

Architecture MLP pour couverture delta-gamma

Projet de Machine Learning

October 31, 2025

1 Introduction

Ce document présente une proposition d'architecture de réseau de neurones pour prédire les positions optimales de couverture d'un portefeuille en neutralisant le delta et en minimisant le gamma.

2 Qu'est-ce qu'un MLP et comment il fonctionne

Un **MLP** (**Multilayer Perceptron**) est un réseau de neurones classique composé de plusieurs couches :

- **Couche d'entrée** : reçoit toutes les features (ici $S, r, K, \sigma, \delta_{port}, \gamma_{port}$, deltas et gammas des options).
- **Couches cachées** : plusieurs couches de neurones avec une activation non linéaire (par exemple ReLU) qui permettent d'apprendre des relations complexes entre les features et la target.
- **Couche de sortie** : fournit les prédictions finales (ici les positions delta et gamma).

Chaque neurone effectue une combinaison linéaire de ses entrées et applique une fonction non linéaire : $[y = \text{activation}(\sum_i w_i x_i + b)]$ où x_i sont les entrées, w_i les poids et b le biais.

Plusieurs couches permettent d'apprendre des interactions non linéaires complexes. Le MLP est particulièrement adapté pour votre projet car il peut modéliser les relations complexes entre les deltas et gammas des options et les positions optimales de couverture.

3 Prétraitement des données

Avant l'entraînement, il est nécessaire de préparer les données :

- Normalisation/standardisation des features : $S, r, K, \sigma, \delta_{port}, \gamma_{port}$, deltas et gammas des options.
- Séparation en ensembles d'entraînement et de validation.

4 Architecture du MLP

- Entrée : toutes les features normalisées.

- Couches cachées : 3 à 4 couches denses avec activation ReLU, 64 à 128 neurones par couche.
- Sortie : 2 neurones correspondant aux positions optimales de couverture (delta et gamma).

5 Fonction de perte

La fonction de perte combine :

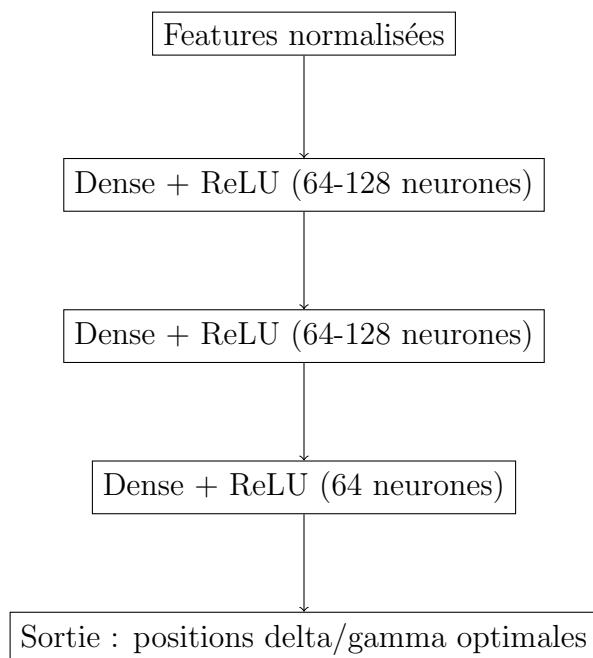
- L'erreur quadratique moyenne (MSE) entre la prédiction et la target.
- Des termes supplémentaires pour intégrer les contraintes financières :
 - Delta-neutralité : $\sum_i q_i \delta_i + \delta_{port} \approx 0$
 - Minimisation du gamma : $\sum_i q_i \gamma_i + \gamma_{port} \approx 0$

Cette approche permet au réseau de respecter les règles financières tout en approximant les solutions optimales.

6 Entraînement et validation

- Optimiseur : Adam ou RMSProp.
- Batch : 32 à 128.
- Early stopping sur la perte de validation.
- Évaluation : comparaison des positions prédictives avec la solution analytique et vérification des contraintes de delta et gamma.

7 Schéma de l'architecture



8 Conclusion

Cette architecture MLP simple mais efficace permet de prédire en temps réel les positions optimales de couverture d'un portefeuille tout en respectant les contraintes financières. Elle constitue une première étape avant d'explorer des architectures plus complexes ou des approches intégrant la dynamique temporelle.