

RAPPORT FINAL

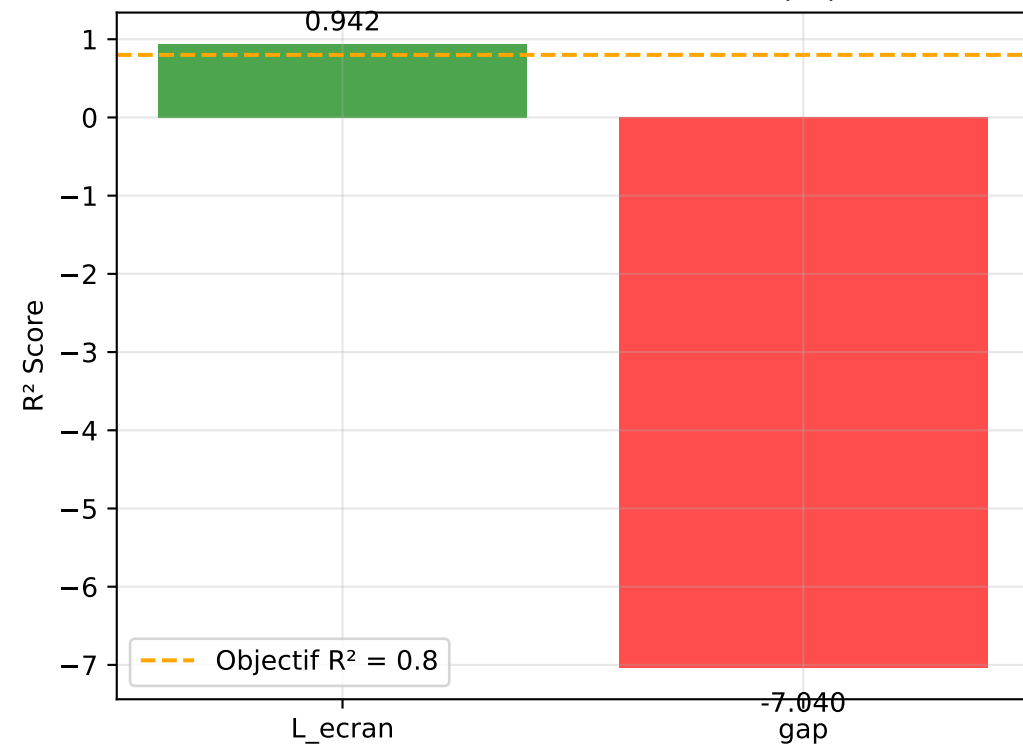
RÉSEAU DE NEURONES POUR L'INVERSION HOLOGRAPHIQUE

Prédiction des paramètres L_{ecran} et gap
à partir de profils radiaux d'intensité

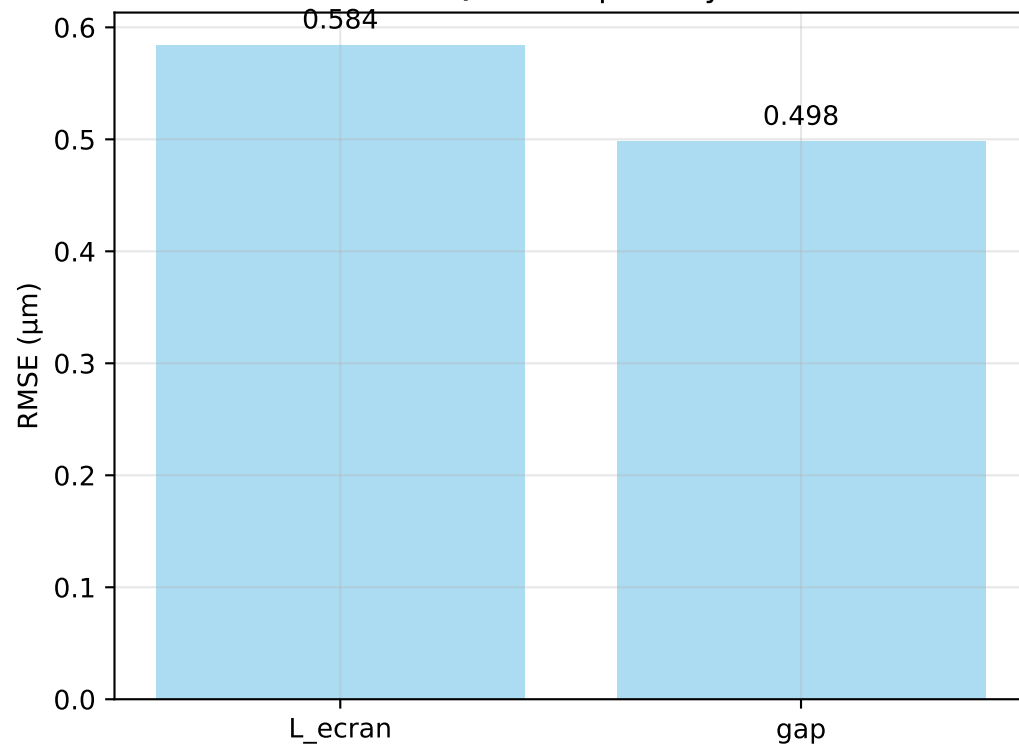
Auteur: Oussama GUELFAA
Date: 05 - 06 - 2025
Projet: Stage Inversion_anneaux

