de bétail• Blé• Soja |
|--|---|

MATRICE DE CORRÉLATION

Correl	Corn	Wheat	Soy	Cow_food	Cows	UST	Gaz	Temp.	Precip.
Corn	1.00	0.90	0.77	0.10	0.20	0.14	0.62	-0.04	0.01
Wheat	0.90	1.00	0.68	0.04	0.12	0.05	0.66	-0.02	0.02
Soy	0.77	0.68	1.00	-0.11	-0.00	0.12	0.40	-0.06	-0.03
Cow_food	0.10	0.04	-0.11	1.00	0.97	0.75	0.07	0.05	-0.02
Cows	0.20	0.12	-0.00	0.97	1.00	0.79	0.11	-0.05	-0.03
UST	0.14	0.05	0.12	0.75	0.79	1.00	-0.03	0.01	-0.02
Gaz	0.62	0.66	0.40	0.07	0.11	-0.03	1.00	0.00	0.02
Temp.	-0.04	-0.02	-0.06	0.05	-0.05	0.01	0.00	1.00	0.16
Precip.	0.01	0.02	-0.03	-0.02	-0.03	-0.02	0.02	0.16	1.00

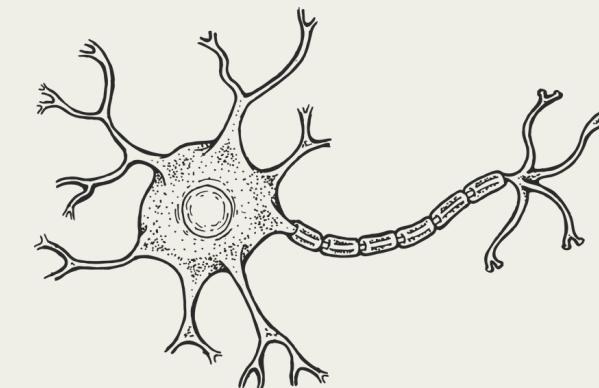
MODÈLE DE DEEPMODELING MONOMODAL

Convolutional Neural Network (CNN)

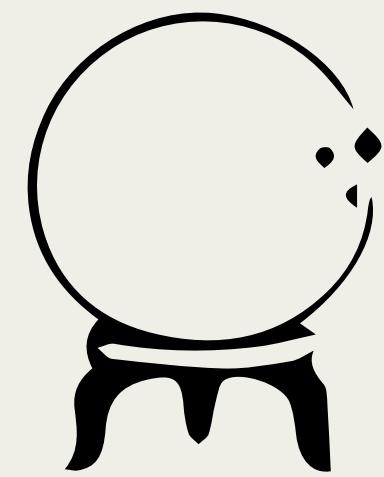


Filtrage et Pooling

*Image satellite:
Champ de maïs*

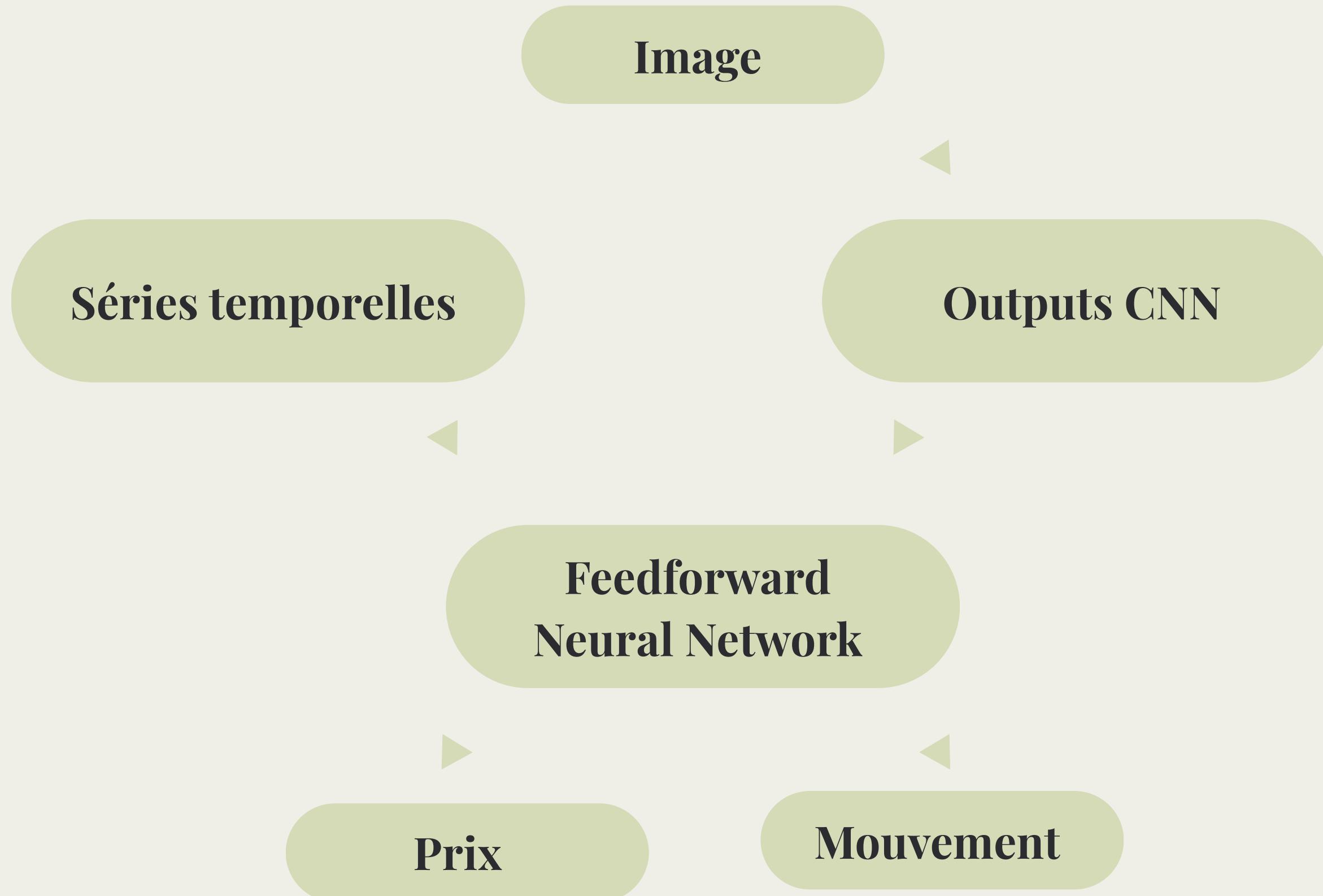


Passage au layer suivant



*Transformation en probabilité
Prédiction prix*

MODÈLE MULTIMODAL



HYPOTHÈSES DE BASES

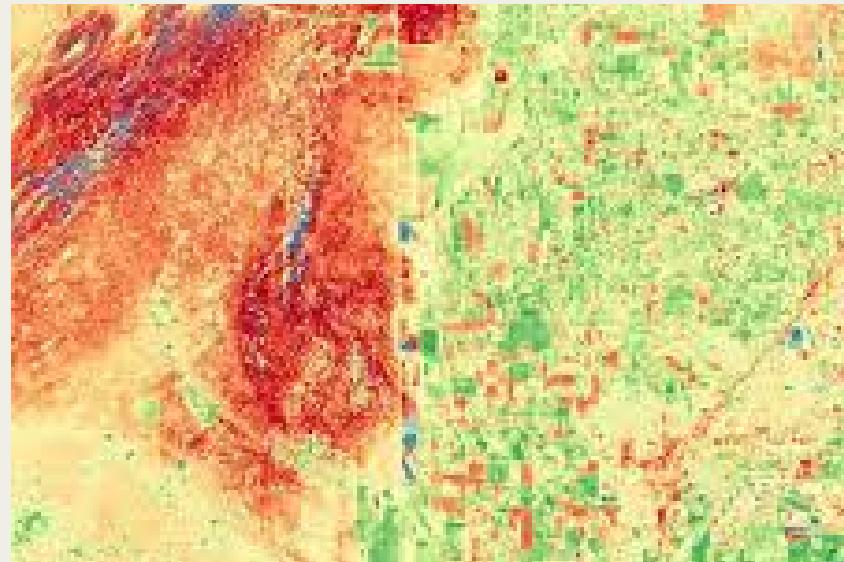


Image satellite NDVI (API NASA)



