



HAL
open science

Mesurer la discrimination sur le marché du travail

Romain A. Aeberhardt

► **To cite this version:**

Romain A. Aeberhardt. Mesurer la discrimination sur le marché du travail. Economies et finances. Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales (EHESS), 2014. Français. NNT: . tel-01022111

HAL Id: tel-01022111

<https://theses.hal.science/tel-01022111>

Submitted on 10 Jul 2014

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.

ÉCOLE DES HAUTES ÉTUDES EN SCIENCES SOCIALES
ÉCOLE DOCTORALE ÉCONOMIE PANTHÉON-SORBONNE 465

THÈSE

Pour obtenir le grade de
Docteur de l'École des Hautes Études en Sciences Sociales
en Sciences Économiques
spécialité Analyse et Politique Économiques

Présentée et soutenue publiquement le 24 juin 2014 par

Romain AEBERHARDT

MESURER LA DISCRIMINATION
SUR LE MARCHÉ DU TRAVAIL

Directeur de thèse : M. Denis FOUGÈRE, Directeur de Recherche au CNRS

Composition du jury :

<i>Rapporteurs :</i>	Mme Dominique MEURS	-	Professeure à l'Université Paris Ouest
	M. Etienne WASMER	-	Professeur à Sciences Po
<i>Suffragants :</i>	M. Laurent GOBILLON	-	Chercheur à l'INED
	M. Kevin LANG	-	Professeur à Boston University
	M. Éric MAURIN	-	Directeur d'études à l'EHESS

Remerciements

Je tiens à remercier tout particulièrement mon directeur de thèse, Denis Fougère, qui, outre sa participation en tant que co-auteur des premier et quatrième chapitres présentés ici, a su être passionnant et a largement contribué au lancement des travaux sur les descendants d'immigrés sur le marché du travail français. Ce travail de thèse n'aurait pas été possible sans lui.

Je remercie également Élise Coudin, Julien Pouget et Roland Rathelot avec qui j'ai eu la chance, non seulement de co-écrire les articles regroupés ici, mais également de participer à de nombreux autres travaux. Les articles présentés ici n'auraient évidemment pas pu voir le jour sans eux.

Je n'oublie pas non plus mes autres co-auteurs, avec qui j'ai travaillé sur de nombreux autres projets qui ne rentrent pas dans le cadre de cette thèse. Ils m'ont beaucoup apporté au cours de ces années et m'ont fait bénéficier de leur expérience, leurs idées, leur soutien : Lionel Bonneville, Anthony Briant, Ines Buono, Pauline Charnoz, Vera Chiodi, Bruno Crépon, Laure Crusson, Laurent Davezies, Harald Fadinger, Pauline Givord, Horacio Henriquez, Anne Hussein-Skalitz, Claire Marbot, Vincent Marcus, Patrick Pommier, Mirna Safi, Nicolas Studer, David Sraer, Augustin Vicard.

Je remercie également les chercheurs et doctorants du Crest avec qui les interactions ont toujours été particulièrement fructueuses et qui ont toujours été très disponibles pour répondre à mes questions impromptues lors de mes passages à MKII. Je les remercie également de m'avoir toujours accueilli dans leurs bureaux quand j'étais de passage.

Je remercie également ceux qui m'ont encadré depuis mon arrivée à l'Insee (et que je n'ai pas encore cités par ailleurs) : Michel Amar, Sabine Bessière, Didier

Blanchet, Christel Colin, Bérengère Mesqui, Hélène Michaudon.

Je n'oublie évidemment pas tous mes collègues de la division SRA, du D3E, de la DARES et de l'ENSAE qui m'ont toujours écouté avec beaucoup d'attention même quand ils étaient en droit de ne pas être intéressés par le sujet.

Je remercie enfin Lorraine, le reste de ma famille et ma belle famille qui entendent parler de cette thèse depuis bien (trop) longtemps et qui seront contents qu'elle soit enfin terminée !

General Introduction

General content

This thesis is composed of three mostly empirical papers related to discrimination on the French labor market and one methodological paper using American data.

The first paper was written with Denis Fougère, Julien Pouget and Roland Rathelot. It focuses on the wages and the employment status of French workers of Maghrebian origin. It was actually published in two different versions based on two different datasets. The first version was published in English in the *Journal of Population Economics* (2010) and emphasises methodological issues, while the second version, which was published in *Économie et Statistique* (2010), uses a more recent and richer database, and focuses on the results for a French audience.

The second paper was written with Julien Pouget. It focuses on the wages and hierarchical positions of French workers of foreign origin. It was published in *Annals of Economics and Statistics* (2010).

The third paper was written with Élise Coudin and Roland Rathelot. It focuses on the heterogeneity of employment gaps for French workers of Maghrebian origin. A non academic version was published in *France, Portrait Social* (Insee, 2010) but no academic version was published yet.

The fourth paper was written with Denis Fougère and Roland Rathelot. It discusses the methods commonly used in paired audit studies. A previous version of it was registered as an *Insee Working Paper* (2009).

More detailed summaries can be found at the end of this general introduction, but before going to them we start by some general background considerations.

The first three papers relate to a branch of the discrimination literature that relies on the so-called *decomposition methods* pioneered by Oaxaca (1973) and Blinder (1973) which are among the most heavily cited papers in Labor Economics (*e.g.* their registered citations on Google Scholar respectively reach 5,374 and 3,730) and the method they introduce is now part of the standard toolkit of any applied economist (see Fortin, Lemieux, and Firpo, 2011, for details regarding the original method and recent extensions). Empirical papers using this approach usually provide descriptive evidence regarding wage or employment differences between two populations and *decompose* these differences into usually two parts. The first one comes from the structural differences between the two populations (age, qualification, *etc.*) and therefore corresponds to a *composition* effect. The second one corresponds to the rest and is usually called the *unexplained* part. Among other things, it contains differences that are due to discrimination as well as unobserved structural differences like differences in unobserved ability, access to professional networks, *etc.*

The value added of the papers presented here is twofold. First they provide new evidence regarding the situation of second generation immigrants on the French labor market. Differences in wages and employment are high. However, once taken into account individual characteristics, most of the wage gaps disappear, but substantial differences in employment and hierarchical positions remain. Moreover we provide an original description of the heterogeneity of the unexplained employment gap showing that it is wider for the individuals whose characteristics are associated to the lower employment probabilities (as identified in the reference population) than for those with the higher ones. Second, all three papers try to incorporate notations and ideas which are now standard in public policy evaluation and conse-

quently raise new issues regarding the decompositions of wage gaps and employment gaps. In particular, the first two papers deal with selection problems. They try to go further than the usual estimation issues related to selection biases, and raise the problem of the choice of a proper counterfactual population when selection occurs. The third paper introduces the notion of heterogeneity when the variable of interest is binary (employment). In the past years, this heterogeneity question was raised and studied concerning continuous variables, like wages, but this was not the case with binary ones, which involves more methodological differences than just semantic ones. The fourth paper mainly focuses on methodological aspects regarding a topic of particular interest in the field of discrimination studies. It re-examines the data from the controlled experiment by Pager (2003) and uses its specific design to address the critique formulated in Heckman (1998) regarding possible tester effects in paired audit studies.

