

# La discrimination sur le marché du travail

## Mesures

Emmanuel Duguet

Université Paris Est-Créteil

2017

# Mesurer les discriminations

Les premières études visant à mesurer l'importance de la discrimination portent sur la mesure de la **discrimination salariale**

- Plus récemment, on évalue la discrimination à l'embauche
- Point commun : il faut distinguer les différences de salaire ou de probabilités d'embauche qui proviennent de différences objectives de productivité, des différences qui proviennent de la discrimination
- Problème de données : il faut identifier le groupe potentiellement discriminé

## Les données

- toujours disponible pour les femmes, ce qui explique en partie le nombre très élevé d'études sur le sujet
- aux Etats-Unis, les données ethniques sont disponibles (Noirs, Blancs, Hispaniques) donc beaucoup d'études sont disponibles
- en France : peu de données ethniques  $\Rightarrow$  peu d'études

# Mesurer les discriminations

Il existe des approches indirectes pour identifier les groupes :

- pays de naissance des parents ou des grands parents, rarement mais parfois disponible en France. Limite l'approche aux deux premières générations
- adresse de résidence quand les quartiers sont ségrégués. Ex : les catholiques en Irlande du Nord. On peut utiliser la ségrégation territoriale comme indicateur. Pourrait être appliqué dans certaines communes si l'on suit l'étude de E. Maurin, *Le ghetto français. Enquête sur le séparatisme social*, 2002
- Certaines études utilisent les prénoms (quand les noms ne sont pas disponibles). Limite : on est souvent amené à comparer la première génération à un groupe qui mêle les populations non discriminées aux générations antérieures potentiellement discriminées. Si la discrimination existe, elle tendra à être sous évaluée.

# La méthode de Blinder-Oaxaca (1973)

- But : mesurer la discrimination salariale
  - on se restreint aux travailleurs qui ont un emploi
  - point de départ : la différence moyenne de salaire entre deux groupes
  - problème : certaines différences de salaires sont justifiées, d'autres non, et il faut être en mesure de distinguer les deux
- On aboutit à une méthode de décomposition entre :
  - une différence de salaires fonction des caractéristiques objectives des travailleurs : la différence de productivité
  - une différence de salaires qui ne s'explique que par l'appartenance à un groupe : la discrimination salariale

# La méthode de Blinder-Oaxaca

- Pour réaliser cette décomposition, on utilise une *équation de Mincer* ou *équation de salaire* qui relie le logarithme du salaire aux caractéristiques des travailleurs :

$$\ln W_k = w_k(X_k), \quad k \in \{A, B\}$$

- $W_k$  : niveau d'études, expérience, type de contrat de travail, secteur d'activité etc.
- en l'absence de discrimination, les salaires devraient être les mêmes à *caractéristiques identiques* :  $w_A(X) = w_B(X)$
- si les caractéristiques  $X$  sont différentes, les salaires peuvent être différents sans qu'il y ait de discrimination salariale
- Tableau 1 : exemples d'équations de salaire (Duguet et Petit, 2009). Elles expliquent l'écart de salaire horaire total (avec primes) entre les femmes et les hommes.

# La méthode de Blinder-Oaxaca

- Dans la pratique on observe des salaires différents  $w_A(X_A)$  et  $w_B(X_B)$  :
  - une première source de différences :  $X_A \neq X_B$ , les différences de caractéristiques productives
  - une seconde source de différences :  $w_A \neq w_B$ , la discrimination salariale, pour une valeur donnée des caractéristiques productives
- La discrimination se mesure par :

$$D = \bar{w}_A - \bar{w}_B - (w_A^* - w_B^*)$$

- $\bar{w}_A - \bar{w}_B$  : la différence constatée des salaires moyens
- $w_A^* - w_B^*$  : ce que serait cette différence en l'absence de discrimination

# La méthode de Blinder-Oaxaca

- La formule précédente est équivalente à :

$$D \simeq \ln \frac{\overline{W}_A}{\overline{W}_B} - \ln \frac{W_A^*}{W_B^*} = \frac{\overline{W}_A / \overline{W}_B - W_A^* / W_B^*}{W_A^* / W_B^*}$$