RÉSULTATS PRINCIPAUX:

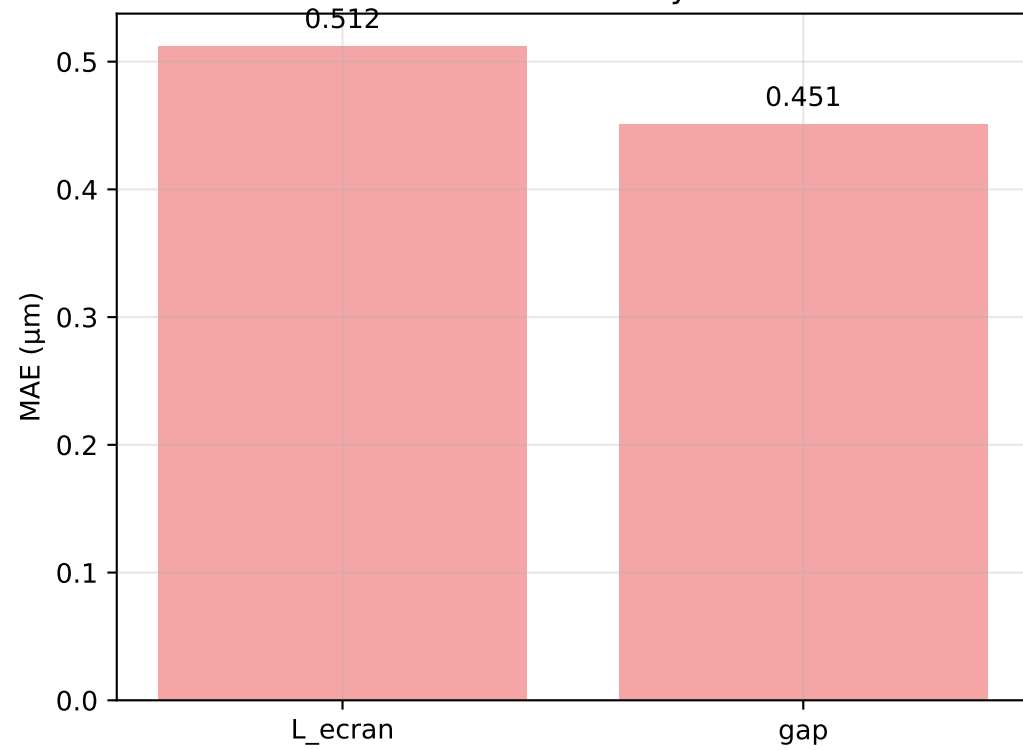
- R^2 global: -3.05 (Objectif non atteint)
 - R^2 L_{ecran} : 0.942 (Excellent)
 - R^2 gap: -7.04 (Problématique)
- Architecture: 691,138 paramètres
- Données: 990 entraînement, 48 test

Coefficient de Détermination (R^2)