Population choice and data sources

First or second generation?

In the first three papers we choose to focus on the second generation of immigrants. To be more specific, we study individuals who were born in France (or who arrived before five), and for whom at least one parent was not French at birth.

By *immigrants*, we mean individuals who live in France but who were not born in France and who did not have French citizenship at birth. By *second generation*, we mean French individuals whose parents were immigrants but who are not immigrants themselves (unless if they arrived at a very early age).

The reference population is always made of French individuals who were born in France and whose parents were both French at birth.

There are several points to notice here. First we prefer to work on the second rather than on the first generation of immigrants for several reasons. Most of our results rely on a *conditional independance assumption*, meaning that in order to interpret them, we need to believe that once we have taken into account enough observable characteristics like education, age, social background, *etc.*, we can consider that the individuals of the reference population are close enough to those of the population of interest. This assumption is already questionable for the second generation, but for the first generation, it is even harder to believe. In particular, first generation immigrants are likely not to have the same proficiency in French, they may also face administrative constraints on the labor market and their diplomas may not be perfectly equivalent to French ones. Their lack of French citizenship (at least at the beginning) may also have specific and lasting negative effects (Fougère and Safi, 2009).

Second, we include individuals who were not born in France but who arrived before the age of five. Ideally we would prefer to restrict the sample to the most homogenous population. However, the samples of second generation immigrants are usually quite small and this is a way to increase their sizes while insuring that all studied individuals were provided with the same formal education.

Third, we do not make any distinction based on the foreign origin of the mother or the father specifically. Although this is a disputed theoretical issue, it appeared empirically that wage and employment gaps were quite similar when the mother, the father or both parents were of foreign origin. In any case the samples of second generation immigrants are usually too small to justify such distinctions.

Which origins?

Concerning the ethnic origin of the second generation immigrants, our choice is partly data driven. The first idea was to study *visible* minorities. However no data

is available on the skin color, and ethnicity is, in the end, more objectively defined using national origin.

In order to deal with homogenous enough but also big enough samples, we focus on second generation immigrants from Southern Europe (Italy, Portugal, Spain) and from the Maghreb (Algeria, Morocco, Tunisia, sometimes including the Middle East). Individuals originating from Subsaharian Africa are too infrequent to be studied as a specific group.

Which data?

Until the early 2000's, there were relatively few datasets that could allow researchers to study the labor market situation of a representative sample of second generation immigrants in France. Either the sample size was too small or too specific, or certain key variables, like the wage, were not available in the data. One of the main sources of information was the *Generation* surveys (Cereq). Although they did not provide representative samples of second generation immigrants, they still allowed researchers to specifically study young individuals leaving the educational system. Studies using the *Generation* surveys include: Frickey and Primon (2002); Brinbaum and Werquin (2004); Dupray and Moullet (2004); Frickey, Murdoch, and Primon (2004); Boumahdi and Giret (2005); Lainé and Okba (2005); Frickey and Primon (2006); Safi (2007); Silberman and Fournier (2007, 2008); Belzil and Poinas (2010).

The turning point for this field of studies was the *Formation et Qualification Professionnelle* survey (FQP – Insee, 2002). Although its sample size of second generation immigrants was still quite small it was used for a few studies in this field: Bouvard, Combes, Decreuse, Laouenan, Schmutz, and Trannoy (2009); Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b); Lefranc (2010); Meurs and Pailhé (2010).

From 2005 on, Insee's *Labor Force Survey* (LFS) gradually became the largest source of information to study these populations. Studies using the LFS include: Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010a); Aeberhardt, Coudin, and Rathelot (2010); Algan, Dustmann, Glitz, and Manning (2010); Rathelot (2010); Meurs and Pailhé (2010).

Other surveys were also conducted in the mean time and were used for this topic, but usually for fewer studies: the *Trajectoire des demandeurs d'emploi et marché du travail local* survey: Canaméro, Canceill, and Cloarec (2000), the *Étude de l'Histoire Familiale* survey: Meurs, Pailhé, and Simon (2000, 2006); Meurs and Pailhé (2008), the *Histoire de vie* survey: Houseaux and Tavan (2005), the *Structure of Earnings* survey: Aeberhardt and Pouget (2010); Muller and Rathelot (2010), the *Revenus Fiscaux* survey: Lombardo and Pujol (2011), the *Trajectoires et Origines* survey: Lhommeau, Meurs, and Okba (2012).

Apart from these studies based on existing datasets, a new series of studies emerged in France based on controlled experiments (audit studies / *testing*). These studies usually have a quite limited scope, but they are the only ones that can truly prove the existence of discrimination on the labor market. Although quite a few such controlled experiments were launched, many are still in the publication process. The published ones include Cediey, Foroni, and Garner (2008), Duguet, Leandri, L'Horty, and Petit (2010).

In the first and third papers, we use the Labor Force Survey. It contains questions that allow us to clearly define second generation immigrants. Its sample size is still growing and makes it the largest survey in France to study this topic. An earlier version of the first paper, which is not presented here, is based on the FQP survey. However, due to sample size issues, this earlier version does not limit itself to second generations.

The second paper uses the Structure of Earnings Survey. The population of

interest is slightly different because there is no information on the nationality at birth for the parents, but only the country of birth.

Counterfactuals and decomposition methods

At the heart of this thesis is the potential outcome model advocated by Rubin (1974) and therefore the notion of counterfactual. We present here the main ideas using the outcome variable Y as an example. It can either be the employment (binary) or the wage (continuous).

Our goal is to analyze the observed gap in Y between two populations D and F . The raw outcome gap is to be decomposed into two terms. One part is explained by variations in observable characteristics, and the other one remains unexplained.

We are interested in the effect of a binary treatment T on the outcome Y . *Treatment* is to be understood in a wide sense. Here, the treatment is the population group: $T_i = 0$ if individual i comes from group F , which is the reference/native population, and $T_i = 1$ if individual i comes from group D , which is potentially discriminated against. Y_i^F and Y_i^D are the two potential outcomes of individual i whether i receives or not the treatment, that is, whether i comes from population F or D , and we are interested in the difference between both outcomes $Y_i^D - Y_i^F$. Unfortunately, only $Y_i = T_i Y_i^D + (1 - T_i) Y_i^F$ is observed.

