

Discrimination

Sam Gyetvay

ECO8000

November 30, 2025

Discrimination

De grands écarts dans les résultats du marché du travail entre les groupes démographiques, par exemple par race, sexe et âge

- ▶ Salaires
- ▶ Participation à la force de travail
- ▶ Taux de chômage
- ▶ Professions, mobilité professionnelle, compensations non salariales

Les théories de la discrimination offrent des explications sur pourquoi l'appartenance à un groupe *en soi* pourrait être importante

Les preuves examinent les effets de l'appartenance à un groupe sur les résultats

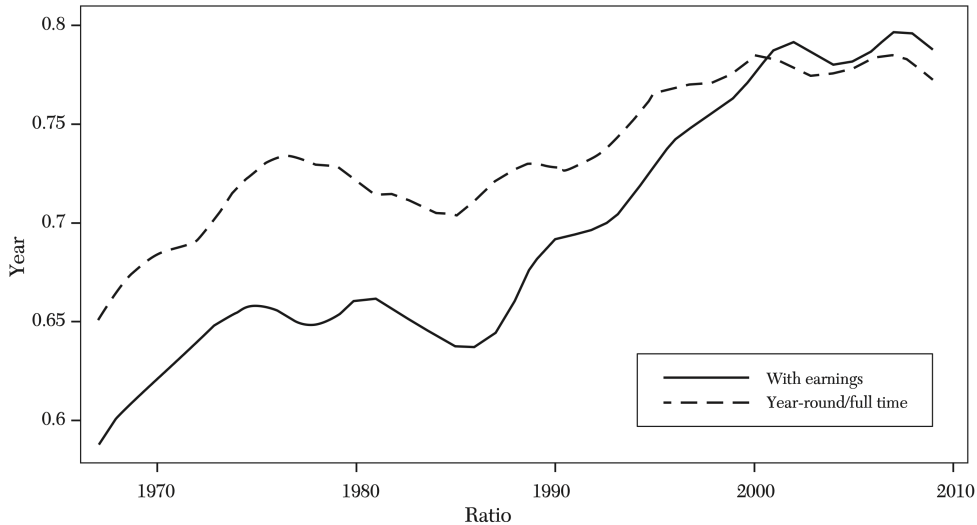
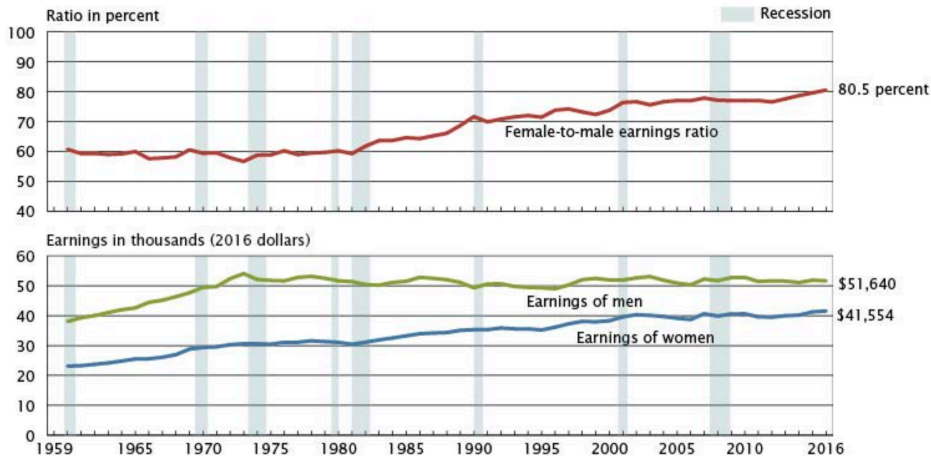


Figure 1. Ratio of Median Earnings: Black Men/White Men, 1967–2009

Source: Lang and Lehmann (2012)

Figure 2.

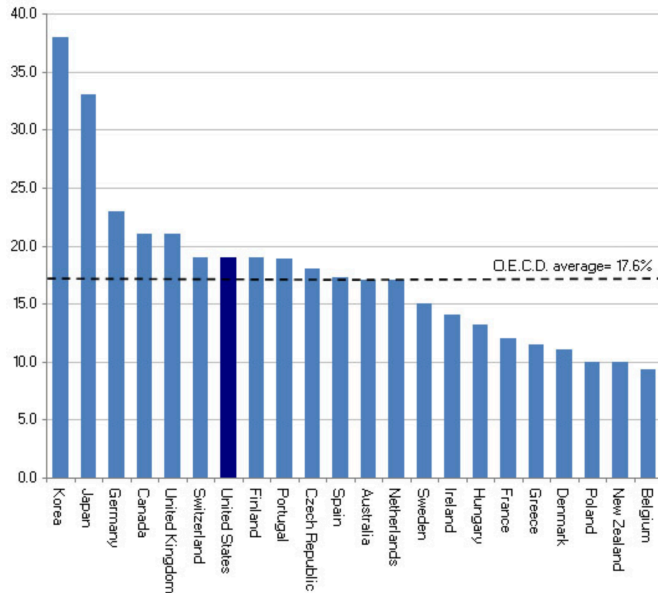
Female-to-Male Earnings Ratio and Median Earnings of Full-Time, Year-Round Workers 15 Years and Older by Sex: 1960 to 2016



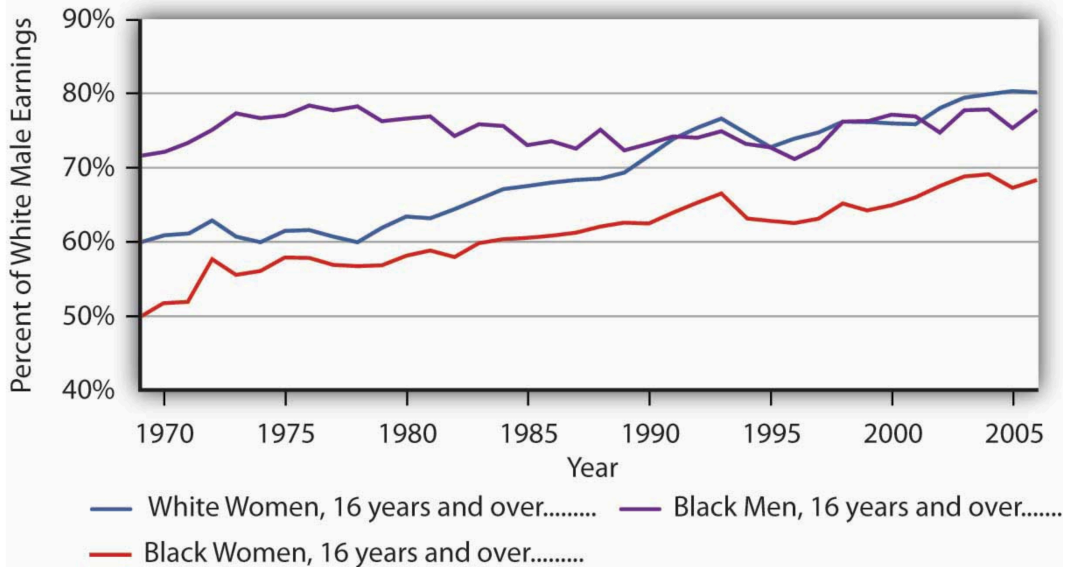
Note: The data for 2013 and beyond reflect the implementation of the redesigned income questions. The data points are placed at the midpoints of the respective years. Data on earnings of full-time, year-round workers are not readily available before 1960. For more information on recessions, see Appendix A. For information on confidentiality protection, sampling error, nonsampling error, and definitions, see www2.census.gov/programs-surveys/cps/techdocs/cpsmar17.pdf.

Source: U.S. Census Bureau, Current Population Survey, 1961 to 2017 Annual Social and Economic Supplements.

**Percentage Gap Between Median Men's and Women's Wages,
for All Full-Time Workers (2006 or Latest Year Available)**

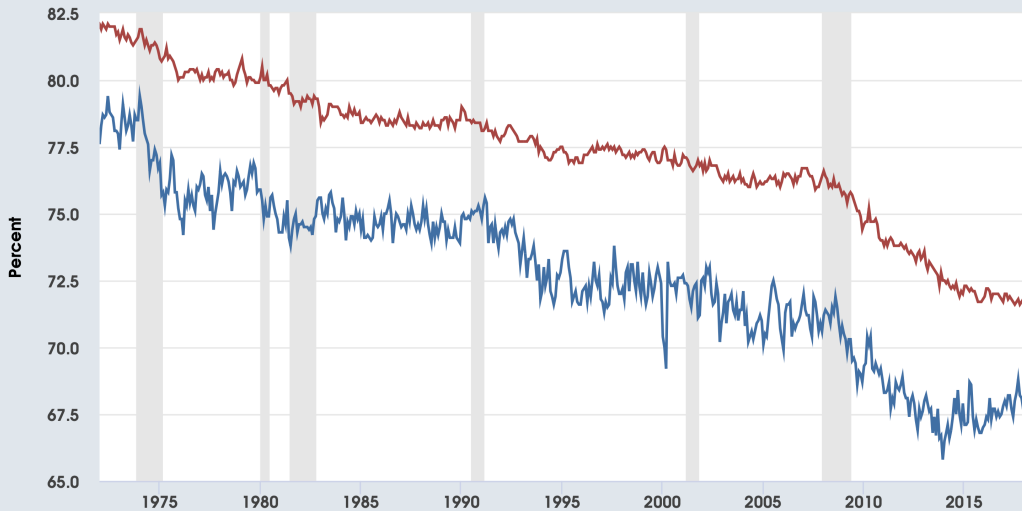


Ratio of Median Earnings by Gender and Race (% of White Male)





— Civilian Labor Force Participation Rate: 20 years and over, Black or African American Men
 — Civilian Labor Force Participation Rate: 20 years and over, White Men



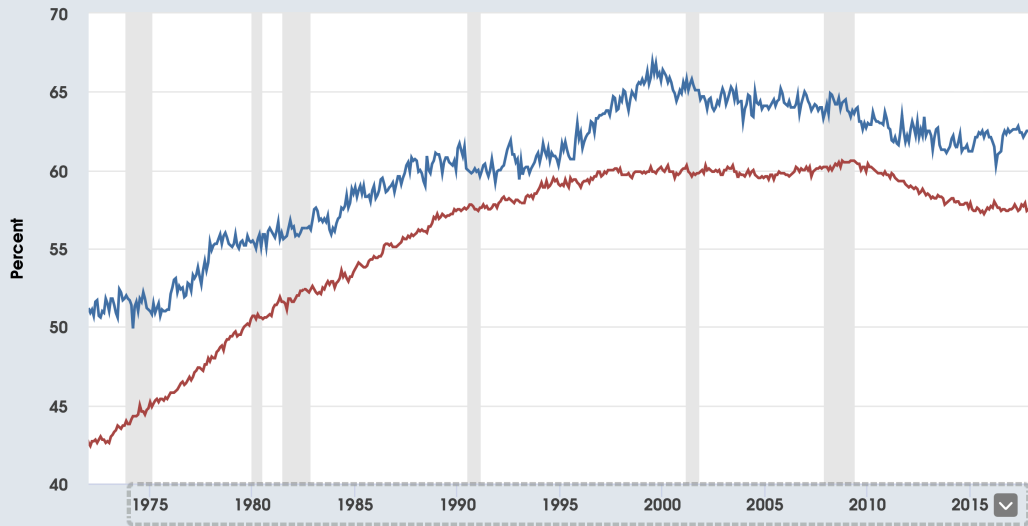
Shaded areas indicate U.S. recessions

Source: U.S. Bureau of Labor Statistics

myf.red/g/jgQs



— Labor Force Participation Rate: 20 years and over, Black or African American Women
 — Labor Force Participation Rate: 20 years and over, White Women

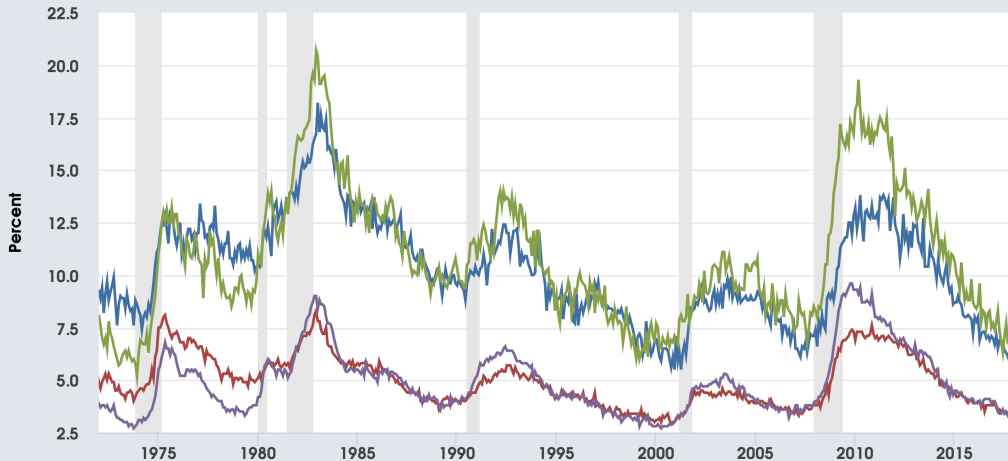


Shaded areas indicate U.S. recessions

Source: U.S. Bureau of Labor Statistics

myf.red/g/jgQw

- Unemployment Rate: 20 years and over, Black or African American Women
- Unemployment Rate: 20 years and over, White Women
- Unemployment Rate: 20 years and over, Black or African American Men
- Unemployment Rate: 20 years and over, White Men



Shaded areas indicate U.S. recessions

Source: U.S. Bureau of Labor Statistics

myf.red/g/jgQm

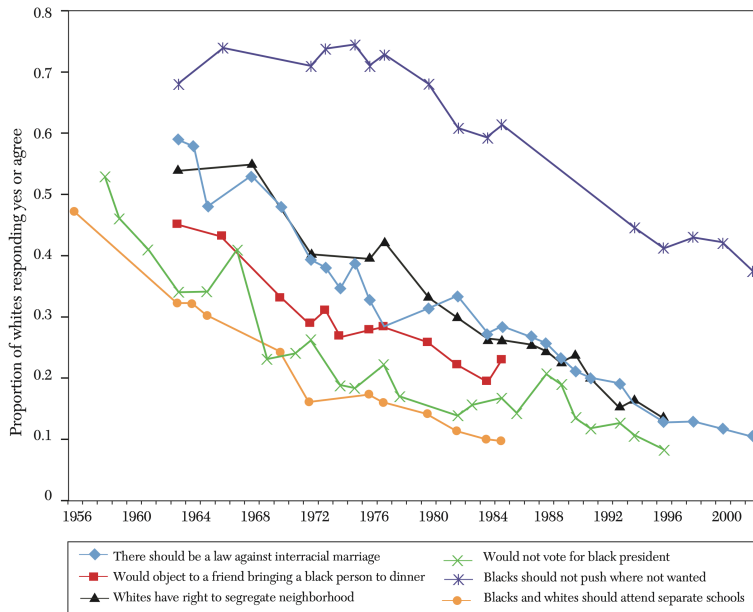


Figure 3. Trends in Prejudice Measures, 1956–2003.

