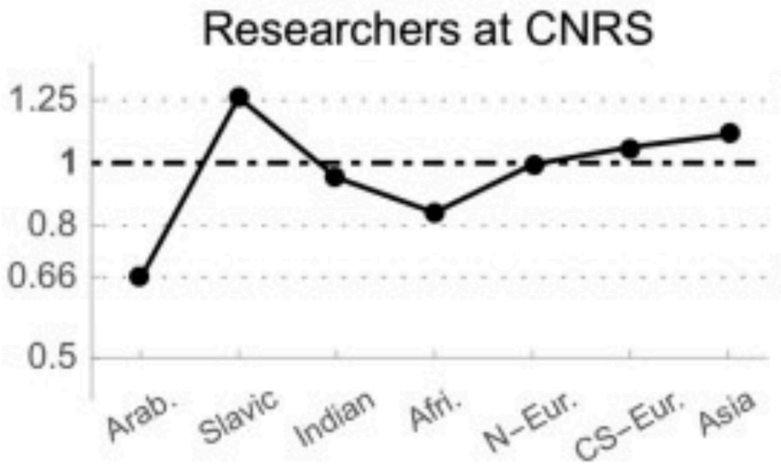
Appréhender les discriminations à l'aide de l'analyse d'image et de l'onomastique

Antoine Mazieres

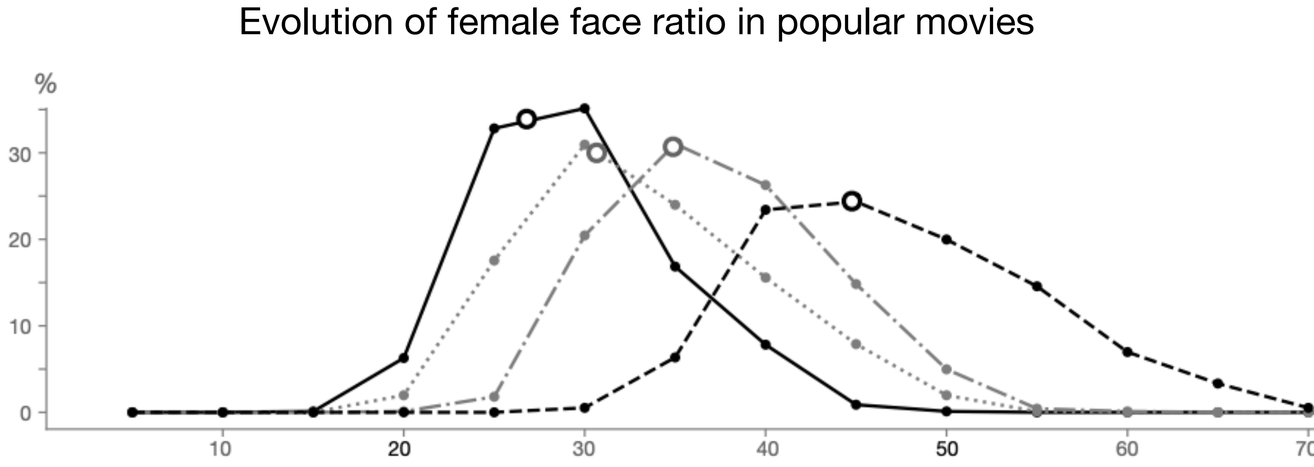
Le 6 novembre 2020, Séminaire *Systèmes Complexes en Sciences Sociales*, LABEX SMS.

Présentation de deux articles

- Mazieres, Antoine et Roth, Camille (2018). **Large-scale diversity estimation through surname origine inference**. *Bulletin of Sociological Methodology*.

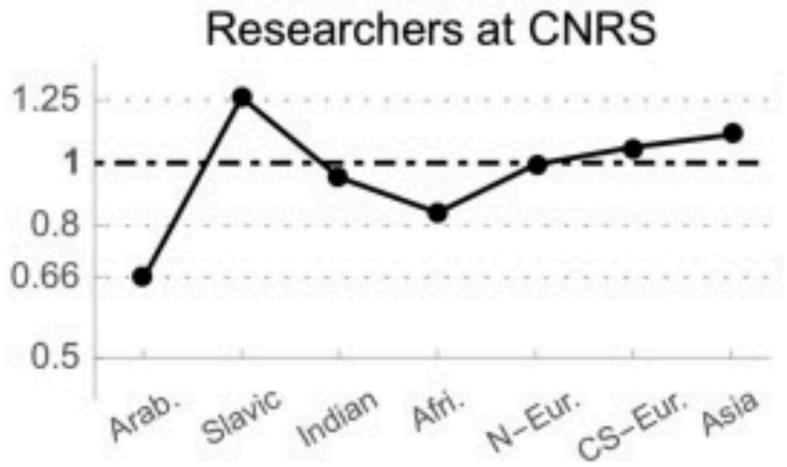


- Mazieres, Antoine, Menezes, Telmo et Roth, Camille (2020). **Computational appraisal of gender representativeness in popular movies**. *Arxiv*.