Extraction de données
sur la qualité de la récolte

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Normalisation des données

$$Loss = MSE + C \times CE$$

Poids < pour la classification



Prédiction à t+20

Split 80% train & test - 20% Val

CRITÈRES D'ÉVALUATION

Critères	Définition	Evaluation
R ²	Coefficient de détermination	Le plus élevé possible
MSE	Ecarts entre les valeurs prédictes et réelles	Le plus proche de 0 possible
MAE	Ecarts absous entre les valeurs prédictes et réelles	Le plus proche possible de 0
Accuracy	Proportion de direction prédictes de la classification	Le plus proche possible de 100%
Winrate	Proportion de direction prédictes justes	Le plus proche possible de 100%

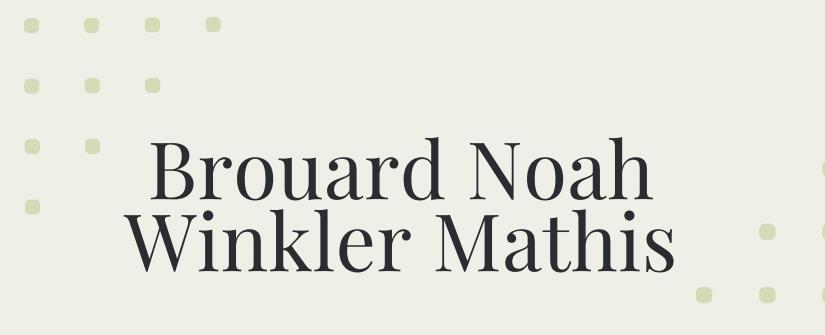
Tout les modèles sont tester avec les memes hyper-paramètres, taille 256 , lr 1e-3, wd 1e-3 et une constante de 0.05.

Taille des Modèle 230 000 ~ paramètres.

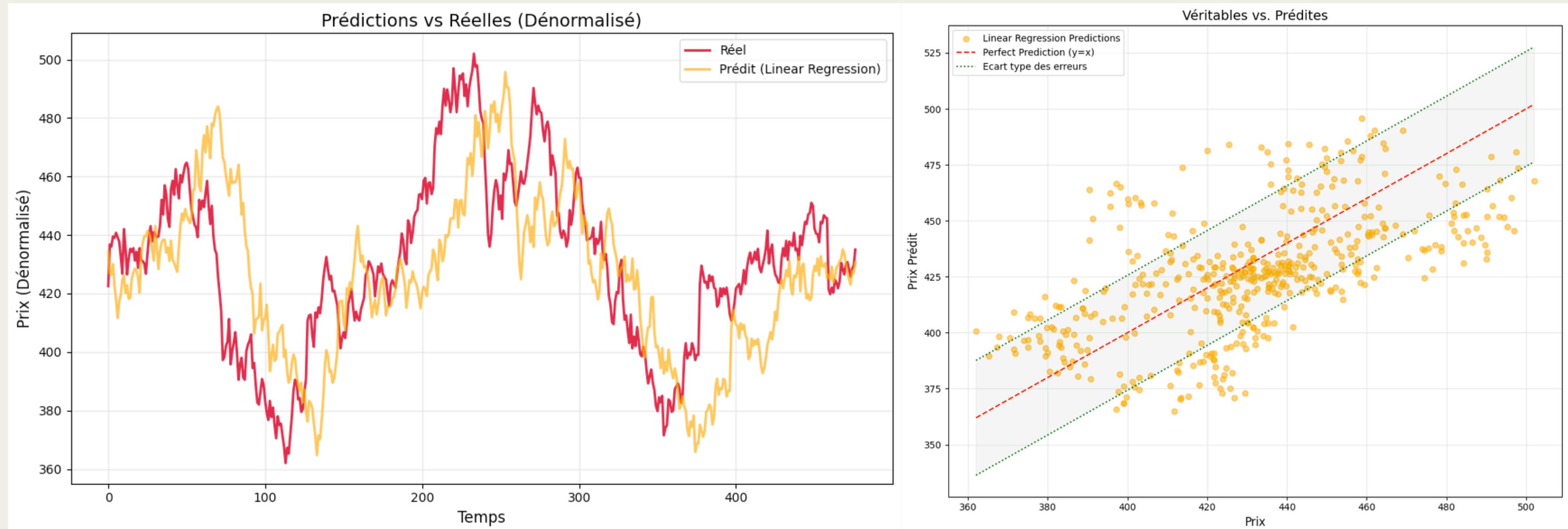
En utilisant MSE Loss et Cross-Entropy Loss, on pondère le loss par les proportions pour la classification.