Définition de la discrimination

Qu'est-ce que la discrimination ? Arrow (1973)

Le fait que différents groupes de travailleurs, qu'ils soient qualifiés ou non qualifiés, noirs ou blancs, hommes ou femmes, reçoivent des salaires différents, invite à expliquer que les différents groupes doivent différer selon une caractéristique valorisée sur le marché. Dans la théorie économique standard, nous pensons d'abord aux différences de productivité. La notion de discrimination implique le concept supplémentaire que les caractéristiques personnelles du travailleur non liées à la productivité sont également valorisées sur le marché.

Ceci est un point de départ. Mais cela soulève-t-il une question ? Comme le soulignent Altonji et Blank (1999) :

- ▶ Définir la “productivité” n'est pas évident
- ▶ Les investissements en capital humain qui affectent la productivité peuvent être modifiés par la discrimination

Théories de la discrimination

Les théories de la discrimination se divisent généralement en deux grandes catégories

1. **Discrimination basée sur les goûts** : les employeurs ont des préjugés qui favorisent un groupe par rapport à un autre (Becker, 1957)
2. **Discrimination statistique** : les employeurs utilisent l'appartenance à un groupe pour faire des inférences sur la productivité (Aigner et Cain, 1977)

Elles sont toutes deux illégales en ce qui concerne le traitement des groupes protégés (race, couleur, religion, sexe, identité de genre, grossesse, origine nationale, âge, handicap, statut parental, etc.)

Aujourd'hui, nous nous concentrerons principalement sur les preuves empiriques concernant les effets des caractéristiques protégées plutôt que d'essayer de distinguer entre les types de discrimination

Décompositions d'Oaxaca-Blinder

Outil classique pour mesurer la discrimination : la décomposition d'Oaxaca-Blinder (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973)

La méthode OB décompose une différence entre groupes en une composante expliquée par les caractéristiques observées, et une composante expliquée par les rendements des caractéristiques

Considérons des individus dans deux groupes, $G_i \in \{A, B\}$

Les résultats moyens des groupes sont \bar{Y}_A et \bar{Y}_B où $\bar{Y}_g = E[Y_i | G_i = g]$

Nous espérons expliquer les différences entre groupes avec un vecteur de covariables observées X_i

Décompositions d'Oaxaca-Blinder

Quantité à expliquer

$$\Delta = \bar{Y}_A - \bar{Y}_B$$

Effectuer une régression séparée pour chaque groupe

$$Y_i = X_i' \beta_A + \epsilon_i$$

$$Y_i = X_i' \beta_B + \epsilon_i$$

X_i inclut une constante

Décompositions d'Oaxaca-Blinder

Par construction, les MCO ajustent la moyenne de chaque groupe : $\bar{Y}_g = \bar{X}'_g \beta_g$. Ainsi, nous pouvons écrire

$$\begin{aligned}\Delta &= \bar{X}'_A \beta_A - \bar{X}'_B \beta_B \\ &= \bar{X}'_A \beta_A - \bar{X}'_B \beta_A + \bar{X}'_B \beta_A - \bar{X}'_B \beta_B \\ &= \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_B (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}\end{aligned}$$

Le premier terme répond à la question : combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si les deux groupes étaient payés comme les A pour les observables ?

Le deuxième terme répond à la question : combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si les deux groupes avaient les observables des B ?

Si X inclut toutes les caractéristiques pertinentes à la productivité, le deuxième terme peut être attribuable à la discrimination

Décompositions de Oaxaca-Blinder

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}_B' (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

nous aurions également pu ajouter et soustraire $\bar{X}_A \beta_B$ dans la deuxième étape et obtenir la décomposition alternative

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}_A' (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

Le premier terme répond à la question :

Décompositions de Oaxaca-Blinder

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_B (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

nous aurions également pu ajouter et soustraire $\bar{X}_A \beta_B$ dans la deuxième étape et obtenir la décomposition alternative

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_A (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

Le premier terme répond à la question : Combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si

Décompositions de Oaxaca-Blinder

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_B (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

nous aurions également pu ajouter et soustraire $\bar{X}_A \beta_B$ dans la deuxième étape et obtenir la décomposition alternative

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_A (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

Le premier terme répond à la question : Combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si les deux groupes étaient rémunérés comme les B pour les observables ?

Le deuxième terme répond à la question :

Décompositions de Oaxaca-Blinder

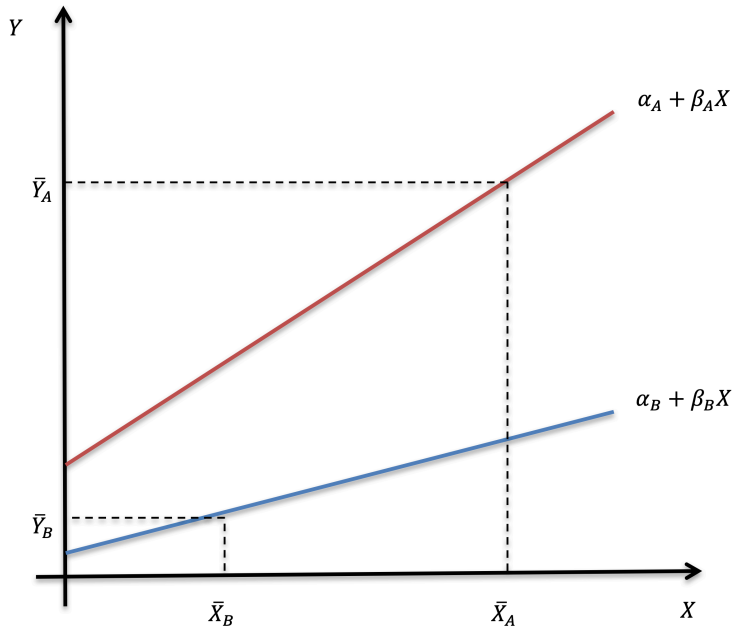
$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_B (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

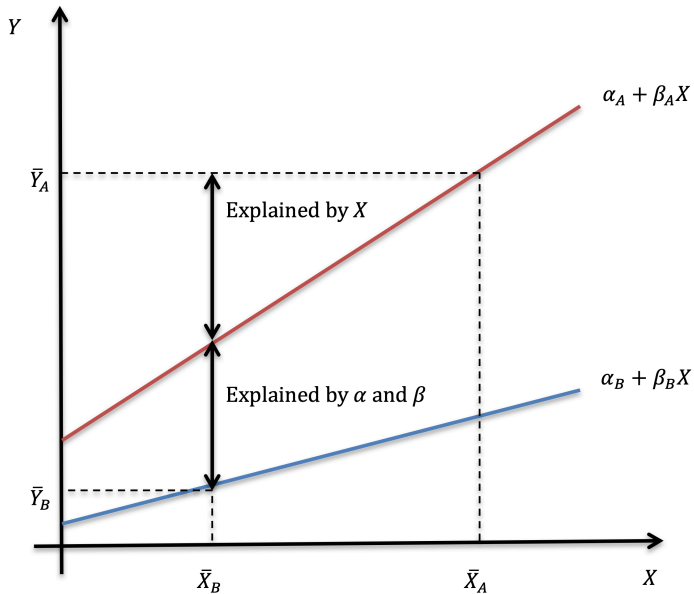
nous aurions également pu ajouter et soustraire $\bar{X}_A \beta_B$ dans la deuxième étape et obtenir la décomposition alternative

$$\Delta = \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)' \beta_A}_{\text{Expliqué par les } X} + \underbrace{\bar{X}'_A (\beta_A - \beta_B)}_{\text{Expliqué par les } \beta}$$

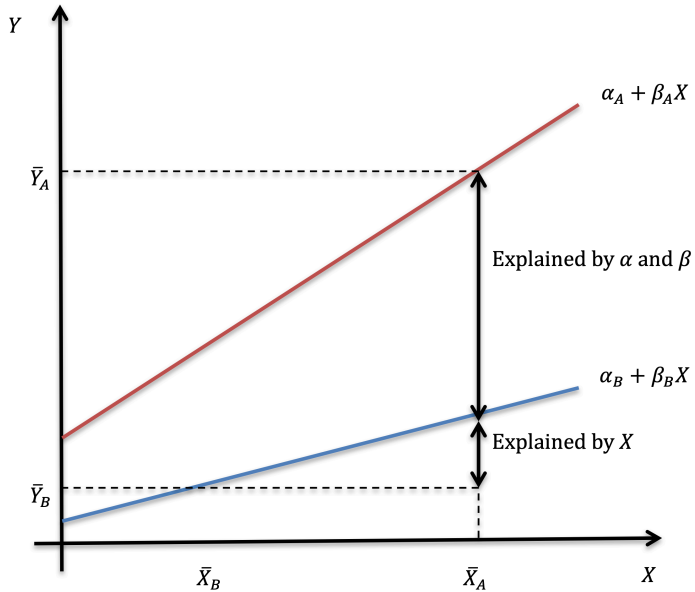
Le premier terme répond à la question : Combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si les deux groupes étaient rémunérés comme les B pour les observables ?

Le deuxième terme répond à la question : Combien de plus les A gagneraient-ils par rapport aux B si les deux groupes avaient les observables des A ?





Decomposition 1: What if B 's had the same return to X as A 's?



Decomposition 2: What if A 's had the same return to X as B 's?

Chetty, Hendren, Jones et Porter (2020)

Effectuer des décompositions à la manière de Oaxaca des différences raciales de revenus en deux composantes expliquées et non expliquées par le revenu des parents

Combiner les données des recensements décennaux de 2000 à 2010 avec les déclarations fiscales fédérales de 1989, 1994, 1995, 1998-2015 pour étudier la variation de la mobilité intergénérationnelle selon la race et le sexe

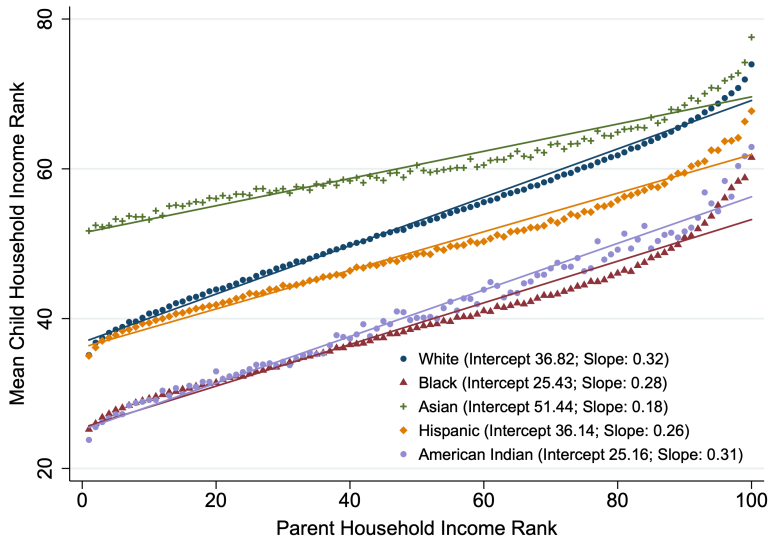
Examiner le revenu enfant/parent pour les cohortes nées entre 1978 et 1983

- ▶ Revenu des parents moyenné sur cinq ans
- ▶ Revenu des enfants moyenné sur deux ans, à des âges entre 31 et 37 ans

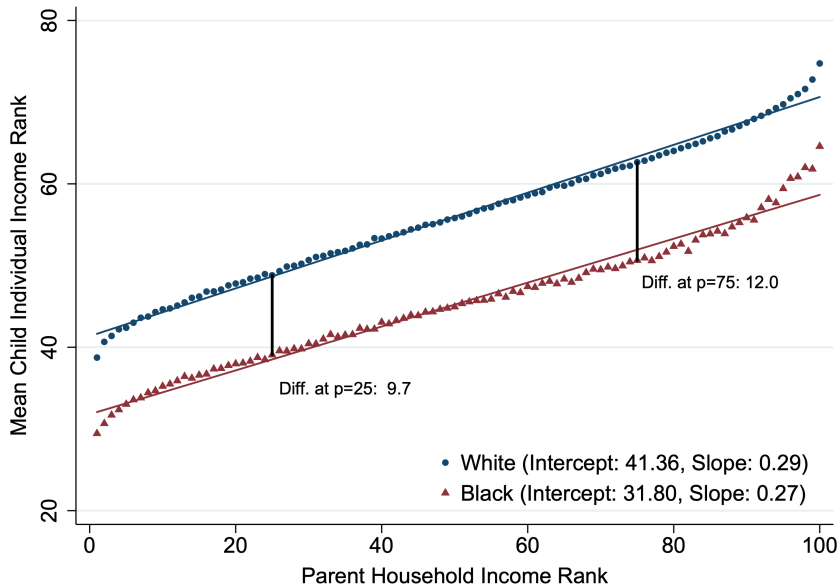
La race mesurée lors du recensement de 2010. Correspond également aux données de l'American Community Survey (ACS) sur les heures, les salaires, l'éducation, la profession

