

Développez une preuve de concept

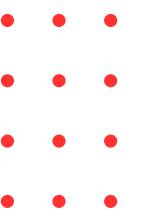
Objectif

- Identifier et implémenter un algorithme SOTA pour améliorer les performances d'une méthode en production existante

Situation : Spécialiste AI cherchant à améliorer un algorithme ML

Problématique : Gestion du déséquilibre des classes

Avantage : Améliorer l'efficacité de la reconnaissance faciale



Présentation du jeu de données UTKFace

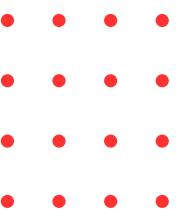
Ensemble de données de 23690 images de visages (RGB, 200x200 pixels)

Age :
entre 1 et 116

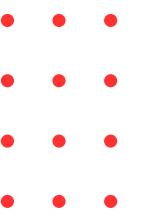
Genre :
0 : Male
1 : Female

Origine ethnique :
0 : White
1 : Black
2 : Asian
3 : Indian
4 : Other



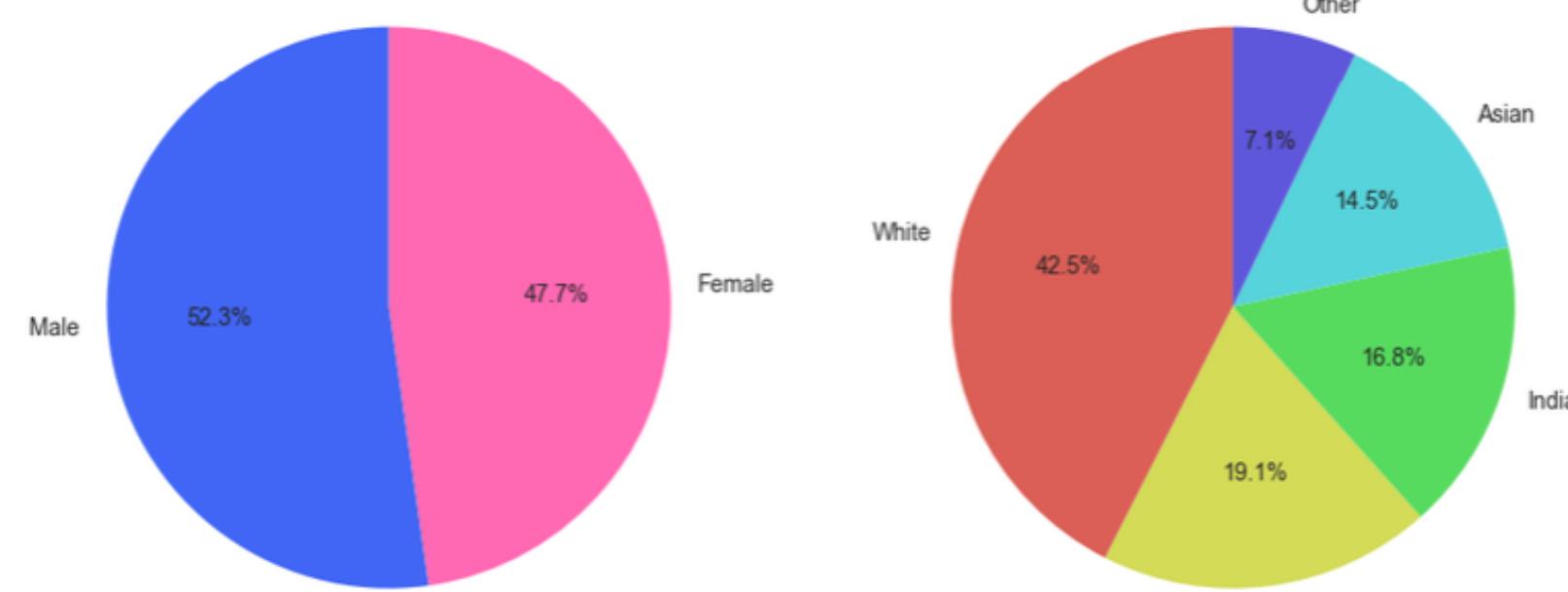


Prétraitement des données



Prétraitement des données

Distribution originale des genres et des origines ethniques



Exemples de visages de la classe « Other »



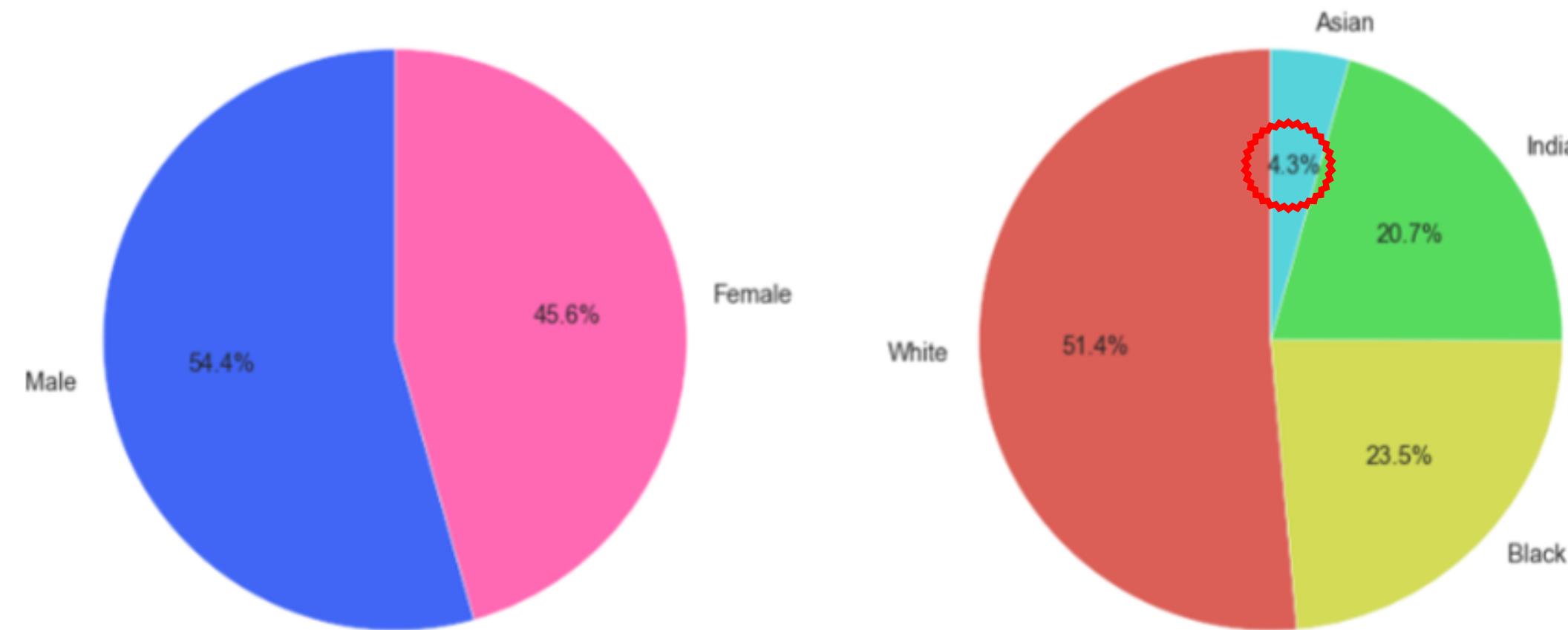
Suppression de la classe "Other"

Prétraitement des données

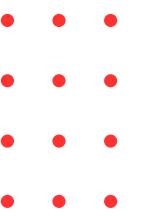
Sous-échantillonnage de la classe "Asian"