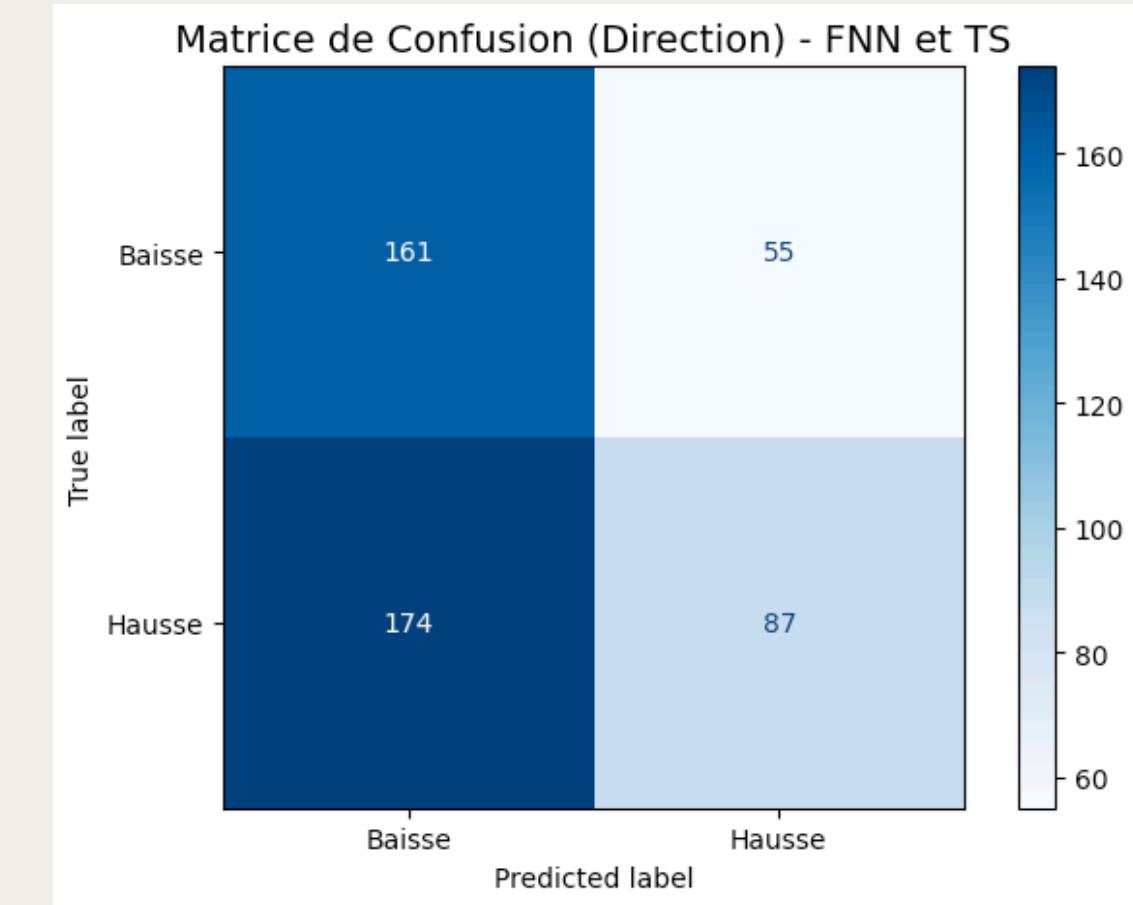
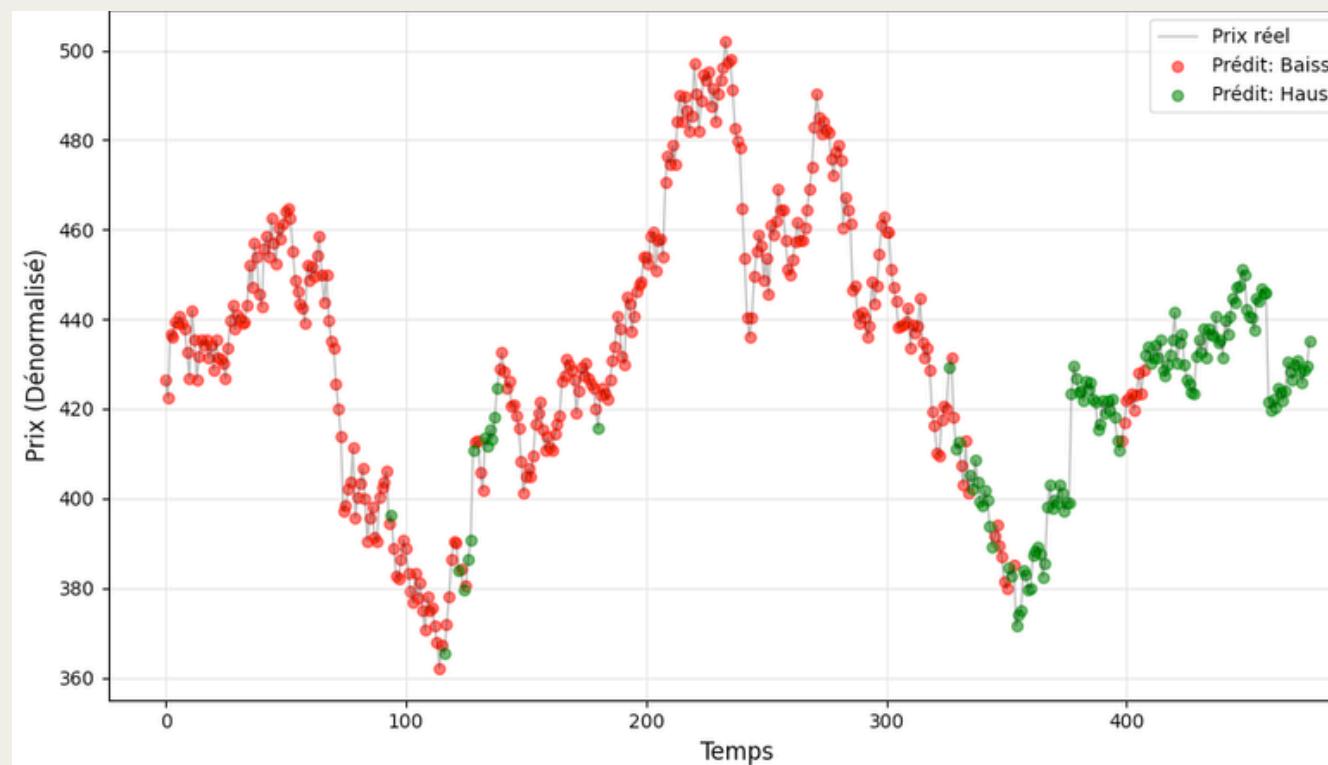
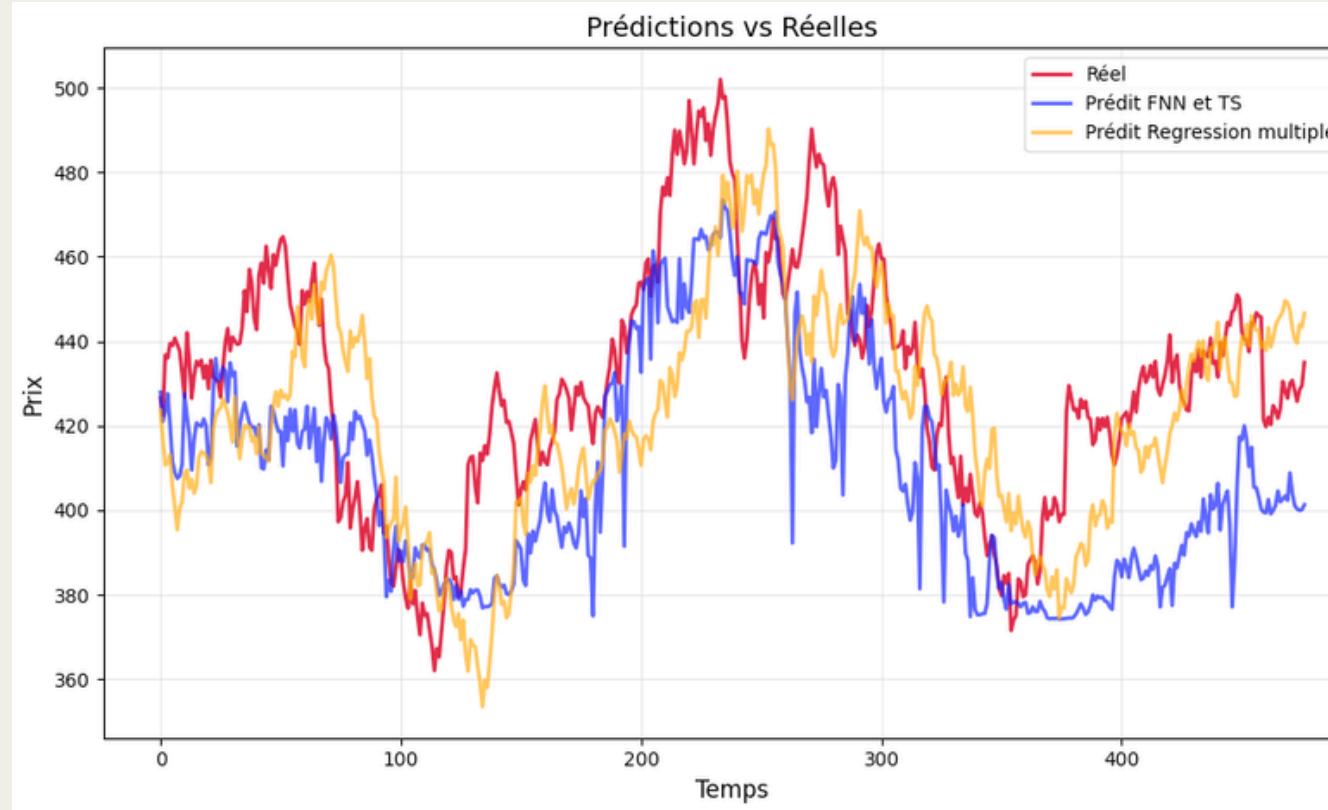
Résultats des modèles