The usual decomposition-of-the-mean approach (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973) was originally presented in the case of wage gaps with an underlying linear model of the type:

$$w_i^G = x_i' \beta_G + u_i^G, \quad G = F \text{ or } D$$

It corresponds to:

$$\bar{w}_i^D - \bar{w}_i^F = (\bar{x}_i^D - \bar{x}_i^F)\hat{\beta}_F + \bar{x}_i^D(\hat{\beta}_D - \hat{\beta}_F)$$

Note here two specific points. First, this decomposition is presented in terms of sample analogs and not in terms of expected values. Second, it is usually presented as being valid under the assumption that $\mathbb{E}(u_i^F|x_i) = \mathbb{E}(u_i^D|x_i) = 0$ (exogeneity).

The first point may seem to be only a notation problem, which should not be so important in this case. However, when it comes to more complex problems, especially when dealing with selection issues, these basic notations may mask some underlying hidden choices, for instance things as simple as the samples over which the means are calculated. In terms of expected values, this decomposition consists in estimating $\mathbb{E}(Y_i^F|X_i)$ on population F and using the estimation results to predict $\mathbf{E}(\mathbb{E}(Y_i^F|X_i, D)|\mathbf{G} = \mathbf{D})$ on population D . The other terms, $\mathbf{E}(\mathbb{E}(Y_i^F|X_i, F)|\mathbf{G} = \mathbf{F})$ and $\mathbf{E}(\mathbb{E}(Y_i^D|X_i, D)|\mathbf{G} = \mathbf{D})$ are directly estimated by the empirical means in populations F and D .

The second point is discussed in more details in Fortin, Lemieux, and Firpo (2011) which provides an extensive discussion about the interpretation of decomposition methods using the treatment-effect literature. In particular, this decomposition is valid under a weaker condition: when there is no difference between the minority and the majority populations in unobservable abilities correlated with the outcome once conditioned on observables. This is known as a conditional independence assumption (CIA), and can be stated in a formalized way as:

$$Y_i^G \perp T_i | X_i, \forall i$$

In fact, as will be shown, as long as there is no selection issue, it is usually enough

to assume that $\mathbb{E}(Y_i^G|X_i, F) = \mathbb{E}(Y_i^G|X_i, D)$, but when selection is involved, the equality of the conditional variances will also be needed.

Whether they explicitly state it or not, all studies, which deal with wage or employment differentials between groups, have to rely on such an ignorability assumption, conditional on observable characteristics.

The stronger assumption of exogeneity is however needed when performing *detailed decompositions*, that is, when the unexplained part is to be decomposed into the contributions of the differences in returns to the observable characteristics. We believe that this last assumption is too strong and therefore we do not perform any such detailed decompositions.

Decomposition methods in the presence of selection

The above mentioned decomposition method initiated by Oaxaca (1973) and Blinder (1973) was then extended to take into account selectivity terms (Neuman and Oaxaca, 2003, 2004a,b, 2005). The first two chapters of this thesis are directly related to this topic, however we do not entirely follow their approach here.

In order to present the specificity of our work, we start by further investigating the decompositions used in these different articles (see for instance Neuman and Oaxaca, 2003, for a synthetic presentation). In particular we write them in terms of conditional expectations and try to think of their different elements as counterfactuals. This helps highlight a few hidden assumptions that we consider too strong in our case, as well as limitations in their interpretation. Therefore we introduce and discuss an alternative decomposition which better takes into account discrimination at the hiring or hierarchical level and which will be used in the first two chapters.

As above, we write the models in terms of potential outcomes (w^G and E^G) as

a member of each group $G \in \{F, D\}$.

We set up the model as in Neuman and Oaxaca (2003, 2004a,b, 2005):

$$\begin{cases} w_i^G = x_i' \beta^G + u_i^G & \text{observed if and only if } E_i^G = 1 \\ E_i^G = \mathbb{1}_{\{z_i' \gamma^G + \varepsilon_i^G > 0\}} & \text{employment dummy} \end{cases}$$

with

$$\begin{pmatrix} u_i^G \\ \varepsilon_i^G \end{pmatrix} \Big| X, Z \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma^{G^2} & \rho^G \sigma^G \\ \rho^G \sigma^G & 1 \end{pmatrix} \right)$$

In this framework, the CIA writes:

$$(w_i^G, E_i^G) \perp T_i | X_i, Z_i, \forall i$$

or

$$(u_i^G, \varepsilon_i^G) \perp T_i | X_i, Z_i, \forall i$$

In this case, the expected value of the wage conditional on being employed can be written as:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(w_i^G | x_i, z_i, E_i^G = 1) &= x_i' \beta^G + \mathbb{E}(u_i^G | x_i, z_i, E_i^G = 1) \\ &= x_i' \beta^G + \rho^G \sigma^G \mathbb{E}(\varepsilon_i^G | x_i, z_i, z_i' \gamma^G + \varepsilon_i^G > 0) \\ &= x_i' \beta^G + \rho^G \sigma^G \frac{\varphi(z_i' \gamma^G)}{\Phi(z_i' \gamma^G)} \end{aligned}$$

where φ and Φ are the pdf and cdf of a standard normal distribution.

In the context of gender discrimination, Neuman and Oaxaca (2003) define five terms (Z_1 to Z_5), and use them to construct four different decompositions (#1 to #4). They describe Z_1 as the ‘‘conventional estimate of the effects of gender differences in human capital’’, Z_2 as the ‘‘wage effects of gender differences in the variables that determine professional employment’’, Z_3 as the ‘‘effects of gender

differences in the wage response to the probability of professional employment, i.e. the wage gap effects of gender differences in the correlation between the selectivity equation error term and the wage equation error term as well as gender differences in wage variability”, Z_4 as the “conventional estimate of wage discrimination” and Z_5 as the “wage effects of gender differences in the parameters of the probit selectivity equation”.

$$\begin{aligned}
Z_1 &= \bar{x}'^F \hat{\beta}^F - \bar{x}'^D \hat{\beta}^F \\
Z_2 &= \hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\overline{\varphi(z_i'^F \hat{\gamma}^F)}}{\overline{\Phi(z_i'^F \hat{\gamma}^F)}} - \hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\overline{\varphi(z_i'^D \hat{\gamma}^F)}}{\overline{\Phi(z_i'^D \hat{\gamma}^F)}} \\
Z_3 &= \hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\overline{\varphi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}}{\overline{\Phi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}} - \hat{\rho}^D \hat{\sigma}^D \frac{\overline{\varphi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}}{\overline{\Phi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}} \\
Z_4 &= \bar{x}'^D \hat{\beta}^F - \bar{x}'^D \hat{\beta}^D \\
Z_5 &= \hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\overline{\varphi(z_i'^D \hat{\gamma}^F)}}{\overline{\Phi(z_i'^D \hat{\gamma}^F)}} - \hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\overline{\varphi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}}{\overline{\Phi(z_i'^D \hat{\gamma}^D)}}
\end{aligned}$$

Although these notations do not make it straightforward, mean values are computed only on the individuals who actually work and therefore do not take into account the ones who do not (except to estimate the models). In particular, the non working individuals of group D , who might be discriminated against at the hiring level, are left out of all the decompositions.