FIGURE III: Intergenerational Mobility by Race

A. All Children

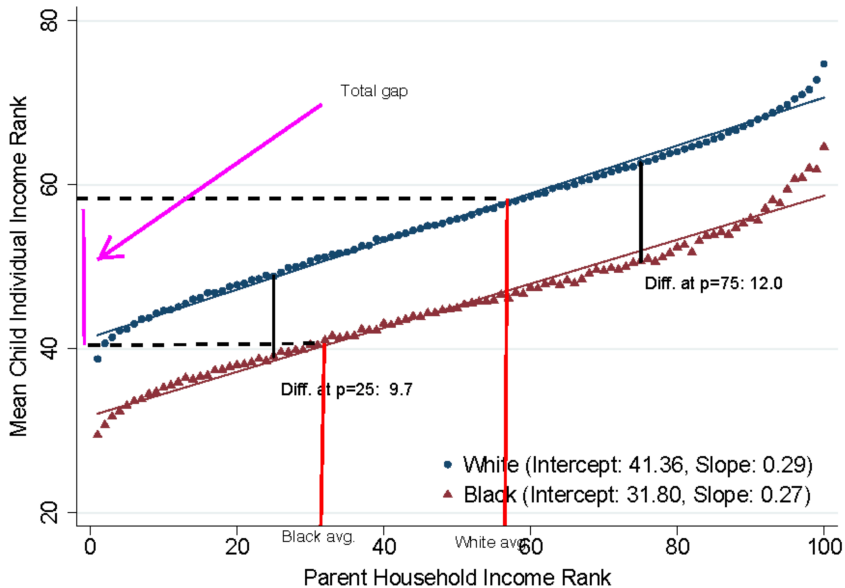


A. Males



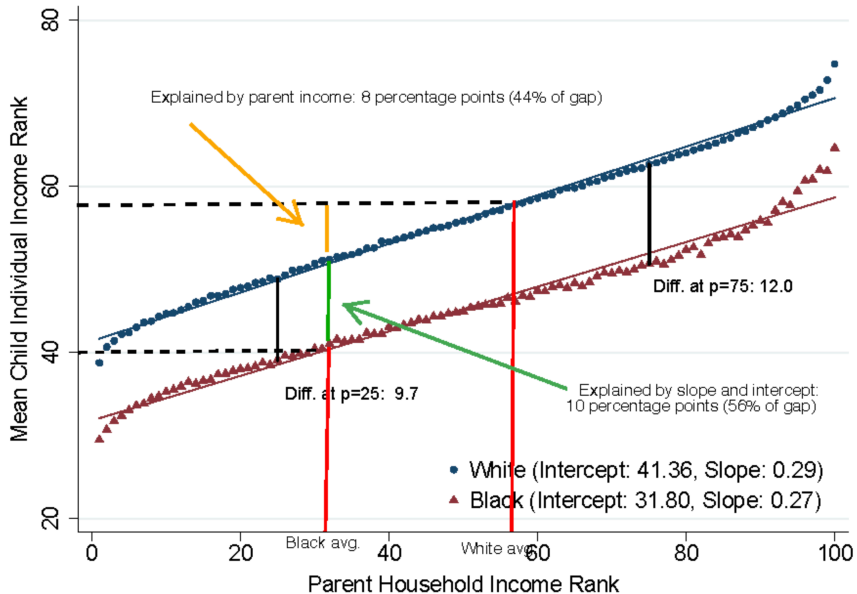
A. Males

Total white/black gap for males: 18 percentage points

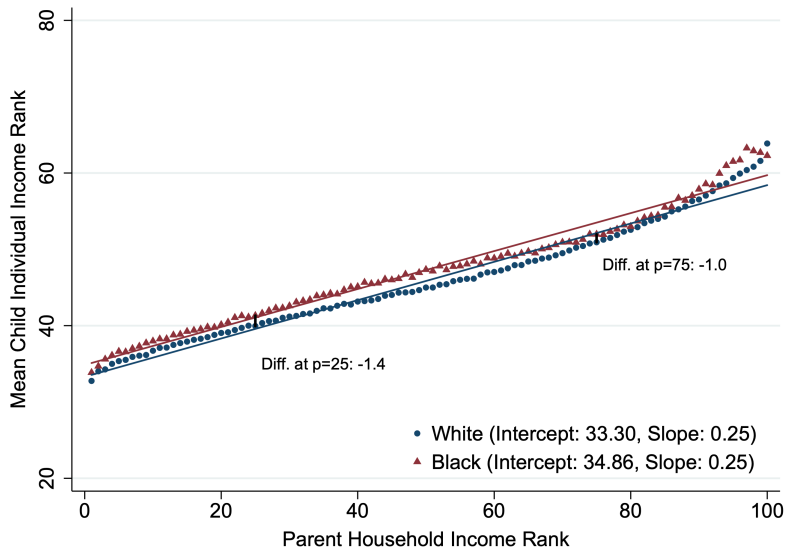


A. Males

Total white/black gap for males: 18 percentage points

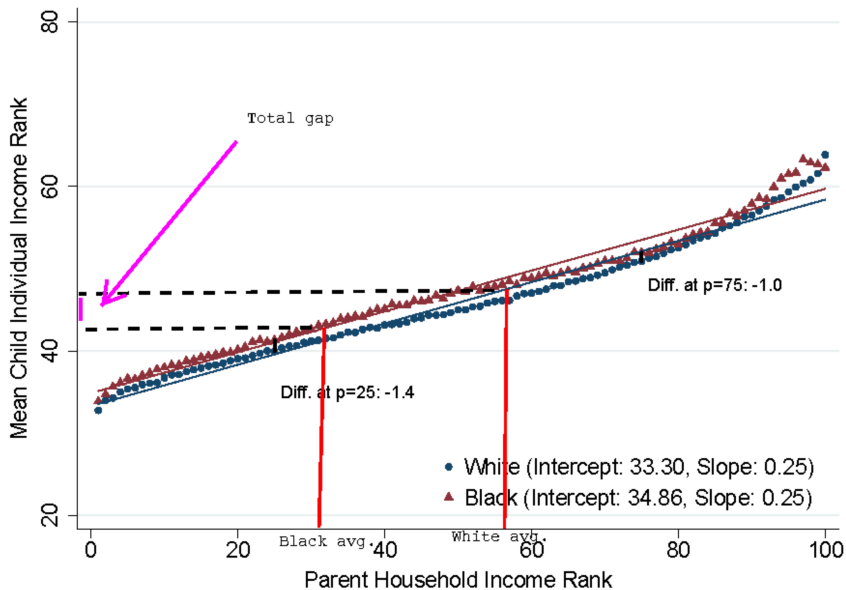


B. Females



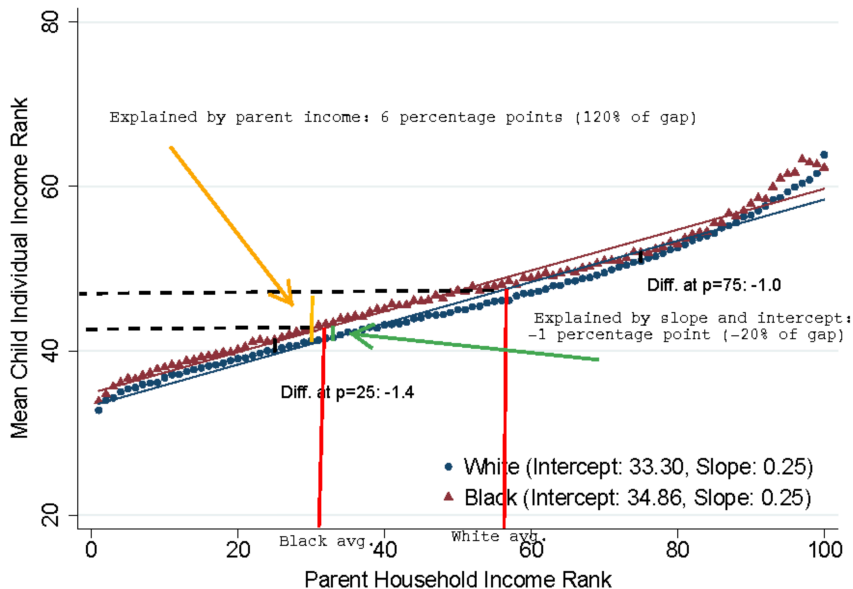
B. Females

Total white/black gap for females: 5 percentage points

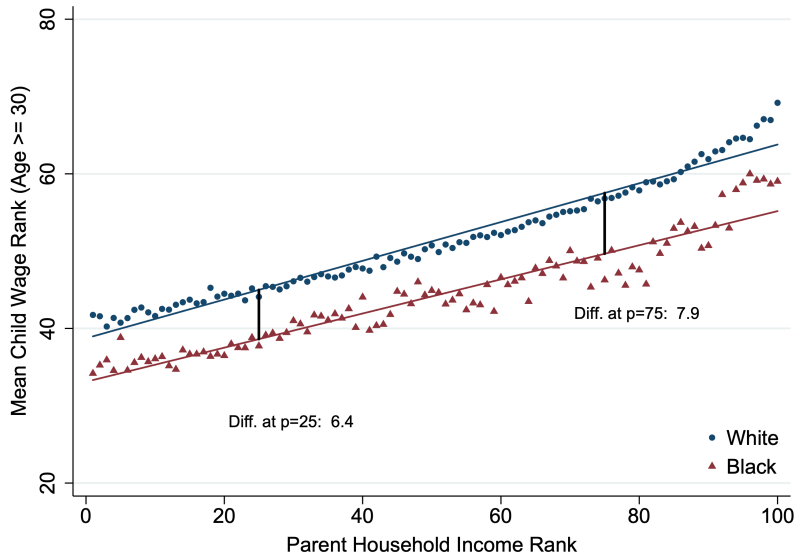


B. Females

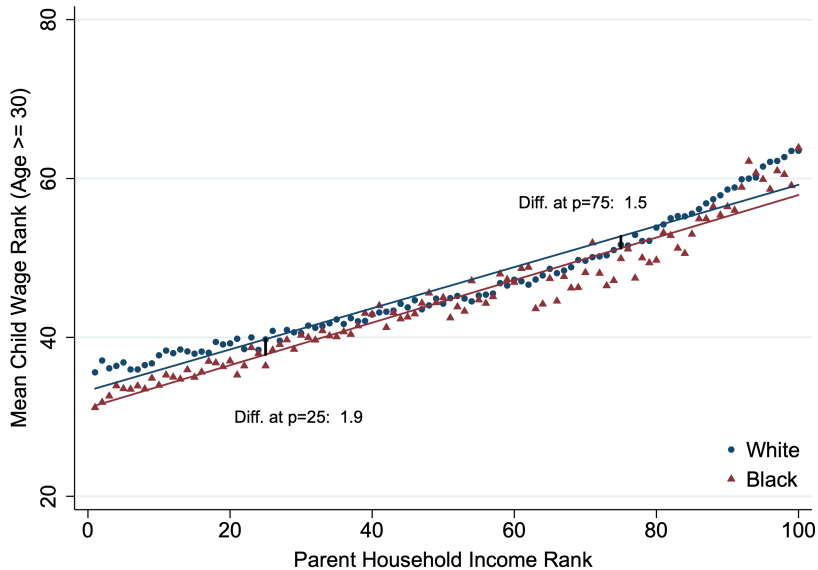
Total white/black gap for females: 5 percentage points