- suppression de 75% des données

Distribution implémentée des genres et des origines ethniques



→ Déséquilibre implémenté

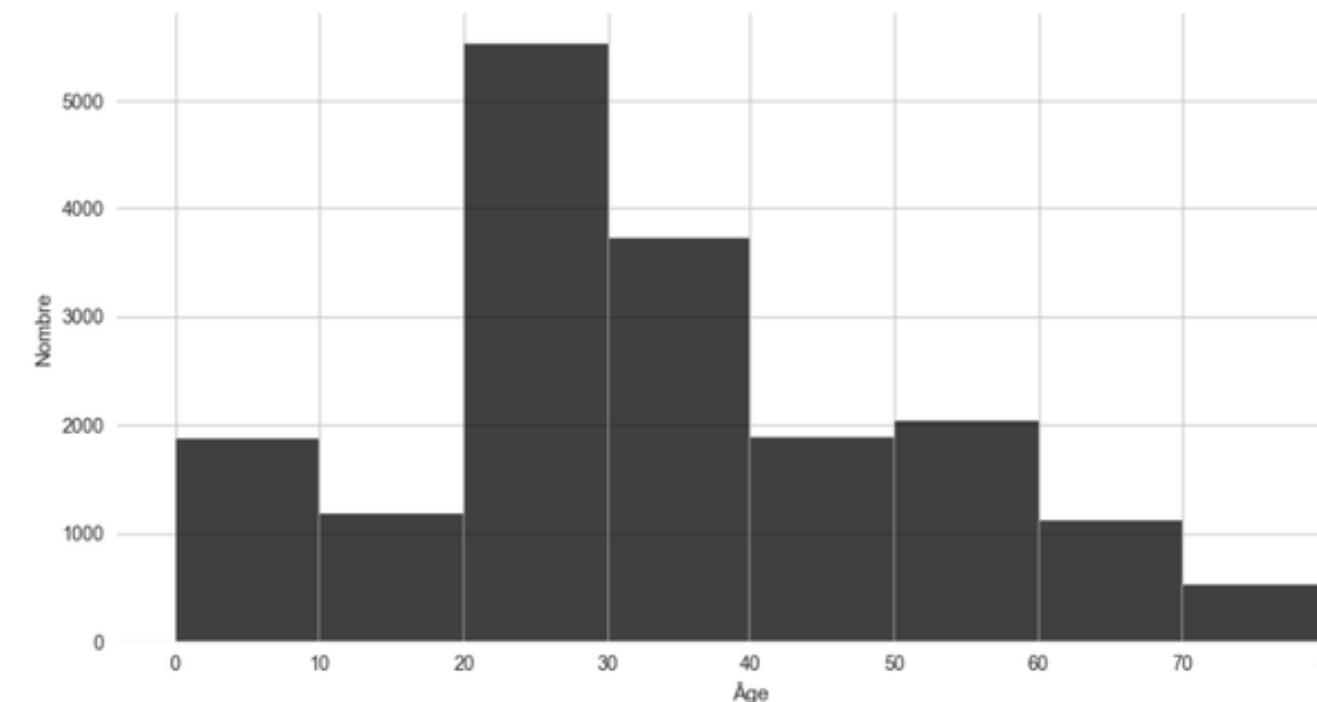


Prétraitement des données

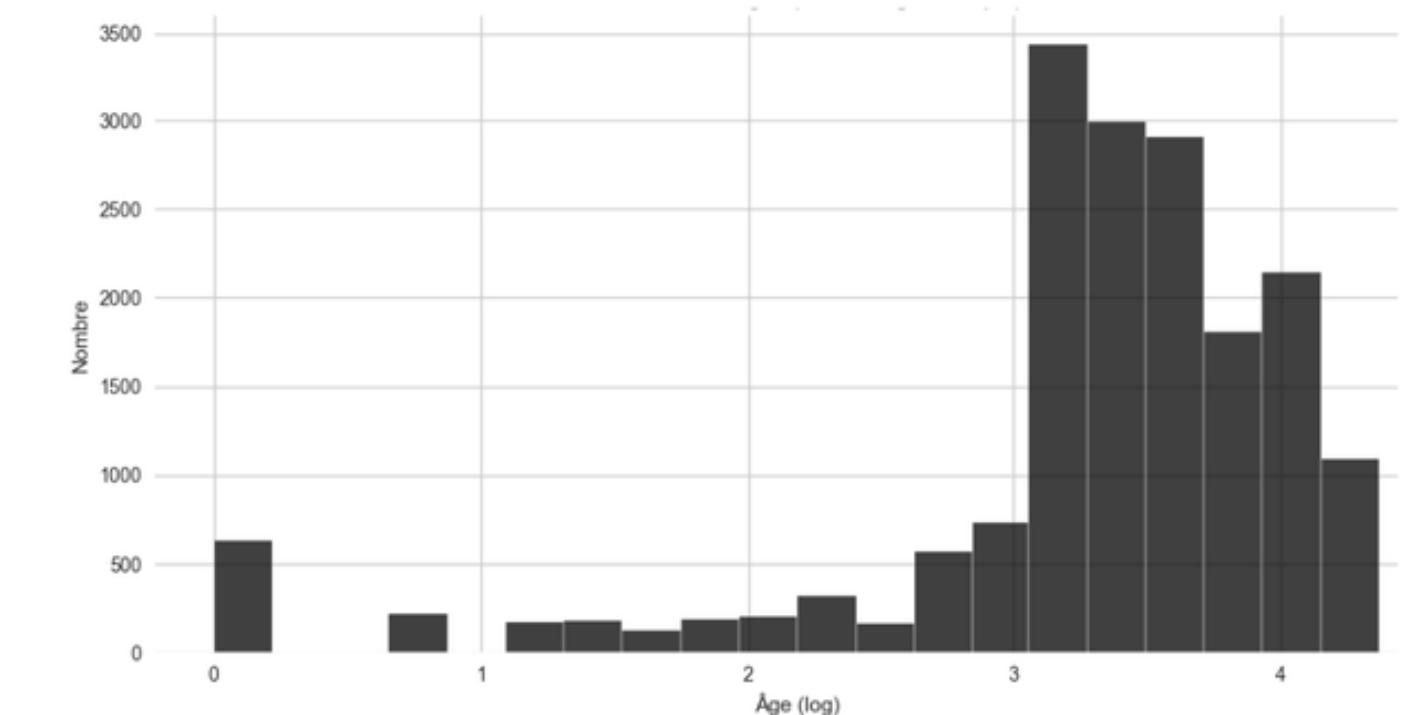
Très peu de personnes âgées dans les classes "Black" et "Indian"

- **Suppression des observations pour lesquelles l'âge dépasse 80 ans**

Distribution des âges



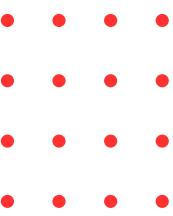
Distribution des âges (échelle log)



Difficulté d'estimer l'âge des personnes âgées

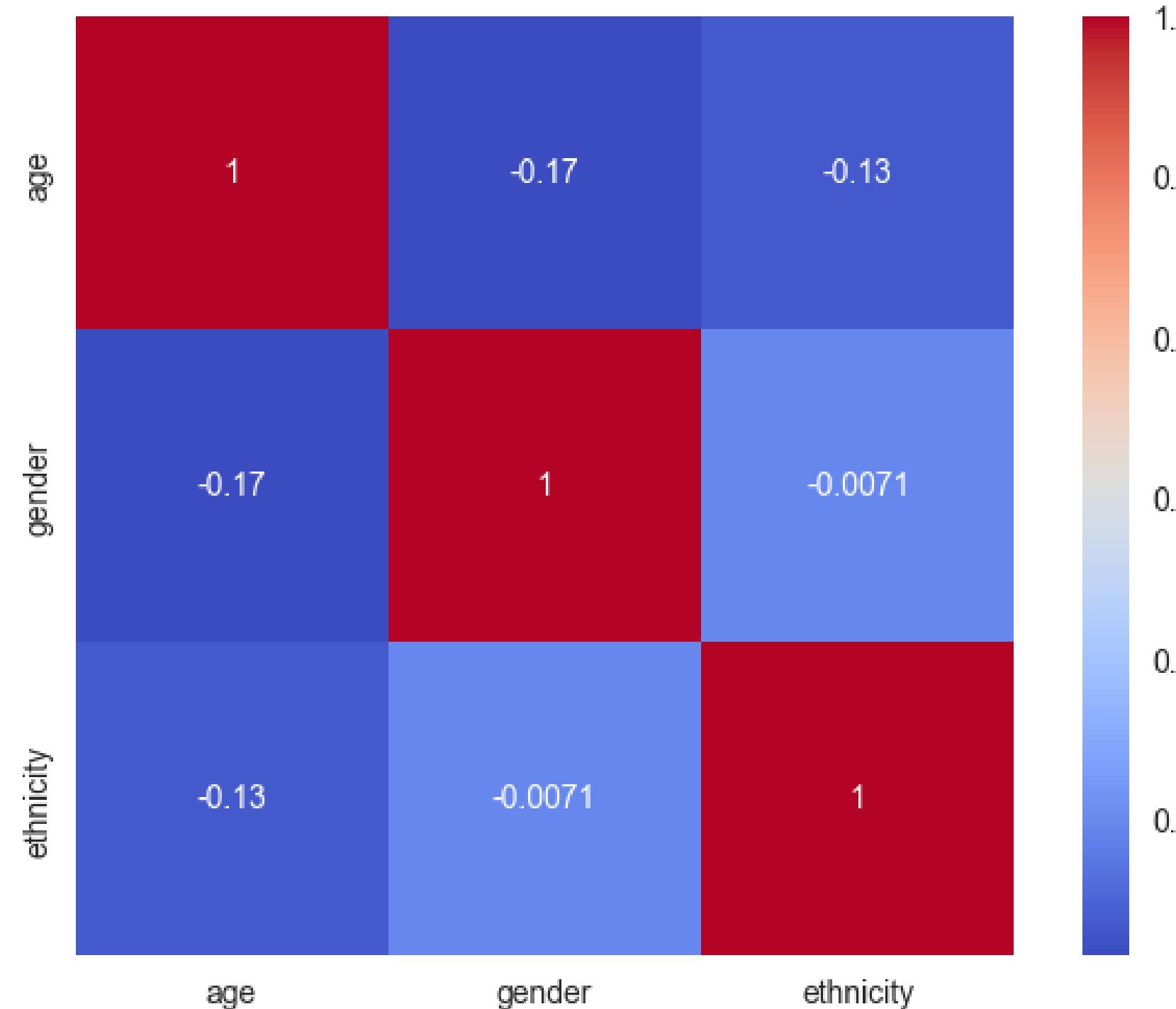
- **Conversion de l'âge en âge logarithmique**

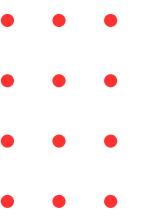




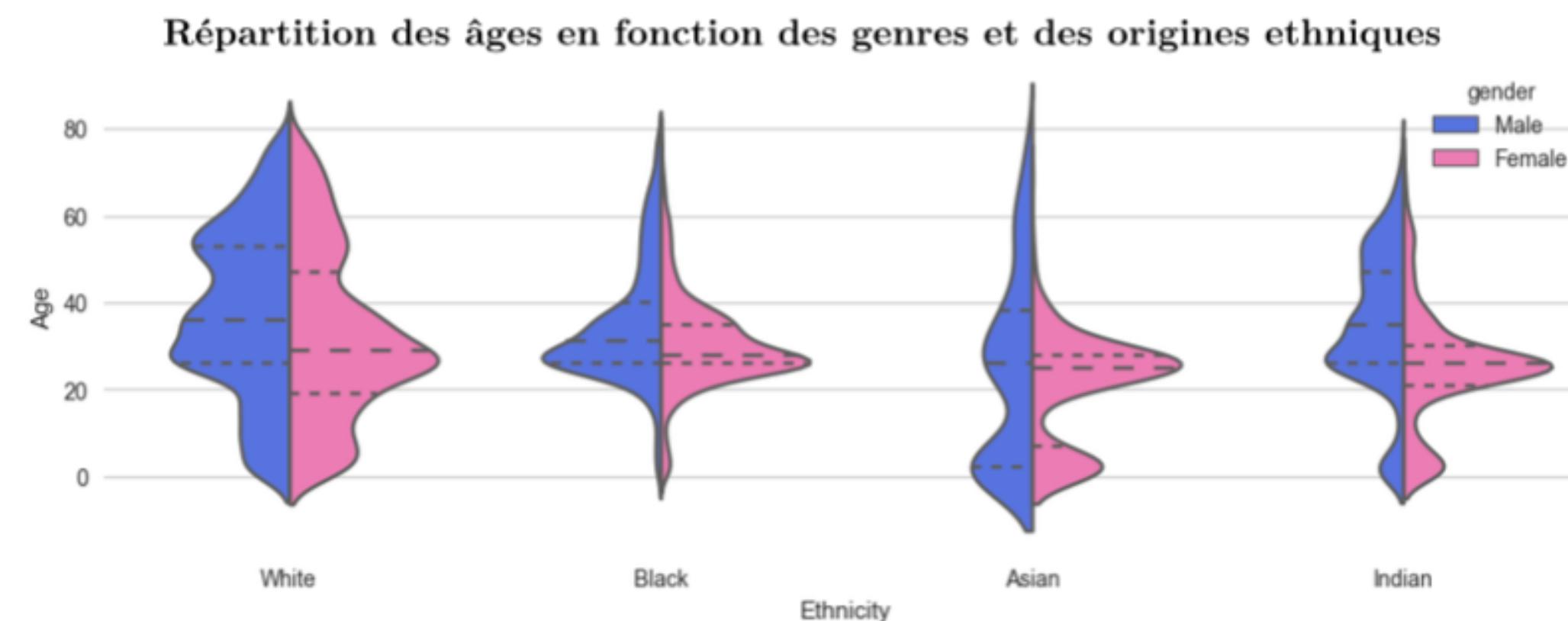
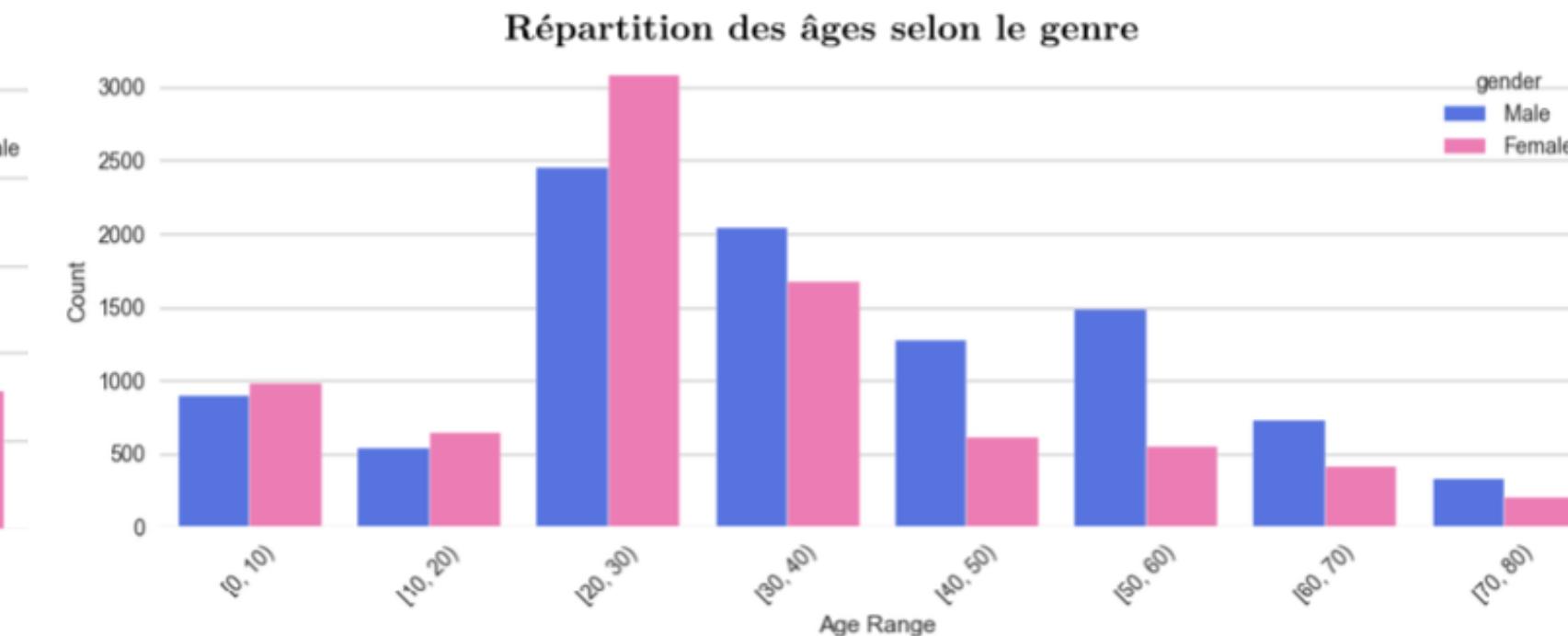
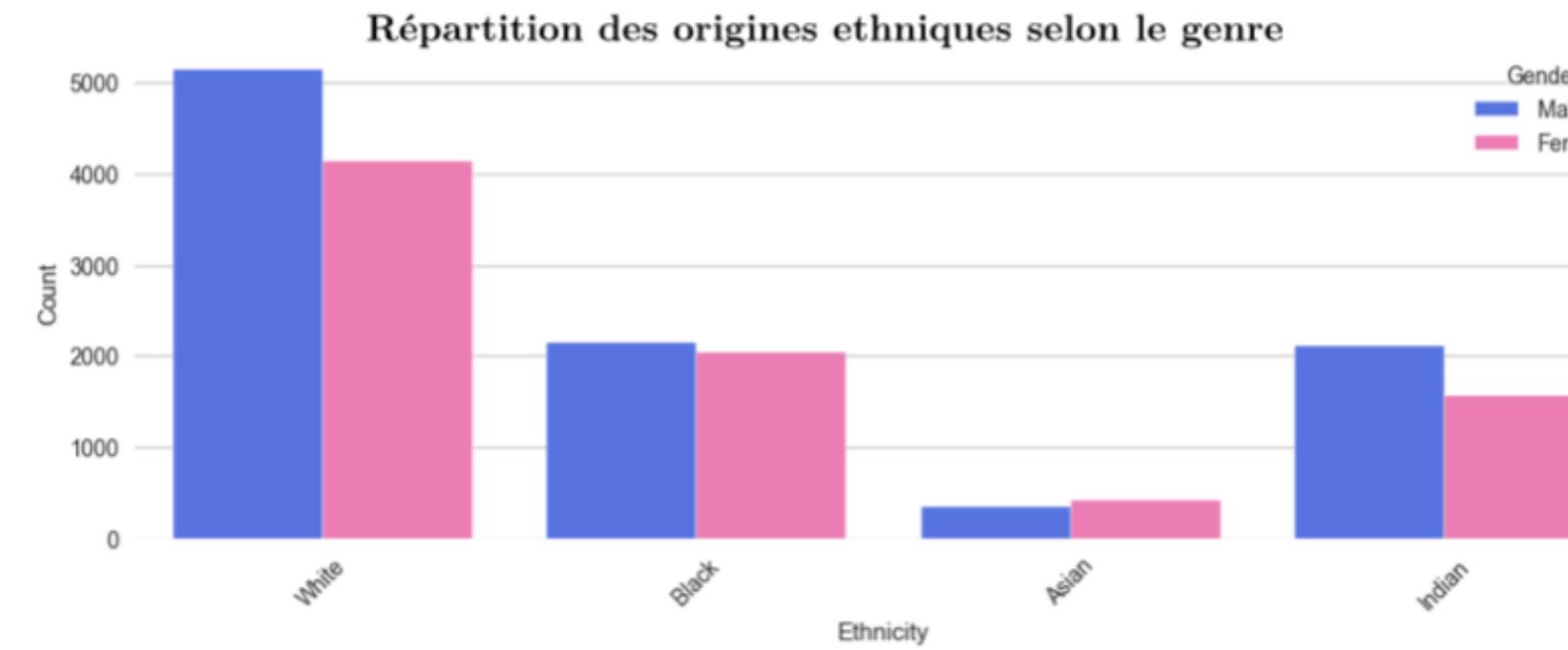
Analyse du jeu de données UTKFace