- C'est la quantité que l'on cherche à mesurer



# La méthode de Blinder-Oaxaca

- Hypothèse 1 :
  - équation de salaire :

$$w_k = X_k b_k + u_k, \quad E(u_k) = 0, \quad k \in \{A, B\}$$

- hypothèse faible car les variables explicatives sont qualitatives ou par classes (ancienneté, diplôme etc.)
- donne une équation de salaire estimée de la forme:

$$\hat{w} = X\hat{b},$$

- intérêt : permet d'évaluer le salaire moyen qu'aurait le groupe A s'il était rémunéré comme le groupe B,  $\bar{X}_A \hat{b}_B$ , et le salaire moyen qu'aurait le groupe B s'il était rémunéré comme le groupe A,  $\bar{X}_B \hat{b}_A$ . D'autre part on démontre que  $\bar{w}_A = \bar{X}_A \hat{b}_A$  et  $\bar{w}_B = \bar{X}_B \hat{b}_B$

# La méthode de Blinder-Oaxaca

- Hypothèse 2 :
  - la structure salariale du groupe A s'applique en l'absence de discrimination
  - c'est une hypothèse forte, que nous relâcherons plus loin
  - ceci implique :

$$w_A^* = \bar{X}_A \hat{b}_A \text{ et } w_B^* = \bar{X}_B \hat{b}_A$$

- le coefficient de discrimination est donc égal à :

$$D_A = \bar{w}_A - \bar{w}_B - (w_A^* - w_B^*) = w_B^* - \bar{w}_B = \bar{X}_B (\hat{b}_A - \hat{b}_B)$$

- il donne l'écart relatif de salaire que l'on peut attribuer à la discrimination
- Remarque : on aurait pu prendre un autre point de référence.

# La méthode de Neumark

- Le coefficient  $D_A$  a été le plus utilisé dans la littérature, mais il souffre d'un problème de salaire de référence
- Problème résolu par Neumark (1988)
  - part du modèle de Becker-Arrow
  - hypothèse : l'entrepreneur n'est sensible qu'à la *proportion* de travailleurs du groupe B :  $L_B / (L_A + L_B)$
  - on démontre que :

$$w^* \simeq \frac{L_A}{L_A + L_B} \times w_A + \frac{L_B}{L_A + L_B} \times w_B$$

- on calcule alors le coefficient :

$$D^* = \bar{w}_A - \bar{w}_B - (w_A^* - w_B^*)$$

- avec

$$w_k^* = \bar{X}_k \left( \frac{L_A}{L_A + L_B} \times \hat{b}_A + \frac{L_B}{L_A + L_B} \times \hat{b}_B \right)$$

## Les biais de sélection

- Problème soulevé par James Heckman (prix Nobel 2000)
- Le fait de travailler n'est pas indépendant des salaires proposés :
  - le groupe  $A$  se voit offrir des salaires supérieurs à ceux du groupe  $B$ , donc il est plus incité à travailler que le groupe  $B$
  - les distributions de salaire ne sont pas comparables dans les deux groupes
  - il faut effectuer une correction dite de Heckman sur les estimations  $\hat{b}_A$  et  $\hat{b}_B$ ; ensuite les formules restent les mêmes, avec les estimations corrigées

## Les biais de sélection

- Cette méthode permet également d'étendre l'étude de la discrimination aux *pertes d'emploi dues à la discrimination* (Baldwin et Johnson, 1992)
  - si l'on paye moins le groupe  $B$  on l'incite à travailler moins
  - la discrimination génère donc un niveau d'emploi plus faible dans l'économie
  - on peut évaluer les pertes d'emploi liées à la discrimination dans une économie
- Il est également possible d'utiliser des fonctions de production pour évaluer la productivité des travailleurs et la comparer directement avec leurs salaires (Hellerstein, Neuman et Troske, 1999)
- Tableaux 2 et 3 : estimations de discrimination salariale à l'encontre des femmes, en France et à l'étranger.