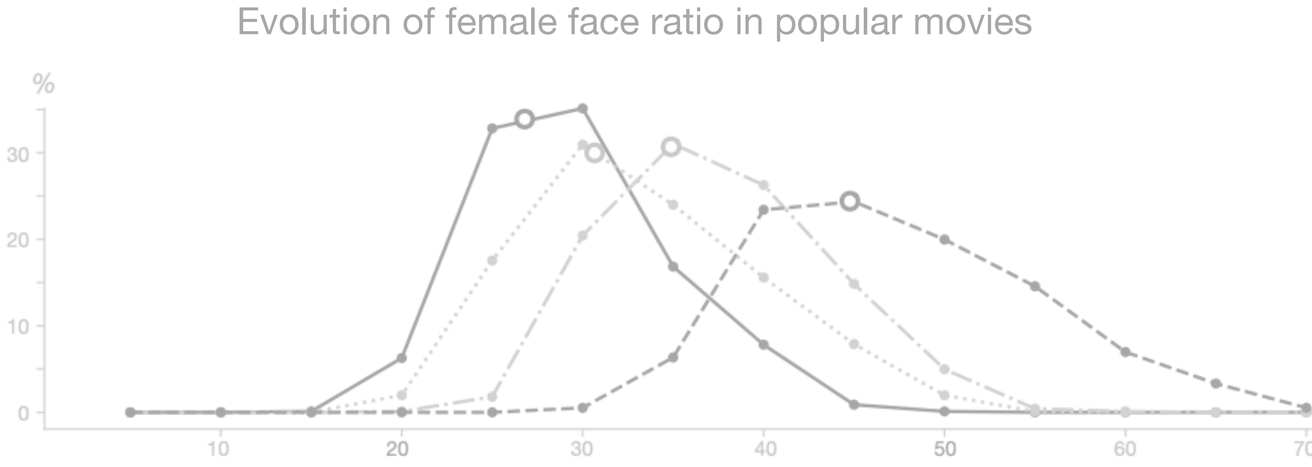


Présentation de deux articles

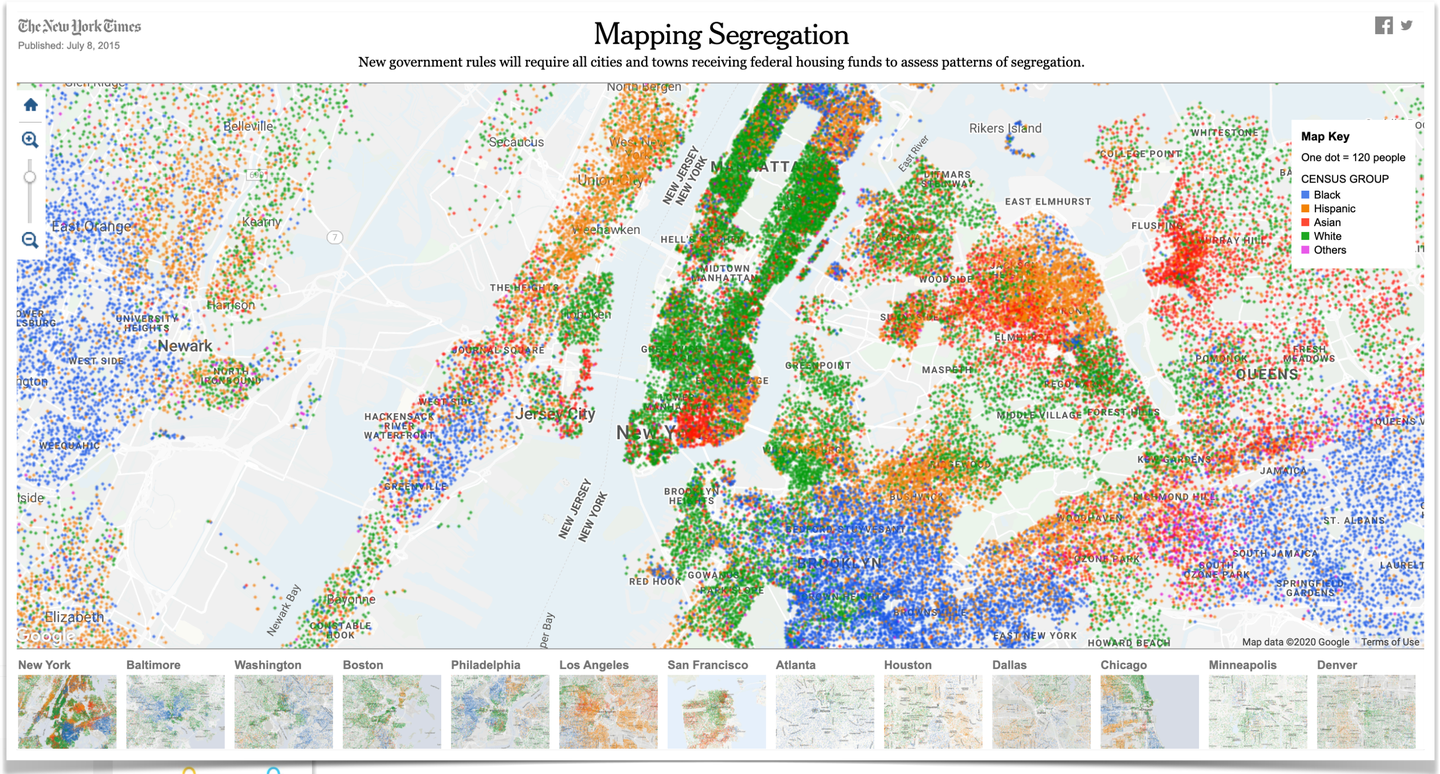
- Mazieres, Antoine et Roth, Camille (2018). **Large-scale diversity estimation through surname origine inference**. *Bulletin of Sociological Methodology*.

