



HAL
open science

Évaluation de méthodes d'édition des attributs faciaux basées sur des modèles génératifs profonds

L Bour, S Bougleux, C Charrier, O Lézoray

► **To cite this version:**

L Bour, S Bougleux, C Charrier, O Lézoray. Évaluation de méthodes d'édition des attributs faciaux basées sur des modèles génératifs profonds. CORESA, Nov 2024, Rennes, France. hal-04798193

HAL Id: hal-04798193

<https://hal.science/hal-04798193v1>

Submitted on 22 Nov 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0
International License

Évaluation de méthodes d'édition des attributs faciaux basées sur des modèles génératifs profonds*

L. Bour

S. Bougleux

C. Charrier

O. Lézoray

Normandie Univ, UNICAEN, ENSICAEN, CNRS, GREYC, 14000 Caen, France

`lilian.bour,bougleux,christophe.charrier,olivier.lezoray}@unicaen.fr`

Résumé

Nous proposons une évaluation approfondie de modèles génératifs permettant l'édition de visages. Plusieurs critères sont évalués : la qualité des images générées, la modification effective des attributs faciaux visés et conservation de l'identité. Les trois modèles évalués sont StarGAN, VecGAN et DiffAE. Les résultats montrent que StarGAN produit des résultats de faible qualité. Tandis que VecGAN et DiffAE ont une bonne conservation de l'identité et qualité visuelle, mais ne sont pas encore assez efficaces dans la modification de l'attribut visé de manière non entrelacée.

Mots clefs

Edition d'attributs faciaux, Modèles génératifs, Conservation de l'identité, Entrelacement des attributs.

1 Introduction

Les modèles génératifs peuvent permettre d'éditer les attributs faciaux d'images de visages en ajoutant de la barbe ou changeant la couleur des cheveux par exemple. Ces éditions peuvent être faites en ciblant directement l'ajout ou la suppression d'un attribut facial (barbe, genre, ...). Une difficulté majeure que ces modèles rencontrent est un problème d'entrelacement d'attributs. En effet, changer la barbe sur un visage ne devrait pas changer le genre de ce dernier. L'objectif de cet article est de proposer un cadre pour l'évaluation approfondie de ces méthodes selon trois axes : 1) La qualité des images générées, 2) la conservation de l'identité après édition, 3) la capacité à correctement modifier les attributs ciblés sans entrelacement. Trois modèles sont sélectionnés pour cette évaluation : StarGAN [1], VecGAN [2], et DiffAE [3]. Ils sont basés sur des GAN ou bien un modèle de diffusion. Nous les présentons dans la suite.

2 Modèles d'édition d'attributs faciaux

StarGAN [1] est un GAN dont le générateur est basé sur styleGAN et le discriminateur sur patchGAN. Il est entraîné afin de minimiser une fonction coût composée de trois termes : une loss adversariale afin de générer des images

réalistes, une loss de classification pour assurer la modification de l'attribut visé, et une loss garantissant la bonne reconstruction de l'image après édition.

VecGAN [2] pour lequel les directions d'édition des attributs faciaux sont apprises dans un espace latent et régularisées afin d'être orthogonales entre elles pour un désentrelacement. Le générateur est un auto-encodeur avec un mécanisme d'attention. VecGAN est entraîné à partir de cinq termes : une loss adversariale pour le réalisme de l'image, une loss de reconstruction, une loss de consistance entre image originale et éditée, une loss d'orthogonalité entre les directions d'éditions et une loss de désentrelacement.

DiffAE [3], est un modèle de diffusion basé sur le modèle Denoising Diffusion Implicit Models (DDIMs) [4] qui permet de convertir une image en une variable latente en effectuant le processus de diffusion inverse. Une des contributions phare de ce modèle est l'utilisation d'une information sémantique extraite de l'image source afin de guider l'édition du visage.

3 Méthode d'évaluation

Nous considérons un ensemble $I = \{I_i\}_i$ composé de n_I visages représentant $n_C \leq n_I$ personnes. $I(c) \subset I$ est l'ensemble des visages pour une identité c , parmi les C identités de I . Notons I_i^k l'image éditée selon l'attribut a_k et $I^k = \{I_i^k\}_i$ l'ensemble des images générées à partir de I . Trois types d'opérations sont possibles : l'ajout, la suppression d'un attribut, ou bien reconstruction de l'image source (sans modification). Nous détaillons dans la suite les mesures d'évaluation considérées.