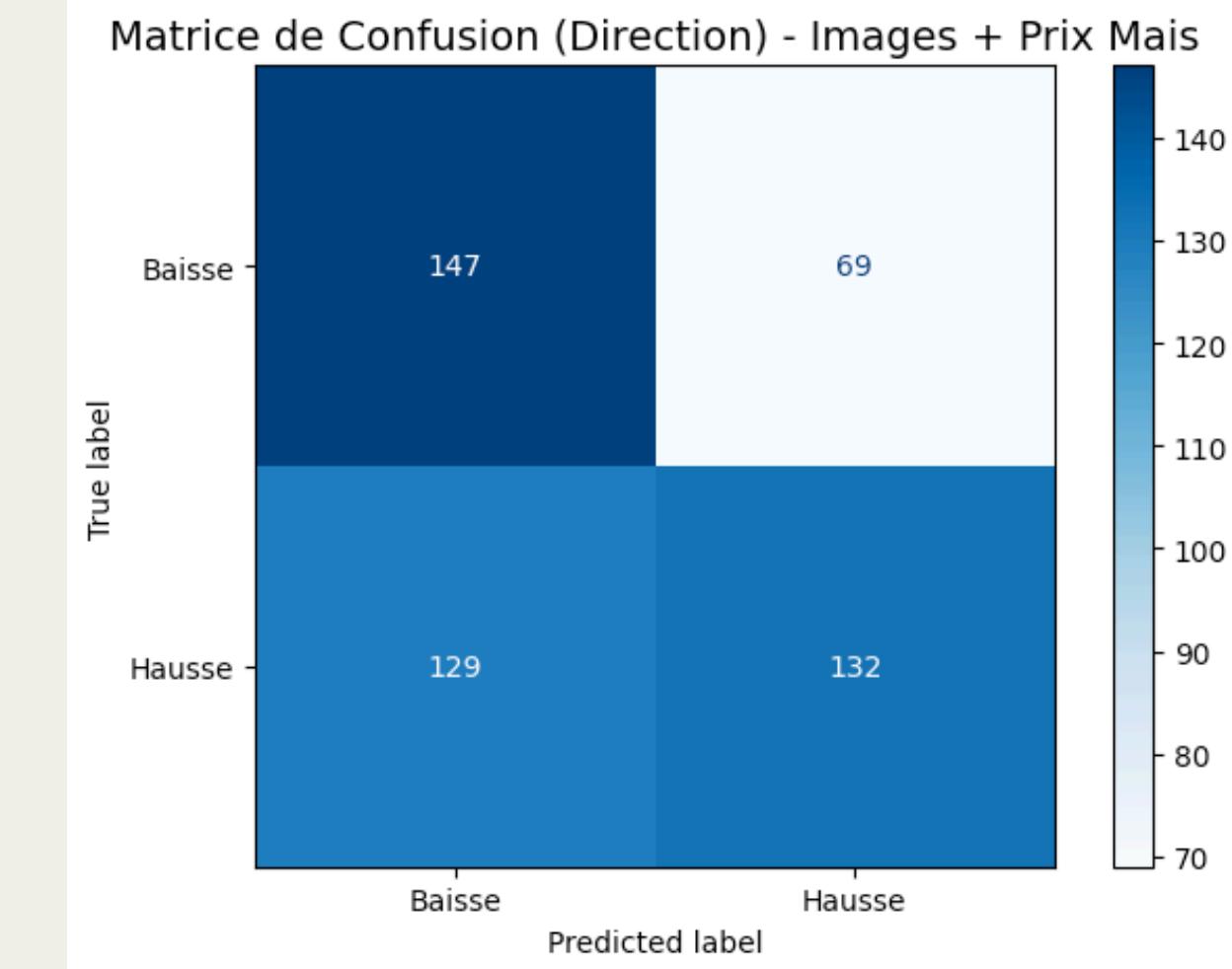
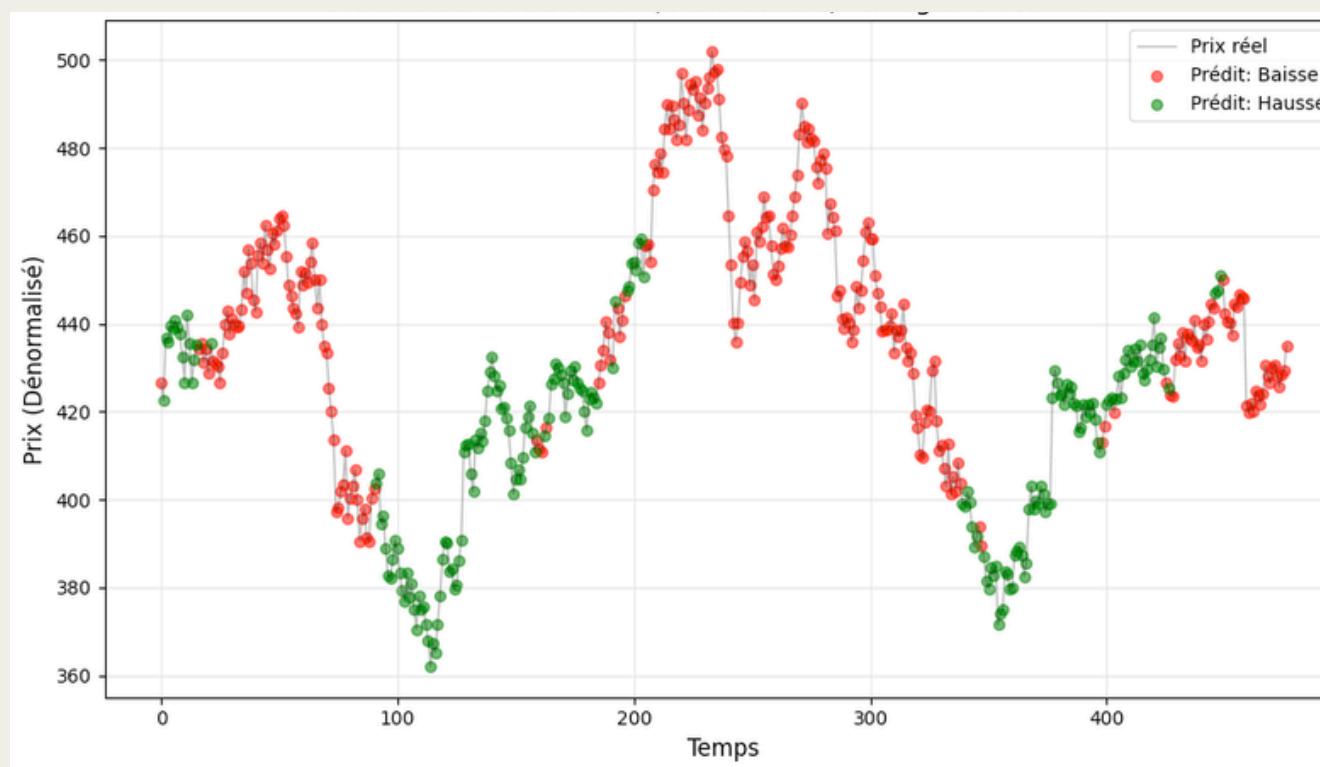
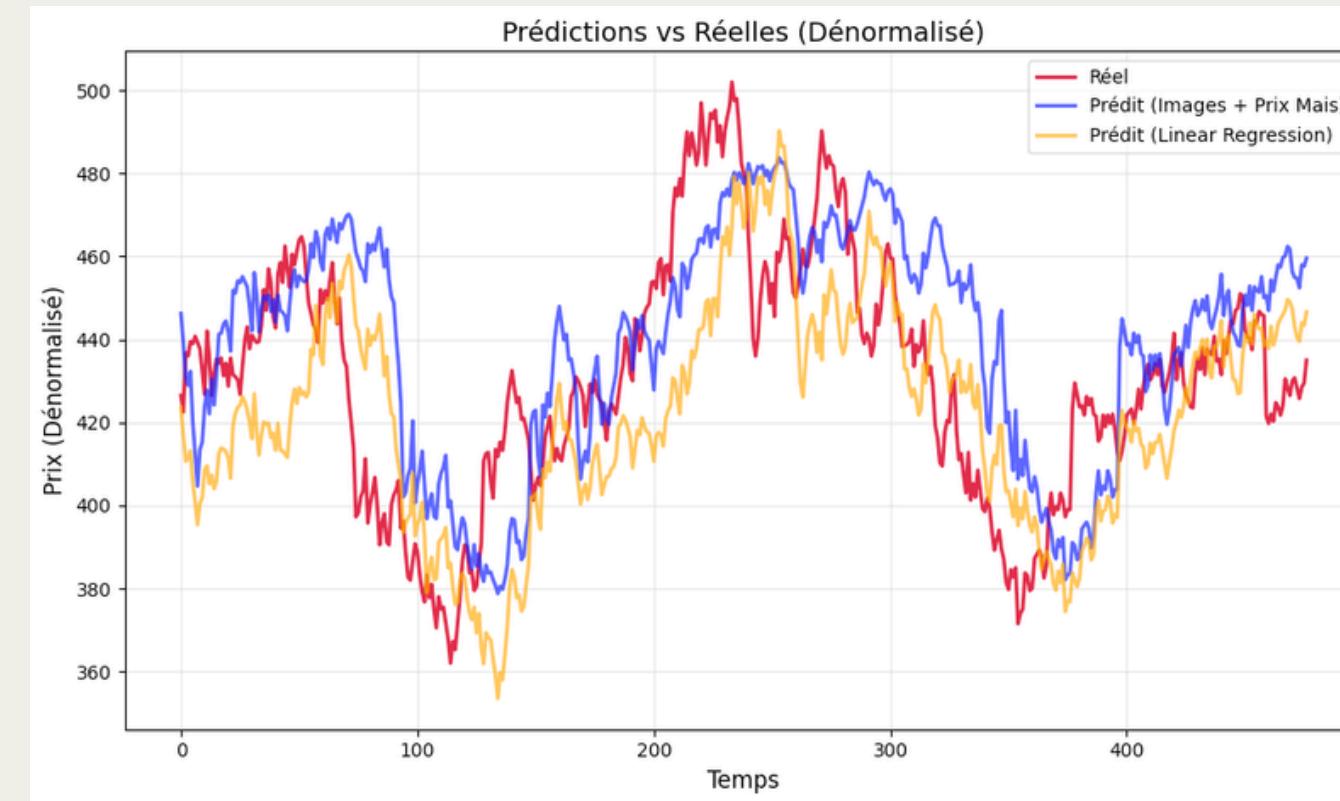
RÉSULTATS REGRESSION LINÉAIRE