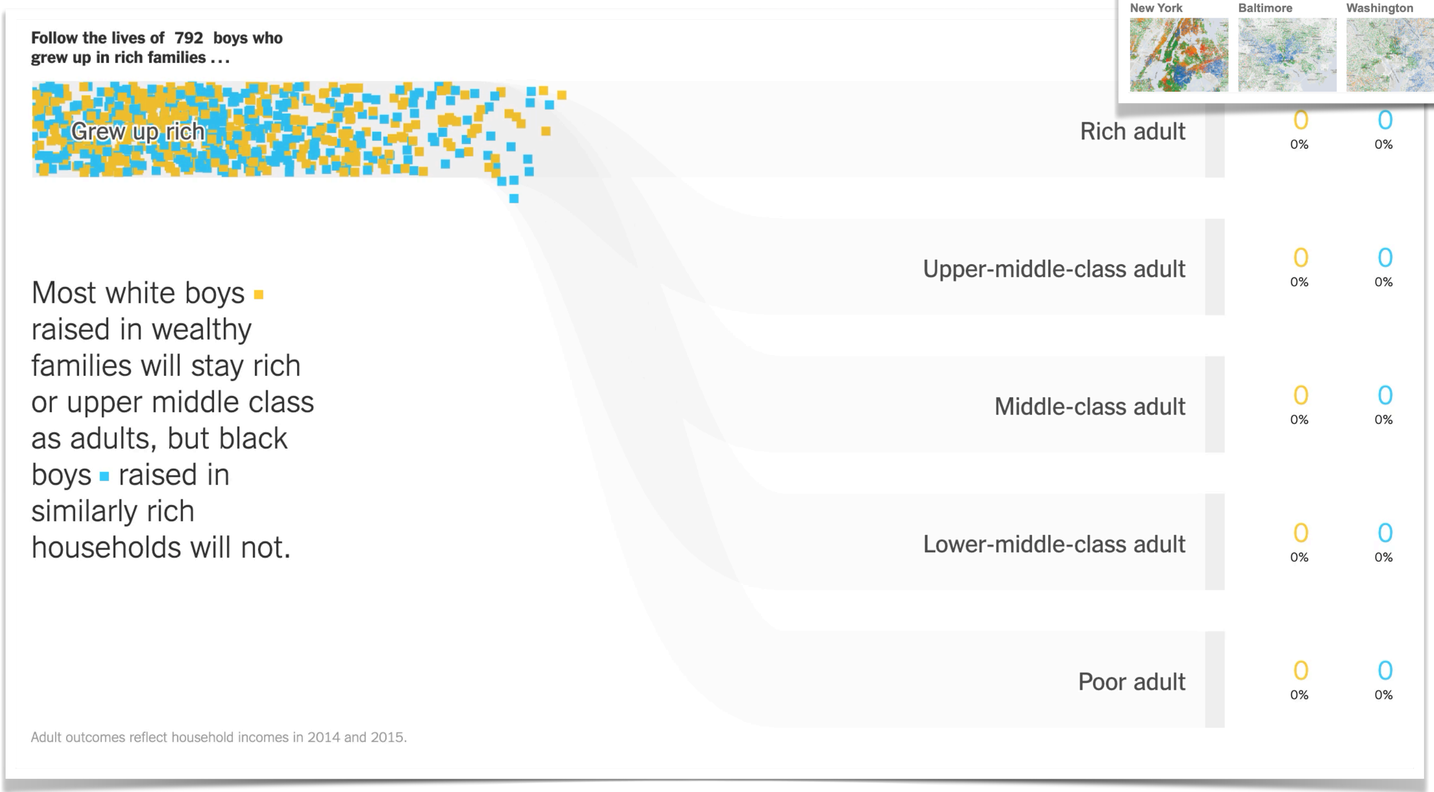


- Mazieres, Antoine, Menezes, Telmo et Roth, Camille (2020). **Computational appraisal of gender representativeness in popular movies**. *Arxiv*.



Pourquoi mesurer les discriminations par origine en France ?





Racismo no Brasil

Impacto

WIKIPÉDIA
A enciclopédia livre

Indicadores	Brasileiro branco	Brasileiro negro
Analfabetismo[77]	5,9%	13,3%
Nível universitário[78]	15,0%	4,7%
Expectativa de vida[79]	73,13	67,03
Desemprego[80]	5,7%	7,1%
PIB per capita[81]	R$ 22,699	R$ 15,068
Mortes por homicídios[82]	29,24%	64,09%