Further understanding of these expressions is facilitated by writing them as conditional expectations (\tilde{Z}_1 to \tilde{Z}_5). For this purpose we use a double conditioning. The inner part corresponds to the expected value as a function of the observables X or Z , and is directly related to the above expressions Z_1 to Z_5 . The outer part corresponds to the subpopulation over which the expected value is integrated. All expressions rely on the CIA for w_i^G and E_i^G .

Z_1 and Z_4 are quite straightforward and can be transformed into:

$$\begin{aligned}\tilde{Z}_1 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \\ \tilde{Z}_4 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) - \mathbb{E}(w^D | X) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}]\end{aligned}$$

\tilde{Z}_1 is an aggregate measure of the structural differences between the two working populations that is based on observable characteristics only and therefore does not tell the full story in terms of an overall indicator of the structural differences between F and D . Moreover, this indicator does not disentangle the structural differences in the full populations F and D from the ones potentially induced by the two selection processes, which makes its interpretation also difficult.

\tilde{Z}_4 corresponds to differences in wages that are *unexplained* in the sense that they do not come from a simple composition effect. This term corresponds to the wage part that is due to observed characteristics only and does not incorporate information regarding the unobserved ones or the selection process.

In order to better understand the underlying assumptions that are needed to interpret the remaining terms, we give the example of a simple model in which we specify the source of heterogeneity that is not observed in the data but that impacts both selection and wages. We consider that the model contains only two explanatory variables: x is observable and z is not.

$$\left\{ \begin{array}{ll} w_i^G = \beta_0^G + \beta_1^G x_i + \underbrace{\beta_2^G z_i + \nu_i^G}_{u_i^G} & \text{observed if and only if } E_i^G = 1 \\ E_i^G = \mathbf{1}_{\{\gamma_0^G + \gamma_1^G x_i + \underbrace{\gamma_2^G z_i + \eta_i^G}_{\varepsilon_i^G} > 0\}} & \text{employment dummy} \end{array} \right.$$

with

$$\left(\begin{array}{c} z^G \\ \nu_i^F \\ \eta_i^F \\ \nu_i^D \\ \eta_i^D \end{array} \middle| X \right) \sim \mathcal{N} \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{array} \right), \left(\begin{array}{ccccc} \sigma_z^{G^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\nu^{F^2} & 0 & \sigma_\nu^F \sigma_\nu^D & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\eta^{F^2} & 0 & \sigma_\eta^F \sigma_\eta^D \\ 0 & \sigma_\nu^F \sigma_\nu^D & 0 & \sigma_\nu^{D^2} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\eta^F \sigma_\eta^D & 0 & \sigma_\eta^{D^2} \end{array} \right)$$

With this simple framework, $u^G = \beta_2^G z + \nu^G$ and $\varepsilon^G = \gamma_2^G z + \eta^G$. For simplicity, ν^F is perfectly correlated with ν^D as well as η^F with η^D . We keep the former normalization $\mathbb{V}(\varepsilon^F) = \mathbb{V}(\varepsilon^D) = 1$. If x represents for instance age and qualification, z could represent a specific taste for non academic work. This way it would not be correlated to x but could play a role both regarding employment and wages. The CIA ensures here that $\sigma_z^{F^2} = \sigma_z^{D^2} = \sigma_z^{G^2}$ (conditional on X). This allows us to compute the following expected value conditional on being employed in F :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(u^F | E^F = 1) &= \underbrace{\text{cov}(u^F, \varepsilon^F)}_{\rho^F \sigma^F} \mathbb{E}(\varepsilon^F | E^F = 1) \\ &= \beta_2^F \gamma_2^F \sigma_z^{G^2} \frac{\varphi(-\gamma_0^F - \gamma_1^F x)}{\Phi(-\gamma_0^F - \gamma_1^F x)} \end{aligned}$$

and its equivalent, conditional on being employed in D :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(u^F | E^D = 1) &= \text{cov}(u^F, \varepsilon^D) \mathbb{E}(\varepsilon^D | E^D = 1) \\ &= \beta_2^F \gamma_2^D \sigma_z^{G^2} \frac{\varphi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)}{\Phi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)} \end{aligned}$$

These terms are used in \tilde{Z}_2 , \tilde{Z}_3 and \tilde{Z}_5 and require some attention. Given the structure of the model, these quantities are in fact functions of the observable characteristics. As such, their first interpretation would simply be an aggregate measure of the observable characteristics accounting for differences in the unobservable ones.

It could be tempting to go further and interpret them as the *mean unobservable*

parts of the wage in F conditional on being employed in F or in D . If these quantities are integrated over the full D population, they can make sense given the CIA. In particular, the equality of the conditional variances of the unobservables is crucial here ($\sigma_z^{F^2} = \sigma_z^{D^2}$).

However, if the goal is to compute the mean unobservable part of a counterfactual wage on the sub-population of working individuals in D , a supplementary assumption is needed regarding the *working* populations:

$$\mathbb{E}(u_i^F | X_i, Z_i, E^F = 1, F) = \mathbb{E}(u_i^F | X_i, Z_i, E^D = 1, D),$$

i.e. the means of $u^F | X, Z$ are still equal in both working populations even after the selection processes $E^F = 1$ and $E^D = 1$ have occurred.

With this in mind, \tilde{Z}_2 can be written in terms of conditional expectations:

$$\begin{aligned} \tilde{Z}_2 = & \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] \\ & - \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \end{aligned}$$

The first term corresponds to the mean value of the wage part that is due to unobserved characteristics in the working population of F . The second term is meant to be the corresponding counterfactual part of the wage in the working population of D .

To fully make sense, this term requires the strong version of the CIA (equality of the conditional variances of the unobservables), as well as the additional CIA restricted to the working populations, if looking for the interpretation as a counterfactual mean unobservable part of the wage. Note also, that, as for \tilde{Z}_1 , this term is supposed to be an aggregate measure of structural differences between populations F and D , but it mixes the structural differences in the full populations with the

ones potentially induced by the two selection processes.

The same kind of issues arises with Z_3 and Z_5 :

$$\begin{aligned}\tilde{Z}_3 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\ &\quad - \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^D | \varepsilon^D > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\ \tilde{Z}_5 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) - \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}]\end{aligned}$$

In both cases, the difficulty comes from the term $\hat{\rho}^F \hat{\sigma}^F \frac{\varphi(z_i^D \hat{\gamma}^D)}{\Phi(z_i^D \hat{\gamma}^D)}$ that also requires further assumptions to fully make sense. It is sometimes presented as the unobservables of population D multiplied by their returns in population F . This may however be misleading as shown below. The reason why this term is introduced here is because of the potential difference in selection between the two populations. The idea is thus to take into account the fact that the distribution of unobservables may be different in both populations due to the different thresholds in the selection equations.