# La discrimination à l'embauche

- Les bases de données usuelles ne permettent pas de mesurer la discrimination à *l'embauche* de manière satisfaisante, car elles rencontrent 5 problèmes
  - les données d'entreprises ne portent que sur les individus qui travaillent, pas sur ceux dont la candidature a été rejetée
  - un problème d'autosélection : des individus découragés peuvent ne pas se présenter sur les offres d'emploi parce qu'ils pensent qu'ils ne seront pas pris (à tort ou à raison)
  - les réponses des travailleurs qui n'ont pas été pris ne sont pas fiables car ils ne connaissent pas les dossiers des candidats avec lesquels ils étaient en concurrence, et qu'ils sont juge et partie
  - les réponses des employeurs ne sont pas fiables car la discrimination est punie par la loi, ce qui ne peut que les inciter à nier son existence
  - deux candidatures ne sont jamais identiques

# La discrimination à l'embauche

- Pour répondre aux cinq critiques précédentes, on effectue un *test de correspondance* ou *testing*
- On construit des couples de candidatures équivalentes à l'exception d'une caractéristique a priori non productive (genre, origine, lieu de résidence etc.), et on les envoie sur les mêmes offres d'emploi
  - n'est pas limité aux personnes embauchées mais qui recherchent un emploi
  - pas d'autosélection puisque toutes les candidatures sont envoyées sur toutes les offres par les chercheurs
  - on observe une réponse objective sur la candidature, on évite les biais liés aux réponses des demandeurs d'emploi
  - pour la même raison, on évite les biais liés aux réponses des employeurs
  - les candidatures ont été construites pour être équivalentes

# Le testing

- Pour éviter les biais de personnalité : on n'envoie pas de candidat à l'entretien
  - s'il est retenu, il déclare qu'il a déjà trouvé un emploi
  - ceci permet de voir s'il y a un ordre dans les réponses faites aux candidats, une information qui peut être exploitée
- Permet de révéler une forme affaiblie de discrimination :
  - l'employeur donne la priorité à certains candidats
  - mais recrute les autres travailleurs quand les travailleurs qu'il préfère ne sont pas disponibles



# Le testing

- Réalisation du *testing* :
  - cohérence temporelle : tenir compte de l'évolution des diplômes et de l'expérience professionnelle en fonction de l'âge
  - CV examiné par des professionnels pour que la candidature soit crédible
  - adresses postales harmonisées en fonction du temps de transport et de la fiabilité des transports
  - éviter les discrimination croisées (même origine si on teste le genre, même genre si on teste l'origine)
  - rotation des types de CV
  - pas de photo

# Le testing

- Eviter la détection :
  - CV comparables mais pas identiques
  - candidatures postées de bureaux de postes différents (ou un compte mail par candidat)
  - lettres de candidatures rédigées avec des écritures et des stylos différents (rotation également)
  - la même personne s'occupe de toutes les étapes d'une candidature
  - confidentialité absolue jusqu'à la fin de la collecte des données
  - tester les testeurs
  - test d'indépendance du  $\chi^2$  entre l'ordre d'envoi et la réponse

# Exploitation des résultats

- Les données sont expérimentales donc :
  - on observe à la fois ce qui se passe quand un candidat du groupe A se présente sur le poste, et ce qui se serait passé si le même candidat avait fait partie du groupe B
  - il suffit de comparer les deux résultats directement, il n'est pas nécessaire de construire une probabilité d'acceptation de référence
- Outils :
  - le test de comparaison de proportions de réponses
  - l'économétrie reste utile car on ne choisit pas les caractéristiques des offres d'emploi, et qu'il faut corriger leur influence sur les réponses
  - l'économétrie reste également utile pour vérifier que les caractéristiques de l'expérience n'ont pas influencé les réponses (par exemple, le type de CV)