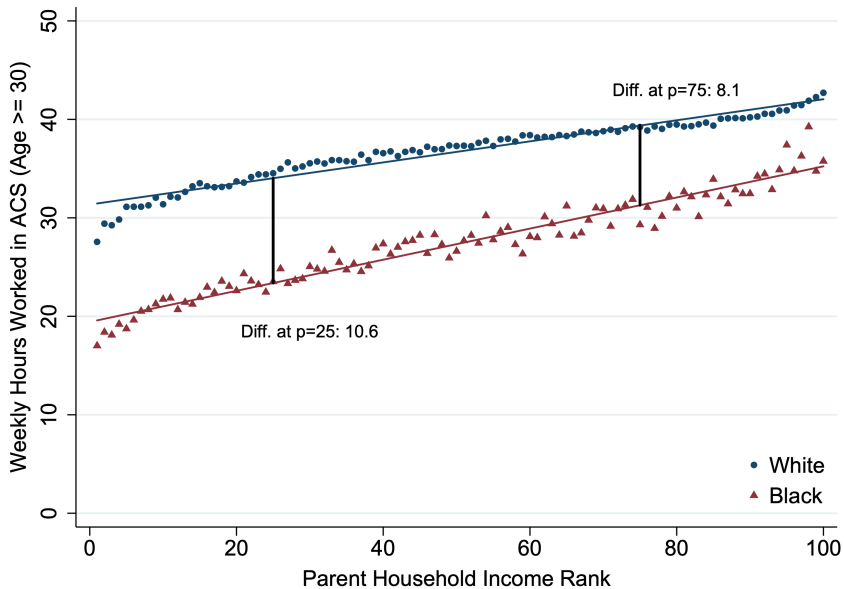
B. Wage Rank, Males



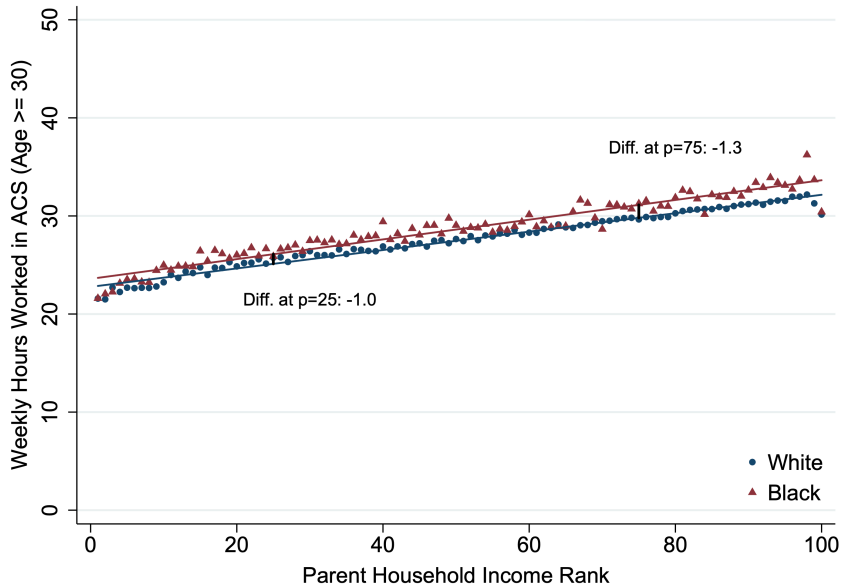
A. Wage Rank, Females



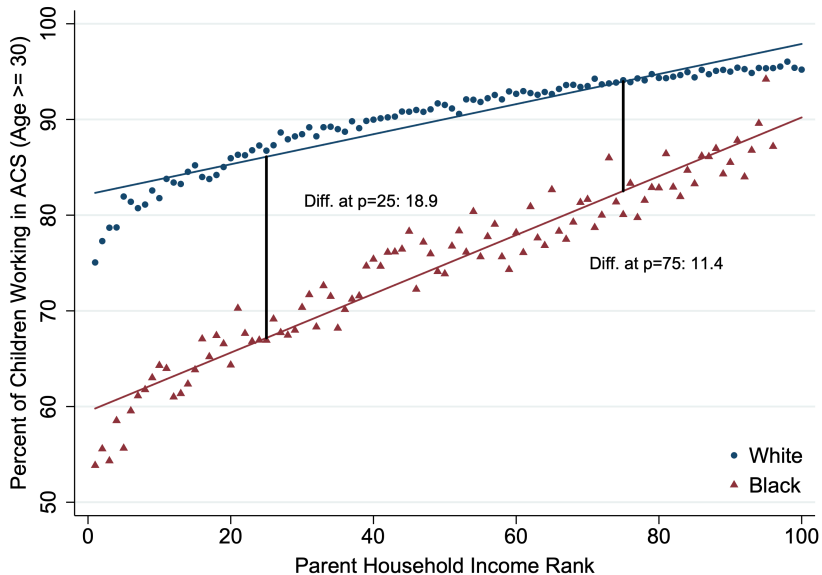
D. Hours Worked, Males



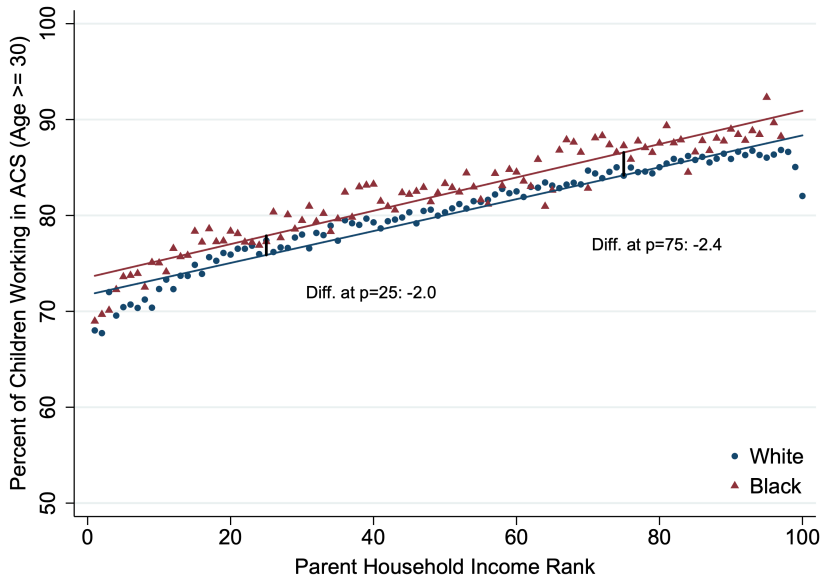
C. Hours Worked, Females



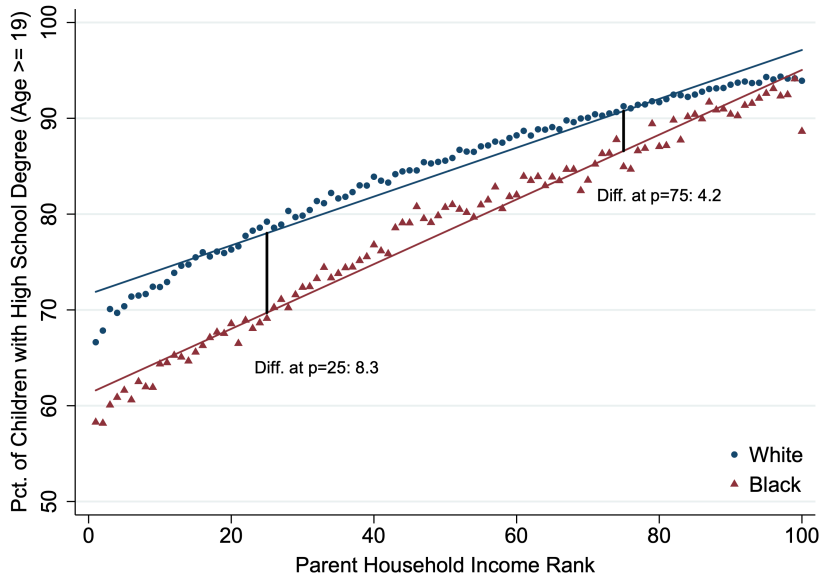
F. Employment Rates, Males



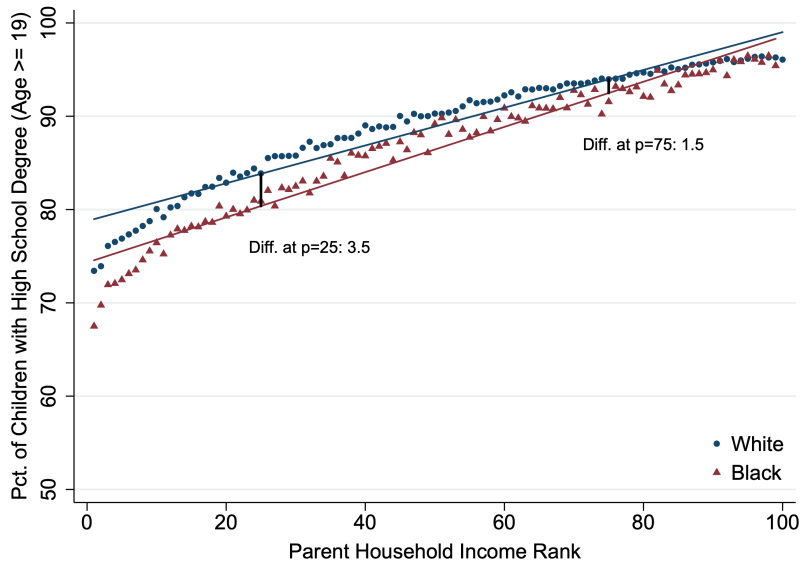
E. Employment Rates, Females



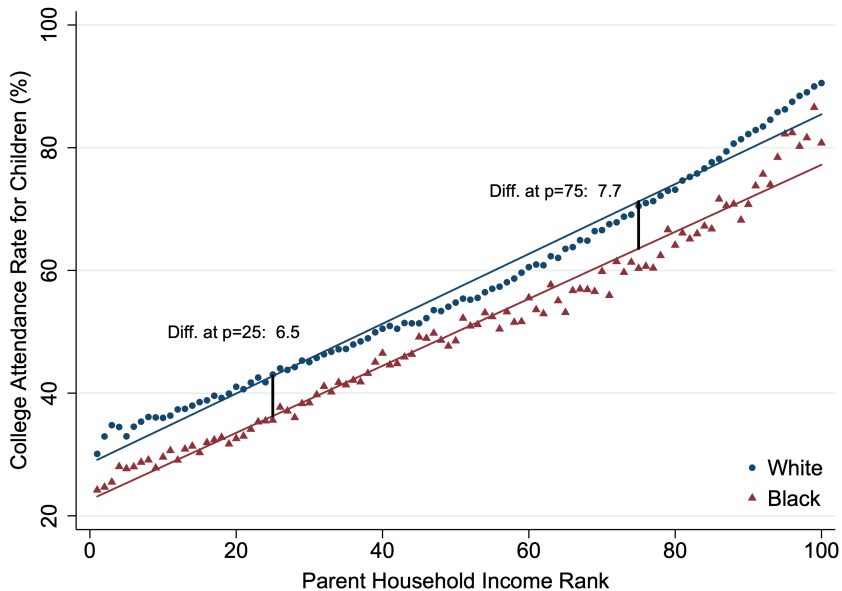
B. High School Completion Rates, Males



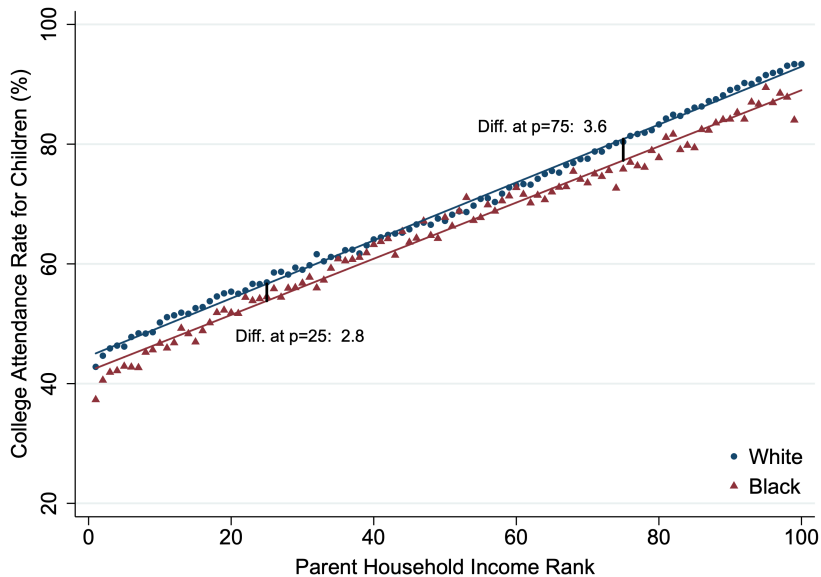
A. High School Completion Rates, Females



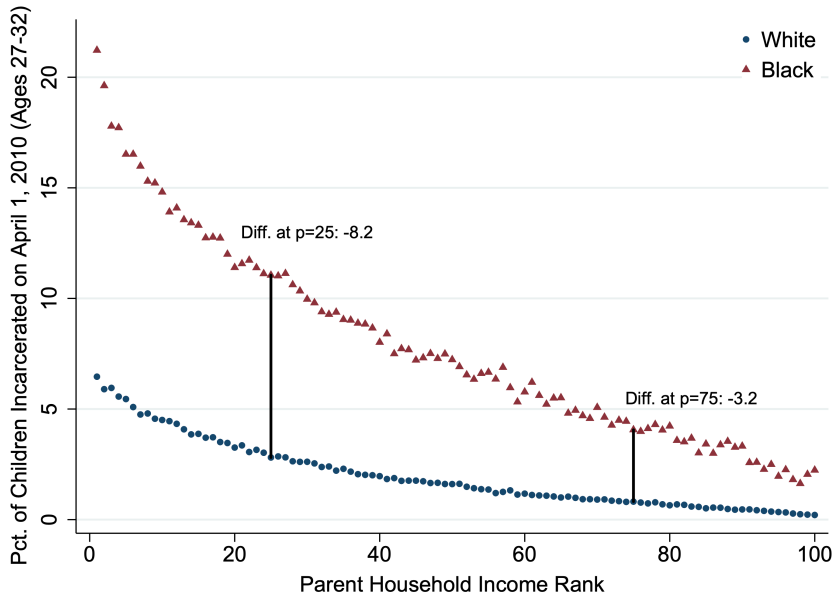
D. College Attendance Rates, Males



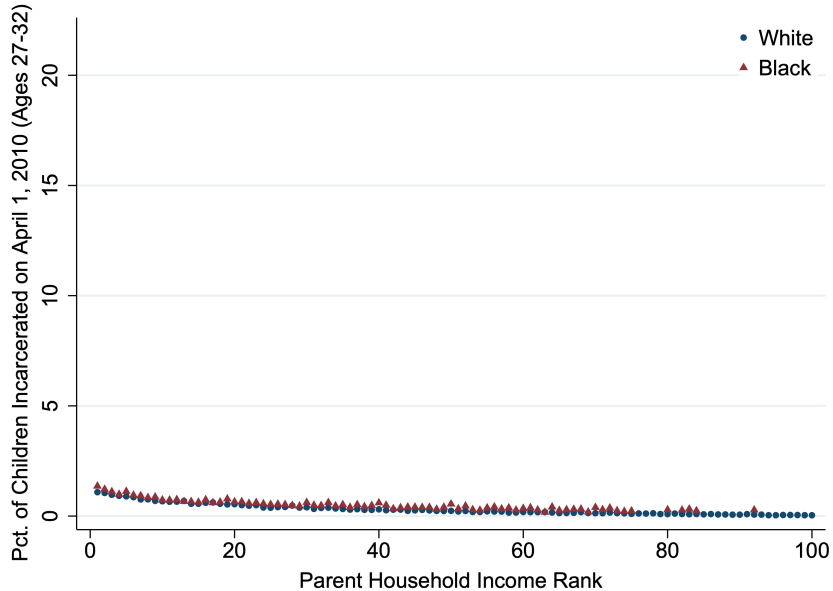
C. College Attendance Rates, Females



F. Incarceration, Males



E. Incarceration, Females



Card, Cardoso et Kline (2016)

Écart salarial entre les genres : les femmes sont moins payées que les hommes

- ▶ Explication traditionnelle : les femmes sont moins compétentes
- ▶ Hypothèse alternative : les gentilles filles ne demandent pas (Babcock et Laschever, 2009)

Utilisation de données de panel employeur-employé appariées du Portugal fusionnées avec les mesures de la Valeur Ajoutée des entreprises du Bureau van Dijk

- ▶ Les femmes bénéficient-elles des mêmes effets d'entreprise que les hommes ?