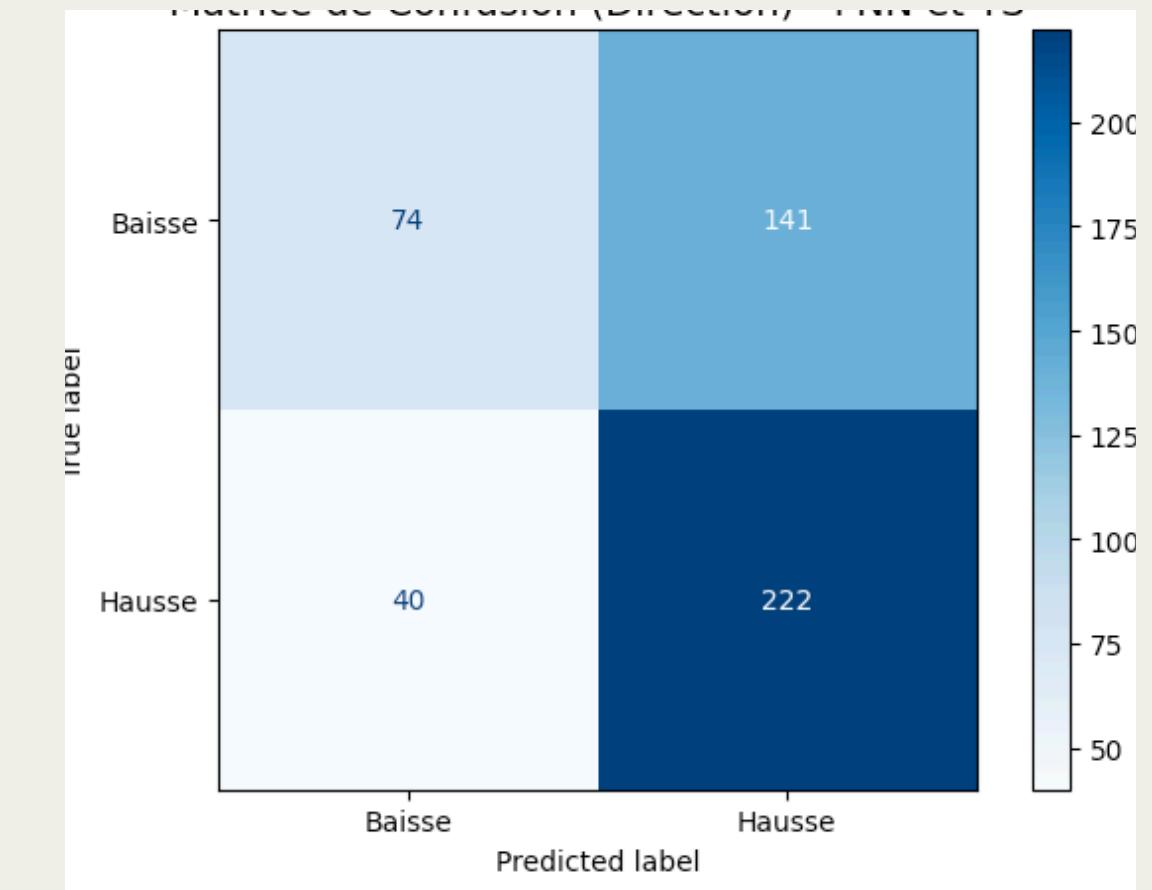
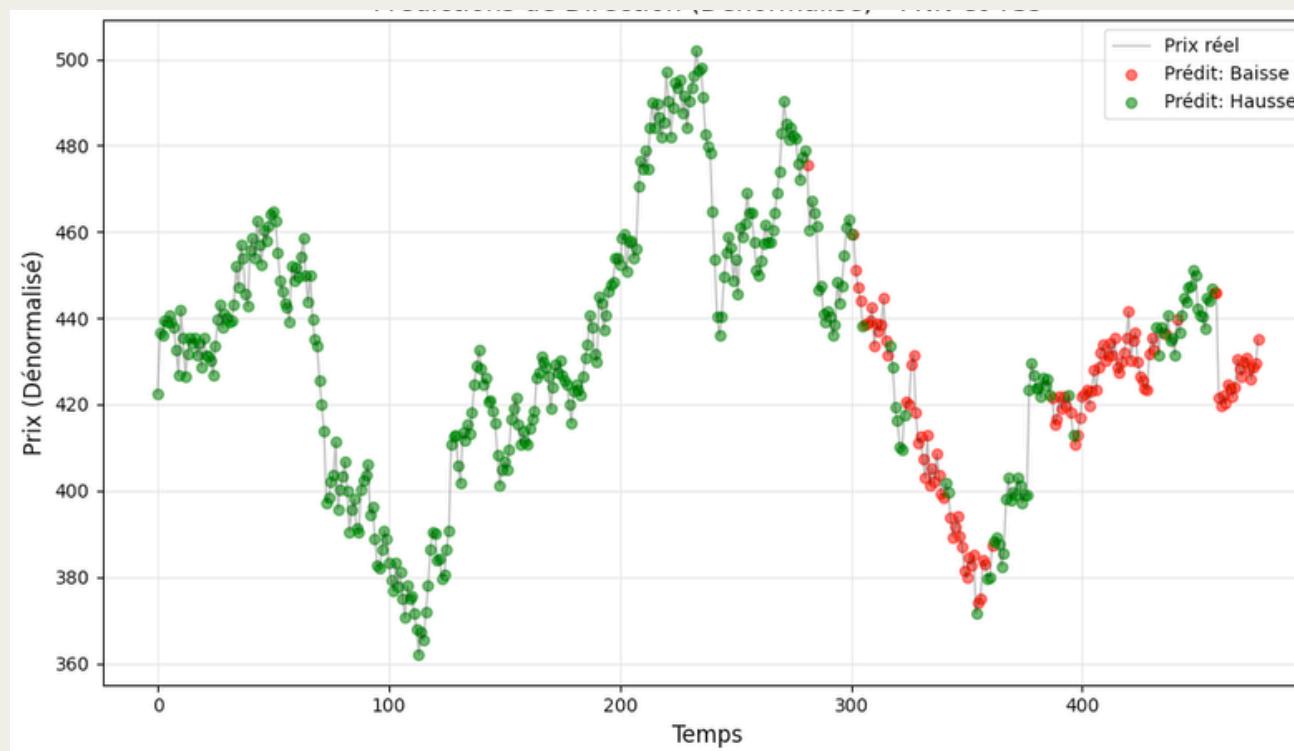
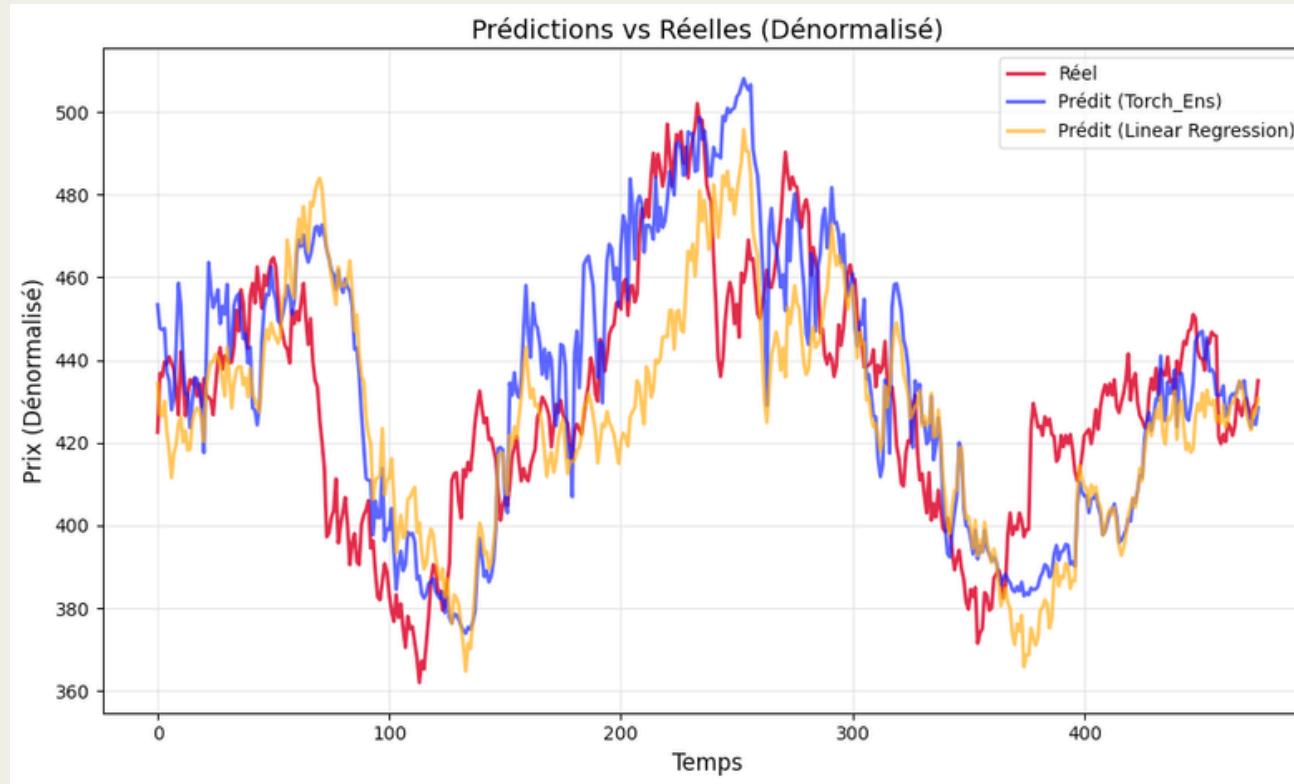
RÉSULTATS FNN - SÉRIE TEMPORELLES