# Exploitation des résultats

- La discrimination peut n'apparaître que pour certaines caractéristiques du candidat :
  - on parle de discrimination *conditionnelle*
  - l'économétrie permet d'obtenir des coefficients de discrimination corrigés des caractéristiques du candidat et du poste

## Exploitation des résultats

- Quatre réponses possibles :

		Groupe A	
		Oui (1)	Non (0)
Groupe B	Oui (1)	$p_{11}$	$p_{01}$
	Non (2)	$p_{10}$	$p_{00}$

- $p_{ij}$  = réponse  $i$  au candidat  $A$  et réponse  $j$  au candidat  $B$
- Le coefficient de discrimination à l'embauche est défini par :

$$\begin{aligned} D &= \text{Proportion succès } A - \text{Proportion succès } B \\ &= p_{11} + p_{10} - (p_{11} + p_{01}) \\ &= p_{10} - p_{01} \end{aligned}$$

- Seules les réponses différentes mesurent une discrimination

# Test de Student

- Test de Student avec covariance (grands échantillons)
- On pose :
  - $y_{Ai} = 1$  si le candidat  $A$  obtient une réponse positive sur la candidature  $i$ , 0 sinon
  - $y_{Bi} = 1$  si le candidat  $B$  obtient une réponse positive sur la candidature  $i$ , 0 sinon
- On calcule les taux de succès des candidats :
  - $\bar{y}_A = 1/N \sum_i y_{Ai}$  est le taux de succès du candidat  $A$
  - $\bar{y}_B$  est le taux de succès du candidat  $B$

# Test de Student

- Statistique utilisée :

$$T = \frac{\bar{y}_A - \bar{y}_B}{\sqrt{\hat{V}(\bar{y}_A) + \hat{V}(\bar{y}_B) - 2\text{Cov}(\bar{y}_A, \bar{y}_B)}}$$

- Attention!** Le cas le plus répandu en statistique : pas de covariance car on raisonne sur deux échantillons indépendants
- Ici : les échantillons *ne peuvent pas* être indépendants car ce sont *les mêmes entreprises* qui répondent au deux candidats, on doit donc utiliser la covariance entre les réponses aux deux candidats
- Pour un test à 5% : si  $T \geq 1.96$  on rejette l'hypothèse nulle d'absence de discrimination (la valeur critique est de 1.645 au seuil de 10%).

# Test Binomial

- On se restreint aux cas où les candidats n'ont pas reçu la même réponse
  - $n_{10}$  : nombre de cas où le groupe  $A$  a été préféré au groupe  $B$ ,  
 $n_{10} = \sum_i y_{Ai} (1 - y_{Bi})$
  - $n_{01}$  : nombre de cas où le groupe  $B$  a été préféré au groupe  $A$ ,  $n_{01} = \sum_i y_{Bi} (1 - y_{Ai})$
- La proportion de cas où le groupe  $A$  a été préféré au groupe  $B$ , sachant que les deux candidats ont reçu une réponse différente est égale à :

$$p_A = \frac{n_{10}}{n_{10} + n_{01}}$$



- si cette proportion est égale à  $1/2$ , le candidat A a été préféré à B le même nombre de fois que B a été préféré à A. Il n'y a donc pas eu de discrimination globalement
- si  $p_A = 1/2$  on dit aussi qu'il n'y a pas de discrimination nette, car en comparant  $n_{10}$  et  $n_{01}$  on compare deux types de discrimination

# Test binomial

- Ce test est valable sur de petits échantillons
- On effectue le test :

$$H_0 : p_A = \frac{1}{2}$$

$$H_a : p_A \neq \frac{1}{2}$$

## Tests Corrigés

- On contrôle les caractéristiques du testing, mais pas de l'offre d'emploi
  - or la discrimination peut varier en fonction des caractéristiques de l'offre d'emploi (ex : CDI/CDD)
  - on parle de discrimination conditionnelle : qui ne se déclenche que pour certaines caractéristiques de l'emploi proposé
- On estime les probabilités de réponses en fonction des caractéristiques de l'offre (modèles Logit ou Probit)
- On élimine l'effet des caractéristiques du testing, quand elles sont significatives
- On recalcule des coefficients de discrimination moyens corrigés pour les caractéristiques des offres et, le cas échéant, du testing lui-même