AKM-Oaxaca-Blinder

CCK adaptent la décomposition d'Oaxaca-Blinder à AKM

Se concentrant sur la différence dans l'effet de l'entreprise ψ_j

Ils exécutent une régression AKM pour chaque genre

$$\ln w_{it} = \alpha_i + \psi_{J(i,t)}^F + \varepsilon_{it}$$

$$\ln w_{it} = \alpha_i + \psi_{J(i,t)}^M + \varepsilon_{it}$$

Ensuite, ils décomposent la différence dans les effets moyens des entreprises en deux composantes

1. Que se passerait-il si les femmes obtenaient les mêmes effets d'entreprise que les hommes ? (“Négociation”)
2. Que se passerait-il si les hommes étaient affectés aux mêmes entreprises que les femmes ? (“Sorting”)

$$\begin{aligned} E[\psi_{J(i,t)}^M | G(i) = M] - E[\psi_{J(i,t)}^F | G(i) = F] &= \underbrace{E[\psi_{J(i,t)}^M - \psi_{J(i,t)}^F | G(i) = F]}_{\text{"Négociation"}} \\ &\quad - \underbrace{E[\psi_{J(i,t)}^M | G(i) = M] - E[\psi_{J(i,t)}^M | G(i) = F]}_{\text{"Sorting"}} \end{aligned}$$

Négociation = donner aux femmes les effets d'entreprise des hommes

Tri = assigner aux hommes les mêmes entreprises que les femmes

Table 4a. Contribution of Firm-based Wage Components to Male-Female Wage Gap

	Gender Group:		Difference: Males–Females (percent of overall gap)
	Males (1)	Females (2)	(3)
1. Mean log wage of group	1.715	1.481	0.234 (100.0)
<u>Means of Estimated Firm Effects:</u>			
2. Firm Effect for Males	0.148	0.114	0.035 (14.9)
3. Firm Effect for Females	0.145	0.099	0.047 (19.9)
4. Within-group Difference in Mean Effects for Males and Females (percent of overall gap)	0.003 (1.2)	0.015 (6.3)	
Estimates of differential bargaining power effect (using male or female firm distributions)			
5. Mean Male Firm Effect for Men minus Mean Female Firm Effect for Women (Total contribution of Firm-based Wage Components)			0.049 (21.2)
6. Sample sizes	6,012,521	5,012,736	

Estimates of sorting
effect (using male or
female firm effects)

Total contribution of
firm components to
gender gap

Contribution of Firm-Level Pay Components to Gender Wage Gap

	Gender Wage Gap	Total Contribution of Firm Components	Decompositions			
			Sorting		Bargaining	
			Using M Effects	Using F Effects	Using M Distribution	Using F Distribution
All	-0.234	0.049 (21.2)	0.035 (14.9)	0.047 (19.9)	0.003 (1.2)	0.015 (6.3)
<u>By Age Group:</u>						
Up to age 30	-0.099	0.028 (28.2)	0.019 (18.9)	0.029 (29.3)	-0.001 (-1.2)	0.009 (9.3)
Ages 31-40	-0.228	0.045 (19.7)	0.029 (12.6)	0.040 (17.8)	0.004 (1.9)	0.016 (7.0)
Over Age 40	-0.336	0.069 (20.6)	0.050 (15.0)	0.064 (19.1)	0.005 (1.5)	0.019 (5.6)
<u>By Education Group:</u>						
< High School	-0.286	0.059 (20.8)	0.045 (15.6)	0.061 (21.4)	-0.002 (-0.6)	0.015 (5.2)
High School	-0.262	0.061 (23.3)	0.051 (19.6)	0.051 (19.5)	0.010 (3.8)	0.010 (3.7)
University	-0.291	0.047 (16.1)	0.025 (8.7)	0.029 (9.9)	0.018 (6.2)	0.022 (7.4)

Notes: see text. Counterfactuals based on estimated two-way fixed effects models described in Table 3.

La négociation est-elle importante ?

CCK ont fourni des preuves que, du moins parmi les femmes hautement éduquées au Portugal, une partie de l'écart salarial entre les genres provient du fait que les femmes sont moins bien payées dans la même entreprise que les hommes, *en contrôlant pour les effets fixes des travailleurs*

Pourquoi ? Est-ce vraiment une question de “négociation” ? Ou s’agit-il de productivité non observée, d’effets de correspondance, ou de quelque chose d’autre ?

Roussille (2024)

Dans le JMP de Nina Roussille, elle a utilisé des données de Hired.com, une plateforme de recrutement en ligne pour des emplois d'ingénierie à temps plein et à salaire élevé (principalement en informatique)

Chaque candidat doit fournir le salaire qu'il souhaite pour son prochain emploi. Ce "salaire demandé" ("ask salary") est visible par les entreprises qui recrutent sur la plateforme. Les entreprises font ensuite une "offre de salaire" ("bid salary"), et si le candidat est embauché, un salaire final est enregistré

Cela lui permet de calculer l'écart entre les salaires demandés des femmes et des hommes (l'"ask gap"), et de quantifier son importance pour le salaire offert et le salaire final

L'ask gap peut expliquer tout l'écart dans les salaires offerts et finaux !

Elle examine également un changement de politique lorsque la boîte de réponse utilisée pour solliciter le salaire demandé est passée d'un champ vide à une entrée préremplie avec le salaire offert médian pour des candidats similaires. Les salaires offerts et finaux entre hommes et femmes ont soudainement convergé !

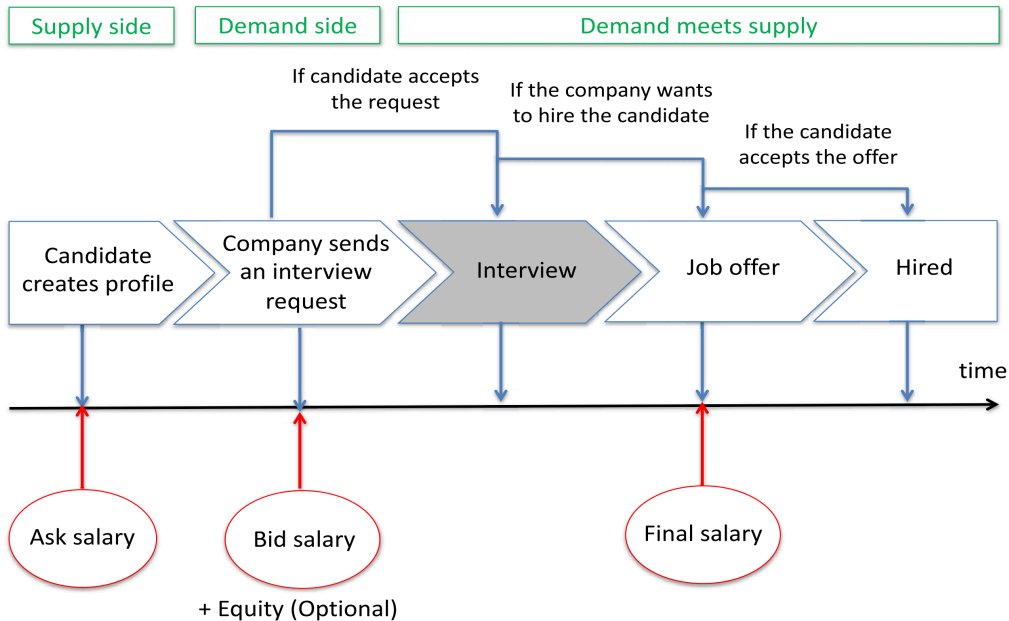
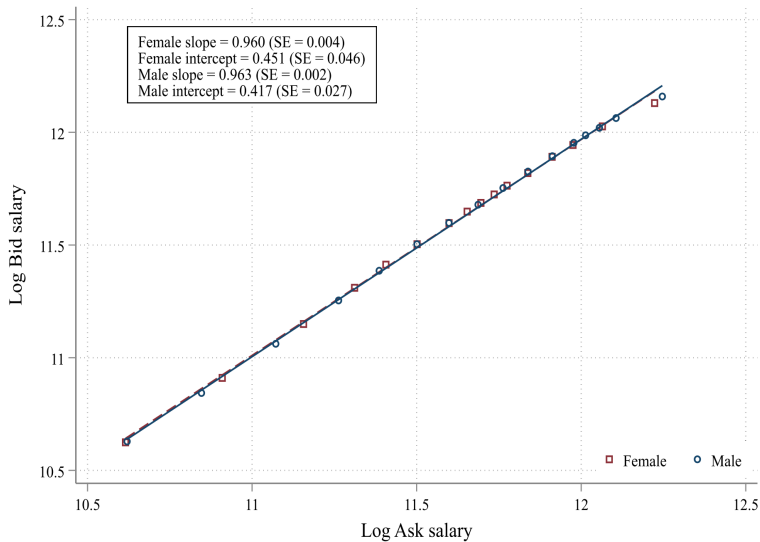
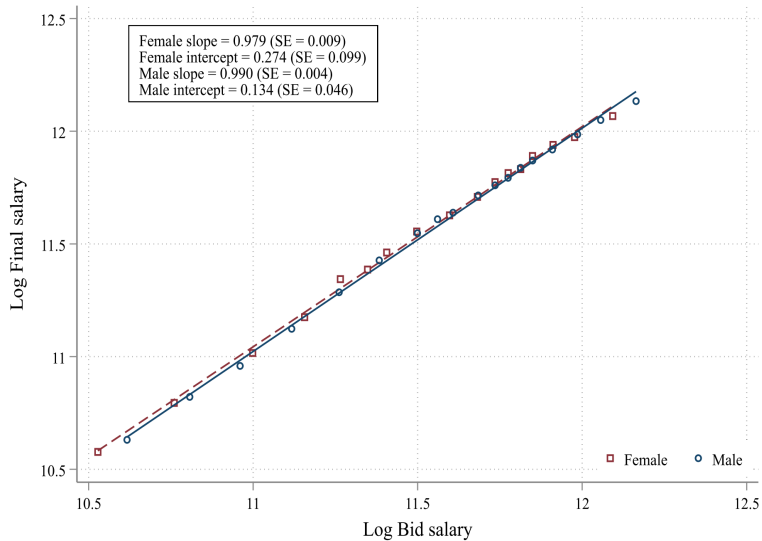


FIGURE 1



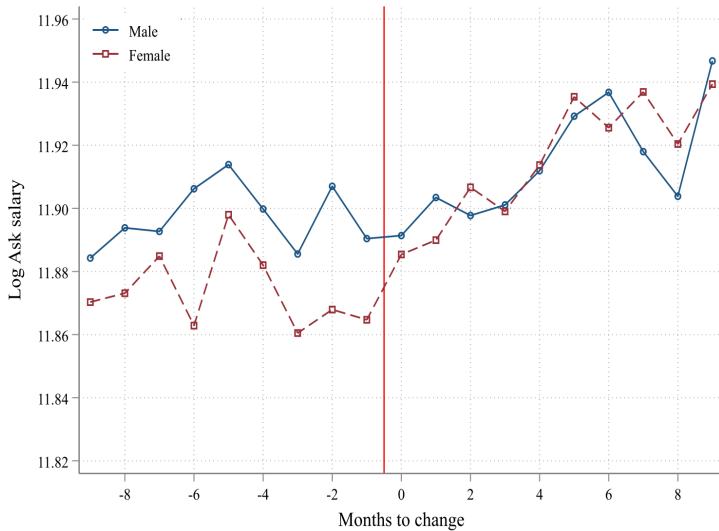
(B) The relationship between log bid and log ask salary



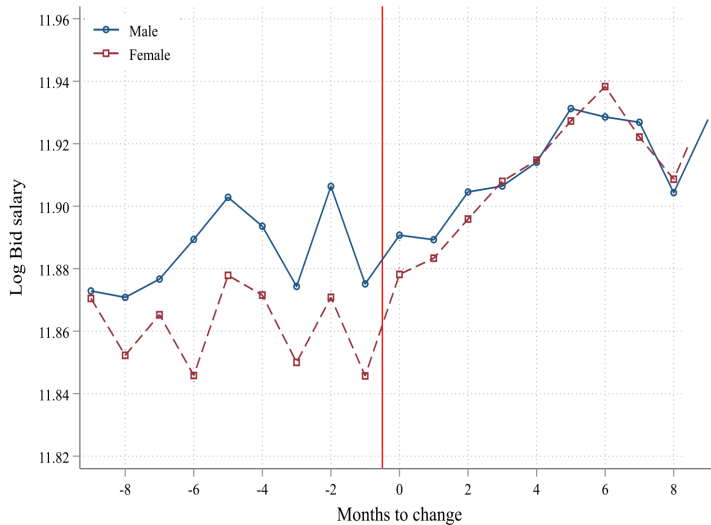
(C) The relationship between log final and log bid salary

$$\log(Ask_i) = \alpha + \beta_0 Female_i + \beta X_i + \gamma_t + \epsilon_i$$

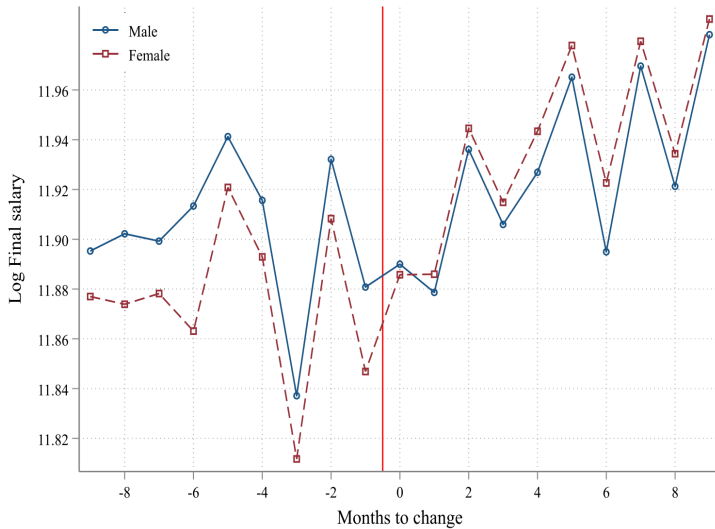
Dep. var.:	Log ask salary	Log bid salary		Log final salary	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Female	-0.029*** (0.002)	-0.022*** (0.003)	-0.002*** (0.001)	-0.014** (0.006)	0.010** (0.004)
Employed	0.069*** (0.002)	0.043*** (0.002)	0.003*** (0.001)	0.031*** (0.005)	0.007* (0.004)
Log ask salary			0.848*** (0.008)		0.709*** (0.028)
Female × log ask salary			0.001 (0.004)		0.011 (0.011)