The counterfactual term corresponding to the part of the wage, which is due to unobserved characteristics in the working population of D , should be:

$$\mathbb{E}(u^F | E^D = 1) = \beta_2^F \gamma_2^D \sigma_z^2 \frac{\varphi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)}{\Phi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)} = \frac{\gamma_2^D}{\gamma_2^F} \rho^F \sigma_F \frac{\varphi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)}{\Phi(-\gamma_0^D - \gamma_1^D x)}$$

This simple framework shows that the usual interpretation is not so simple and that it requires at least one hidden equality assumption regarding the returns to unobservables in both selection equations to make γ_2^D/γ_2^F disappear. In particular, there should be no discrimination regarding the characteristics which are not observed in the data.

Note that the interpretation of \tilde{Z}_5 requires this supplementary assumption as well as the ones already highlighted for \tilde{Z}_2 .

These five terms are used in the following four decompositions that we now present along with their limitations.

Selectivity #1

$$\begin{aligned}
 D_1 &= \tilde{Z}_4 + \tilde{Z}_5 \\
 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) \\
 &\quad - \mathbb{E}(w^D | X) - \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \\
 H_1 &= \tilde{Z}_1 + \tilde{Z}_2 + \tilde{Z}_3 \\
 &= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] \\
 &\quad - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^D | \varepsilon^D > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}]
 \end{aligned}$$

D_1 is supposed to represent an *unexplained* part of the wage gap net of the effect of unobservables. However, the use of \tilde{Z}_5 requires all the hidden assumptions highlighted above.

H_1 represents an aggregate measure of the structural differences between the two working populations regarding the part of the wage that is due to observable characteristics only. However, this term mixes the structural effects related to the populations with the ones related to the selection process without disentangling them which limits its overall interpretation.

Selectivity #2

$$\begin{aligned}
D_2 &= \tilde{Z}_3 + \tilde{Z}_4 + \tilde{Z}_5 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) \\
&\quad - \mathbb{E}(w^D | X) - \mathbb{E}(u^D | \varepsilon^D > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\
H_2 &= \tilde{Z}_1 + \tilde{Z}_2 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] \\
&\quad - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}]
\end{aligned}$$

D_2 corresponds to a counterfactual wage for the working individuals of population D . It takes into account observables as well as unobservables and requires the strong version of the CIA (equality of the conditional variances). It can be considered as just another aggregate measure of the structural differences based on observable characteristics but related to the unobservable ones. Further interpretation as a mean unobservable structural wage differential requires an extension of the CIA on the sub-populations of working individuals.

H_2 is supposed to be an aggregate measure of the differences in observable characteristics between the working populations of F and D . However, it is hard to interpret if there is discrimination at the hiring level because the compared individuals would have been selected differently.

Selectivity #3

$$\begin{aligned}
D_3 &= D_1 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) \\
&\quad - \mathbb{E}(w^D | X) - \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\
H_3 &= H_2 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] \\
&\quad - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) + \mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\
S_3 &= \tilde{Z}_3 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^D) - \mathbb{E}(u^D | \varepsilon^D > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}]
\end{aligned}$$

Earlier comments apply to D_3 and H_3 . S_3 represents a selection term under specific assumptions highlighted for \tilde{Z}_3 (unobservables need to have the same variances in both populations, and their returns in the selection equations also need to be the same).

Selectivity #4

$$\begin{aligned}
D_4 &= \tilde{Z}_4 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) - \mathbb{E}(w^D | X) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\
H_4 &= \tilde{Z}_1 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}] \\
S_4 &= \tilde{Z}_2 + \tilde{Z}_3 + \tilde{Z}_5 \\
&= \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^F | \varepsilon^F > -Z'\gamma^F) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] \\
&\quad - \mathbf{E} [\mathbb{E}(u^D | \varepsilon^D > -Z'\gamma^D) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^D = \mathbf{1}]
\end{aligned}$$

D_4 and H_4 can be seen as the classical terms of a wage gap decomposition

without selection, while S_4 represents a selection term. However, keeping unobservables outside of D_4 and H_4 makes their interpretation difficult. Indeed, it would be tempting to draw conclusions based on observables only, but these would be partial conclusions without any guarantee regarding the global situation that should also take unobservables into account. Moreover, H_4 suffers from the limitation highlighted for \tilde{Z}_1 regarding the selection process.

Summing up, the main limitations of these decompositions are the following. First, in order to be meaningful, counterfactual terms should incorporate both observable and unobservable characteristics. Restricting the analysis to one part of the characteristics only could lead to wrong conclusions if the underlying structural mechanisms go in different directions regarding observables and unobservables. Second, they should not be sensitive to potential differences in the selection process. In practice, this means that the aggregate differences should involve one change at a time, either regarding the group or regarding the working population within a given group. Third, the assumptions regarding the returns to unobservables in both populations should be kept to a minimum.

Proposition of a new decomposition

We introduce and discuss a new decomposition trying to address the limitations mentioned above. First, we focus on terms that incorporate both observables and unobservables which makes them easier to interpret. Second, when two subpopulations are compared according to their structural differences, we choose them so that they differ by only one characteristic at a time between the group and the selection process. For instance, we incorporate, when needed, the full D population to also capture the individuals who could be working if there were no discrimination at the hiring level. Third, we do not introduce terms that require the strongest assumptions regarding the returns to unobservables in the selection equation. Lastly,

the counterfactual terms we use do not require any estimation on the minority population which yields more precise results. This way, we focus on one part of the story only but this is a part for which the counterfactual terms, which we estimate, are accurate enough to be meaningful.

The decomposition goes as follows:

$$\begin{aligned} & \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] \\ & - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^D | X, Z, E^D = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} & = \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \\ & - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^D | X, Z, E^D = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} & + \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{F}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] \\ & - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & + \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}] \\ & - \mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{D}} = \mathbf{1}] \end{aligned} \quad (4)$$

All terms here involve selection and therefore require equality of the conditional variances of the unobservables. (1) corresponds to the observed differences in means between the working populations of F and D . (2) corresponds to unexplained differences in wages incorporating both observed and unobserved characteristics. It is written in a more compact form but it exactly corresponds to D_2 above. (3) is a modified version of H_2 which gives an aggregate measure of the differences in observable characteristics between the two populations. Contrary to H_2 above, this term is constructed independently of the hiring process in population D and is therefore meaningful even when there is discrimination at the hiring level. The crucial term here is:

$$\mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^{\mathbf{F}} = \mathbf{1}]$$

Since E^F is not observed for population D , this term is computed using the following relation:

$$\begin{aligned} \mathbf{E} [w^F | \mathbf{G} = \mathbf{D}, \mathbf{E}^F = \mathbf{1}] &= \frac{\mathbf{E} [w^F E^F | \mathbf{G} = \mathbf{D}]}{\mathbf{P} [E^F = 1 | \mathbf{G} = \mathbf{D}]} \\ &= \frac{\mathbf{E} [\mathbb{E}(w^F | X, Z, E^F = 1) \mathbb{P}(E^F = 1 | Z) | \mathbf{G} = \mathbf{D}]}{\mathbf{E} [\mathbb{E}(E^F | Z) | \mathbf{G} = \mathbf{D}]} \end{aligned}$$

This way, we neutralize the effects related to potential differences in selection at the hiring level between the two populations. The last term (4) gives an aggregate measure of the differences in observable and unobservable characteristics between the individuals who work in D and the ones who would be working if they belonged to F . If one believes that selection is harder for individuals of D , then this term is likely to be negative. In particular, this shows that, in this case, H_2 would underestimate the differences in observable characteristics between populations F and D .