3.1 Mesures de qualité

La mesure de similarité structurelle (SSIM) [5], quantifie la similarité perceptuelle entre une image source I_i et une éditée I_i^k . Notée $SSIM(I_i, I_i^k)$, elle permet d'évaluer les changements globaux. La distance de Fréchet (Fréchet Inception Distance-FID) [6], permet de quantifier la qualité visuelle d'un ensemble d'images éditées I^k et la diversité des images éditées par rapport aux images originales I .

3.2 Mesures de préservation d'identité

Les changements d'identités causés par l'édition sont évalués à partir d'un vecteur de caractéristiques, pouvant

*Ce travail a bénéficié d'un financement de Saint-Lô Agglomération et de la Région Normandie.

être extrait grâce à des modèles de reconnaissance faciale, comme Swinface [7], ou encore avec des landmarks extraits d’un visage, tel que la librairie DLIB. Une image I_i^k générée à partir de I_i , est comparée à toutes les images sources dans I , en utilisant la distance L_2 : $d(I_i^k, I_j) = \|f_i(I_j) - f_i(I_i^k)\|_2$, où f_i est le vecteur caractéristique d’une image. Une identité c pouvant correspondre à plusieurs images sources $I(c)$, la proximité à c est mesurée par la distance moyenne aux images dans $I(c)$: $\bar{d}(I_i^k, c) = \frac{1}{|I(c)|} \sum_{I_j \in I(c)} d(I_i^k, I_j)$. Dans un premier temps, la conservation de l’identité est évaluée en utilisant la distance entre l’identité de I_i et les autres identités, en moyenne sur toutes les images sources I_i avec :

$$\text{IDD}^k = \frac{1}{n_I} \sum_i \frac{(n_C - 1) \bar{d}(I_i^k, c_i)}{\sum_{c \neq c_i} \bar{d}(I_i^k, c)}. \quad (1)$$

Dans un deuxième temps, elle l’est cette fois ci de manière plus globale, en mesurant l’aire sous la courbe ROC (AUC ROC) dans un but d’authentification : on essaye de retrouver l’image source I_i d’une image éditée I_i^k .

3.3 Mesures des changements d’attributs

Nous évaluons les changements d’attributs ciblés (a_k) ou non, en utilisant un classifieur d’attribut facial fa , fournissant un vecteur binaire $fa(I_i) \in \{0, 1\}^{n_A}$. Chaque composante $fa(I_i)_l$ indiquant la présence ou non de l’attribut a_l parmi n_A attributs.

$$\text{FAC}_{=}^k = \frac{1}{n_I} \sum_i |fa(I_i)_k - fa(I_i^k)_k| \quad (2)$$

$$\text{maxFAC}_{\neq}^k = \frac{1}{n_A - 1} \max_{l, l \neq k} |fa(I_i)_l - fa(I_i^k)_l| \quad (3)$$

$$\text{FAC}_{\neq}^k = \frac{1}{n_I(n_A - 1)} \sum_i \sum_{l \neq k} |fa(I_i)_l - fa(I_i^k)_l|. \quad (4)$$

$\text{FAC}_{=}^k$ mesure en moyenne les changements pour a_k , il devrait être proche de 1. maxFAC_{\neq}^k et FAC_{\neq}^k mesurent l’entrelacement maximum et moyen pour les autres attributs, les valeurs devraient être proches de 0.

4 Expériences

Trois datasets sont utilisés : Le premier est constitué d’un échantillon de 1000 images tirées aléatoirement de la partie test de CelebA[8], le second est la base Face Research Lab London Set (FRL) [9] et le dernier créé par nos soins (Custom), composé de 28 images. Les attributs faciaux utilisés, en fonction des disponibilités des modèles sont : Frange, Age, Sourire, Genre, Lunettes, Cheveux bruns, Barbe, Cheveux blonds, Maquillage et Cheveux noirs.

4.1 Qualité Visuelle

Dans le tableau 1, FID et SSIM présentent la qualité des images résultantes (figure 1). Ils permettent de mettre de

TABLEAU 1 – FID moyenne (best ↓) et SSIM (best ↑) pour l’ajout (AJO), la suppression (SUP) et reconstruction (REC).