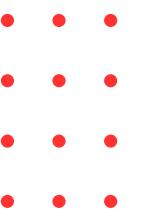
Matrice de corrélation





Analyse du jeu de données UTKFace





Préparation des données

Création d'un ensemble de test personnalisé

- Sélection de 10 photos par genre, par ethnicité, par tranches d'âge de 10 ans
- 640 images au total

Séparation des 18338 images restantes en deux jeux de données

- 80% pour l'entraînement (14670)
- 20% pour la validation (3668)

Utilisation d'un ImageDataGenerator pour augmenter le jeu d'entraînement

Exemples de visages augmentés accompagnés de leurs étiquettes



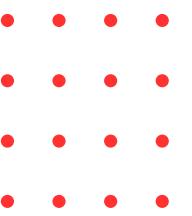
Préparation des données

Utilisation du générateur `flow_from_dataframe`

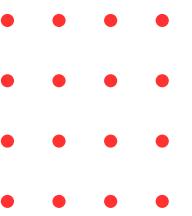
```
train_generator = train_datagen.flow_from_dataframe(  
    train_df,  
    x_col='image_path',  
    y_col=['log_age', 'gender', 'ethnicity'],  
    target_size=image_size,  
    batch_size=batch_size,  
    class_mode='multi_output',  
    color_mode="rgb",  
    shuffle=True,  
    seed=42,  
)
```

- traitement par dataframe
- colonne de l'image
- colonnes des étiquettes
- redimensionne les images
- chargement par batch
- plusieurs sorties
- mode de couleurs
- mélange
- reproductibilité

Même préparation pour les jeux de test et de validation (sans augmentation)



Présentation du modèle de référence



Modèle de base

Utilisation du modèle MobileNetV3Small



Poids 'ImageNet' avec dégel de l'ensemble des couches

Tenseur d'entrée : (224, 224, 3)

Version minimalist

Ajout de couches denses (activation 'relu') et de régularisation par dropout (hp)

Ajout de 3 couches de sortie :

- age : 1 sortie avec un K.clip entre 0 et log(80)**
- genre : 1 sortie avec une activation 'sigmoid'**
- ethnicité : 4 sorties avec une activation 'softmax'**

Compilation du modèle

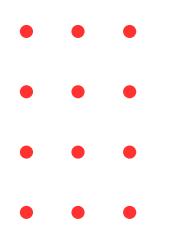
Optimiseur : Adam, le taux d'apprentissage est un hyperparamètre à régler

Paramètre	Âge	Genre	Origine ethnique
Perte	MAE	binary_crossentropy	sparse_categorical_crossentropy
Poids de la Perte	2.0	1.0	2.0
Métriques	MAE	Accuracy	F1-Score Macro
Objectif (KT)	Min	Max	Max

Création d'un rappel (EarlyStopping) sur la perte de la validation

Utilisation de la méthode BayesianOptimization de KerasTuner

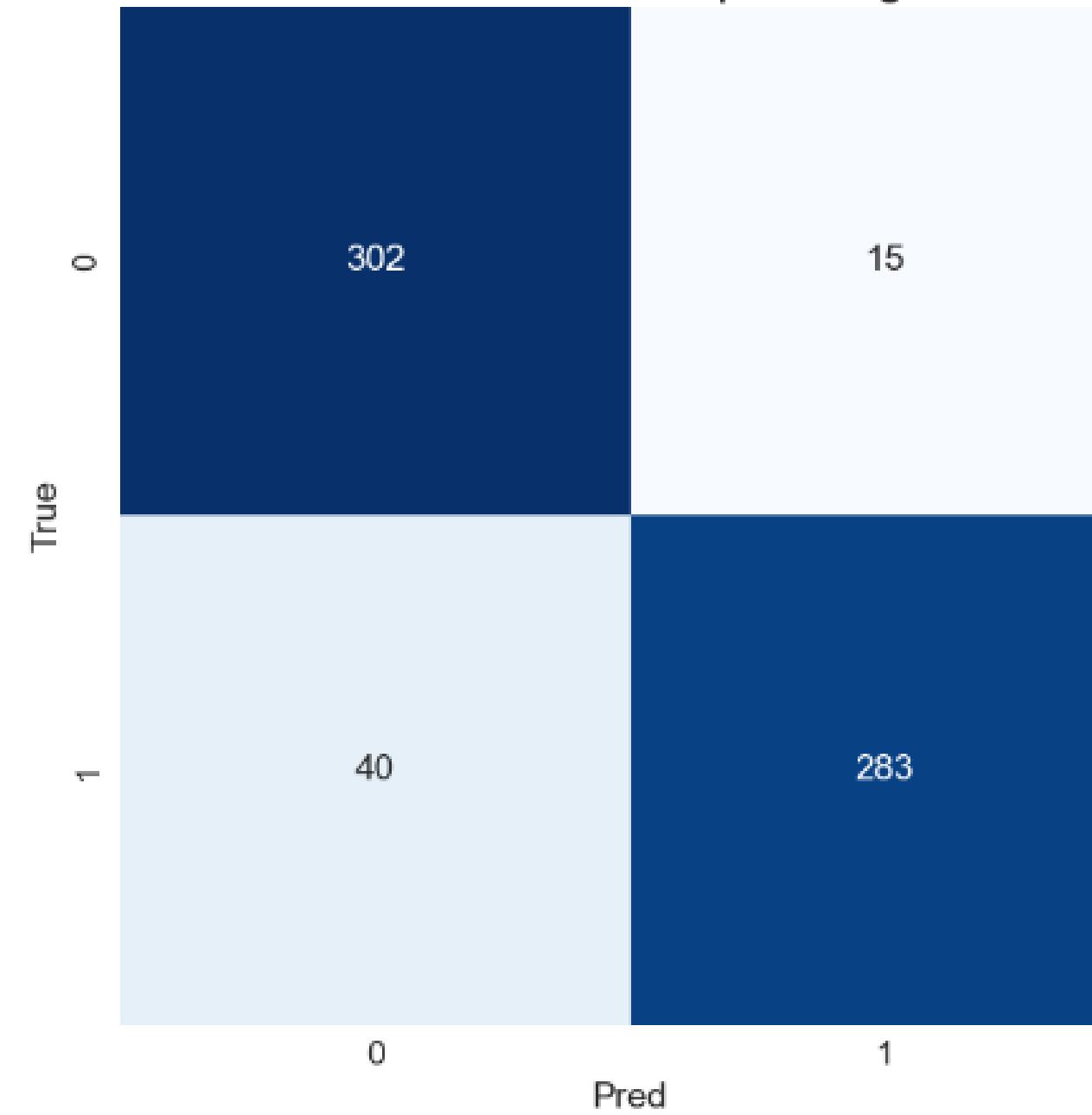
- **Points initiaux : 5**
- **Nombre d'essais : 20**
- **Nombre d'epochs : 25**