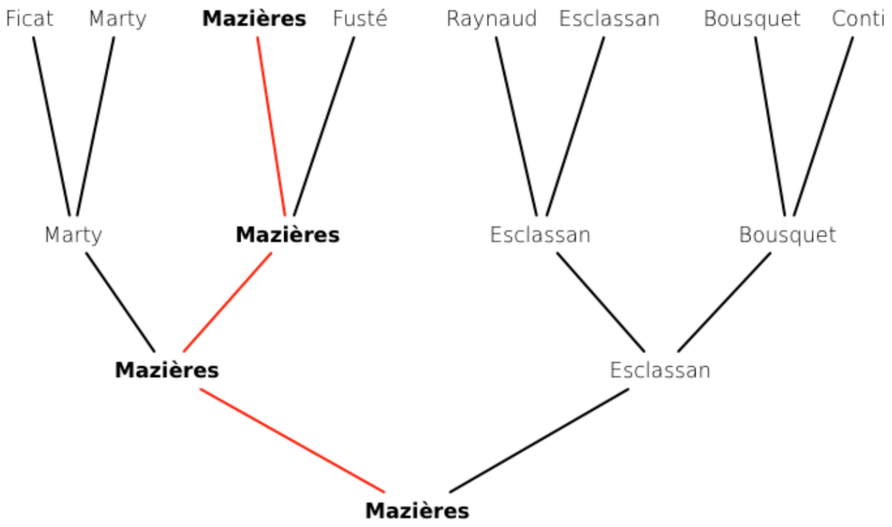
Le nom de famille

Un témoin imparfait du passé

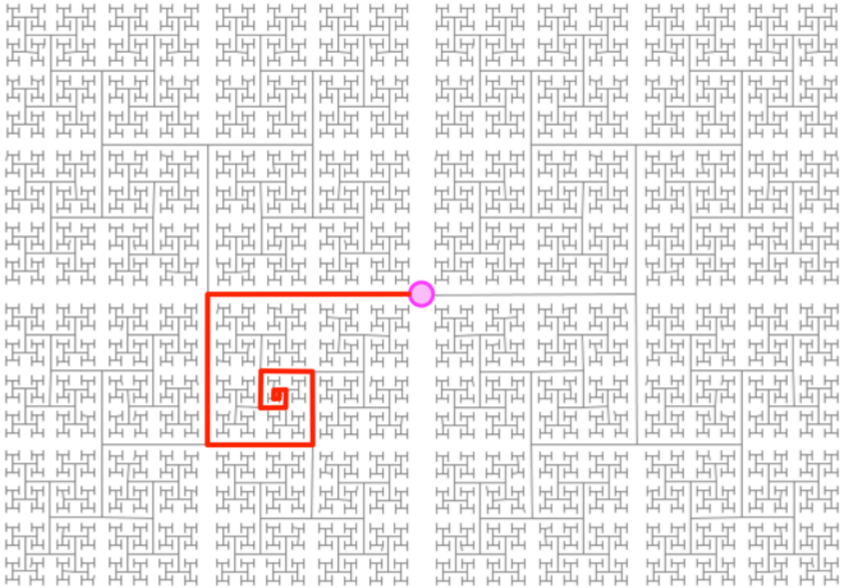
- Outil de distinction : lieux, traits, occupations, surnoms, …
- En Europe, usage généralisé entre le XIe et XVe siècle.
- Expression d’un rapport de force entre des puissances administratives émergentes.
- Témoin du lieu et de l’époque où ils ont été gelés.
- Nombreux biais : Esclavage, Colonisation, Patriarcat, etc.

Pourquoi les noms ont-ils (encore) un sens ?

4 générations



12 générations



20 générations

> 1 million d’ancêtres

Pourquoi les noms ont-ils (encore) un sens ?

- Endogamie : Ethnie, religion, génétique, géographique, sociale, économique, etc.
- Usage en démographie, étude des flux migratoires, médecine, marketing, etc.