RÉSULTATS CNN - FUTURES MAIS

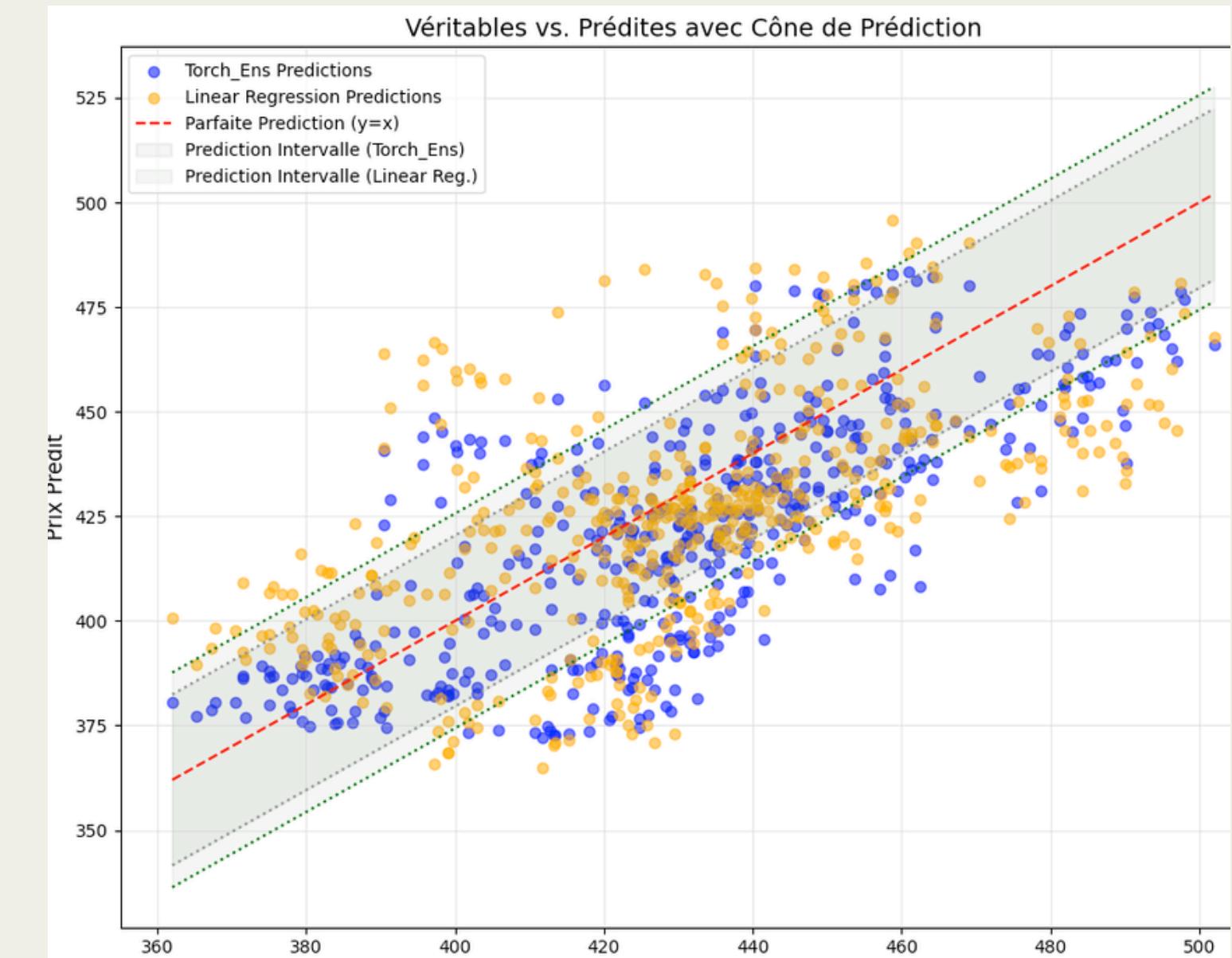


RÉSULTATS MODÈLE MULTIMODAL



TABLEAUX COMPARATIFS

Critères	Regression linéaire	Series temporelles	CNN	Multimodal
R ²	18,86%	0,7%	23,39%	39.16%
MSE	678\$	839\$	638\$	507.76\$
MAE	21,38\$	24.28\$	20,64\$	18.32\$
Accuracy	-	51,99%	58,46%	62.05%
Winrate	48,63%	54,83%	49,16%	51.68%