DiffAE						
Dataset	SUP		REC		AJO	
	FID↓	SSIM↑	FID↓	SSIM↑	FID↓	SSIM↑
Custom	68.50	0.88	17.47	0.98	58.34	0.88
FRL	43.60	0.89	17.32	0.98	41.48	0.89
CelebA	32.93	0.88	12.88	0.98	31.80	0.88
VecGAN						
Dataset	SUP		REC		AJO	
	FID↓	SSIM↑	FID↓	SSIM↑	FID↓	SSIM↑
Custom	58.73	0.83	45.28	0.85	68.32	0.76
FRL	44.32	0.86	34.94	0.88	61.99	0.81
CelebA	27.83	0.86	21.04	0.88	34.20	0.81
StarGAN						
Dataset	Attributs modifiés en fonction de leur présence					
	FID↓			SSIM↑		
Custom	116.69			0.75		
FRL	65.84			0.80		
CelebA	25.34			0.79		

côté le modèle StarGAN car pas assez performant. En outre il ne permet la modification que dans un sens selon la présence ou non de l’attribut visé. Pour FID et SSIM, DiffAE obtient de meilleurs résultats et donc produit des images de meilleures qualités.

4.2 Conservation de l’identité

La mesure IDD permet de mettre en avant une bonne conservation de l’identité de DiffAE dans les cas de reconstruction et d’ajout, comme montré dans le tableau 2. Tandis que VecGAN est meilleur dans les cas de suppression. L’attribut Genre est celui modifiant le plus l’identité, cette opération peut facilement amener des changements structurels au niveau du visage. De la même manière l’AUC ROC montre une légère supériorité de DiffAE, qui conserve globalement mieux l’identité.

4.3 Entrelacement des attributs

Les résultats du tableau 3 montrent que pour la reconstruction, DiffAE est plus efficace. Pour la suppression, ce dernier modifie mieux l’attribut ciblé a_k , mais à un entrelacement (FAC_{\neq}^k , maxFAC_{\neq}^k) plus élevé. Au contraire, pour l’ajout, VecGAN modifie mieux l’attribut ciblé et a un entrelacement plus élevé. Les résultats mettent en évidence que l’entrelacement des attributs n’est pas général mais spécifique, par exemple entre Genre et Barbe comme montré dans la figure 1.

5 Conclusion

L’évaluation réalisée a permis de mettre en avant DiffAE [3], un modèle de diffusion permettant de modifier un grand nombre d’attributs faciaux, tout en conservant bien l’identité des visages et en produisant des images de bonnes qualités. VecGAN [2] est un peu moins bon, mais est plus efficace pour ajouter un attribut. StarGAN [1] quant à lui, produit des résultats avec de fortes distorsions. Pour finir, DiffAE ne fournit pas toujours des résultats satisfaisants lorsqu’il s’agit de correctement modifier les attributs faciaux sans entrelacement, et les résultats présentent des artefacts

TABLEAU 2 – Changement d’identité mesurés par l’IDD (\downarrow) avec des Landmarks et Swinface. (Suppression : Sup, Reconstruction : Rec, Ajout : Ajo, DiffAE : D, VecGAN : V) La moyenne ne prend pas en compte Maquillage et Pas de Barbe pour DiffAE.