Construire un modèle de classification des noms

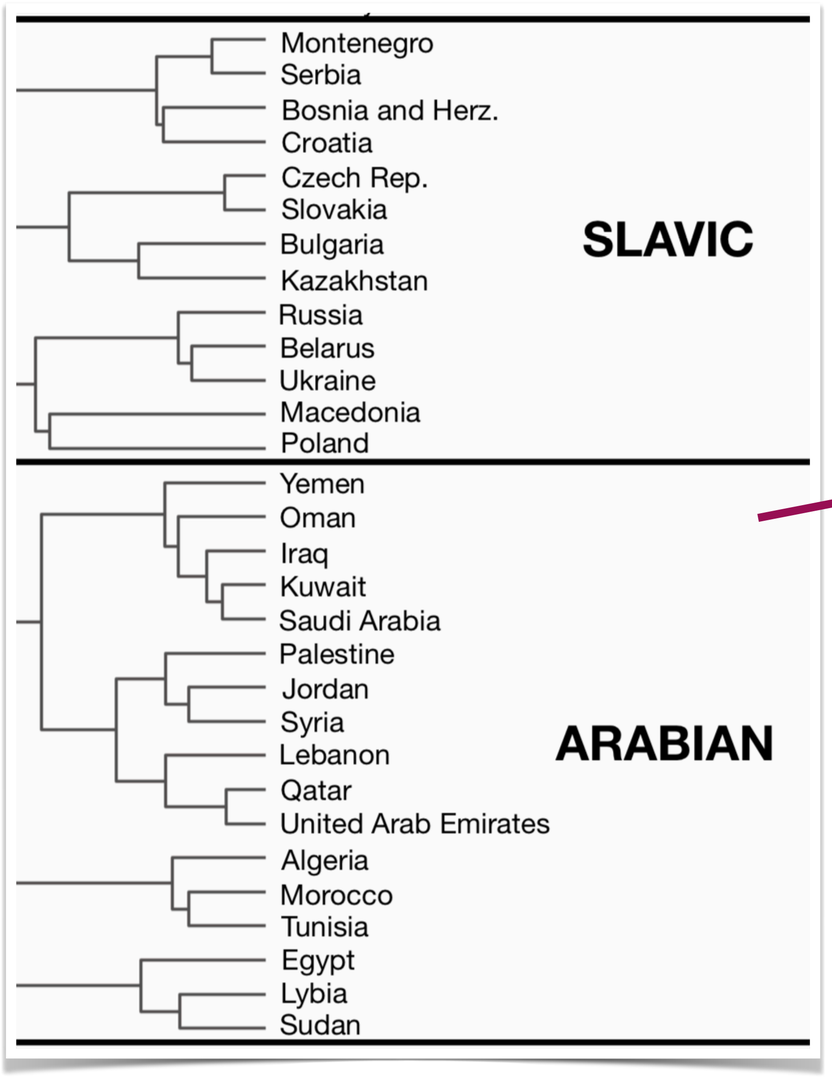
Données et variables

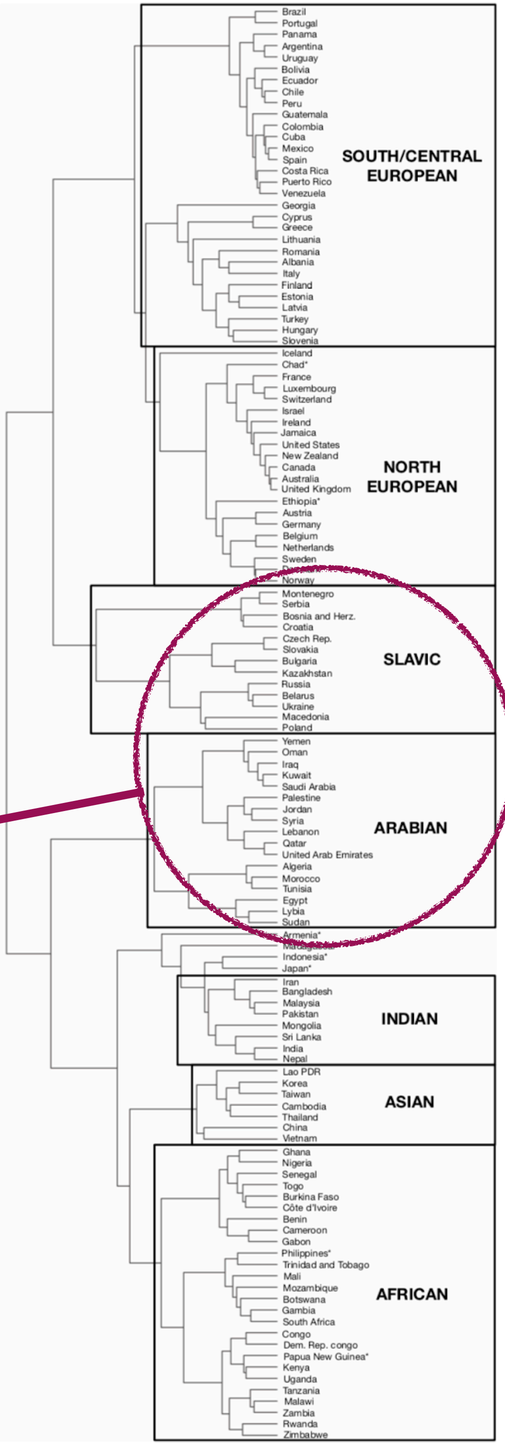
- Base de données : **PubMed**
- **25 millions d'affiliations** : NOM -> PAYS DU LABORATOIRE
- Normalisation par pays, et recherche des noms typiques mais peu "exportés" avec le *Herfindahl-Hirschmann Index* : **650k "core names"**
- Variables avec N-GRAMS : ROTH -> R, O, T, H, ^R, RO, OT, TH, H$, ^RO, ROT, OTH, TH$, …

Construire un modèle de classification des noms

Catégories

- Regroupement des n-grams par pays
- Regroupement hiérarchique (Ward)
- Représentation intuitive des origines avec 7 catégories





Construire un modèle de classification des noms

Apprentissage

- Algorithme : Classification naïve bayesienne.
- Performances hétérogènes :

Cluster	Core names		Class. Perf.	
	Total	*Evaluation*	*Precision*	*Recall*
African	30 748	4 529	0.43	0.61
Arabian	31 272	4 596	0.52	0.72
Asian	44 658	6 754	0.61	0.77
CS-European	189 624	28 668	0.81	0.71
Indian	68 145	10 067	0.63	0.72
N-European	216 465	32 469	0.78	0.62
Slavic	65 259	9 843	0.64	0.84
Total	*646 171*	*96 926*		

Construire un modèle de classification des noms

Correction

- Postuler l'hétérogénéité de l'erreur.
- Appliquer une correction bayésienne :

Guessed origin	Actual origin						
	Afr.	Arab.	Asian	CSE	Indian	NE	Slavic
African	**2763**	165	381	1081	460	1441	157
%	***61.0***	*3.59*	*5.64*	*3.77*	*4.60*	*4.44*	*1.60*
Arabian	159	**3292**	84	577	598	1549	77
%	*3.51*	***71.6***	*1.24*	*2.01*	*5.94*	*4.77*	*0.78*
Asian	319	113	**5200**	831	716	1147	174
%	*7.04*	*2.46*	***77.0***	*2.90*	*7.11*	*3.53*	*1.77*
CS-Eur.	258	128	274	**20364**	299	3535	324
%	*5.70*	*2.79*	*4.06*	***71.0***	*2.97*	*10.9*	*3.29*
Indian	273	487	420	991	**7226**	1862	191
%	*6.03*	*10.6*	*6.22*	*3.46*	***71.8***	*5.73*	*1.94*
N-Eur.	643	351	315	3254	609	**20183**	670
%	*14.2*	*7.64*	*4.66*	*11.4*	*6.05*	***62.2***	*6.81*
Slavic	114	60	80	1570	159	2752	**8250**
%	*2.52*	*1.31*	*1.18*	*5.48*	*1.58*	*8.48*	***83.8***
	4529	4596	6754	28668	10067	32469	9843
%	*100*	*100*	*100*	*100*	*100*	*100*	*100*

Applications

15 groupes socio-professionnels en France

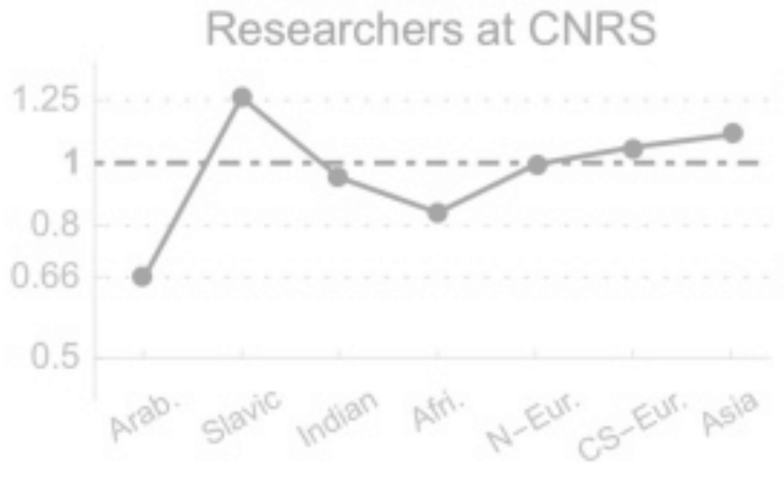
- Quel groupe de référence pour la comparaison ? Brevet
- Comparaison par simple ratio des distributions d'origine
- Cibles :
    - Diplomes (Bac, Bac pro, BTC, CAP, BEP)
    - École polytechniques
    - Corps professionnels (Avocats de Paris, Comptables, Pharmaciens et Vétérinaires)
    - Corps politiques (Députés, ~~Sénateurs~~, Maires)