Backtesting

Brouard Noah
Winkler Mathis

DÉCISIONS D'INVESTISSEMENTS

Stratégie Long only

Achat

Prédiction de prix > Prix en t

+

Classification: Hausse

Stratégie Long-Short

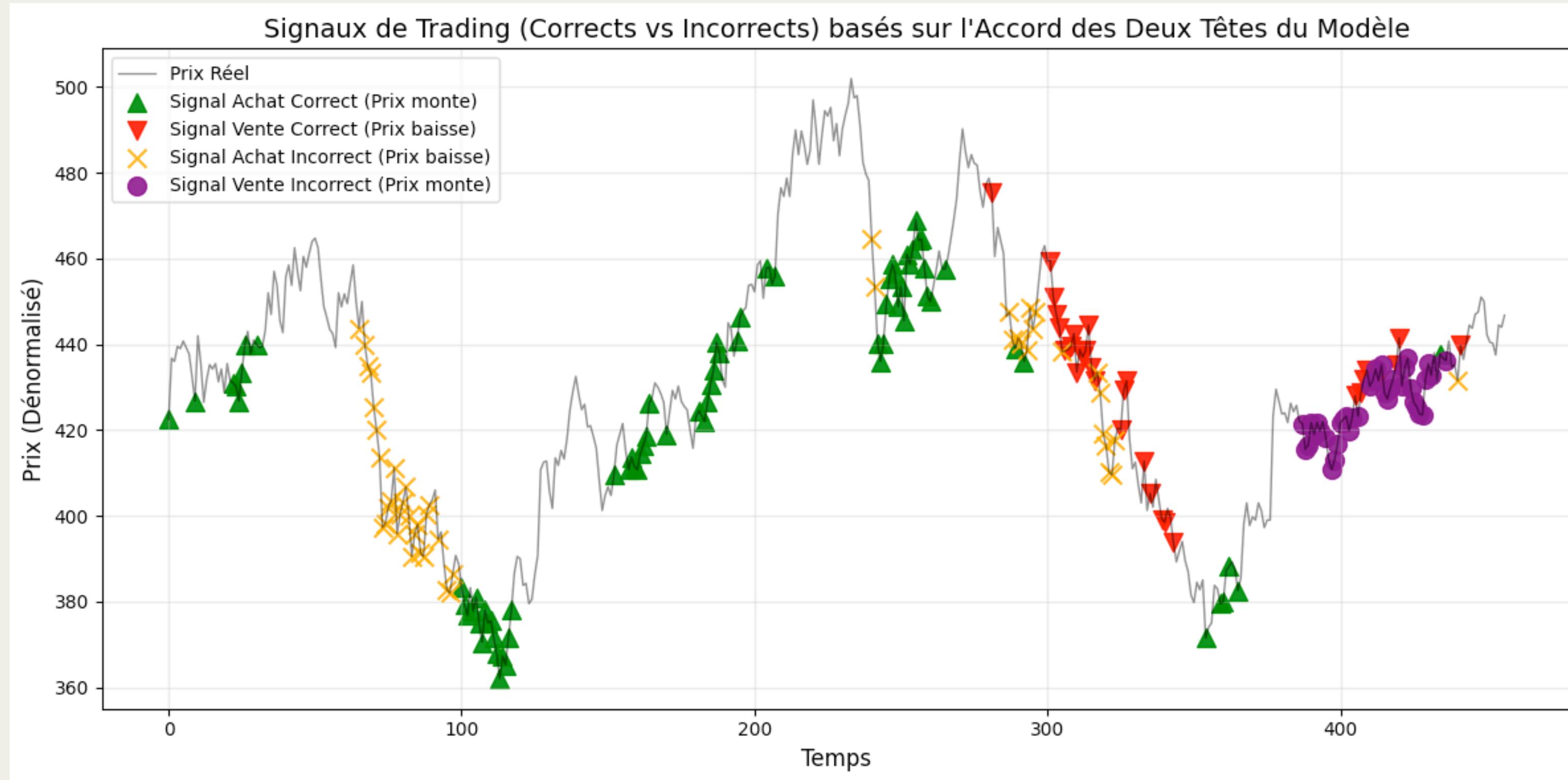
Achat ou Vente

Prédiction de prix > Prix en t ou < Prix en t

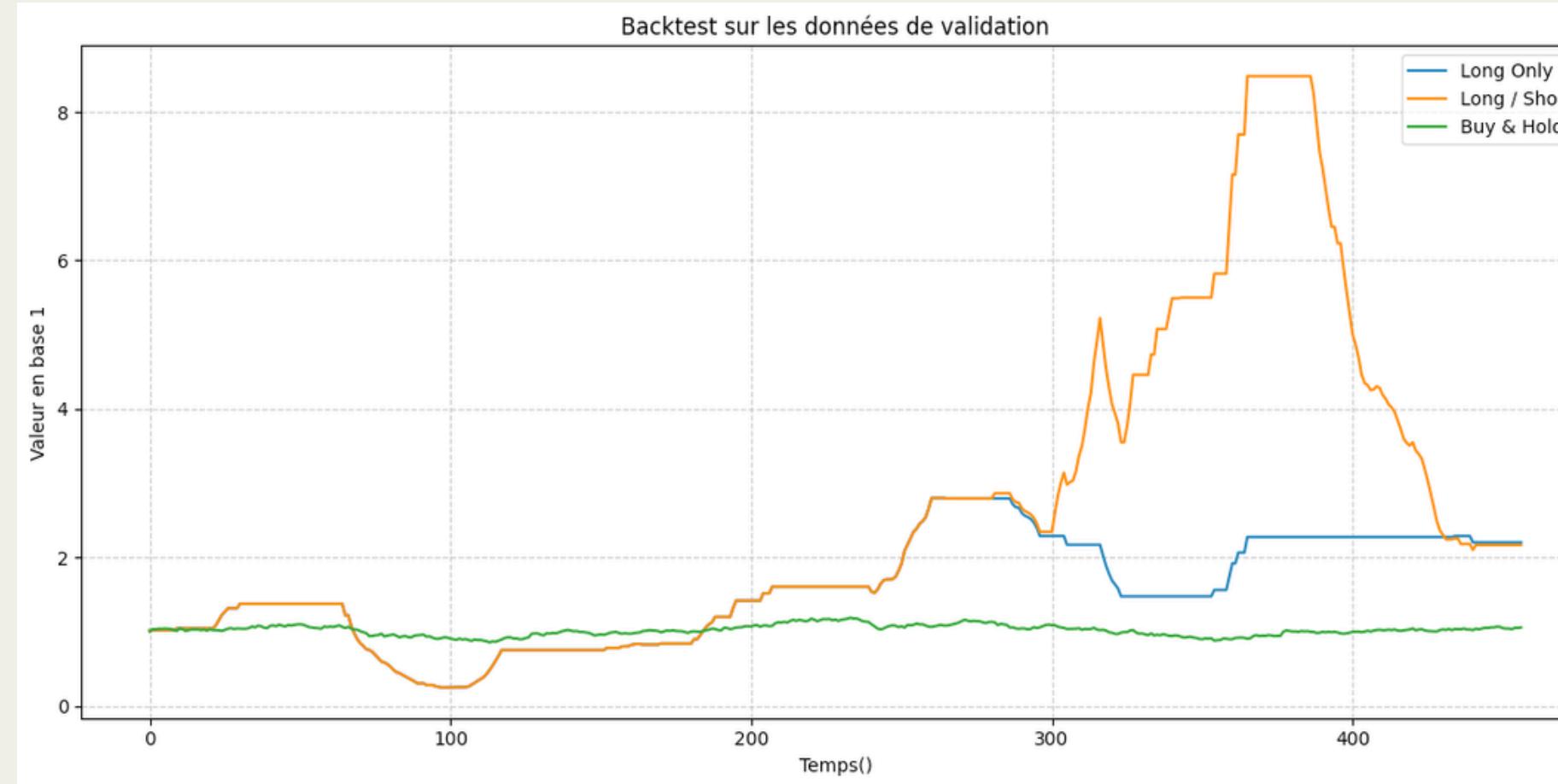
+

Classification en accord avec la prédiction

RÉSULTATS MODÈLE MULTIMODAL (SIGNAUX)