Dataset	Custom						FRL						CelebA					
	Sup		Rec		Ajo		Sup		Rec		Ajo		Sup		Rec		Ajo	
Modeles	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V
Landmarks																		
Frangé	0.25	0.17	0.16	0.19	0.28	0.28	0.37	0.29	0.21	0.24	0.36	0.45	0.86	0.86	0.86	0.86	0.87	0.87
Age	0.32	0.29	0.16	0.21	0.34	0.40	0.48	0.49	0.21	0.34	0.45	0.33	0.88	0.87	0.86	0.86	0.88	0.90
Sourire	0.57	0.36	0.16	0.24	0.66	0.52	0.69	0.22	0.21	0.23	0.78	0.72	0.90	0.87	0.86	0.87	0.96	0.94
Genre	0.43	0.48	0.16	0.35	0.42	0.31	0.62	0.77	0.21	0.52	0.58	0.46	0.91	0.91	0.86	0.87	0.90	0.88
Lunettes	0.47	0.33	0.16	0.26	0.40	0.47	N/A	N/A	0.21	0.36	0.54	0.66	0.90	0.91	0.86	0.86	0.88	0.90
Cheveux bruns	0.25	0.19	0.16	0.20	0.22	0.20	0.27	0.22	0.21	0.27	0.28	0.25	0.83	0.82	0.86	0.86	0.87	0.87
Barbe	0.26		0.16		0.41		0.36		0.21		0.44		0.87		0.86		0.87	
Cheveux blonds	0.19	0.16	0.16	0.23	0.25	0.39	0.26	0.25	0.21	0.30	0.35	0.63	0.88	0.87	0.86	0.88	0.86	0.86
Maquillage	0.39		0.16		0.39		0.61		0.21		0.53		0.87		0.86		0.91	
Cheveux noirs	0.23	0.18	0.16	0.21	0.25	0.27	0.34	0.27	0.21	0.28	0.31	0.34	0.87	0.86	0.86	0.86	0.87	0.87
Moyennes	0.34	0.27	0.16	0.24	0.35	0.36	0.43	0.36	0.21	0.32	0.46	0.48	0.88	0.87	0.86	0.87	0.89	0.89
SwinFace																		
Frangé	0.18	0.10	0.01	0.04	0.23	0.30	0.23	0.12	0.01	0.04	0.25	0.33	0.63	0.56	0.43	0.45	0.59	0.56
Age	0.37	0.26	0.01	0.10	0.42	0.43	0.40	0.39	0.01	0.19	0.44	0.22	0.69	0.56	0.43	0.48	0.66	0.63
Sourire	0.39	0.15	0.01	0.07	0.36	0.32	0.51	0.02	0.01	0.03	0.36	0.35	0.68	0.54	0.43	0.47	0.66	0.64
Genre	0.55	0.48	0.01	0.31	0.53	0.37	0.52	0.59	0.01	0.33	0.51	0.50	0.75	0.67	0.43	0.52	0.80	0.73
Lunettes	0.43	0.44	0.01	0.13	0.25	0.46	N/A	N/A	0.01	0.20	0.27	0.57	0.60	0.70	0.43	0.48	0.61	0.70
Cheveux bruns	0.09	0.04	0.01	0.06	0.10	0.09	0.09	0.05	0.01	0.13	0.11	0.09	0.50	0.44	0.43	0.48	0.48	0.47
Barbe	0.28		0.01		0.26		0.28		0.01		0.21		0.61		0.43		0.58	
Cheveux blonds	0.14	0.06	0.01	0.14	0.15	0.47	0.19	0.08	0.01	0.16	0.18	0.56	0.58	0.50	0.43	0.63	0.54	0.54
Maquillage	0.45		0.01		0.48		0.55		0.01		0.44		0.77		0.43		0.72	
Cheveux noirs	0.25	0.04	0.01	0.10	0.22	0.28	0.22	0.07	0.01	0.16	0.24	0.41	0.55	0.42	0.43	0.48	0.60	0.60
Moyennes	0.30	0.20	0.01	0.12	0.28	0.34	0.31	0.19	0.01	0.16	0.29	0.38	0.62	0.55	0.43	0.50	0.62	0.61

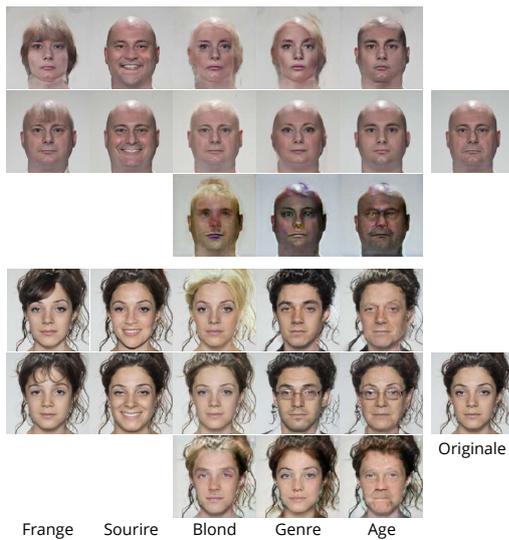


FIGURE 1 – Exemples de résultats pour StarGAN (bas), DiffAE (Milieu) et VecGAN (Haut).

visuels. Ces défauts sont des pistes d’améliorations à explorer pour les modèles génératifs d’éditeurs d’attributs faciaux.