# Estimation par composantes 1

- On peut réécrire le problème du test de correspondance sous forme de composantes
  - il s'agit d'une méthode permettant de retrouver les résultats usuels
  - qui peut se généraliser, d'où son intérêt
- prenons l'exemple de l'intersectionnalité genre-origine
  - la probabilité d'une réponse positive est :  $p_{go} = \alpha_g + \beta_o + \gamma_{og}$
  - avec  $\alpha_g$  l'effet du genre (homme/femme)  $\alpha_o$  l'effet de l'origine et  $\beta_{go}$  l'effet joint du genre et de l'origine
  - ce modèle représente tous les cas possibles, on dit qu'il est *saturé*
  - ce n'est pas à proprement parler une hypothèse, mais une décomposition de la réalité

## Estimation par composantes 2

- Avec deux genres ( $f$ : Femme,  $h$ : Homme) et deux origines ( $f$ : France,  $e$ : Etranger)

$$p_{h,f} = \alpha_h + \beta_f + \gamma_{h,f}$$

$$p_{h,e} = \alpha_h + \beta_e + \gamma_{h,e}$$

$$p_{f,f} = \alpha_f + \beta_f + \gamma_{f,f}$$

$$p_{f,e} = \alpha_f + \beta_e + \gamma_{f,e}$$

- l'interaction genre-origine ne concerne pas les candidat-e-s d'origine française donc  $\gamma_{h,f} = 0, \gamma_{f,f} = 0$
- de même l'homme d'origine étrangère peut être discriminé parce qu'il est d'origine étrangère, pas parce qu'il est un homme  $\gamma_{h,e} = 0$

## Estimation par composantes 3

- Faisons l'écart entre les hommes d'origines française et étrangère

$$p_{h,f} - p_{h,e} = \beta_f - \beta_e,$$

on retrouve la discrimination basée sur l'origine

- Faisons l'écart entre les hommes et les femmes d'origine française

$$p_{h,f} - p_{f,f} = \alpha_h - \alpha_f,$$

on trouve la discrimination de genre

- Faisons l'écart entre les différence hommes-femmes des deux origines

$$p_{f,e} - p_{h,e} - (p_{f,f} - p_{h,f}) = \gamma_{f,e}$$

la différence des différences mesure les interactions de discrimination

## Estimation par composantes 4

- on peut ajouter de nombreux effets grâce à cette méthode
- si l'on annule certains coefficients, on peut effectuer des tests car on a plus de contraintes que nécessaire
- on peut utiliser des méthodes d'estimations plus sophistiquées
- l'intérêt principal de cette méthode est qu'elle permet de démêler des situations assez complexes (4 effets par exemple)

## Prise en compte de l'ordre des réponses

- Quand un candidat est appelé, il répond qu'il n'est plus disponible
  - le recruteur peut donc appeler un autre candidat
  - ceci révèle dans quel ordre il classe les candidats
- Permet de généraliser la mesure par le pourcentage de réponses positives
  - on compare d'abord les probabilités d'être appelé en premier
  - puis dans les deux premiers, les trois premiers,...
  - puis d'avoir été appelé tout court
- Si toutes les probabilités sont inférieures pour un candidat, il est discriminé
  - on parle de discrimination forte car elle implique que le pourcentage de réussite est plus fort
  - correspond au critère statistique de dominance stochastique d'ordre 1



## Etudes réalisées

- Les chercheurs choisissent les caractéristiques des candidats donc :
  - il y a moins de problèmes de données
  - l'origine ethnique est suggérée par le nom et le prénom
- Mais les bases de données sont limitées :
  - dans le temps : souvent 3 mois
  - dans l'espace : une zone géographique (comme l'Ile de France)
  - seul un métier particulier est étudié
- Tableau 3 : résultats de testings menés dans différents pays