This framework is used in the first paper, in a situation which is very close to the one presented here (working *vs.* non working individuals). It is also used in the second paper, but this time for two types of working individuals (executives *vs.* non executives).

Summaries of the papers

Each of the four chapters tackles a slightly different issue. In the first two we concentrate on a few problems that arise in the presence of selection. As mentioned above, although this question was already addressed in other papers like Neuman and Oaxaca (2004a, 2005), we highlight the limitations of their approach, in particular the restricted choice of the subpopulations which are implicitly used to compute their decompositions as well as the interpretation of some of their counterfactual terms. We, in turn, propose new counterfactuals which enrich the interpretation of the observed differences between the reference population and the one that is potentially discriminated against. The third chapter focuses on distributional questions with a binary variable of interest. Although the question of *going beyond the mean* for continuous variables like wages is widely treated in recent papers (see for instance Fortin, Lemieux, and Firpo, 2011, for a quite comprehensive approach), this question has not been addressed yet in the case of a binary variable. The fourth paper concentrates on paired audit studies. It re-examines the data from the controlled experiment by Pager (2003) and uses its specific design to address the critique formulated in Heckman (1998) regarding possible tester effects.

Summary of the first paper

Wages and Employment of French workers of Foreign Origin

This paper was written with Denis Fougère, Julien Pouget and Roland Rathelot. It provides one of the first descriptions of the situation of a representative sample of second generation immigrants on the French labor market. It highlights the fact that unexplained differences are much more striking regarding employment than wages.

This paper also attempts to incorporate in the decomposition literature, the

framework widely used in public policy evaluation, in particular the notion of counterfactual. It tries to clarify the decompositions derived from Oaxaca (1973) and Blinder (1973) when there is selection at the hiring level. In particular, it tries to highlight the difference between the selection bias issue, which is an estimation problem, and the selection process, that has other consequences, especially when discrimination also occurs at this level. It also tries to clarify the link between the quantities of interest and their empirical counterparts.

French individuals who were born in France or who arrived at an early age, and for whom at least one parent had foreign citizenship of a Maghrebian country at birth, have employment rates that are 18 points lower and wages that are 13 % lower than those of French individuals whose both parents were born French.

This study tries to quantify the shares of these differences which are due to composition effects, *i.e.* differences in education, age, place of residence, family background, *etc.*

We estimate employment and wage equations on the population of French individuals whose both parents were born French (reference population) and use them to compute counterfactual employment rates and mean wages for the population of Maghrebian origin. We specifically take care of selection issues that may affect the employment process.

We introduce a new counterfactual based on the full population that is potentially discriminated against, instead of being based on its working individuals only.

This new counterfactual allows us to give an aggregate quantification of the structural gap between the two populations, controlling for the fact that there may be barriers at the hiring level for the minority population.

In the end, we use two estimators to perform the wage gap decompositions in the presence of barriers at the hiring level. With the notations used earlier, we

define the first one as:

$$w_D^* = \sum_{i \in D} \left(\frac{\Phi(Z_i \hat{\gamma}_F)}{\sum_{i' \in D} \Phi(Z_{i'} \hat{\gamma}_F)} \right) \left(X_i \hat{\beta}_F + \hat{\rho}_F \hat{\sigma}_F \frac{\varphi(Z_i \hat{\gamma}_F)}{\Phi(Z_i \hat{\gamma}_F)} \right)$$

where X_{iD} is the vector of observable characteristics of individual i belonging to group D and entering the wage equation, Z_{iD} is the equivalent for the variables entering the employment equation, $\hat{\gamma}_F$ is the vector of estimated parameters associated to observable variables Z_{iF} which affect employment probability for individuals of group F , $\hat{\beta}_F$ is the vector of estimated parameters associated to observable characteristics X_{iF} entering the wage equation in group F , $\hat{\rho}_F$ is the estimated correlation coefficient between the employment and wage residuals in group F , $\hat{\sigma}_F$ is the standard error of the wage equation residual in group F .

Using w_D^* , we calculate the average wage that individuals from group D would get if they were selected in employment as the individuals of group F . The gap between this mean wage and the mean wage in group F represents an aggregate measure of the structural gap due to observable characteristics between populations F and D .

The second estimator corresponds to a potential wage for individuals of group D which are actually employed, under the assumption that unobservables are similarly distributed among both working populations:

$$w_D^{**} = \sum_{i \in D} \frac{E_{iD}}{\sum_{i' \in D} E_{i'D}} \left(X_{iD} \hat{\beta}_F + \hat{\rho}_F \hat{\sigma}_F \frac{\varphi(Z_{iD} \hat{\gamma}_F)}{\Phi(Z_{iD} \hat{\gamma}_F)} \right)$$

where E_{iD} is a dummy variable with value 1 if individual i of group D is employed, and 0 otherwise.

With the supplementary assumption that *employed individuals* of D would also

be employed if they belonged to F , this leads to the following decomposition:

$$\bar{w}_F - \bar{w}_D = \underbrace{\bar{w}_F - w_D^*}_{\text{structural gap}} + \underbrace{w_D^* - w_D^{**}}_{\text{selection}} + \underbrace{w_D^{**} - \bar{w}_D}_{\text{unexplained gap}}$$

The employment counterfactual is simply computed as:

$$p_D^* = \frac{1}{N_D} \sum_{i \in D} \Phi(Z_i \hat{\gamma}_F)$$

Although French individuals of Maghrebian origin are on average younger and less educated, this explains only 4 of the 18 points in the difference of employment rates. However, these differences in individual characteristics explain all of the wage gap. These results remain the same whether we study men and women separately or not.

French individuals originating from Southern Europe have the same employment rates as the reference population and their wages are on average 2% lower. Once again, this gap is entirely explained by observable individual characteristics, in particular differences in education.

Table 1 summarizes this and illustrates the above decomposition.