Performances sur le dataset de test

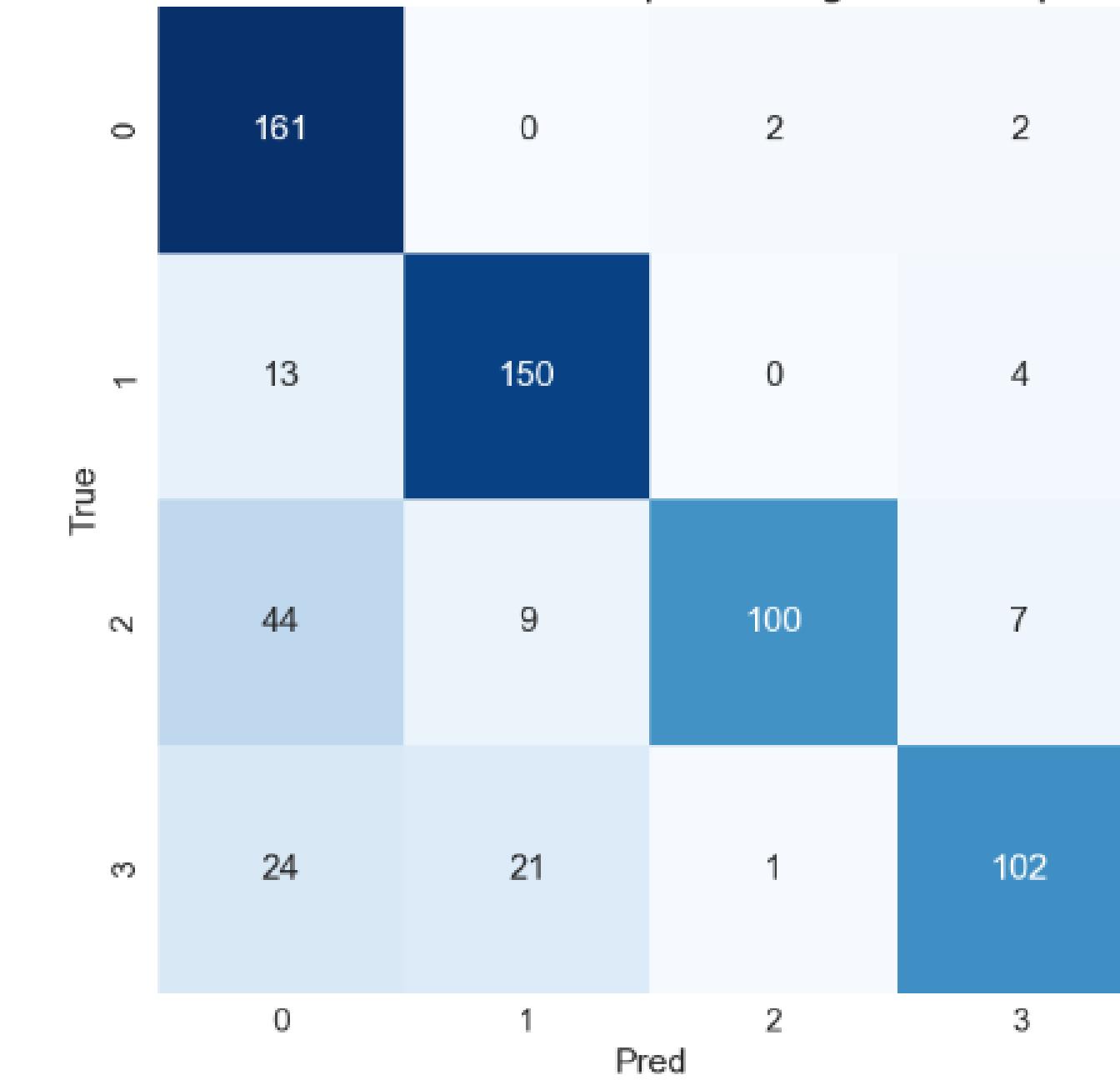
Gender Acc. : 0,911

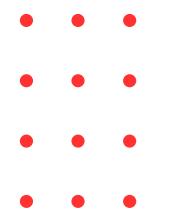
Matrice de confusion pour le genre



Ethnicity F1-Score : 0,780

Matrice de confusion pour l'origine ethnique

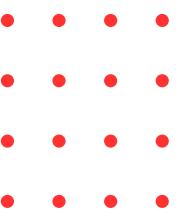




Performances sur le dataset de test

Age MAE : 10,2





Performances sur le dataset de test

Exemples de prédictions avec le modèle de référence

True: Gender: Female
Age: 13
Ethnicity: Asian



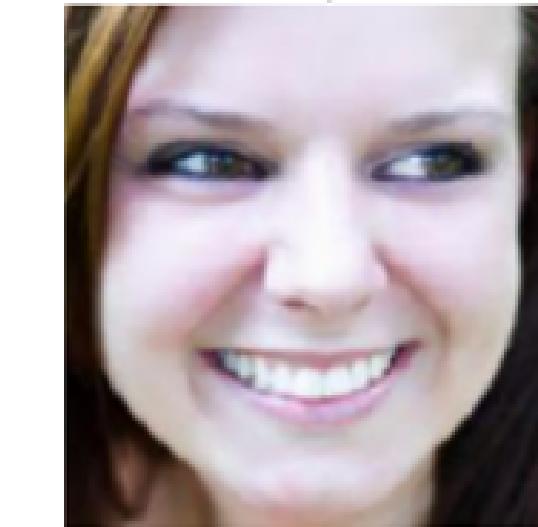
Pred: Gender: Female
Age: 13
Ethnicity: Asian

True: Gender: Female
Age: 64
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 34
Ethnicity: Asian

True: Gender: Female
Age: 19
Ethnicity: White



Pred: Gender: Female
Age: 20
Ethnicity: White

True: Gender: Male
Age: 72
Ethnicity: Indian



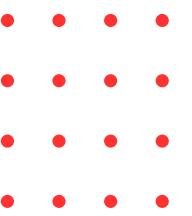
Pred: Gender: Male
Age: 59
Ethnicity: Black

True: Gender: Female
Age: 57
Ethnicity: White

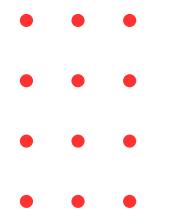


Pred: Gender: Female
Age: 27
Ethnicity: White





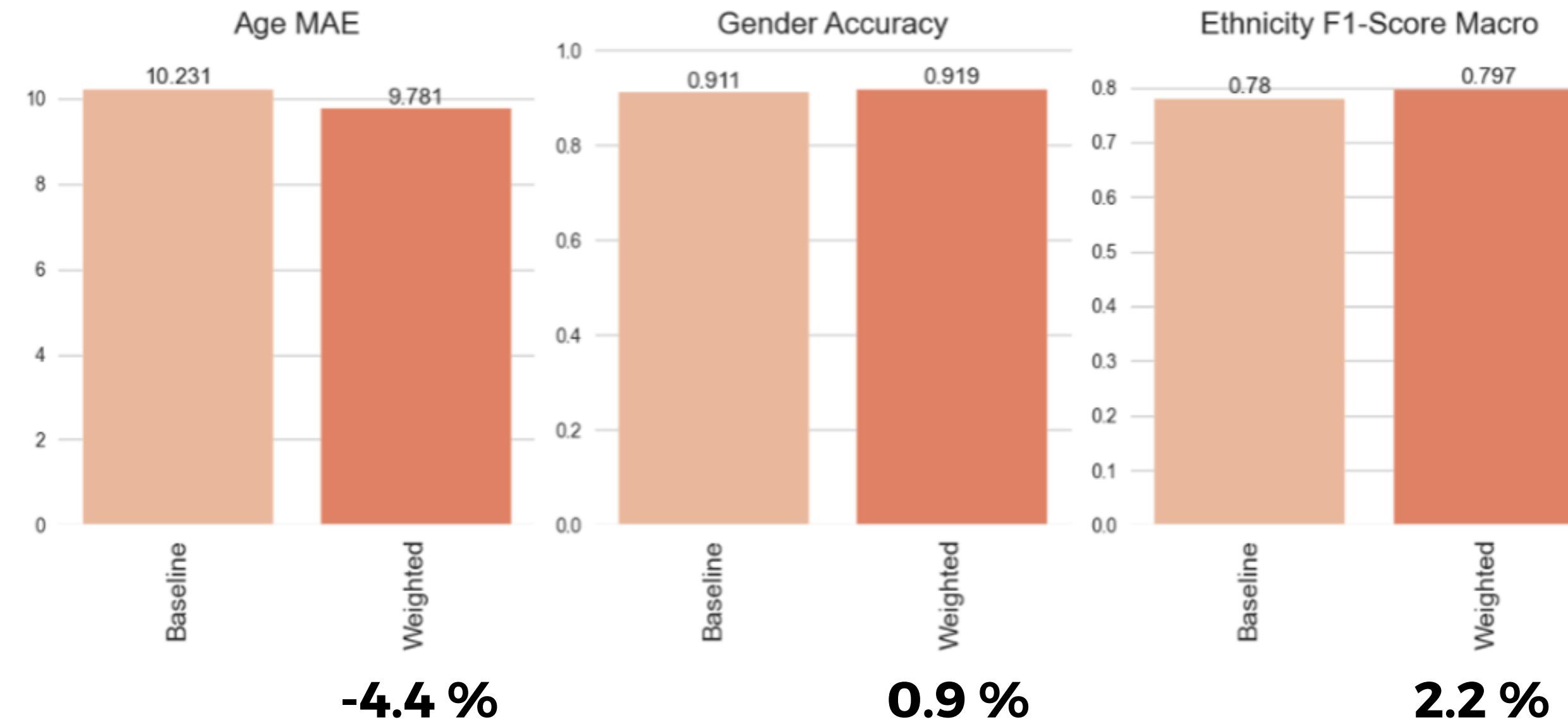
Présentation des méthodes usuelles

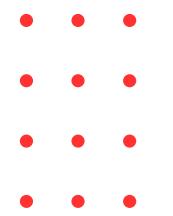


Pondération des échantillons

Utilisation de la méthode Inverse du Nombre d'Échantillons (INS)
Application des poids INS au générateur de données d'entraînement
Entraînement du modèle avec les hyperparamètres optimaux