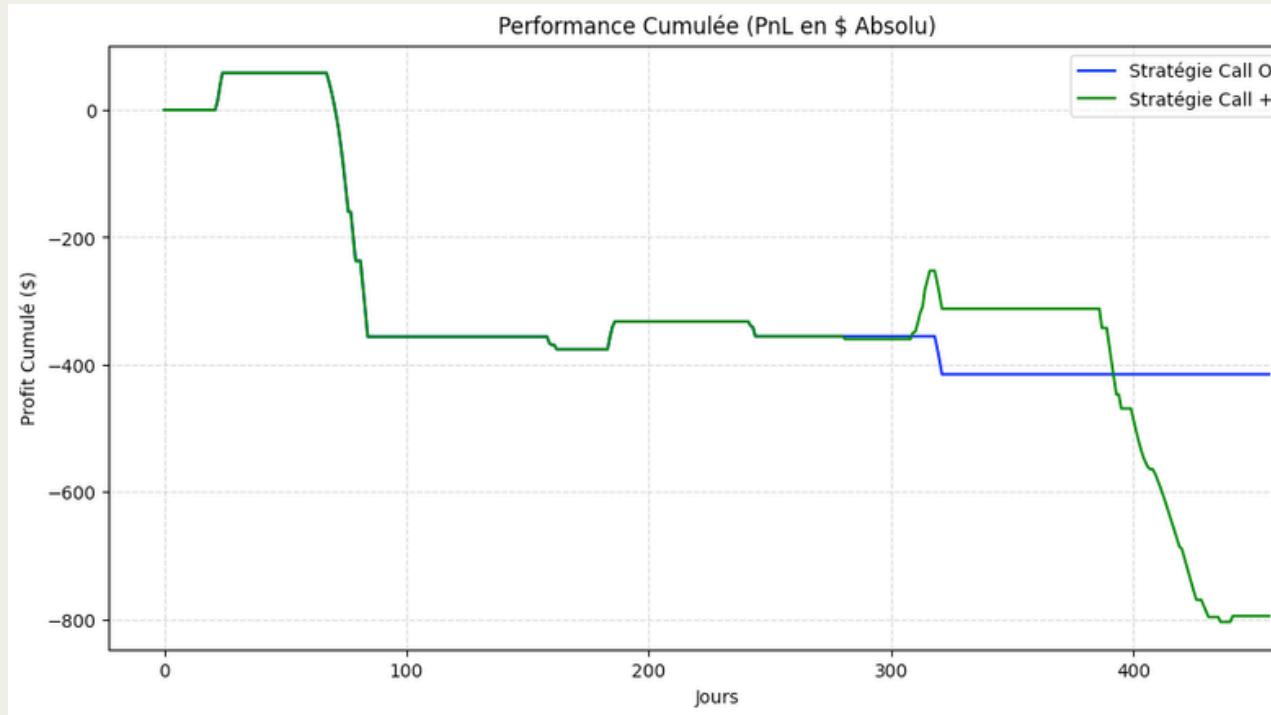
RÉSULTATS MODÈLE MULTIMODAL (LONG - SHORT)



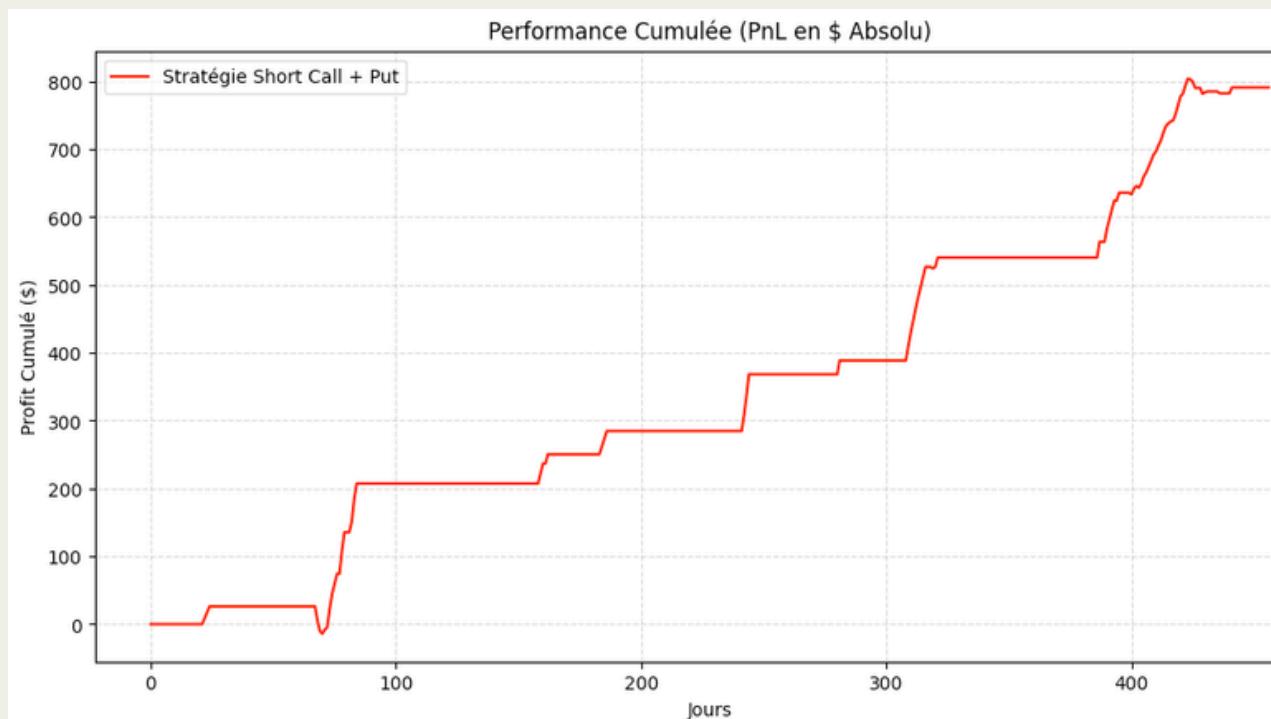
Le backtest est effectué sur 456 jours entre 2025 et 2026. On prend en compte des coûts de transaction imparfaits de 100 pts de base par Trade.

- **Strategy: Long Only**
 - Total Log Return: 0.7903
 - Annualized Return: **37.97%**
 - Volatilité extrême
- **Strategy: Long/Short**
 - Total Log Return: 0.7734
 - Annualized Return: **37.25%**
 - Volatilité importante
- **Strategy: Buy & Hold**
 - Total Log Return: 0.0558
 - Annualized Return: **3.13%**

RÉSULTATS MODÈLE MULTIMODAL (OPTIONS)



- **Strategy Long Call-Put**
- Stratégie peu efficace
- Période peu favorable
- Risque de perte forte inexistant



- **Strategy Short Call-Put**
- Stratégie très efficace
- Période favorable
- Risque de perte forte significatif

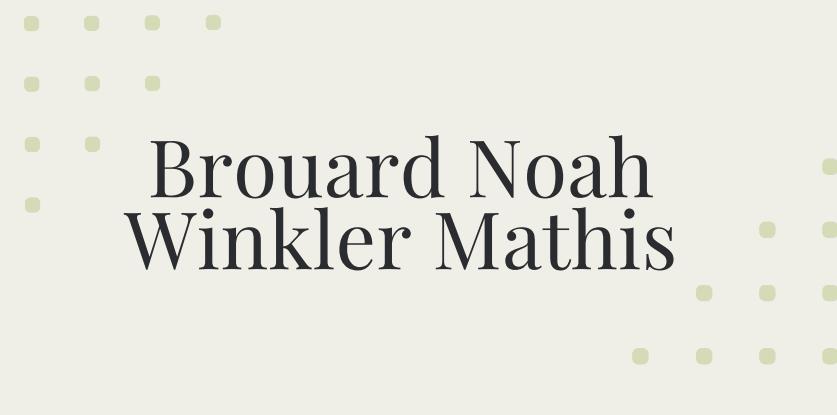
LIMITES

- Hyperparameter Tuning
- Qualité des images
- Quantité des images
- Géographie
- Taille limité du Dataset
- Backtest basique
- Sentimental Analysis
- Nombre de stratégies limitées
- Future chain
- Combinaison optimale d'éléments
- Coût de transactions
- Appel de marge





CONCLUSION



SOURCES

1. Documentation Pytorch
2. Documentation Sklearn
3. API Earthdata
4. API Open Meteo
5. API Yahoo Finance
6. Convolutional Neural Networks - CS 230 - By Afshine Amidi and Shervine Amidi - Stanford University
7. Estimating the impact of weather on Cbot corn futures prices using machine learning - Sriramjee Singh - Iowa State University
8. Thaker A, Chan LH, Sonner D. Forecasting Agriculture Commodity Futures Prices with Convolutional Neural Networks with Application to Wheat Futures. Journal of Risk and Financial Management. 2024; 17(4):143. <https://doi.org/10.3390/jrfm17040143>
9. BO-CNN-BiLSTM deep learning model integrating multisource remote sensing data for improving winter wheat yield estimation - Lei Zhang Changchun Li Xifang Wu Xifang Wu Hengmao Xiang Hengmao Xiang Yinghua Jiao Yinghua Jiao Huabin Chai Huabin - Front. Plant Sci., 20 December 2024 - Sec. Crop and Product Physiology Volume 15 - 2024 | <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1500499>

Merci à vous

QUESTIONS ?

Groupe
Noix-Maïs