Table 1: Wage gaps

	Observed gaps $\bar{w}_F - \bar{w}_D$	Structural gap $\bar{w}_F - w_D^*$	Selection $w_D^* - w_D^{**}$	Unexplained gap $w_D^{**} - \bar{w}_D$
France-the Maghreb				
All	0.134	0.155 [0.151 ; 0.160]	-0.023 [-0.025 ; -0.021]	0.001 [-0.003 ; 0.004]
Men	0.155	0.179 [0.173 ; 0.184]	-0.032 [-0.034 ; -0.030]	0.006 [0.001 ; 0.011]
Women	0.108	0.125 [0.119 ; 0.131]	-0.016 [-0.019 ; -0.014]	-0.002 [-0.008 ; 0.003]
France-Southern Europe				
All	0.020	0.025 [0.023 ; 0.028]	0.002 [0.001 ; 0.003]	-0.008 [-0.011 ; -0.006]
Men	0.000	0.021 [0.017 ; 0.025]	0.004 [0.002 ; 0.005]	-0.027 [-0.030 ; -0.023]
Women	0.038	0.026 [0.022 ; 0.030]	0.003 [0.002 ; 0.005]	0.011 [0.007 ; 0.014]

Note: the observed wage gap between the reference population and French individuals of maghrebian origin is of 13.4%; for employed individuals the unexplained gap is 0.1% whereas the structural gap is 15.5%; selection amounts to -2.1%. Confidence intervals are at the level of 95%.

Field: French individuals, born in France or arrived before 5, aged 18 to 65, living in ordinary dwellings, excluding students, retired people and self-employed workers.

Source: Labor Force Survey (2005-2008), Insee

Summary of the second paper

National Origin Differences in Wages and Hierarchical Positions

This paper was written with Julien Pouget. It explains differences in wages and hierarchical positions in France according to national origin. The data come from a matched employer-employee wage survey carried out in 2002. The business survey provides very reliable wage data which are matched to many individual-level variables collected in a household survey. The sample of male full-time workers is decomposed into three sub-samples according to the parents' birthplace (France, North Africa and Southern Europe).

The large number of executives in the sample allows us to perform a switching regression model of wage determination and occupational employment. We adapt and extend existing decomposition methods to this framework. While the usual methods only take care of selection issues, we develop here a methodology to also take proper account of the related composition effects due to differences in hierarchical positions when comparing mean wage gaps. Moreover the method

we use requires only the estimation of the model on the reference population, and therefore yields more precise results when the sample size of the group potentially discriminated against is small.

Our results seem quite robust to model specification and estimation methods. The general finding is that we find little or no wage discrimination regarding national origin but substantial unexplained gaps remain in the share of executives. For the latter point, the difference between French workers whose parents were born in France and those whose parents were born in the Maghreb is 5.2 percentage points and amounts to 9.9 percentage points with regard to French workers whose parents were born in Italy, Portugal or Spain. In both cases the counterfactual share of executives is 3 percentage points higher than is actually observed and this difference is significant at a 5% level. This certain degree of occupational segregation yields composition effects. Indeed, for instance, the overall unexplained gap which is observed against French workers whose parents were born in the Maghreb mostly comes from unexplained differences in the share of executives although both among executives and non-executives, we do not find any unexplained wage differences. Moreover, differences in the returns to some of the individual characteristics, including higher qualifications might reveal mechanisms of statistical discrimination on the labor market.

These results were obtained thanks to two sets of counterfactual wages which help tell different stories.

The first set allows reshuffling of individuals between executives and non-executives. By reshuffling, we mean that in the counterfactual population structure, individuals may *become* executives even if they are non-executives in the sample, and the opposite is also true. It generates a new mean wage for non-executives and a new mean wage for executives. Together with the counterfactual share of executives this gives a counterfactual mean wage for the full working population.

This counterfactual mean wage is the one which gives information regarding overall unexplained wage gaps. It amounts to 1.5% against French workers whose parents were born in the Maghreb and this gap is significant at a 5% level. For French workers whose parents were born in Southern Europe, the overall difference is very close to zero and never significant.

The second set of counterfactual wages is intended purely to specifically target executives and non-executives. However, since it does not allow reshuffling, this approach will not be used to assess the question of the overall unexplained gap. Interestingly, the unexplained gap among executives and non-executives is either non-significant or in favor of the potentially discriminated against populations, but barely significant. This tends to show that there is no wage discrimination for a given hierarchical position. However, remember that we cannot rule out that discrimination could take place at the hiring level since our survey contains only working individuals.

With the notations introduced earlier, we define the counterfactual share of executives as:

$$p_{eD}^* = \frac{1}{N_D} \sum_{i \in D} \Phi(Z_{iD} \hat{\gamma}_F)$$

In the following, the dummy variable E corresponds to the selection between executives and non-executives instead of the selection into employment. We also introduce two potential wages for each population w_e and w_{ne} corresponding to executives and non-executives.

The counterfactual mean executive wage for population D is computed over the entire D population with the same returns to observables as population F .

$$\bar{w}_{e_D}^* = \sum_{i \in D} \left(\frac{\Phi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)}{\sum_{i \in D} \Phi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)} \right) \left(X_{i_{e_D}} \hat{\beta}_{e_F} + \hat{\rho}_{e_F} \hat{\sigma}_{e_F} \frac{\varphi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)}{\Phi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)} \right)$$

This empirical counterfactual corresponds to the weighted average of the expected wages conditional on being an executive, computed on all individuals of D with weights equal to their probability of being an executive if they belonged to population F . This is intended to estimate the mean of $w_{i_{e_F}}$ over the individuals of D such that $E_{i_F} = 1$. In this sense, the numerator alone $\mathbf{E}[\mathbb{E}(w_{i_{e_F}} E_{i_F} | X_i, Z_i) | \mathbf{G} = \mathbf{D}]$ would correspond to a mean over all individuals computed with $w_{i_{e_F}}$ for those for whom $E_{i_F} = 1$ and 0 for those for whom $E_{i_F} = 0$. In order to match an “observed” mean (in which we would not have the 0’s), we correct for the proportion of individuals such that $E_{i_F} = 1$. This explains the term $\mathbf{E}[\mathbb{E}(E_{i_F} | Z_i) | \mathbf{G} = \mathbf{D}]$ in the denominator.

The second counterfactual we use is:

$$\frac{1}{\sum_{i \in D} E_{i_D}} \sum_{i \in D} E_{i_D} \left(X_{i_{e_D}} \hat{\beta}_{e_F} + \hat{\rho}_{e_F} \hat{\sigma}_{e_F} \frac{\varphi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)}{\Phi(Z_{i_D} \hat{\gamma}_F)} \right)$$

In this expression, the counterfactual wage corresponds to the mean wage that the current executives from population D would obtain if they “followed” the same model as the executives of population F supposing that they would still be executives if they “followed” this model. This counterfactual mean executive wage does not take into account the possible reshuffling between the executives and non-executives of population D once we consider that they “follow” the model of population F . In particular, if we consider that there is discrimination against access to executive positions, this counterfactual executive wage does not take into account all the potentially new executives, which the first counterfactual wage does. The non-executive corresponding terms derive directly from the above expressions.