Comparaison des performances sur le dataset de test

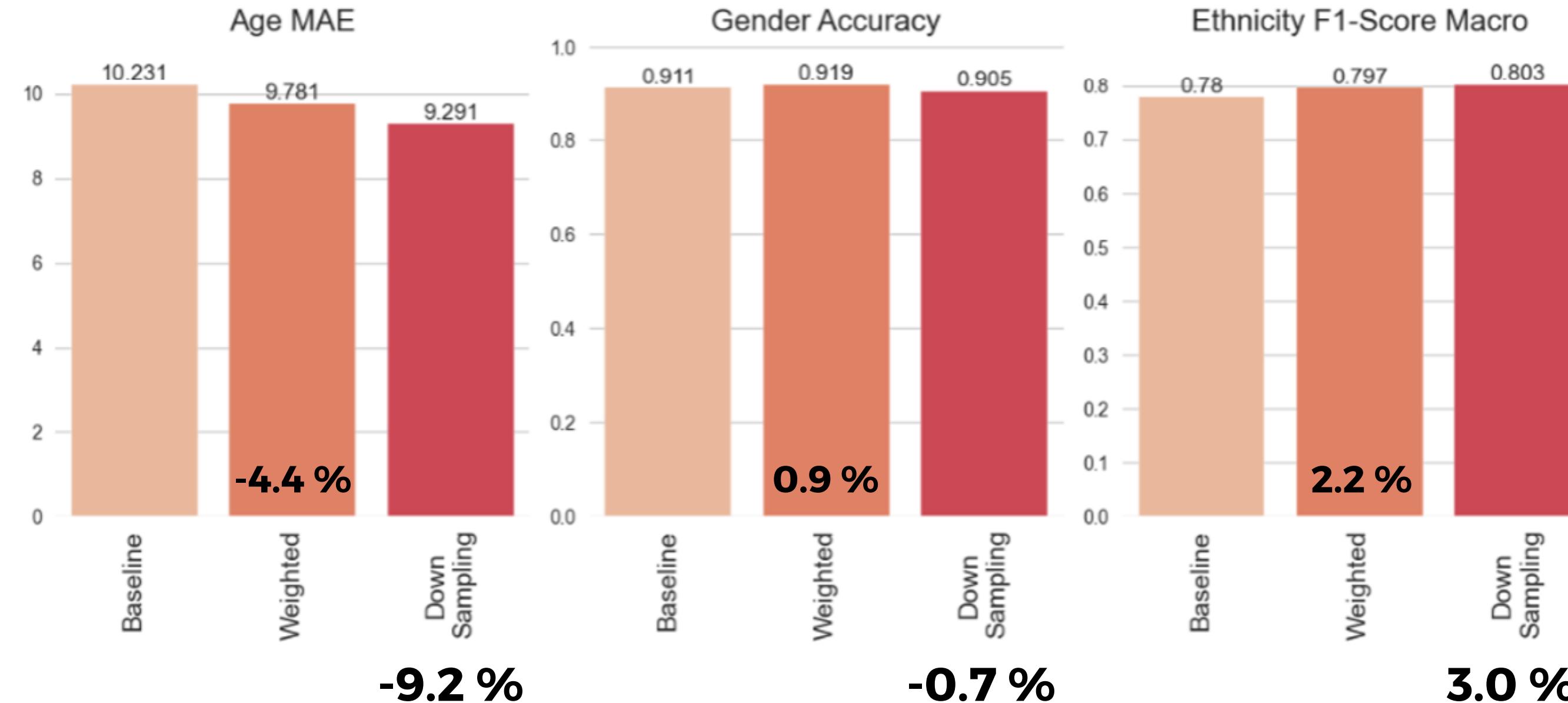


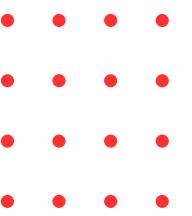


Sous-échantillonage de la classe majoritaire

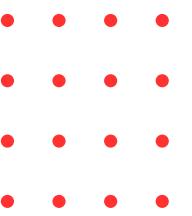
**Conservation de la moitié des échantillons de la classe majoritaire
Entraînement du modèle avec les données rééchantillonnées**

Comparaison des performances sur le dataset de test





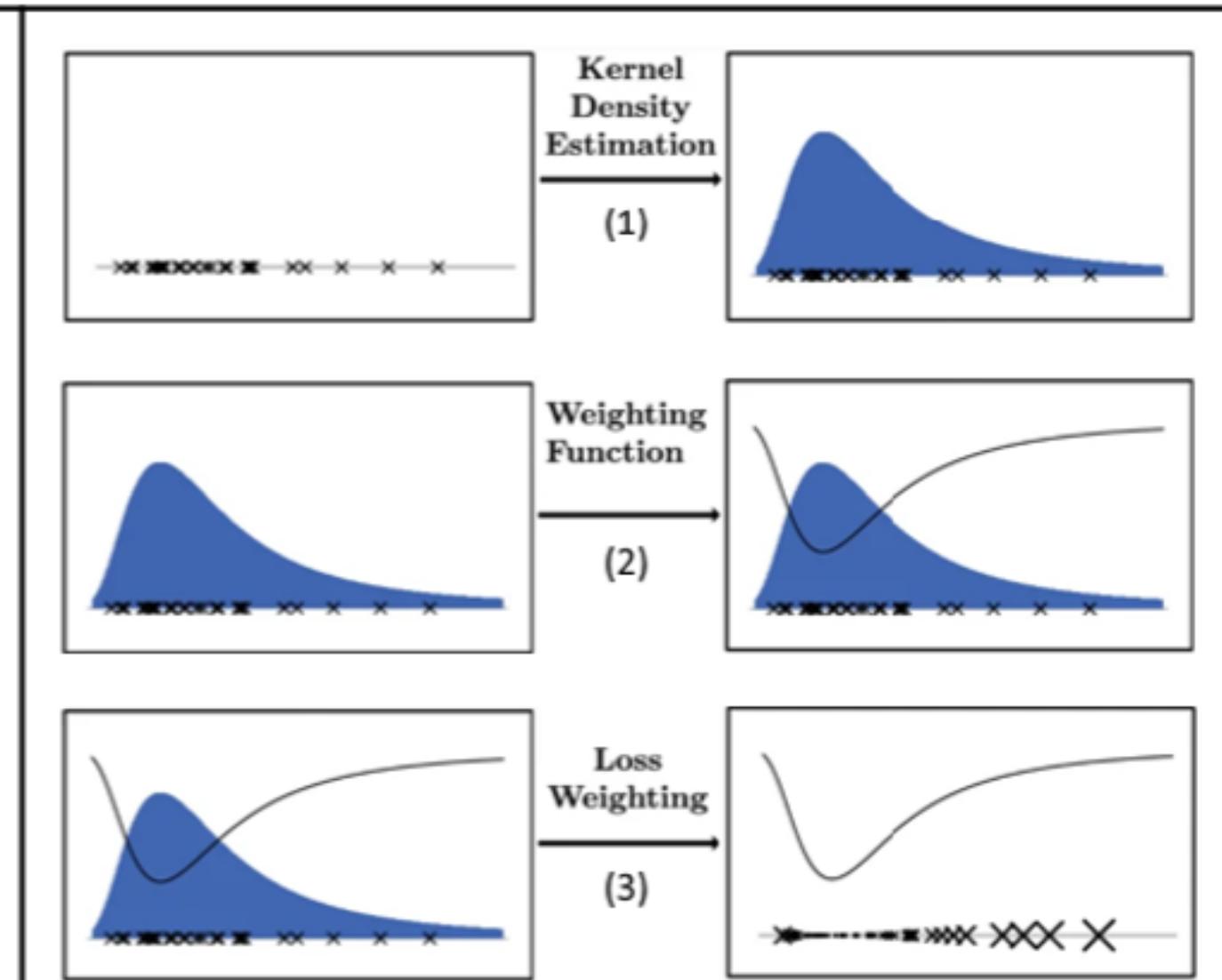
Présentation des méthodes SOTA



Présentation de DenseWeight

**Ajustement des poids et de la fonction de perte en contexte de régression
Importance accrue accordée aux groupes sous-représentés**

1. Estimation par noyau de la densité (KDE) pour approximer la fonction de densité des valeurs cibles d'entraînement
2. Utilisation de la fonction de densité résultante pour calculer la fonction de pondération de DenseWeight
$$f'_w(\alpha, y) = 1 - \alpha p'(y)$$
3. Attribution à chaque point dans l'ensemble d'entraînement un poids augmentant ainsi l'influence des points rares sur la perte



Hyperparamètre α pour ajuster l'attention du modèle

Présentation de LMF Loss

Combinaison linéaire de LDAM Loss et Focal Loss

$$L_{LMF} = \alpha L_{LDAM} + \beta L_{FL}$$

Principe de la LDAM Loss

$$L_{LDAM}((x, y), f) = -\log \frac{u}{u + \sum_{j \neq y} e^{z_j}}$$

$$u = e^{z_y - \Delta_y}$$

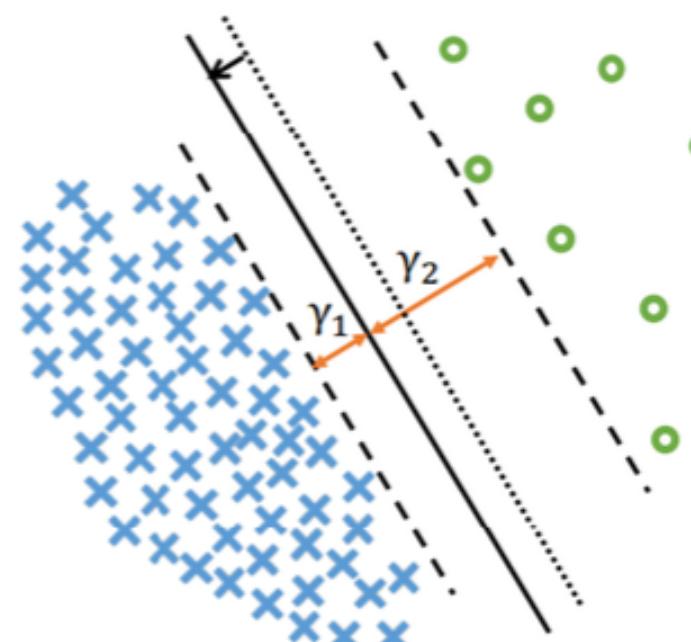
$$z_y = f(x)_y$$

$$\Delta_j = \frac{C}{n_j^{1/4}}$$

C : constante

n_j : nombre d'observations dans la classe

La LDAM Loss augmente la marge entre les scores de la classe majoritaire et les scores des autres classes.



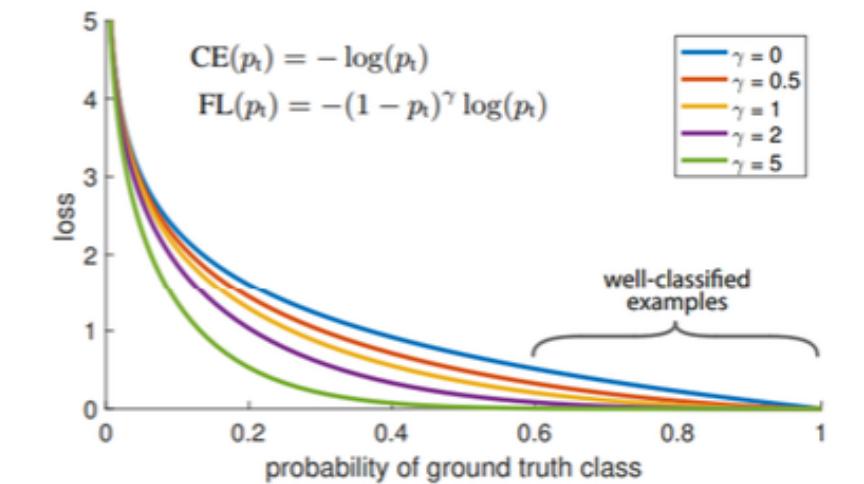
Principe de la Focal Loss

$$L_{FL}(p_t) = -(1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

p_t : probabilité prédictée par le modèle

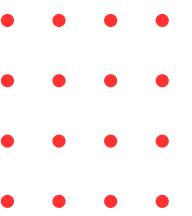
γ : paramètre ajustable

La Focal Loss réduit le poids des échantillons facilement classifiables afin que le modèle se concentre sur les échantillons difficiles à classer.