Résultats

https://namograph.antonomase.fr/

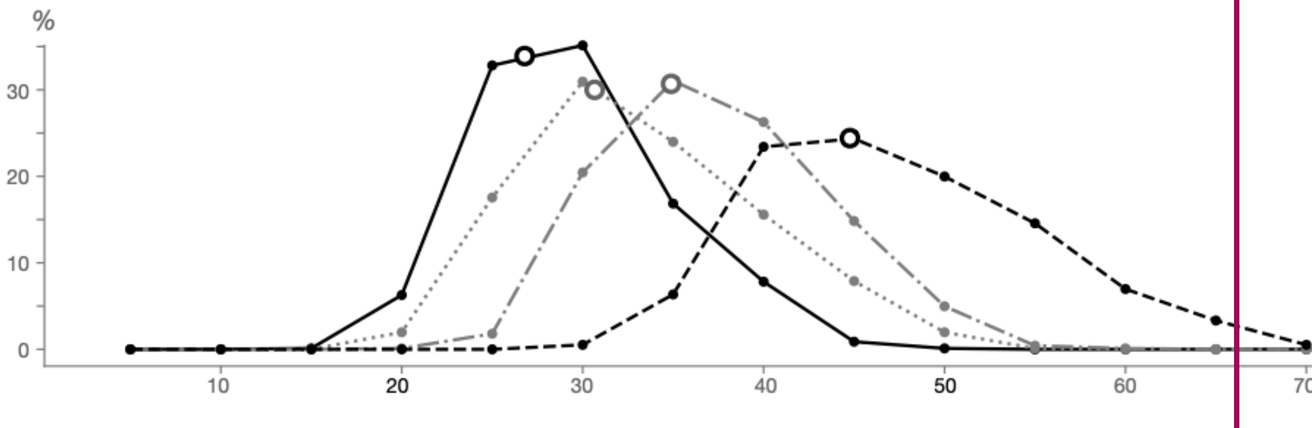
Présentation de deux articles

- Mazieres, Antoine et Roth, Camille (2018). **Large-scale diversity estimation through surname origine inference**. *Bulletin of Sociological Methodology*.



- Mazieres, Antoine, Menezes, Telmo et Roth, Camille (2020). **Computational appraisal of gender representativeness in popular movies**. *Arxiv*.

Evolution of female face ratio in popular movies



Le genre dans les médias de masse

- Longue tradition d’analyse des représentations et de la représentativité de genre depuis les années 40.
- Variables riches
- Faible nombre d’observations
- Méthodologies très changeantes : peu d’études longitudinales

La représentativité de genre dans les films populaires

- Variables simples : Étudier la représentativité et non les représentations
- Utiliser l'analyse d'image (*distant viewing ?*) avec des modèles bien connus : détection de visage et inférence du genre.
- Contenu influent, populaire
- Format constant sur plusieurs décénnies.

Définir la base de données

- (L'état de l'art utilise souvent le Box Office ($) pour définir la popularité)
- Films mis à disposition par YIFY (communauté **Torrent**) avec au moins 3 *seeders* : ~13k films
- … Et avec un certain nombre de métadonnées sur **IMDb** : Budget (med: 23m$), Box Office (med: 43m$), note utilisateur, niveau de censure, durée, genre (romance, crime, …), année de sortie, etc.
- Total : **3776 films**
- **1985-2019**, minimum 50 films par an.

Application des modèles de détection

- 1 image / 2 secondes : ~12,4m images.
- Modèles de Mathematica 12.
- 6,6m d’images avec visages détectés (~2,5k par film)

Évaluation des inférences

Does the **face** appearing inside the red frame **represent a woman or a man**?

A woman A man I don't know There is no face inside the red frame !

Do you see **other faces** that are clearly identifiable outside the red frame?

