

# Projet MLA — Rapport Data

Prétraitement CelebA et évaluation qualitative des modèles Fader pré-entraînés

Équipe Data

23 décembre 2025

## Résumé

Ce rapport présente l'ensemble du travail réalisé par l'équipe *Data* dans le cadre du projet **MLA**. Nous détaillons la récupération et le prétraitement du dataset CelebA, la construction des entrées nécessaires au pipeline Fader Networks, puis une étude qualitative des **modèles Fader pré-entraînés**. Les résultats sont analysés à travers des **grilles d'interpolations** sur des images CelebA et sur une image externe. Cette étude constitue une **baseline de référence** pour comparer les performances de notre futur modèle entraîné.

## 1 Objectifs et périmètre du travail Data

L'objectif principal de l'équipe Data est de fournir une base solide et reproductible pour l'implémentation des Fader Networks.

Les missions réalisées sont :

- mise en place du dataset CelebA dans une structure exploitable,
- prétraitement cohérent des images et des attributs,
- génération de fichiers prêts à être utilisés par les scripts de test,
- évaluation qualitative des modèles Fader Networks pré-entraînés.

Cette phase permet de comprendre le comportement attendu des modèles avant de développer notre propre implémentation.

## 2 Prétraitement du dataset CelebA

### 2.1 Prétraitement des images

Les images CelebA subissent les étapes suivantes :

- recentrage du visage (crop),
- redimensionnement en  $256 \times 256$  pixels,
- normalisation pour obtenir une distribution compatible avec les réseaux neuronaux.

Ce prétraitement garantit une homogénéité des entrées et limite les biais liés à l'éclairage ou au fond.

### 2.2 Prétraitement des attributs

Les attributs sont extraits du fichier `list_attr_celeba.txt`. Nous sélectionnons uniquement les attributs utiles (Male, Young, Eyeglasses) et les stockons dans un fichier `attributes.pth`.

Cette représentation permet un accès rapide et reproductible aux labels lors des tests.

### 3 Principe des tests avec Fader Networks

Un Fader Network est un auto-encodeur conditionné par un attribut binaire. Le décodeur reçoit un vecteur attribut de dimension 2 (one-hot) et un coefficient  $\alpha$  permettant de contrôler l'intensité de l'attribut.

Les tests sont réalisés sous forme de **grilles d'interpolations** :

- chaque ligne correspond à une image différente,
- chaque colonne correspond à une valeur croissante de  $\alpha$ ,
- la première colonne est l'image originale,
- les colonnes suivantes montrent la transition progressive de l'attribut.

Cette représentation est privilégiée car elle permet d'évaluer :

- la progressivité de l'attribut,
- la stabilité de l'identité,
- l'apparition d'artefacts.

### 4 Résultats expérimentaux

#### 4.1 Attribut Male

**Paramètres :**  $\alpha$  fixé à une valeur élevée afin de rendre la transformation clairement visible.



FIGURE 1 – Interpolations du modèle **Male** sur 5 images CelebA

**Analyse qualitative.** L'attribut **Male** se traduit par :

- l'apparition progressive de pilosité faciale (moustache, barbe),
- un durcissement des traits du visage (mâchoire, sourcils),
- une modification cohérente de la texture de peau.

L'identité globale est majoritairement conservée, bien que des déformations apparaissent lorsque l'intensité de l'attribut devient trop forte.

**Conclusion.** Le modèle **Male** fournit une transformation nette et interprétable, ce qui en fait une bonne référence qualitative.

## 4.2 Attribut Young

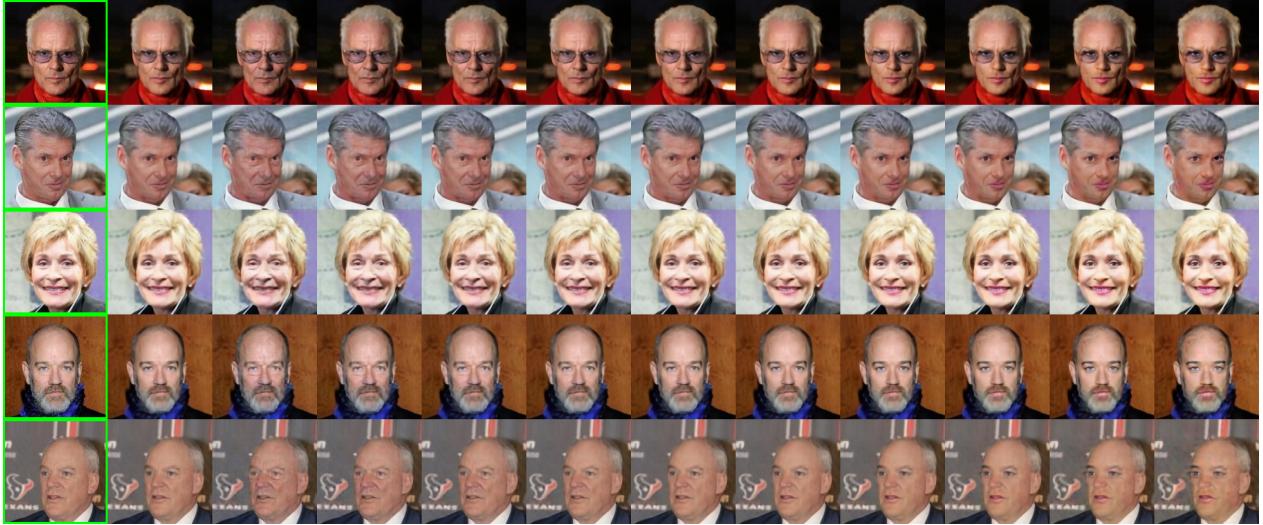


FIGURE 2 – Interpolations du modèle Young sur 5 images CelebA

**Analyse qualitative.** Le modèle agit principalement sur :

- la texture de la peau (lissage, réduction des rides),
- l’aspect global du visage (air plus juvénile).

L’effet est plus subtil que pour l’attribut **Male**, mais peut entraîner un rendu artificiel lorsque l’intensité est trop élevée.

**Conclusion.** L’attribut **Young** est plus difficile à contrôler, mais la tendance générale est correctement capturée par le modèle.

## 4.3 Attribut Eyeglasses



FIGURE 3 – Interpolations du modèle Eyeglasses sur 5 images CelebA

**Analyse qualitative.** L’ajout de lunettes est :

- localisé autour des yeux,

- progressif au fil des interpolations,
- parfois accompagné d'artefacts (ombres, contours imprécis).

L'effet est globalement convaincant mais dépend fortement de l'image d'entrée.

**Conclusion.** Le modèle parvient à ajouter un objet local, mais reste sensible à la pose et à la qualité des images.

#### 4.4 Test sur image externe (Eyeglasses)



FIGURE 4 – Interpolations du modèle **Eyeglasses** sur une image externe

**Analyse qualitative.** Sur une image hors CelebA :

- l'attribut est toujours activé,
- la qualité visuelle diminue (flou, déformations),
- la généralisation reste limitée.

**Conclusion.** Ce test met en évidence la dépendance du modèle à la distribution d'entraînement.

### 5 Conclusion générale

Cette étude fournit une baseline qualitative claire des modèles Fader Networks pré-entraînés. Les interpolations montrent que :

- les attributs globaux (Male) sont plus faciles à apprendre,
- les attributs de texture (Young) sont plus sensibles,
- les attributs locaux (Eyeglasses) sont réalistes mais fragiles,
- la généralisation hors CelebA reste limitée.

Ces résultats serviront de référence pour comparer les performances du modèle que nous entraînerons ultérieurement.