Priorisation des classifications difficiles

Durcissement pour les classes majoritaires

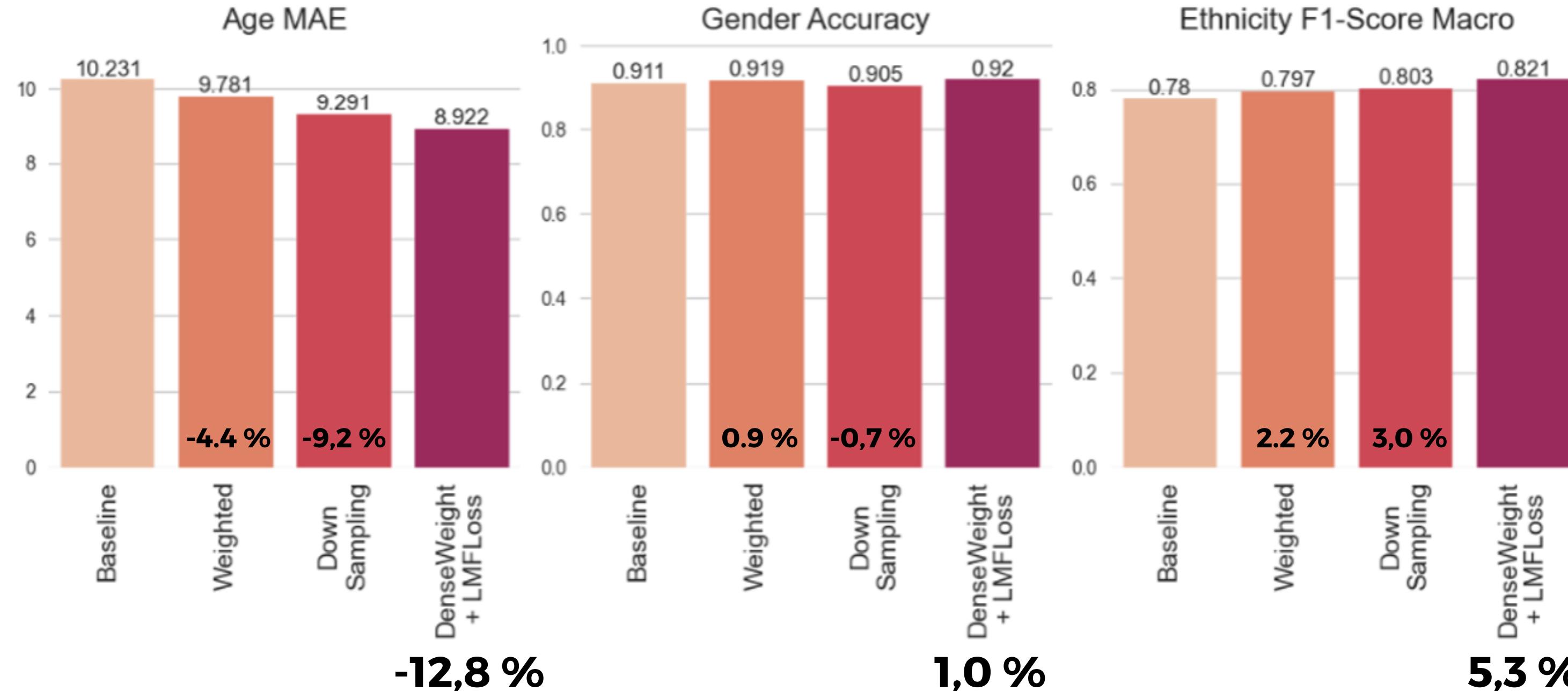


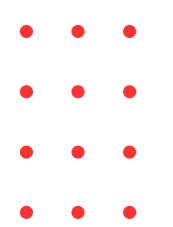
Implémentation de DenseWeight & LMF Loss

DenseWeight $\alpha = 0.25$; DenseLoss : $\alpha = 0.25$

LMF Loss : $\alpha = 2.5$, $\beta = 0.05$ et $\gamma = 4.0$

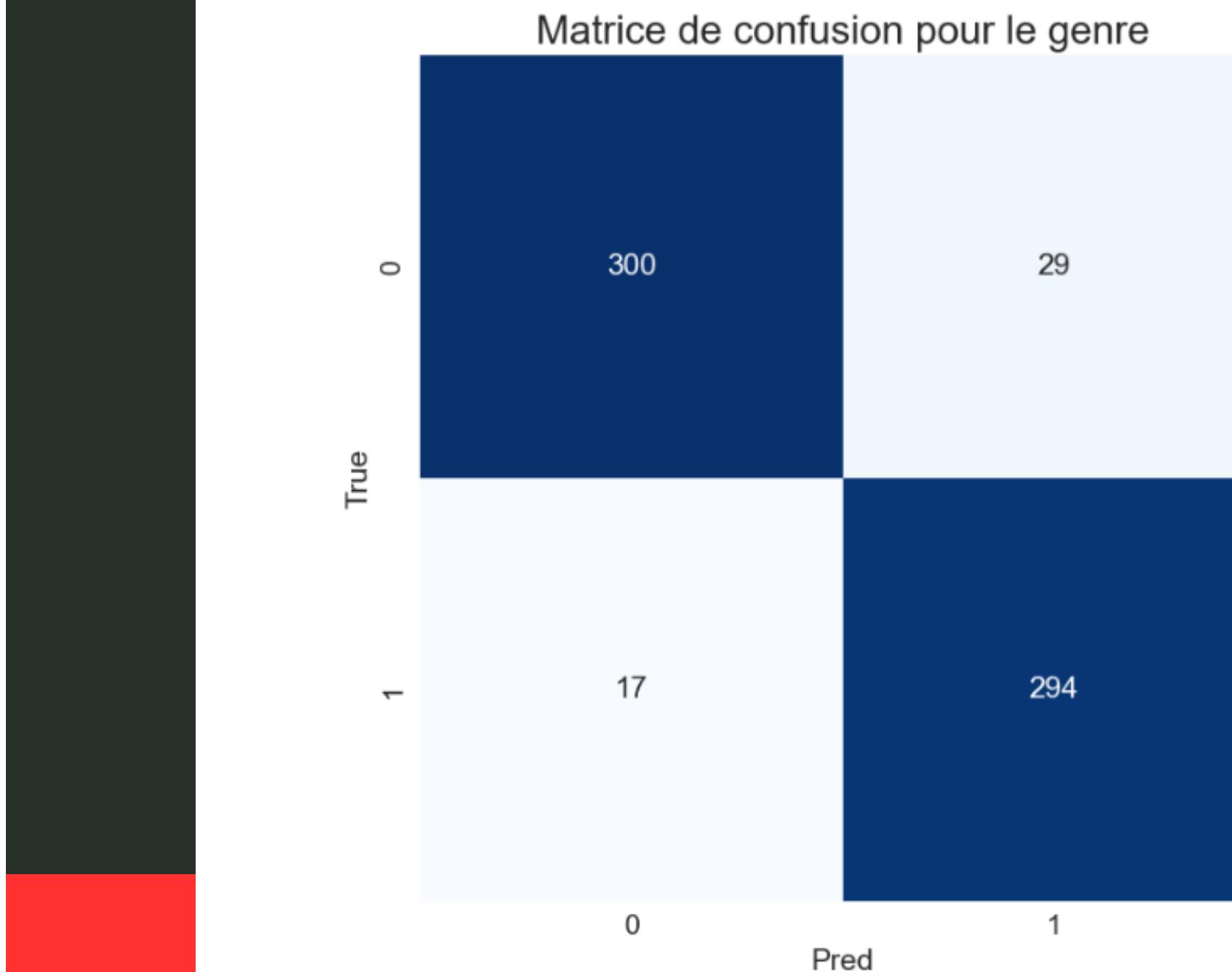
Comparaison des performances sur le dataset de test



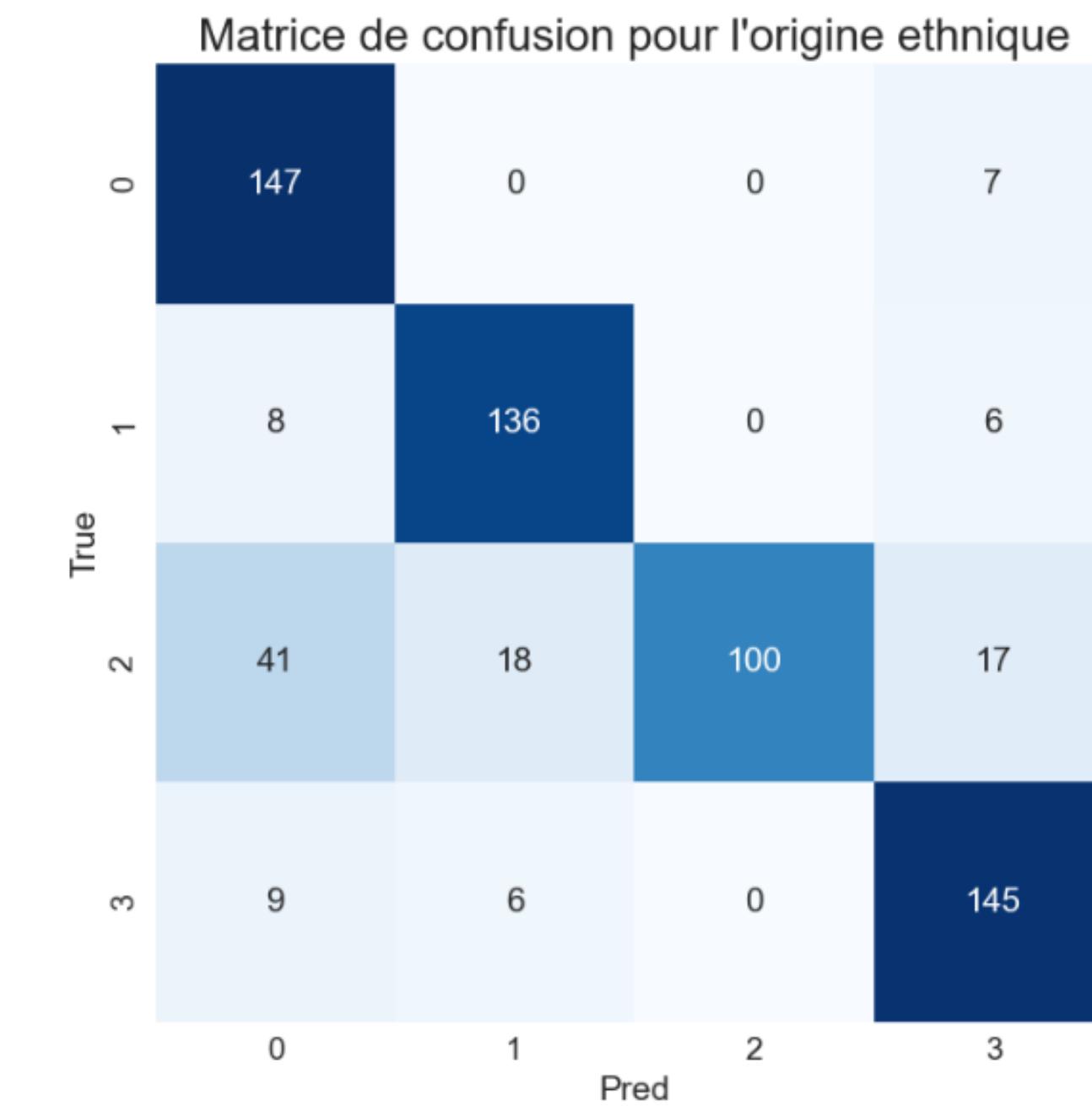


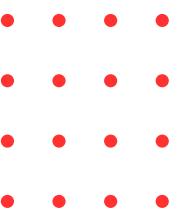
Implémentation de DenseWeight & LMF Loss