Yes No I don't know

(a) Face detection

		Humans	
		Positive	*Negative*
Model	*Positive*	977	23
	Negative	137	963

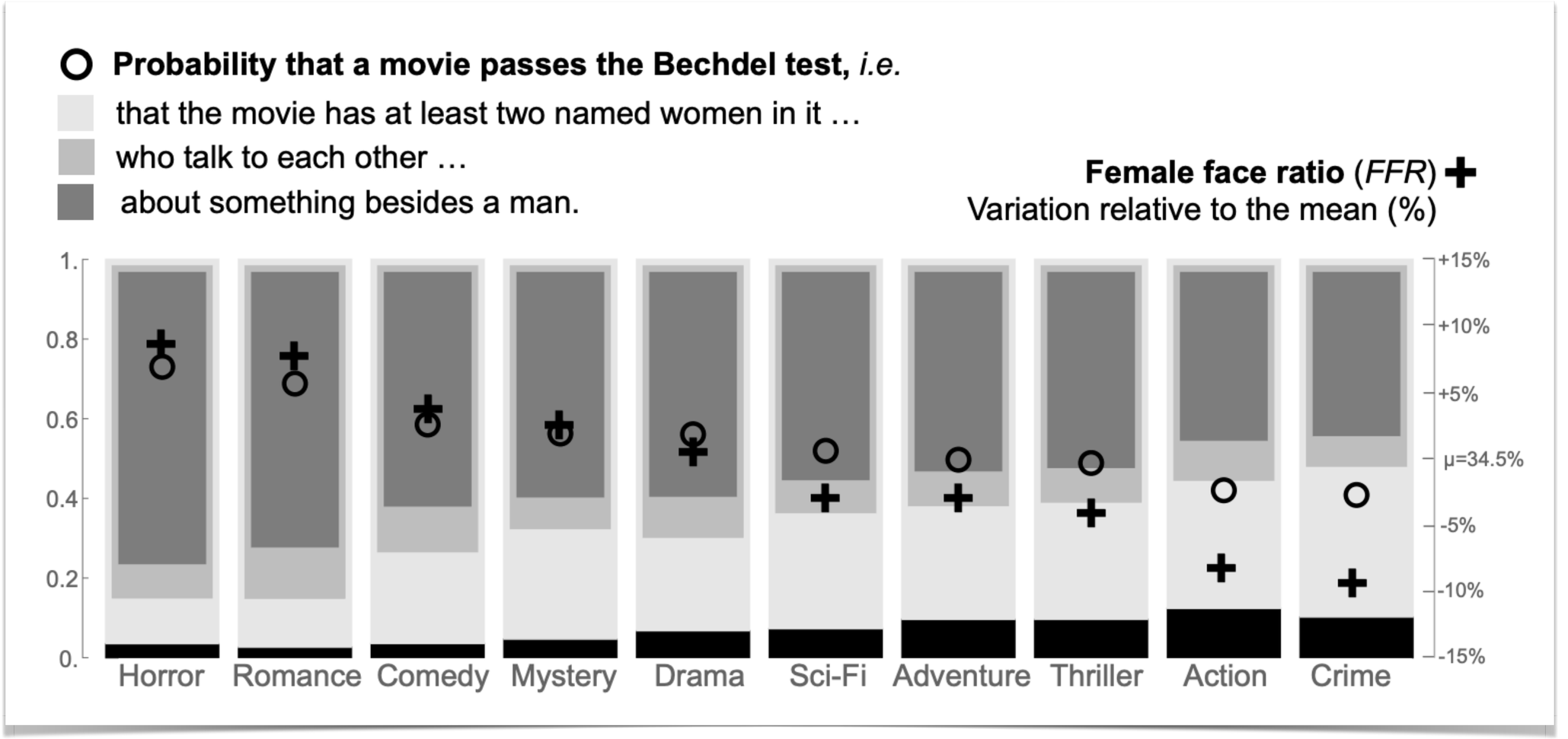
(b) Gender inference

		Humans			
		Female	*Male*	*Doubt*	*No face*
Model	*Female*	304	162	18	16
	Male	75	410	8	7

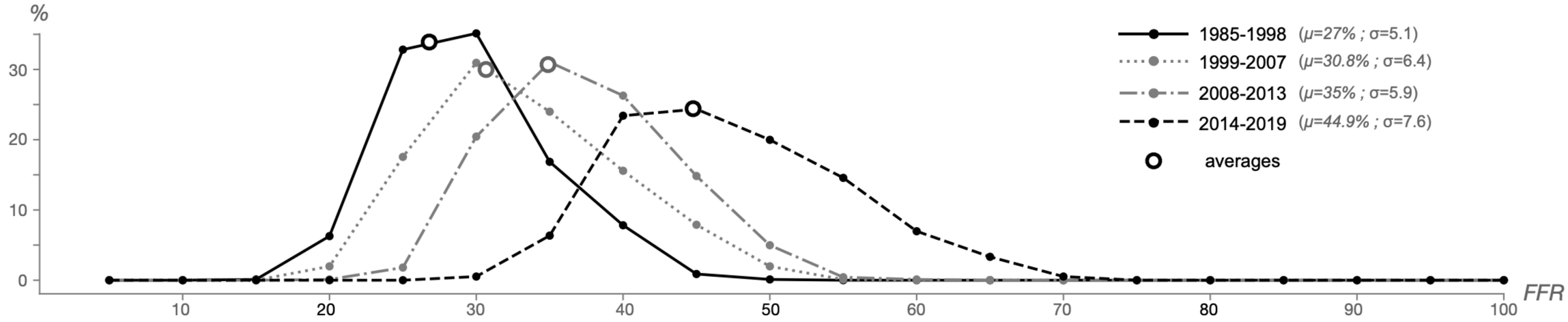
Correction des modèles

- Détection des visages à l’état de l’art (92%)
- Détection de genre en dessous de l’état de l’art (74%)
- Biais de genre : Homme mieux reconnus
- Biais de temps : Images récentes mieux traitées
- Correction bayésiennes pour la mesure du **ratio de visages de femmes (34.52%, σ = 9.19)**.

Évaluation plus qualitative

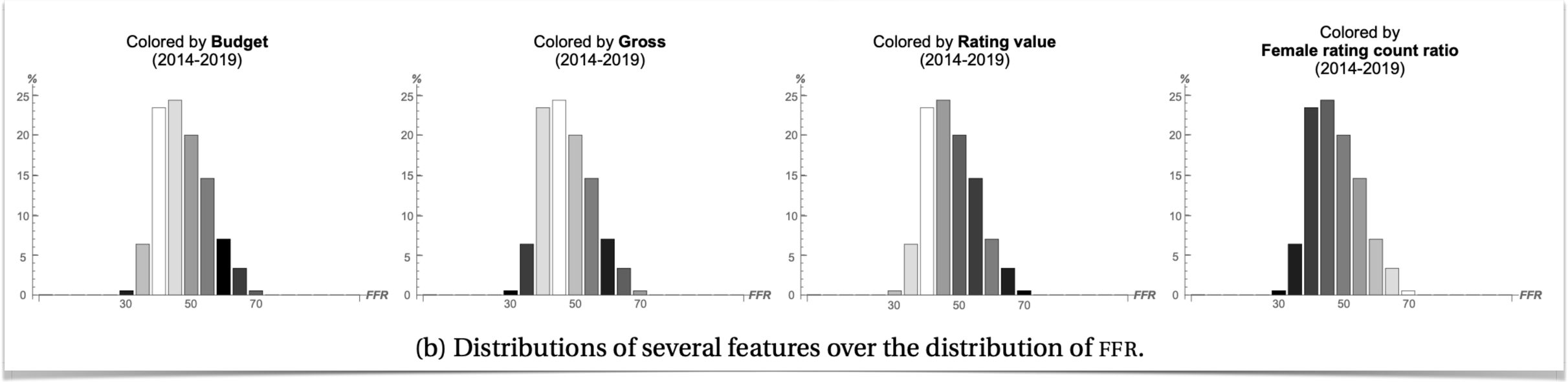


Analyse longitudinale



(a) Distributions of FFR for each period.