Références

[1] Yunje Choi, Min-Je Choi, Munyoung Kim, Jung-Woo Ha, Sunghun Kim, et Jaegul Choo. Stargan : Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation. Dans *CVPR*, pages 8789–8797, 2018.

[2] Yusuf Dalva, Hamza Pehlivan, Oyku Irmak Hatipoglu, Cansu Moran, et Aysegul Dundar. Image-to-image translation with disentangled latent vectors for face editing. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 45(12) :14777–14788, 2023.

[3] Konpat Preechakul, Nattanat Chatthee, Suttisak Witzadwongsa, et Supasorn Suwajanakorn. Diffusion autoencoders : Toward a meaningful and decodable representation. Dans *CVPR*, pages 10609–10619, 2022.

[4] Jiaming Song, Chenlin Meng, et Stefano Ermon. Denoising diffusion implicit models. Dans *ICLR*, 2021.

[5] Zhou Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, et E.P. Simoncelli. Image quality assessment : from error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Process.*, 13(4) :600–612, 2004.

[6] Martin Heusel, Hubert Ramsauer, Thomas Unterthiner, Bernhard Nessler, et Sepp Hochreiter. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium. Dans *NeurIPS*, pages 6626–6637, 2017.

[7] Lixiong Qin, Mei Wang, Chao Deng, Ke Wang, Xi Chen, Jiani Hu, et Weihong Deng. Swinface : A multi-task transformer for face recognition, expression recognition, age estimation and attribute estimation. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, pages 1–1, 2024.

[8] Ziwei Liu, Ping Luo, Xiaogang Wang, et Xiaoou Tang. Deep learning face attributes in the wild. Dans *ICCV*, pages 3730–3738, 2015.

[9] DeBruine Lisa et Jones Benedict. Face research lab london set, 2017.

TABLEAU 3 – Changement d’attributs faciaux mesurés par $FAC_{=}^k$, FAC_{\neq}^k , $maxFAC_{\neq}^k$, pour chaque type d’édition. (DiffAE : D, VecGAN : V, Modification correcte de la cible \blacksquare : (>0.5), Entrelacement : \blacksquare (>0.5). La moyenne ne prend pas en compte Maquillage et Pas de Barbe pour DiffAE.