Gender Acc. : 0.920



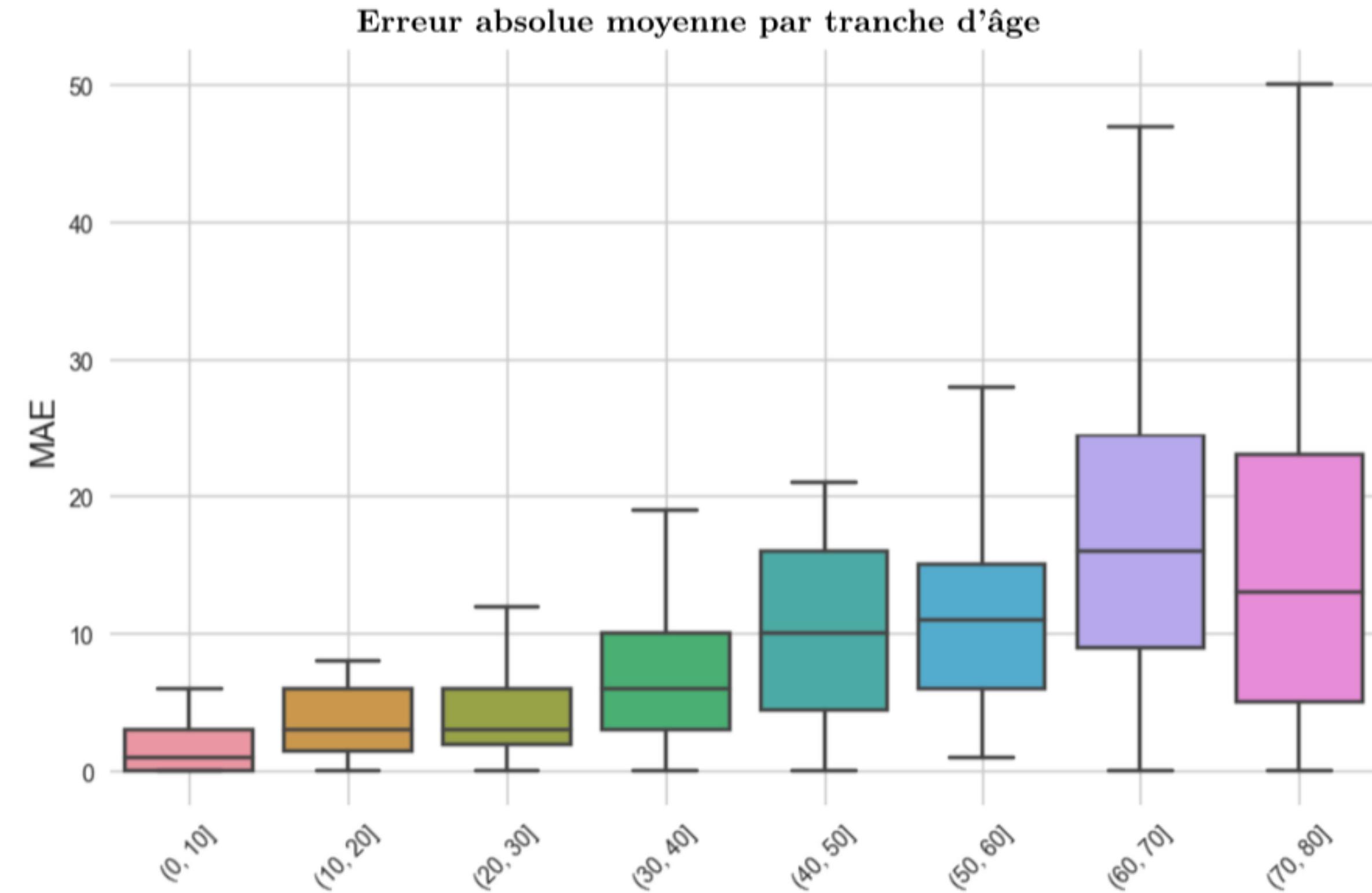
Ethnicity F1-Score : 0.821

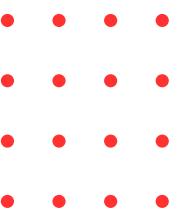




Implémentation de DenseWeight & LMF Loss

Age MAE : 8,9

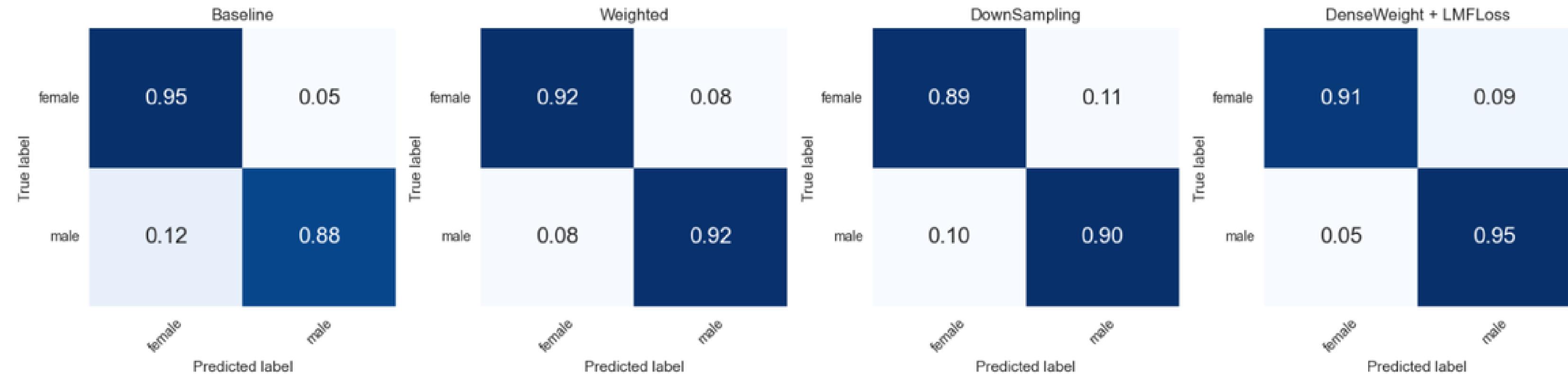




Présentation des résultats

Prédiction du genre

Comparaison des matrices de confusion pour la classification du genre



Absence de déséquilibre initial dans la caractéristique du genre

Impact limité sur la classification du genre

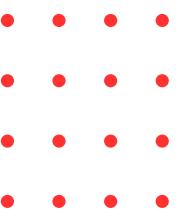
Prédiction de l'origine ethnique

Comparaison des matrices de confusion pour la classification de l'origine ethnique

		Baseline				Weighted				DownSampling				DenseWeight + LMFLoss									
		White	Black	Asian	Indian	White	Black	Asian	Indian	White	Black	Asian	Indian	White	Black	Asian	Indian						
True label	White	0.98	0.00	0.01	0.01	White	0.96	0.00	0.01	0.03	White	0.96	0.00	0.00	0.04	White	0.95	0.00	0.00	0.05			
	Black	0.08	0.90	0.00	0.02	True label	White	0.08	0.90	0.01	0.02	True label	White	0.07	0.87	0.01	0.05	True label	White	0.05	0.91	0.00	0.04
	Asian	0.28	0.06	0.62	0.04		Black	0.25	0.07	0.59	0.09		Black	0.35	0.04	0.53	0.07		White	0.23	0.10	0.57	0.10
	Indian	0.16	0.14	0.01	0.69		Indian	0.13	0.07	0.00	0.79		Indian	0.07	0.03	0.00	0.90		White	0.06	0.04	0.00	0.91

Non résolution du problème de prédiction pour la classe "Asian"

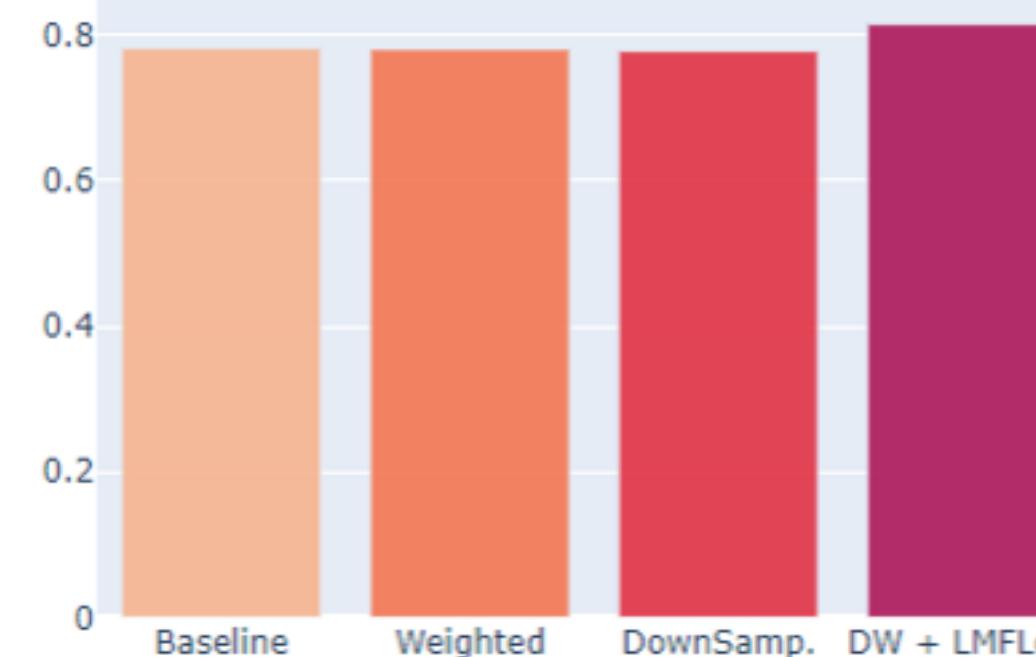
Amélioration notable des scores F1 pour les trois autres classes ethniques