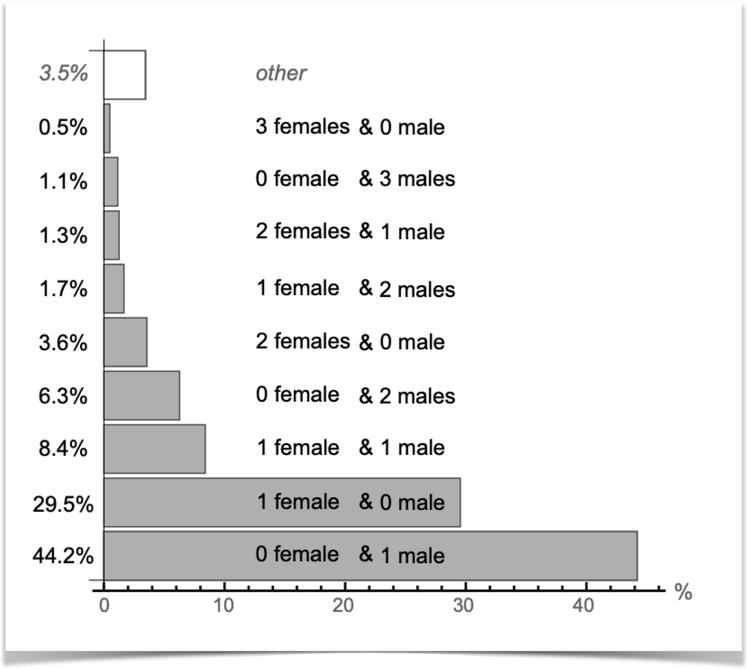
Distributions des métadonnées sur le ratio *FFR*



(b) Distributions of several features over the distribution of FFR.

Mise-en-scène

- Pas de biais perceptible dans la taille des visages (*face-ism*)
- Biais dans la composition des personnages cohérent avec le biais général



Mise-en-cadre

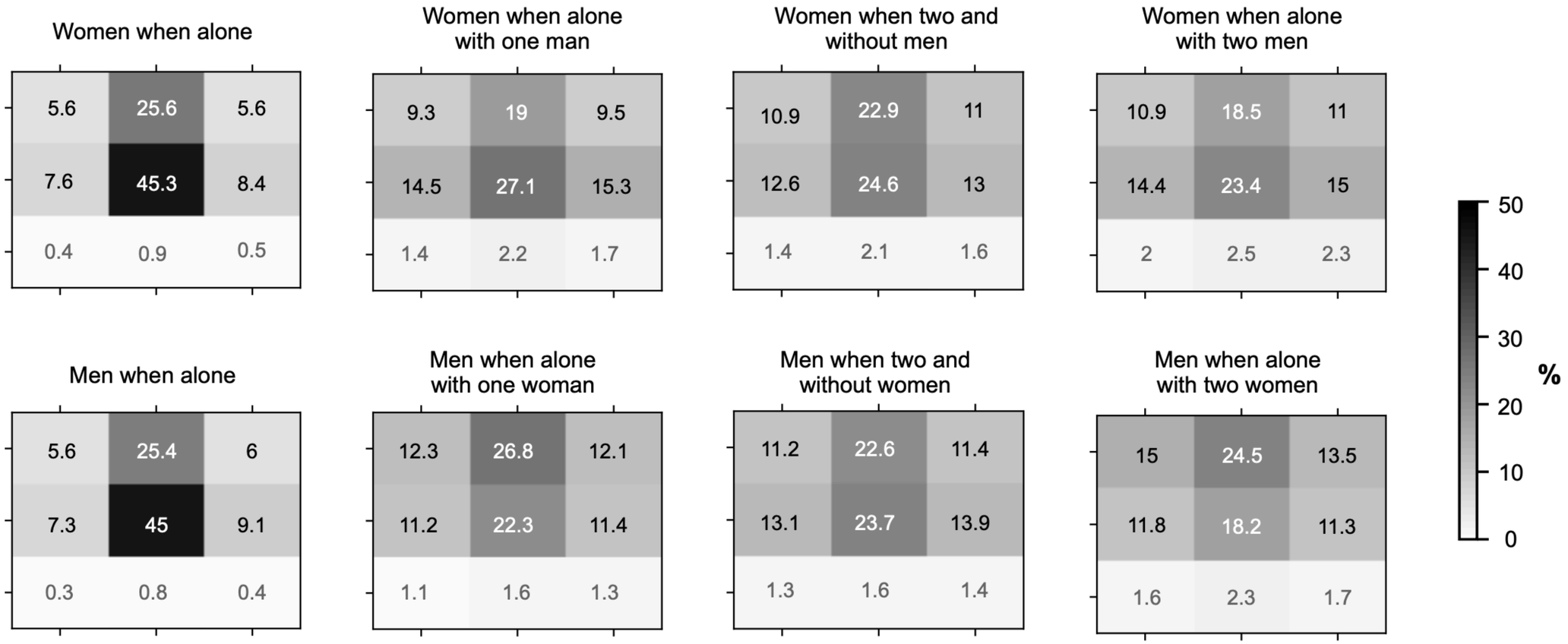


Figure 6: **Distribution of faces position on-screen** (2014-2019).

antoine.mazieres@gmail.com

@mazieres

https://antonomase.fr