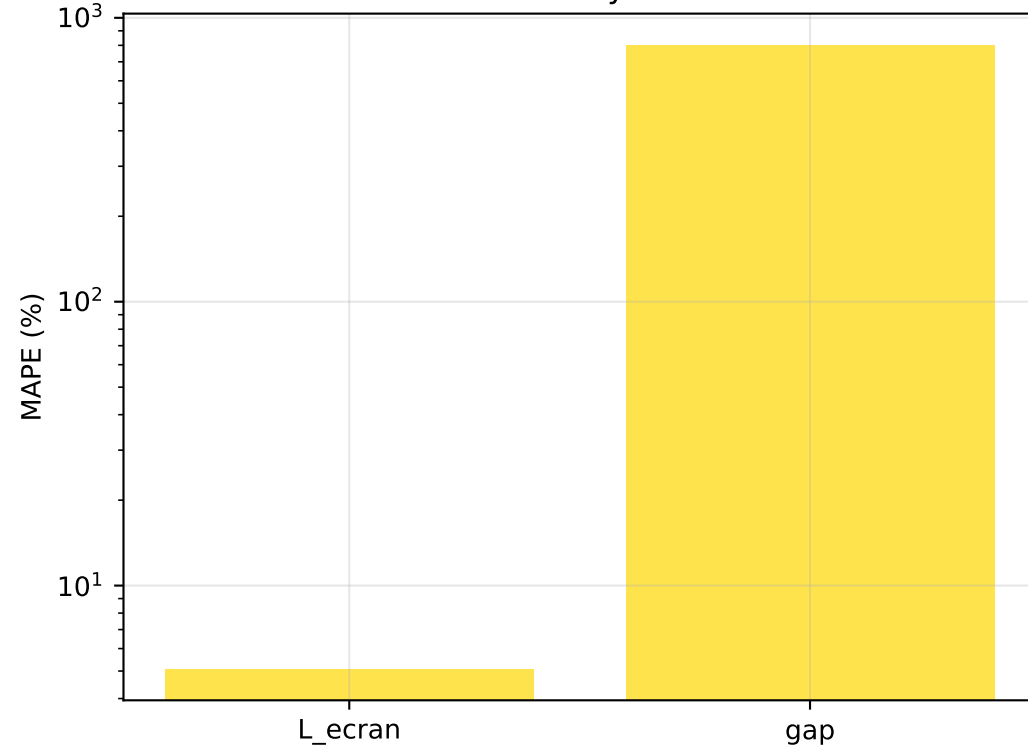
Erreur Quadratique Moyenne



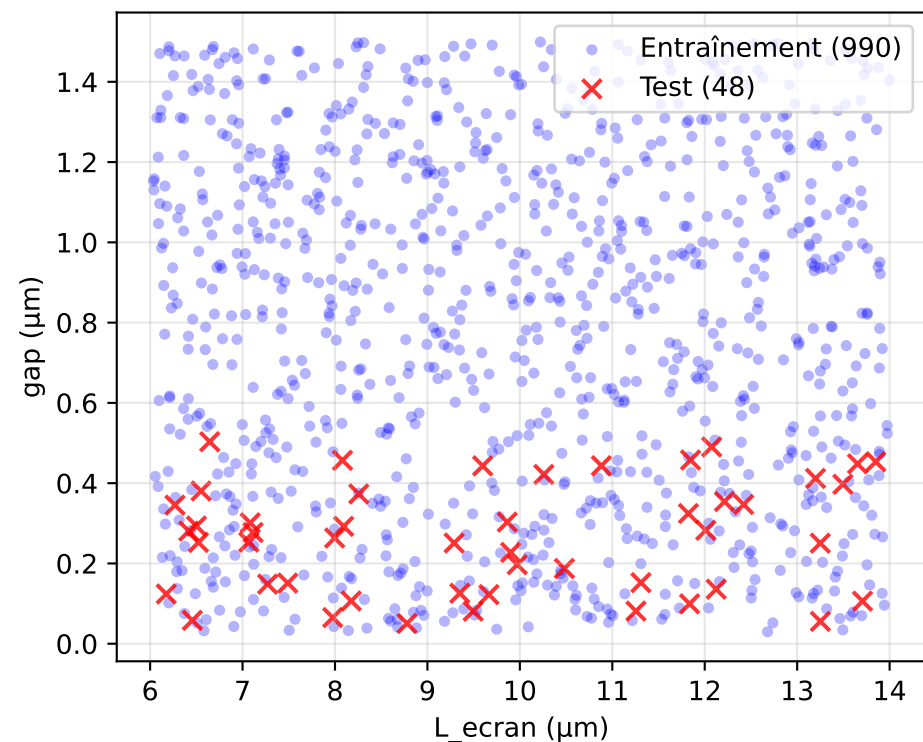
Erreur Absolue Moyenne



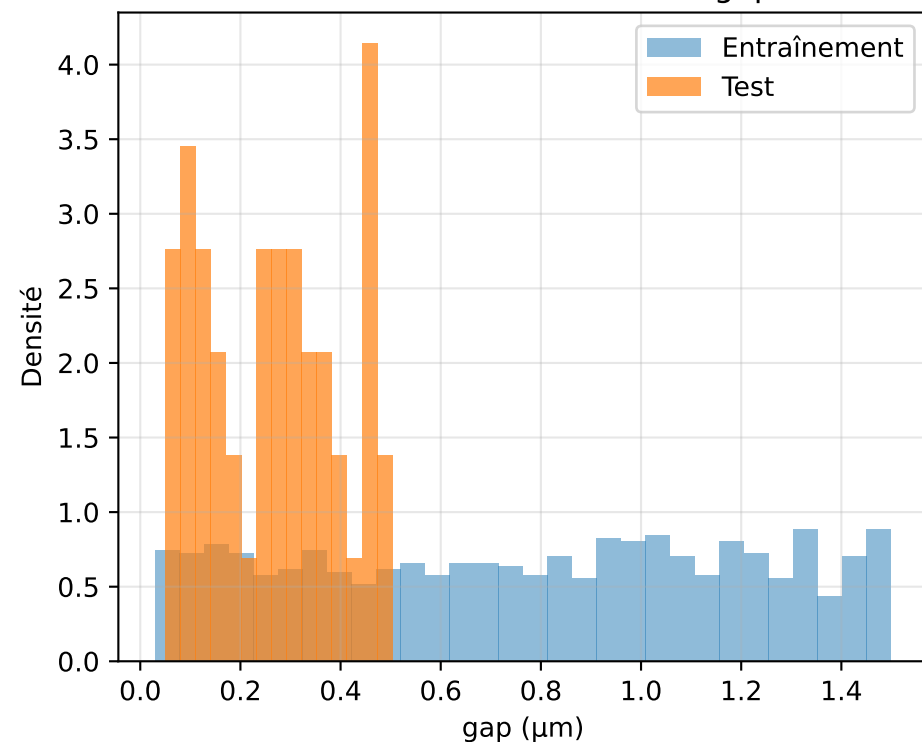
Erreur Absolue Moyenne Relative



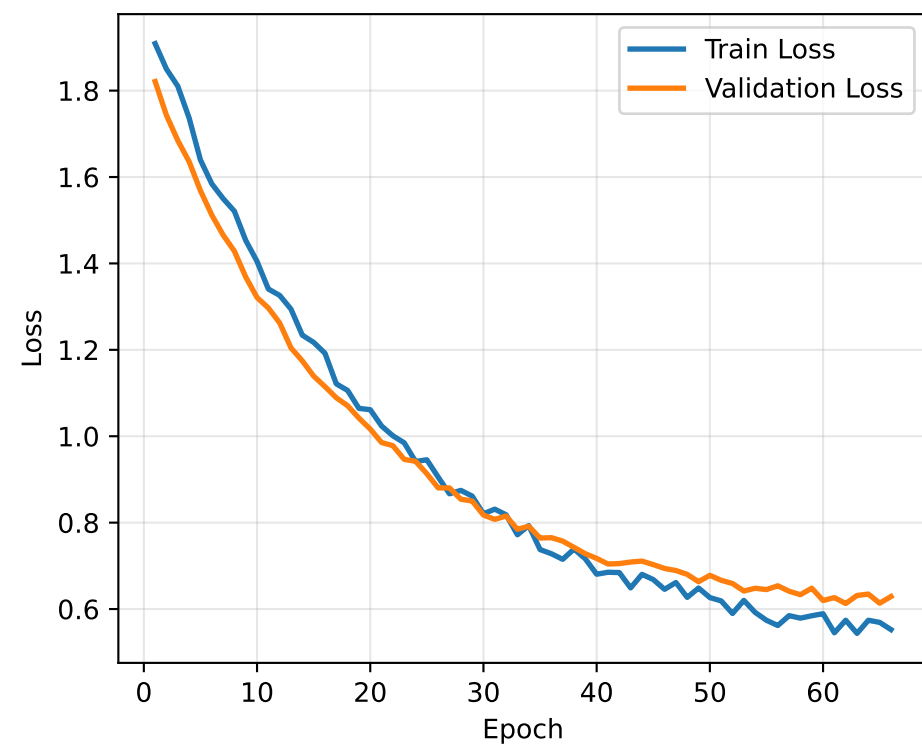
Distribution des Paramètres



Distribution des Valeurs de gap



Courbes d'Entraînement



ARCHITECTURE DU MODÈLE

Extracteur de Features:

- Linear(1000 → 512) + BatchNorm + ReLU + Dropout(0.2)
- Linear(512 → 256) + BatchNorm + ReLU + Dropout(0.15)
- Linear(256 → 128) + BatchNorm + ReLU + Dropout(0.1)
- Linear(128 → 64) + BatchNorm + ReLU + Dropout(0.05)

Têtes Spécialisées:

- $L_{\text{ecran_head}}$: Linear(64 → 32) + ReLU + Linear(32 → 1)
- gap_head : Linear(64 → 32) + ReLU + Linear(32 → 1)

Paramètres:

- Total: 691,138 paramètres
- Optimiseur: Adam (lr=0.001)
- Loss: MSE Loss
- Early stopping: 25 epochs patience