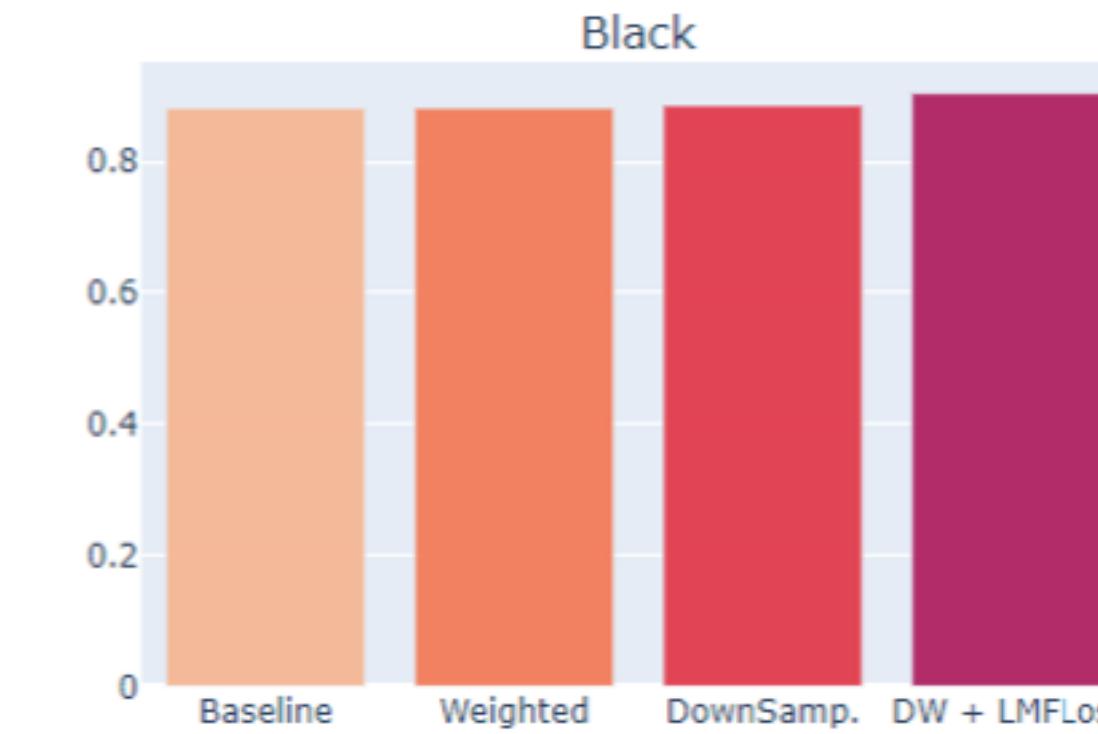
Prédiction de l'origine ethnique

Comparaison des F1 Scores

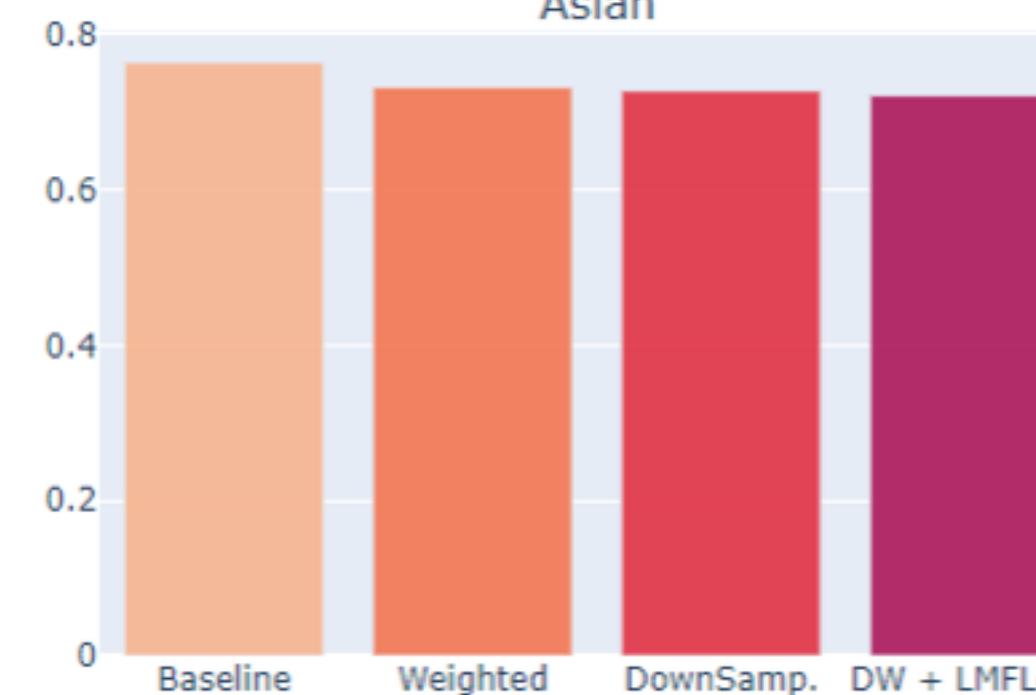
White



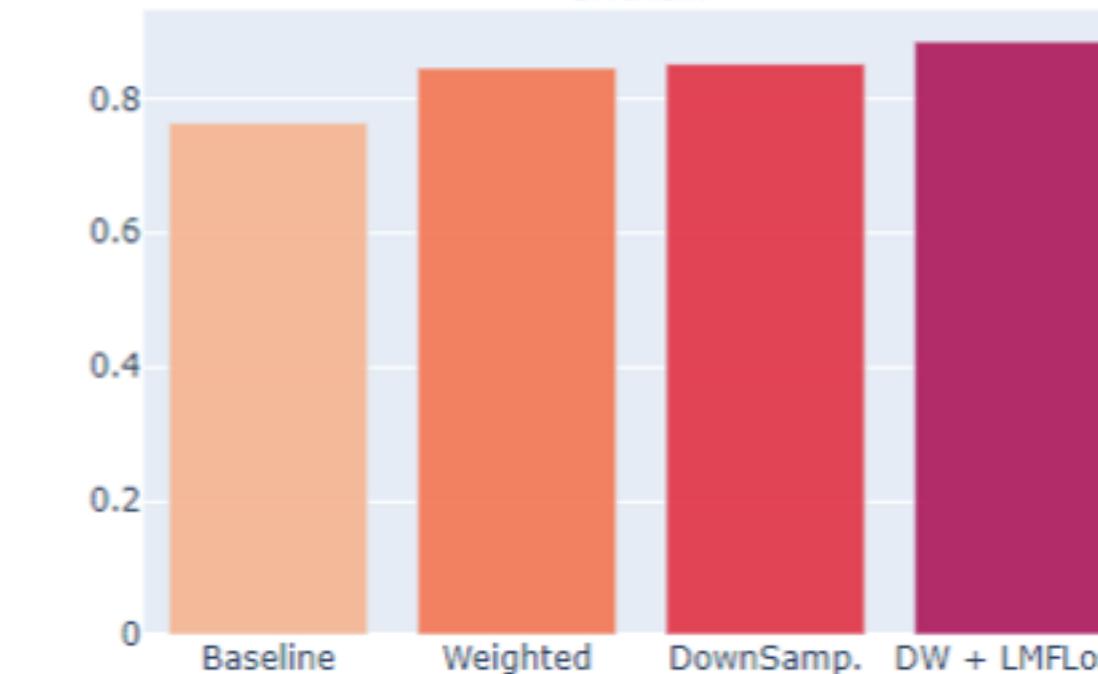
Black

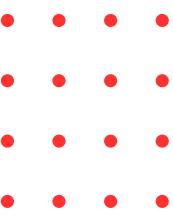


Asian



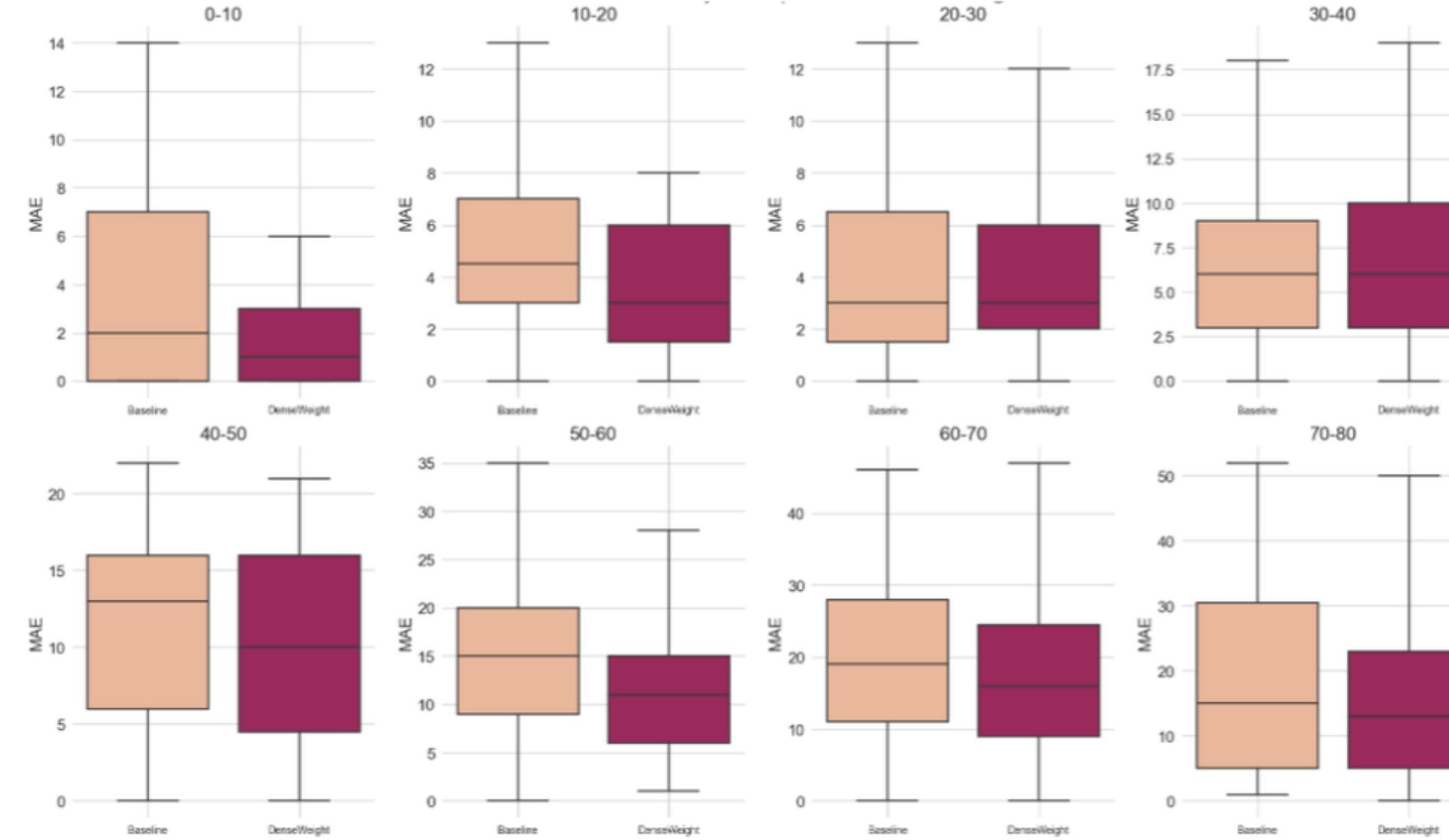
Indian





Prédiction de l'âge

MAE par tranche d'âge entre le modèle de référence et le modèle implémenté



Impact significatif de la méthode **DenseWeight** : 12,8%

Amélioration notable des prédictions pour les tranches d'âge extrêmes

Analyse qualitative des mauvaises performances

Exemples d'erreurs de classification pour l'origine ethnique : Asian

True: Gender: Male
Age: 37
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 28
Ethnicity: White

True: Gender: Male
Age: 13
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 6
Ethnicity: Black

True: Gender: Male
Age: 44
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 43
Ethnicity: Black ★

True: Gender: Male
Age: 72
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 80
Ethnicity: Black

True: Gender: Male
Age: 15
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 11
Ethnicity: Black

True: Gender: Female
Age: 76
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Female
Age: 80
Ethnicity: White

True: Gender: Male
Age: 74
Ethnicity: Asian



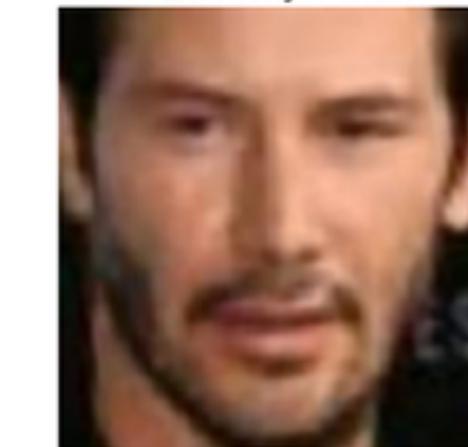
Pred: Gender: Male
Age: 56
Ethnicity: White

True: Gender: Male
Age: 2
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 1
Ethnicity: White

True: Gender: Male
Age: 37
Ethnicity: Asian

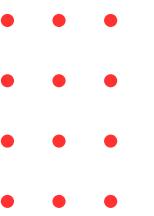


Pred: Gender: Male
Age: 29
Ethnicity: White ★

True: Gender: Male
Age: 78
Ethnicity: Asian



Pred: Gender: Male
Age: 80
Ethnicity: White



Rappel de l'objectif

- Identifier et implémenter un algorithme SOTA pour améliorer les performances d'une méthode en production existante

Conclusion

- Modèle optimisé offrant une amélioration notable, surtout pour l'estimation de l'âge, par rapport à MobileNetV3.
- Performances nuancées pour la classification des origines ethniques sous-représentées avec peu d'amélioration pour la classe "Asian"
- Opportunités d'amélioration : utilisation de techniques sophistiquées comme les Réseaux Antagonistes Génératifs (GANs)