(A) Log Ask Salary - All Resume Controls



(B) Log Bid Salary - All Resume Controls



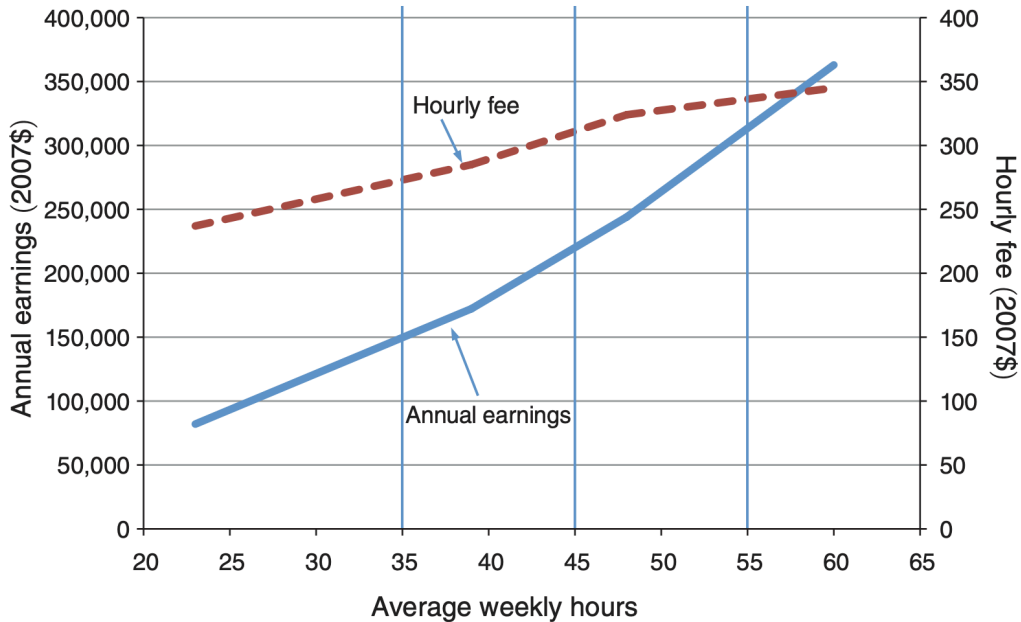
(C) Log Final Salary - All Resume Controls

Goldin (2014)

Une théorie récente très intéressante sur l'écart salarial entre les genres a été proposée par Claudia Goldin, lauréate du Prix Nobel d'Économie en 2023. Dans son discours présidentiel à l'AEA de 2014, elle écrit que pour réduire l'écart salarial entre les genres,

il doit y avoir des changements dans ...la structure et la rémunération des emplois pour augmenter la flexibilité temporelle. L'écart de rémunération entre les genres serait considérablement réduit et pourrait même disparaître si les entreprises n'avaient pas d'incitation à récompenser de manière disproportionnée les individus qui travaillent de longues heures et à des heures particulières.

Les hommes ont tendance à être plus disposés à travailler de très longues heures sur de courts préavis que les femmes. Dans des professions telles que le droit et la finance, cela est très précieux et est récompensé par des paiements pour heures supplémentaires



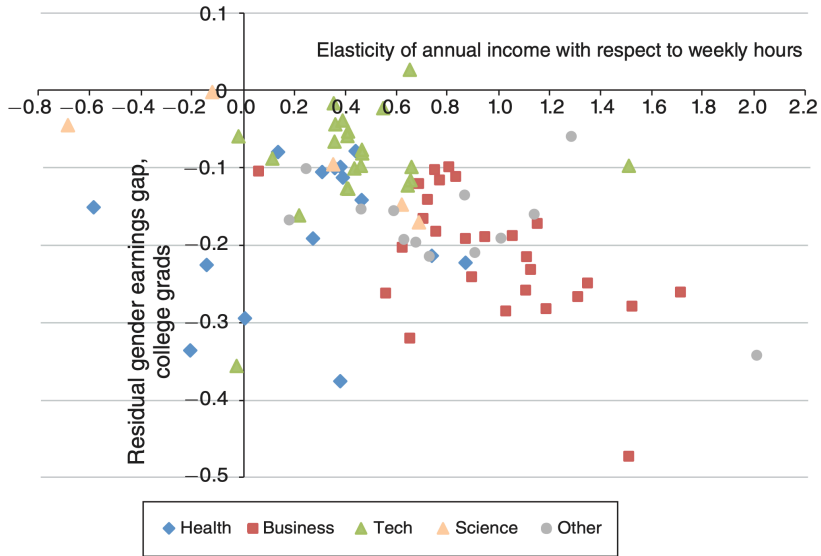


FIGURE 3. RELATIONSHIP BETWEEN THE ELASTICITY OF EARNINGS WITH RESPECT TO HOURS AND THE GENDER EARNINGS GAP

TABLE 2—O*NET CHARACTERISTICS: MEANS (NORMALIZED) BY OCCUPATIONAL GROUP

O*Net characteristics	Technology and science	Business	Health	Law
1. Time pressure	−0.488	0.255	0.107	1.51
2. Contact with others	−0.844	0.171	0.671	0.483
3. Establishing and maintaining interpersonal relationships	−0.611	0.548	0.276	0.781
4. Structured vs. unstructured work	−0.517	0.313	0.394	1.22
5. Freedom to make decisions	−0.463	−0.00533	0.974	0.764
Number of occupations	31	28	16	1

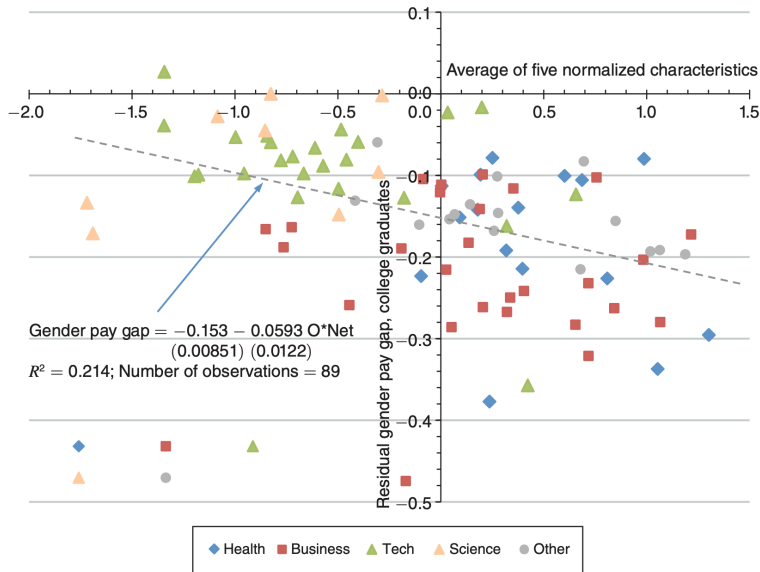


FIGURE 5. O*NET CHARACTERISTICS AND THE RESIDUAL COLLEGE GENDER EARNINGS GAP BY OCCUPATION

TABLE 3—EARNINGS EQUATIONS FOR JDs: UNIVERSITY OF MICHIGAN LAW SCHOOL ALUMNI SURVEY,
LONGITUDINAL SAMPLE

	Dependent variable: log (annual earnings)						log (hourly fee)	
	Year 5			Year 15			Year 15	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Female	−0.100 (0.0262)	−0.0375 (0.0240)	−0.0158 (0.0228)	−0.549 (0.0498)	−0.215 (0.0456)	−0.130 (0.0455)	−0.00345 (0.0366)	0.0302 (0.0368)
log(hours per week)		0.757 (0.0497)	0.563 (0.0521)		1.34 (0.0758)	1.162 (0.0814)	0.442 (0.0541)	0.312 (0.0589)
log(weeks per year)		0.522 (0.0771)	0.331 (0.0752)		0.846 (0.123)	0.711 (0.120)		
Years in current job			0.0423 (0.00615)			0.0251 (0.00394)		0.00886 (0.00280)
Years not employed by year t			−0.379 (0.0545)			−0.0406 (0.0274)		−0.0683 (0.0253)
Years part-time by year t			−0.244 (0.0339)			−0.0533 (0.0115)		−0.0263 (0.00854)
Time off, BA to law school			−0.0283 (0.00800)			−0.0649 (0.0145)		−0.0257 (0.0107)

Bolotnyy et Emanuel (2020)

Cet article utilise des données sur les conducteurs de bus de la région du Grand Boston pour tester une version de l'hypothèse de Goldin

La rémunération sur ce marché du travail est très réglementée. Les conducteurs de bus sont syndiqués, et le syndicat fixe les salaires, les tâches, les échelles de salaires et de promotion sont identiques pour les hommes et les femmes par conception

Néanmoins, il existe un écart salarial entre les conducteurs de bus masculins et féminins : les conductrices de bus gagnent 89 cents pour chaque dollar que gagnent les hommes. Cet écart est entièrement dû au fait que les conducteurs de bus masculins prennent moins d'heures de congé non payées et plus d'heures supplémentaires

Cet article est publié dans une revue spécialisée (JoLE) et non dans un Top 5, mais je l'apprécie vraiment car il utilise les caractéristiques institutionnelles du marché du travail pour isoler la variation des préférences

Table 1
Comparison with American Workers Who Have a High School Diploma

	CPS		MBTA	
	Male	Female	Male	Female
Age	47.33	51.64	47.62	45.65
% married	54.15	51.74	31.00	14.00
% with child at home	33.40	39.37	15.59	28.50
Weekly hours	40.16	34.76	37.55	32.63
Hourly wage	16.04	12.76	32.66	32.72
% hourly worker	71.75	75.75	100.00	100.00
% union membership	14.34	9.31	100.00	100.00
% in labor force	60.95	45.56	100.00	100.00
% in transit occupation	.61	.42	100.00	100.00
Observations	88,271	90,884	2,086	925

NOTE.—We compare MBTA operators with individuals in the 2011–16 Current Population Survey (CPS) who have the same educational attainment as required for an MBTA operator: a high school diploma or a GED. For MBTA workers, wages reported reflect base pay, and weekly hours reflect regular work hours plus overtime (excluding paid and unpaid hours of leave).

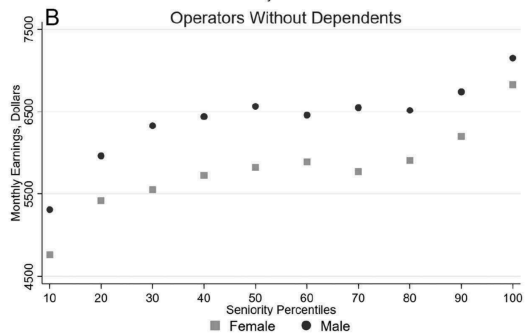
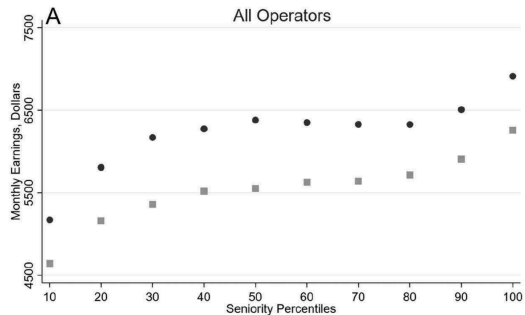
Table 4
Gender Differences in Weekly Earnings

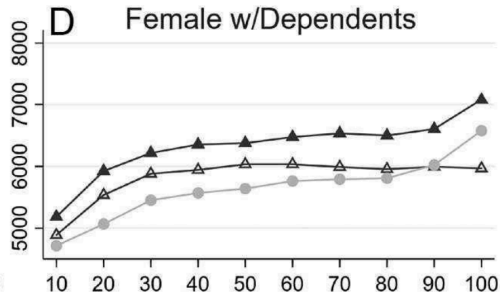
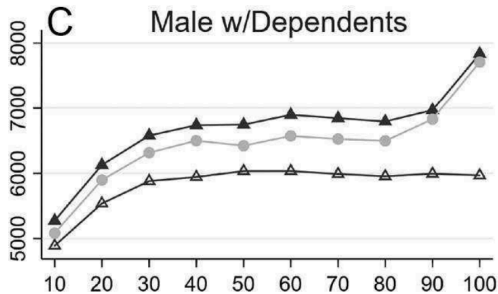
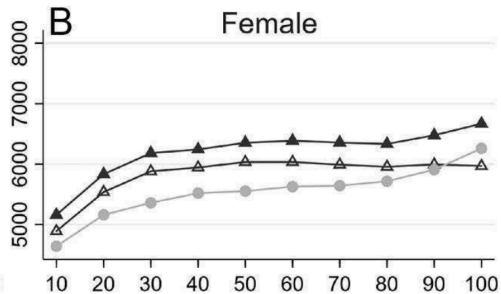
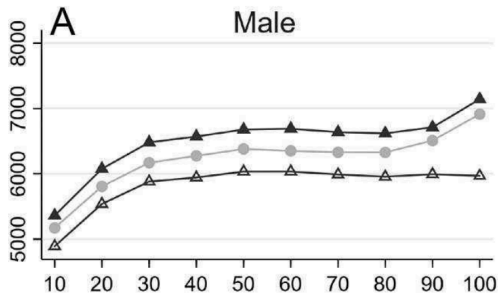
	(1)	(2)	(3)	(4)
Female	−160.10*** (10.17)	−158.70*** (9.92)	−145.60*** (1.41)	−138.20*** (1.58)
Seniority decile		2.71*** (.15)	3.06*** (.16)	3.02*** (.16)
Dependents = 1			2.76 (16.61)	26.82 (22.95)
Married = 1				52.48*** (13.94)
Female × dependents			−33.23 (25.43)	−53.57 (30.76)
Female × married				−6.97 (28.36)
Dependents × married				−71.67* (33.50)
Female × dependents × married				85.65 (64.84)
Constant	1,447.30*** (5.86)	1,296.30*** (9.48)	1,316.00*** (9.71)	1,302.70*** (10.50)
Male mean	1,447.30	1,447.30	1,447.30	1,447.30
Adjusted R^2	.025	.053	.064	.066
Observations	682,583	682,583	571,344	571,344

NOTE.—We regress total weekly earnings on operator gender, seniority decile, marital status, presence of dependents, and regressor interactions. Results are robust to including dummy variables for each decile of seniority instead of a continuous variable. Sans controls, women earn \$0.89 on the male-worker dollar (col. 1). Controlling for seniority, female operators still earn \$0.89 on the male-worker dollar (col. 2). Female operators without dependents earn \$0.90 to the \$1 earned by a male operator without dependents (col. 3). Unmarried female operators with dependents earn \$0.87 compared with the \$1 earned by an unmarried male operator with dependents—the biggest gap in our setting (col. 4). Standard errors are clustered at the individual level and are reported in parentheses.