ANALYSE DES RÉSULTATS ET RECOMMANDATIONS

PROBLÈMES IDENTIFIÉS:

1. Généralisation Simulation → Expérience
 - Le modèle performe excellentement sur L_{ecran} ($R^2 = 0.942$)
 - Échec complet pour gap ($R^2 = -7.04$)
 - Différences fondamentales entre données simulées et expérimentales
2. Déséquilibre des Données
 - Plage gap entraînement: $[0.025 - 1.5] \mu\text{m}$
 - Plage gap test: $[0.025 - 0.517] \mu\text{m}$
 - Sous-représentation du domaine expérimental
3. Complexité vs Signal
 - L_{ecran} : Signal fort, variations importantes
 - gap: Signal faible, variations subtiles
 - Sensibilité différentielle au bruit expérimental

RECOMMANDATIONS PRIORITAIRES:

1. Amélioration des Données
 - ✓ Collecter plus de données expérimentales pour l'entraînement
 - ✓ Équilibrer les plages de paramètres
 - ✓ Ajouter du bruit réaliste aux simulations
 - ✓ Augmentation de données sophistiquée
2. Techniques Avancées
 - ✓ Domain Adaptation pour réduire l'écart sim/exp
 - ✓ Transfer Learning avec fine-tuning
 - ✓ Modèles séparés pour chaque paramètre
 - ✓ Ensemble de modèles spécialisés
3. Approches Alternatives
 - ✓ Modèle hiérarchique: L_{ecran} puis gap
 - ✓ Méthodes hybrides ML + physique
 - ✓ Optimisation bayésienne des hyperparamètres
 - ✓ Adversarial training pour robustesse

CONCLUSION:

Le projet a démontré la faisabilité de l'approche ML pour l'inversion holographique, avec d'excellents résultats pour L_{ecran} . Le défi principal réside dans la généralisation vers les données expérimentales, particulièrement pour le paramètre gap. Les recommandations fournissent une feuille de route claire pour atteindre l'objectif $R^2 > 0.8$.

FICHIERS GÉNÉRÉS:

- models/final_optimized_regressor.pth
- models/final_scalers.npz
- plots/comprehensive_evaluation.png
- README_RESULTS.md
- Neural_Network_Final_Report.pdf