Reconstruction																		
Dataset	Custom						FRL						CelebA					
Mesure	$FAC_{=}^k \downarrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \downarrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \downarrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$	
Modeles	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V
Frangé	0.04	0.07	0.05	0.06	0.29	0.25	0.00	0.06	0.06	0.05	0.23	0.17	0.01	0.06	0.03	0.03	0.21	0.07
Pas de Barbe	0.04		0.05		0.29		0.07		0.06		0.23		0.04		0.03		0.21	
Cheveux noirs	0.00	0.39	0.05	0.09	0.29	0.43	0.04	0.45	0.06	0.10	0.23	0.39	0.02	0.19	0.03	0.05	0.21	0.14
Cheveux blonds	0.04	0.57	0.05	0.13	0.29	0.39	0.00	0.63	0.06	0.12	0.23	0.48	0.01	0.60	0.03	0.09	0.21	0.34
Cheveux bruns	0.00	0.21	0.05	0.09	0.29	0.29	0.03	0.23	0.06	0.11	0.23	0.47	0.01	0.16	0.03	0.05	0.21	0.17
Lunettes	0.04	0.39	0.05	0.07	0.29	0.29	0.00	0.57	0.06	0.09	0.23	0.26	0.00	0.24	0.03	0.04	0.21	0.12
Maquillage	0.14		0.05		0.29		0.20		0.05		0.23		0.12		0.03		0.21	
Genre	0.07	0.43	0.05	0.18	0.29	0.54	0.07	0.54	0.06	0.21	0.23	0.67	0.00	0.24	0.03	0.06	0.21	0.25
Sourire	0.04	0.14	0.05	0.06	0.29	0.29	0.06	0.07	0.06	0.04	0.23	0.18	0.02	0.22	0.03	0.04	0.21	0.19
Age	0.00	0.00	0.05	0.10	0.29	0.21	0.00	0.00	0.06	0.10	0.23	0.35	0.01	0.05	0.03	0.05	0.21	0.15
Moyenne	0.03	0.28	0.05	0.10	0.29	0.33	0.02	0.32	0.06	0.10	0.23	0.37	0.01	0.22	0.03	0.05	0.21	0.18
Suppression																		
Dataset	Custom						FRL						CelebA					
Mesure	$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$	
Modeles	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V
Frangé	0.17	0.17	0.14	0.10	0.67	0.50	0.36	0.27	0.12	0.06	0.45	0.27	0.54	0.51	0.09	0.06	0.24	0.18
Pas de Barbe	0.11		0.14		0.42		0.10		0.15		0.65		0.06		0.08		0.39	
Cheveux noirs	0.78	0.44	0.13	0.06	0.44	0.33	0.77	0.18	0.12	0.06	0.53	0.16	0.56	0.22	0.07	0.03	0.29	0.12
Cheveux blonds	0.11	0.33	0.10	0.09	0.33	0.33	0.59	0.24	0.12	0.09	0.71	0.41	0.39	0.16	0.06	0.03	0.23	0.15
Cheveux bruns	0.25	0.00	0.09	0.07	0.63	0.38	0.48	0.22	0.08	0.05	0.44	0.19	0.33	0.17	0.05	0.03	0.28	0.12
Lunettes	1.00	1.00	0.15	0.13	1.00	1.00	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	0.85	0.85	0.08	0.11	0.30	0.27
Maquillage	0.78		0.22		0.78		0.29		0.23		1.00		0.65		0.19		0.95	
Genre	0.65	0.47	0.28	0.27	0.94	0.88	0.68	0.92	0.28	0.34	1.00	0.92	0.95	0.79	0.18	0.15	0.88	0.65
Sourire	0.80	0.10	0.14	0.08	0.60	0.50	1.00	0.00	0.18	0.05	1.00	0.50	0.98	0.63	0.10	0.07	0.55	0.45
Age	0.00	0.00	0.17	0.15	0.48	0.33	0.00	0.00	0.18	0.18	0.67	0.47	0.36	0.10	0.11	0.09	0.40	0.33
Moyenne	0.47	0.31	0.15	0.12	0.64	0.53	0.55	0.26	0.15	0.12	0.69	0.42	0.62	0.43	0.09	0.07	0.40	0.28
Addition																		
Dataset	Custom						FRL						CelebA					
Mesure	$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$		$FAC_{=}^k \uparrow$		$FAC_{\neq}^k \downarrow$		$maxFAC_{\neq}^k \downarrow$	
Modeles	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V	D	V
Frangé	0.86	0.86	0.16	0.20	0.41	0.41	0.90	0.99	0.16	0.18	0.48	0.48	0.74	0.69	0.09	0.08	0.25	0.18
Pas de Barbe	0.22		0.13		0.56		0.00		0.09		0.37		0.10		0.10		0.50	
Cheveux noirs	0.53	0.89	0.13	0.14	0.47	0.47	0.71	0.89	0.13	0.16	0.73	0.73	0.37	0.55	0.07	0.09	0.21	0.27
Cheveux blonds	0.37	0.95	0.11	0.28	0.32	0.74	0.31	0.99	0.13	0.29	0.48	0.73	0.17	0.41	0.08	0.07	0.29	0.20
Cheveux bruns	0.30	0.40	0.09	0.09	0.25	0.35	0.39	0.39	0.08	0.08	0.28	0.44	0.16	0.19	0.05	0.04	0.22	0.16
Lunettes	0.89	0.89	0.11	0.16	0.30	0.37	1.00	1.00	0.10	0.20	0.31	0.71	0.92	0.90	0.06	0.12	0.19	0.33
Maquillage	1.00		0.25		0.95		0.85		0.21		0.66		0.88		0.16		0.80	
Genre	0.64	0.36	0.28	0.19	0.82	0.45	0.49	0.47	0.24	0.19	0.96	0.69	1.00	0.84	0.20	0.15	0.89	0.59
Sourire	0.11	0.11	0.13	0.13	0.83	0.67	0.25	0.25	0.12	0.13	0.58	0.58	0.72	0.66	0.12	0.09	0.77	0.48
Age	0.00	0.00	0.16	0.27	0.71	0.71	0.00	0.00	0.20	0.06	1.00	0.67	0.15	0.14	0.11	0.12	0.52	0.41
Moyenne	0.46	0.56	0.14	0.18	0.51	0.52	0.51	0.62	0.14	0.16	0.60	0.63	0.53	0.55	0.10	0.10	0.42	0.33