* $p < .05$.

*** $p < .001$.





—△— Scheduled Earnings —▲— Scheduled + Overtime —●— Total Earnings

Études d'audit et de correspondance

Approche expérimentale courante pour étudier la discrimination : études d'**audit** et de **correspondance**

Études d'audit en personne : envoyer des paires d'auditeurs aux caractéristiques personnelles similaires mais différentes sur une dimension d'intérêt (par exemple, la race) pour postuler à un vrai emploi

Études de correspondance de CV : envoyer des CV fictifs à de vrais emplois avec des noms attribués aléatoirement qui signalent des caractéristiques protégées

- ▶ Initiées par Bertrand et Mullainathan (2004)
- ▶ Baert (2018) recense 90 études de correspondance sur la discrimination à l'embauche depuis 2005

Études d'audit et de correspondance

BM a envoyé quatre CV fictifs à (presque) chaque annonce d'emploi publiée dans les journaux Boston Globe ou Chicago Tribune entre l'été 2001 et le printemps 2002 dans les domaines de la vente, du soutien administratif, du travail de bureau et des services clients

- ▶ Choix de noms distinctement raciaux basés sur la probabilité empirique parmi tous les enfants nés dans le Massachusetts entre 1974 et 1979
- ▶ Banque de CV construite à partir des caractéristiques de vrais CV publiés sur des sites web de recherche d'emploi
- ▶ Chaque emploi reçoit deux CV avec des noms à consonance blanche et deux CV avec des noms à consonance noire
- ▶ Résultat principal : rappel de l'employeur

White male			African-American male		
Name	L(W)/L(B)	Perception White	Name	L(B)/L(W)	Perception Black
Brad	∞	1	Darnell	∞	0.967
Brendan	∞	0.667	Hakim		0.933
Geoffrey	∞	0.731	Jamal	257	0.967
Greg	∞	1	Jermaine	90.5	1
Brett	∞	0.923	Kareem	∞	0.967
Jay	∞	0.926	Leroy	44.5	0.933
Matthew	∞	0.888	Rasheed	∞	0.931
Neil	∞	0.654	Tremayne	∞	0.897
Todd	∞	0.926	Tyrone	62.5	0.900
Fraction of all births:			Fraction of all births:		
1.7 percent			3.1 percent		

TABLE 1—MEAN CALLBACK RATES BY RACIAL SOUNDINGNESS OF NAMES

	Percent callback for White names	Percent callback for African-American names	Ratio	Percent difference (<i>p</i> -value)
Sample:				
All sent resumes	9.65 [2,435]	6.45 [2,435]	1.50	3.20 (0.0000)
Chicago	8.06 [1,352]	5.40 [1,352]	1.49	2.66 (0.0057)
Boston	11.63 [1,083]	7.76 [1,083]	1.50	4.05 (0.0023)
Females	9.89 [1,860]	6.63 [1,886]	1.49	3.26 (0.0003)
Females in administrative jobs	10.46 [1,358]	6.55 [1,359]	1.60	3.91 (0.0003)
Females in sales jobs	8.37 [502]	6.83 [527]	1.22	1.54 (0.3523)
Males	8.87 [575]	5.83 [549]	1.52	3.04 (0.0513)

TABLE 2—DISTRIBUTION OF CALLBACKS BY EMPLOYMENT AD

Equal Treatment:	No Callback	1W + 1B	2W + 2B
88.13 percent	83.37	3.48	1.28
[1,166]	[1,103]	[46]	[17]
Whites Favored (WF):	1W + 0B	2W + 0B	2W + 1B
8.39 percent	5.59	1.44	1.36
[111]	[74]	[19]	[18]
African-Americans Favored (BF):	1B + 0W	2B + 0W	2B + 1W
3.48 percent	2.49	0.45	0.53
[46]	[33]	[6]	[7]
<i>H₀: WF = BF</i>			
<i>p</i> = 0.0000			

TABLE 8—CALLBACK RATE AND MOTHER'S EDUCATION BY FIRST NAME

White female			African-American female		
Name	Percent callback	Mother education	Name	Percent callback	Mother education
Emily	7.9	96.6	Aisha	2.2	77.2
Anne	8.3	93.1	Keisha	3.8	68.8
Jill	8.4	92.3	Tamika	5.5	61.5
Allison	9.5	95.7	Lakisha	5.5	55.6
Laurie	9.7	93.4	Tanisha	5.8	64.0
Sarah	9.8	97.9	Latoya	8.4	55.5
Meredith	10.2	81.8	Kenya	8.7	70.2
Carrie	13.1	80.7	Latonya	9.1	31.3
Kristen	13.1	93.4	Ebony	9.6	65.6
Average		91.7	Average		61.0
Overall		83.9	Overall		70.2
Correlation	-0.318	($p = 0.404$)	Correlation	-0.383	($p = 0.309$)

White male			African-American male		
Name	Percent callback	Mother education	Name	Percent callback	Mother education
Todd	5.9	87.7	Rasheed	3.0	77.3
Neil	6.6	85.7	Tremayne	4.3	—
Geoffrey	6.8	96.0	Kareem	4.7	67.4
Brett	6.8	93.9	Darnell	4.8	66.1
Brendan	7.7	96.7	Tyrone	5.3	64.0
Greg	7.8	88.3	Hakim	5.5	73.7
Matthew	9.0	93.1	Jamal	6.6	73.9
Jay	13.4	85.4	Leroy	9.4	53.3
Brad	15.9	90.5	Jermaine	9.6	57.5
Average		91.7	Average		66.7
Overall		83.5	Overall		68.9
Correlation	-0.0251	($p = 0.949$)	Correlation	-0.595	($p = 0.120$)

Critiques des études d'audit

Les études d'audit et de correspondance ont été critiquées pour diverses raisons (Heckman et Siegelman, 1993; Heckman, 1998)

- ▶ Comportement des entreprises moyennes vs. marginales
- ▶ Les noms distinctement noirs peuvent signifier des attributs autres que la race (Gaddis, 2017)
- ▶ Signification économique du rappel ?
- ▶ Les effets peuvent être dus à une discrimination statistique plutôt que basée sur les préférences

Comme le notent Guryan et Charles (2013), malgré les problèmes d'interprétation, les résultats des études de correspondance semblent démontrer que les entreprises utilisent illégalement des caractéristiques protégées dans le processus de recrutement

Rose (2024) : Contexte

La plupart des délinquants condamnés aux États-Unis purgent des peines en probation (“surveillance communautaire”) plutôt qu’en prison

En probation, les violations des règles techniques (par exemple, non-paiement des amendes ou des frais) peuvent entraîner une incarcération

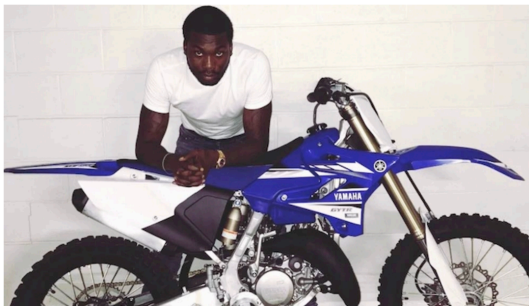
Les révocations de probation représentent 25% des admissions en prison, et sont plus fréquentes chez les probationnaires noirs

Les règles techniques sont censées remplir deux objectifs

- ▶ Soutenir la réintégration / réhabilitation des délinquants
- ▶ Identifier ceux qui sont susceptibles de récidiver

Question clé : les violations de probation ciblent-elles précisément les délinquants à haut risque ?

Préoccupations concernant les impacts raciaux : le cas de Meek Mill



“Ce qui arrive à Meek Mill est juste un exemple de comment notre système judiciaire piège et harcèle des centaines de milliers de personnes noires chaque jour... Au lieu d'une seconde chance, la probation finit par être un champ de mines, où un faux pas aléatoire entraîne des conséquences plus graves que le crime lui-même”

- Jay-Z, The New York Times, 17 nov. 2017

Meek Mill : chronologie

Jan 2007 : Williams est arrêté pour des accusations de drogues et d'armes.

Août 2008 : Le juge Genece Brinkley condamne Williams à deux ans de prison et huit ans de probation.

Oct 2012 : Williams est arrêté par la police pour des vitres teintées ; arrestation après que les officiers sentent de la marijuana.

Nov 2012 : Lors de l'audience pour violation de probation, Williams réussit deux tests de dépistage de drogues ; Brinkley lui interdit de faire des tournées.

Déc 2012 : Williams fait face à des audiences supplémentaires pour des violations pour avoir réservé des spectacles qui violent les restrictions de ses déplacements.

Juin 2013 : Brinkley ordonne à Williams de suivre des cours d'étiquette après qu'il a dénigré son agent de probation en ligne.

Juillet 2014 : Brinkley envoie Williams en prison pour six mois pour avoir continué à voyager pour des spectacles, avoir été testé positif aux antidouleurs, et son comportement en ligne.

Juillet 2015 : Williams est interdit de prester et d'enregistrer de la musique pendant deux mois.

Fév 2016 : Brinkley prolonge la probation de Williams pour plusieurs années, ordonne un service communautaire et un bracelet de surveillance, et lui interdit de prester et d'enregistrer.

Mars 2017 : Williams est accusé d'agression après une bagarre à l'aéroport de St. Louis ; l'affaire est plus tard classée sans suite.

Août 2017 : Williams est filmé en train de faire un wheelie sur une moto tout-terrain. La police l'arrête

Rose (2024)

Le document de marché d'Evan Rose étudie une réforme de 2011 en Caroline du Nord qui a réduit les sanctions pour les violations techniques de la probation

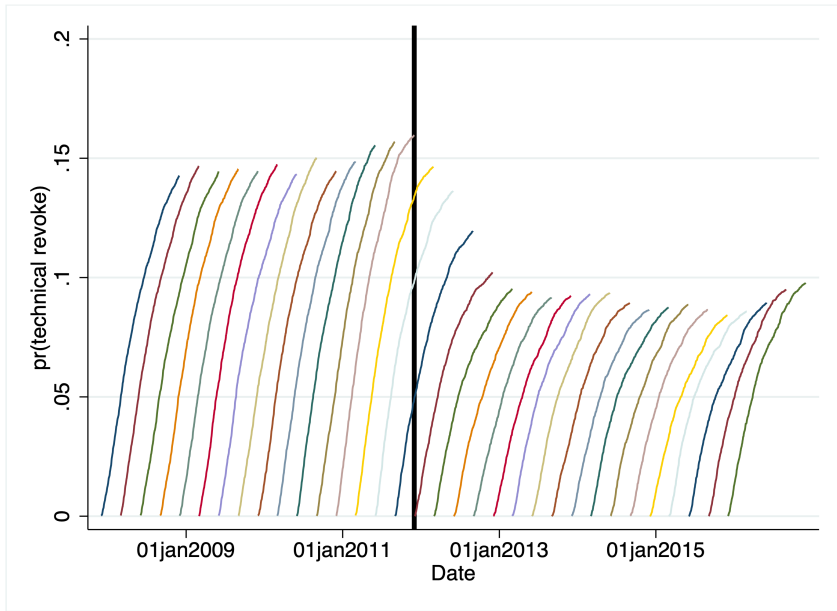
Avant la réforme, les révocations pour non-paiement des frais/amendes ou échec aux tests de dépistage de drogues/alcool étaient courantes

Après, les révocations étaient réservées pour de nouveaux crimes ou la désertion (fuite de la supervision)

En utilisant des données administratives de NC, utilisez une méthode de différence-en-différences pour étudier les impacts de cette réforme

- ▶ Groupe de traitement : délinquants sous probation supervisée en NC
- ▶ Groupe de contrôle : probationnaires non supervisés (infractions moins graves, non surveillés pour les violations)

A. Technical revocation



B. Arrests

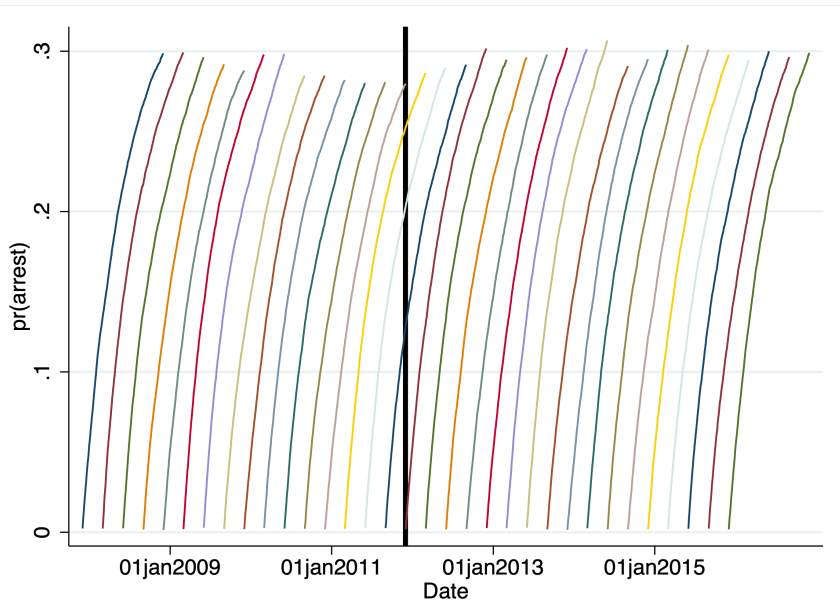
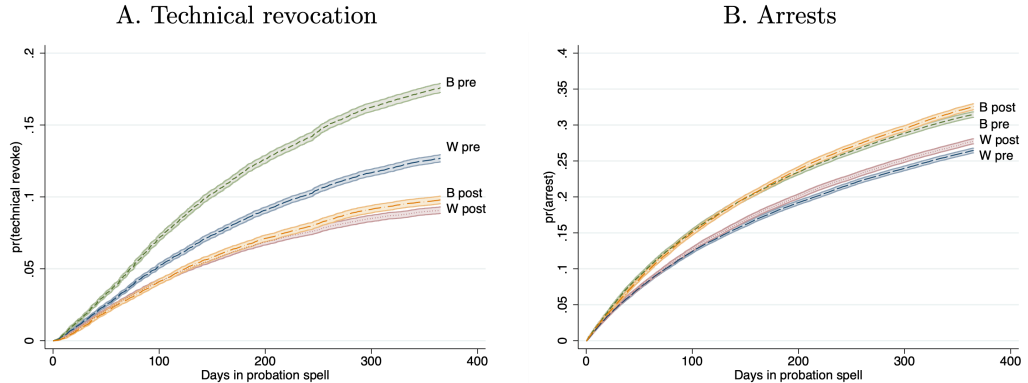


FIGURE III
EFFECTS OF REFORM BY RACE



Notes. This figure plots effects of the 2011 JRA reform on technical revocation and arrests separately by race. It includes all supervised probationers starting their spells either 1-3 years before (pre) or 0-2 years after the reform (post). “B” refers to black probationers, while “W” refers to non-black. The y-axis measures the share of each group experiencing the relevant outcome over the first year of their probation spell. Technical revocation is an indicator for having probation revoked for rule violations with no intervening criminal arrest. Arrest is an indicator for a criminal arrest before revocation for any rule violations. Shaded areas reflect 95% confidence intervals formed using

TABLE III
DIFFERENCE-IN-DIFFERENCES ESTIMATES OF REFORM IMPACTS

A. All offenders				
	Technical revoke		Arrest	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Post-reform	-0.00172*** (0.000273)	-0.00205*** (0.000288)	-0.00793*** (0.00167)	-0.00705*** (0.00159)
Treated	0.143*** (0.00103)	0.133*** (0.00102)	0.0316*** (0.00166)	-0.0155*** (0.00164)
Post-x-treat	-0.0532*** (0.00135)	-0.0530*** (0.00135)	0.0196*** (0.00242)	0.0194*** (0.00233)
N	546006	546006	546006	546006

B. Non-black offenders

Post-reform	-0.000522 (0.000317)	-0.000875** (0.000334)	-0.00693*** (0.00199)	-0.00666*** (0.00190)
Treated	0.122*** (0.00130)	0.112*** (0.00126)	0.0450*** (0.00209)	-0.000334 (0.00207)
Post-x-treat	-0.0356*** (0.00173)	-0.0360*** (0.00172)	0.0198*** (0.00304)	0.0179*** (0.00295)
<i>N</i>	328784	328784	328784	328784

C. Black offenders

Post-reform	-0.00387*** (0.000509)	-0.00412*** (0.000534)	-0.0118*** (0.00295)	-0.0112*** (0.00281)
Treated	0.167*** (0.00167)	0.160*** (0.00167)	-0.00496 (0.00274)	-0.0464*** (0.00268)
Post-x-treat	-0.0741*** (0.00215)	-0.0736*** (0.00214)	0.0228*** (0.00399)	0.0233*** (0.00383)
<i>N</i>	217222	217222	217222	217222

Interprétation

Éliminer les violations techniques a conduit à de grandes réductions de la révocation de la probation et à des augmentations modestes de la récidive

Les effets sur la révocation sont beaucoup plus importants pour les probataires noirs que pour les blancs, tandis que les effets sur la récidive sont comparables

La réforme a éliminé un grand écart dans les révocations sans impact sur l'écart racial dans la récidive

Cela suggère que les révocations techniques ciblent plus précisément les récidivistes chez les probataires blancs

(Des tests très intéressants à ce sujet dans l'article que je ne couvrirai pas aujourd'hui)

Sorkin (2025)

En théorie, nous pourrions identifier la discrimination si nous pouvions contrôler tous les X qui déterminent la “productivité”. Mais nous n’aurons (probablement) jamais un ensemble de données avec tous ces X

L’idée (très astucieuse) de cet article : examiner des paires de travailleurs qui

- ▶ ont commencé à travailler dans la même entreprise en même temps
- ▶ ont des salaires similaires
- ▶ sont soudainement et exogènement licenciés en même temps

et ensuite regarder l’écart salarial dans le “prochain emploi”

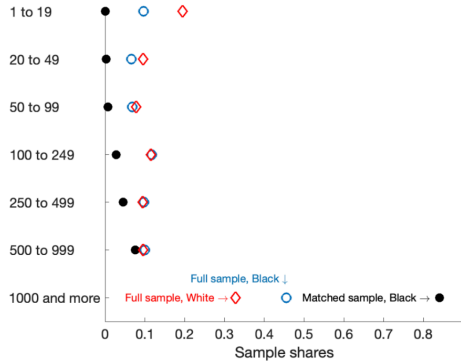
Pourquoi cela fonctionne-t-il ? L’employeur observe des choses que nous ne pouvons pas. Avec le temps, ils ont appris la productivité des travailleurs et ont décidé de les payer le même salaire. Par conséquent, ils doivent être également productifs

Sample	Age	Female (%)	Tenure	Earn	Workers	Firms	Worker-Q
Panel A. All workers							
All	40.4	48.9	21.9	10.79	69,980,000	4,696,000	1,822,000,000
Black	40.0	55.0	19.7	10.58	6,769,000	1,050,000	153,500,000
White	41.4	48.4	23.2	10.87	40,850,000	3,531,000	1,108,000,000
Panel B. Matched sample							
Black	41.9	59.4	28.2	10.82	4,025,000	118,000	45,200,000
White (reweighted)	42.2	59.4	28.2	10.82	13,630,000	118,000	113,700,000
White	43.4	53.2	31.9	11.06	13,630,000	118,000	113,700,000
Panel C. High-tenure workers							
Black	47.1	56.4	46.1	11.03	2,039,000	216,000	52,040,000
White	47.3	46.6	46.1	11.22	18,080,000	1,418,000	484,400,000
Panel D. High-tenure matched workers							
Black	47.9	59.6	52.3	11.20	1,154,000	44,000	18,590,000
White	48.3	59.6	52.3	11.20	4,697,000	44,000	55,730,000
Panel E. High-tenure matched workers with eight years of tenure who stay for 4 years							
Black	46.8	62.4	32	11.19	54,000	2,600	54,000
White	46.9	62.4	32	11.19	105,000	2,600	105,000
Panel F. High-tenure matched separators, mass layoff							
Black	46.7	51.6	47.7	11.05	2,600	650	2,600
White	46.8	51.6	47.7	11.06	6,100	650	6,100

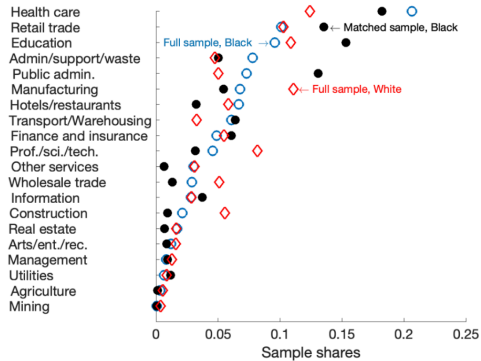
Panel A. Differences in labor market outcomes

	Quarters b/w jobs	Post-displacement firm characteristics		
		Share Black	Same sector	Mean firm earnings
Black-white gap	0.16 (0.09)	0.075 (0.004)	-0.015 (0.009)	-0.023 (0.014)
White	2.19 (0.08)	0.136 (0.003)	0.475 (0.012)	10.76 (0.015)
N (Black)	2,600	2,600	2,600	2,600
N (White)	6,100	6,100	6,100	6,100

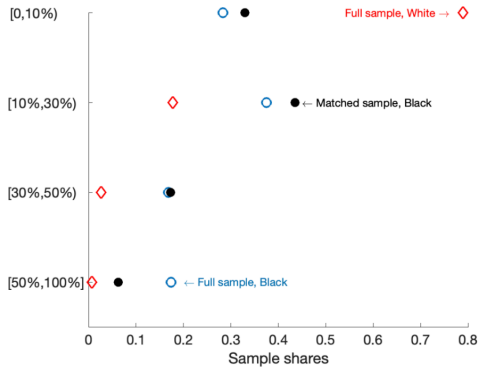
(a) Employer size



(b) Sector



(c) Black worker share of firm



(d) Decile of absolute tenure distribution

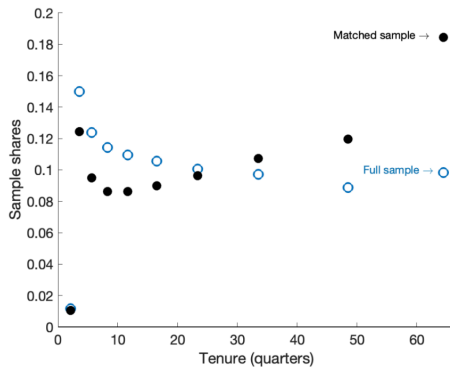
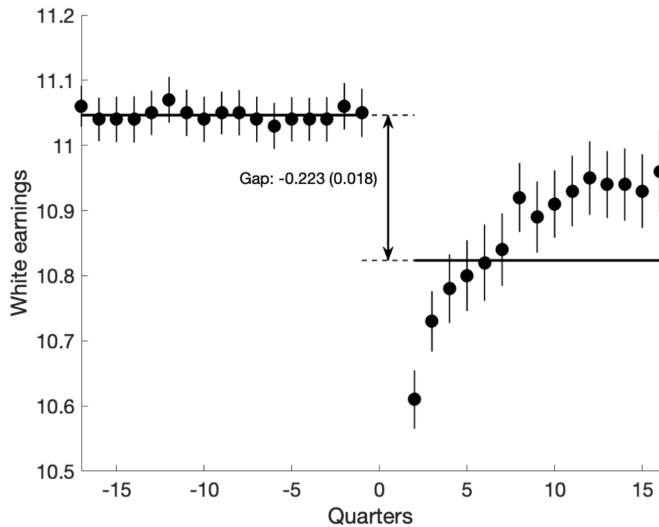
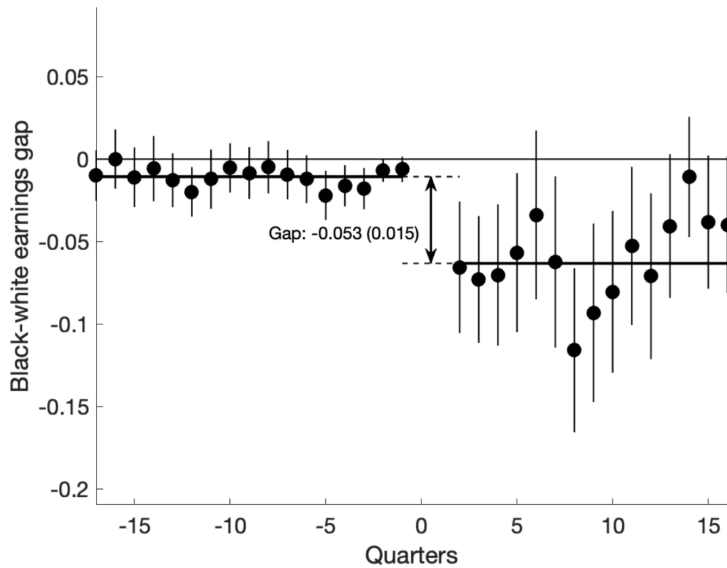


Figure 7: Black-white earnings gap among high-tenure mass layoff separators

(a) White level



(b) Black-white gap



Idées de recherche

Je n'ai pas beaucoup d'idées de recherche sur la discrimination. Désolé !

Un domaine sur lequel je travaille actuellement est de savoir si l'utilisation de l'IA pour le recrutement affectera la discrimination. Nous prenons des CV d'une étude de correspondance et les faisons passer par ChatGPT pour voir si l'IA discrimine plus ou moins que les humains. Étonnamment, nous trouvons qu'elle ne discrimine pas racialement, mais qu'elle discrimine en faveur des femmes. Un excellent projet serait une étude observationnelle sur le rôle de l'IA dans la discrimination à l'embauche dans le monde réel. Mais difficile d'obtenir des données...

Je prévois également de travailler sur les différences de salaire entre les travailleurs dans des couples de même sexe et hétérosexuels en utilisant les données administratives canadiennes

Des travaux vraiment innovants sur la "discrimination systémique" (Bohren, Hull et Imas, 2025; Baron, Doyle, Emanuel, Hull, Ryan, 2025) mais je ne connais pas bien ces

Idées de recherche

Sur l'écart salarial entre les genres, je pense qu'un article vraiment intéressant serait d'estimer un modèle AKM pour les couples. Vous pourriez examiner la corrélation entre l'effet fixe de l'entreprise du mari et de la femme. Étant donné ces corrélations, dans quelle mesure différents types d'appariement assortatif affectent-ils l'écart salarial entre les genres ? Les données administratives canadiennes ont un "dossier familial" qui lie les conjoints ou partenaires de fait

Test pour le "tipping" au niveau de l'entreprise (Card, Mas, Rothstein, 2008). Cela serait le plus intéressant aux États-Unis, et vous auriez besoin de croiser les données employeur-employé avec le recensement pour obtenir la race...