Overall this paper helps describe discriminations with regard to national origin on the French labor market. Audit studies like that of Duguet, Leandri, L'Horty, and Petit (2007) or Cediey, Foroni, and Garner (2008) show that there exists discrimination at the hiring level. Other articles like Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b) or Boumahdi and Giret (2005) highlight that wage discrimination seems very slight compared to this latter. This paper goes in the same direction. It finds very little unexplained differences in terms of wages, but it shows that other barriers seem to exist with unexplained differences in access to higher hierarchical positions, which raises the question of the existence of a *glass ceiling* for French workers of foreign origin.

Summary of the third paper

The Heterogeneity of Ethnic Employment Gaps

This paper was written with Élise Coudin and Roland Rathelot. It provides new empirical evidence about the heterogeneity of ethnic employment gaps, for males on the French labor market as well as a new method to study the heterogeneity of binary outcomes that allows for the inclusion of many covariates in the model.

We find that the ethnic unexplained employment gap concerning French males of North African origin is sizable for low-skill individuals and decreases steadily to become much smaller for the high-skill ones. This result is in line with previous work based on subgroup analysis, but it goes further in the sense that the method we introduce allows us to describe this heterogeneity in a more systematic way.

We also show that much care should be taken in the interpretation of these findings. It would be tempting to jump to the conclusion that low-skill minority workers are more discriminated against than high-skill ones. On the contrary, we show that these differences are in fact compatible with a theoretical framework in which the ratio of the hiring probabilities between the majority and the minority

groups does not depend on skill. Moreover, we embed a statistical-discrimination model in a search-and-matching framework to analyze the hiring probabilities as a function of structural parameters. Using this model, we show that it is possible to interpret a constant ratio of the hiring probabilities as the result of a statistical discrimination process in which all minority workers are treated equally regardless of their skill level. However, for sake of simplicity, the theoretical model which we develop here focuses mainly on reproducing the employment gap heterogeneity whereas the wage part is voluntarily left simple. Future work could be devoted to developing discrimination models that incorporate both recent findings on wage and employment gap heterogeneities.

Going back to Rubin's framework with employment Y as variable of interest, a quite natural way to study the heterogeneity of employment gaps is to study

$$E(Y_i^F | X_i = x, D) - E(Y_i^D | X_i = x, D), \forall x.$$

For each *cell*, the first term of this difference is estimated on population F and the second one on population D .

Although this approach is theoretically sufficient to study the heterogeneity of employment gaps, the credibility of the CIA often requires to include a large number of covariates in the model. However, as more covariates are included, the number of individuals by *cell* is going to rapidly decrease, due to the curse of dimensionality. Unless an extremely large dataset is available, the preceding approach will thus be impossible to use when a large number of covariates is necessary to make reliable comparisons between groups.

The curse of dimensionality is a well documented issue in empirical economics and especially in the matching literature. The usual solution, as proposed by Rosenbaum and Rubin (1983), consists in conditioning by a propensity score instead

of the full set of covariates. As it happens, a similar method also works here. The following proposition enables us to overcome the curse of dimensionality when studying the heterogeneity of unexplained employment gaps:

$$Y_i(F) \perp T_i | X_i, \forall i \Rightarrow Y_i(F) \perp T_i | P(Y_i(F) = 1 | X_i), \forall i.$$

Although they share some similarities, the method proposed here is different from the classical conditioning using a propensity score. Indeed, a propensity score measures the propensity to be treated, whereas, here, the employability index p measures the propensity to be employed, that is the propensity of a positive outcome.

The above result reduces the dimension of X to a single one:

$$p_i = P(Y_i(F) = 1 | X_i) = E(Y_i(F) | p_i).$$

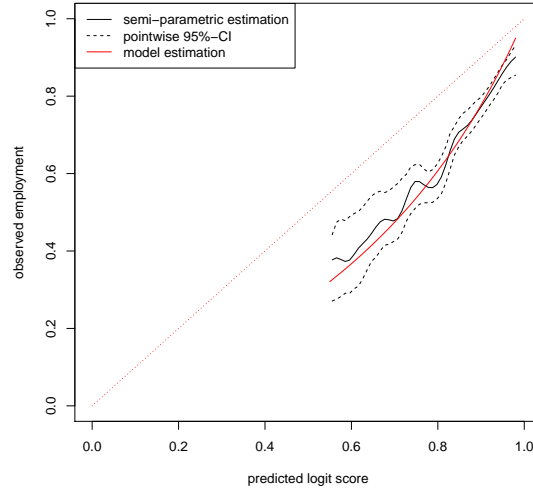
Therefore, under the CIA,

$$E(Y_i(F) | p_i, D) - E(Y_i(D) | p_i, D) = E(Y_i(F) | p_i) - E(Y_i(D) | p_i).$$

A natural way of studying the heterogeneity of employment gaps is thus to study the counterfactual probability of employment as a function of p . The first step consists in estimating the counterfactual probability of employment as a function of the observables: $p(X) = P(Y(F) = 1 | X)$. In a second step, it is possible to compute a counterfactual probability of employment for each individual of population D : $p_i = P(Y_i(F) = 1 | X_i)$. The third step consists in estimating $E(Y(D) | p)$ (which is a function of p). This is done by computing the empirical average of $Y_i(D)$ for all individuals of D whose counterfactual probability of employment is equal to p . Because this probability is continuous, this is done using kernel methods.

The main results are summarized in figure 1. On the x-axis is the *theoretical* employment rate given all observable characteristics as estimated in the reference

Figure 1: Estimation of the theoretical model vs. semi-parametric estimation



Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Confidence intervals are 95% pointwise confidence intervals obtained by bootstrap on the full sample. Predicted employment probabilities are based on the estimation of a logit on the reference population. Gaussian kernel estimates with bandwidth $h = .05$. The red curve corresponds to:

$$e_D = \frac{1}{1 + \frac{p_F}{p_D} \left(\frac{1}{e_F} - 1 \right)} \quad \text{with} \quad \frac{p_D}{p_F} = 0.39$$

population. On the y-axis is the observed employment rate among French men of maghrebian origin. The unexplained employment gap corresponds to the gap between the curve and the line of equation $y = x$.

The unexplained employment gap is sizable for most individuals of the population of interest. Moreover, the unexplained employment gap seems to decrease steadily for higher employability levels. Such a graph could remind of a sticky-floor story in which the individuals whose characteristics tend to drive them away from employment suffer more from their ethnic background than the ones with higher qualifications. In fact, as detailed in this paper, the link between differences in employment gaps and heterogenous discrimination is not so straightforward, and

this result could well emerge from a framework in which the discrimination process would be blind with regards to skills.

Summary of the fourth paper

How to use data from paired audit studies

This paper was written with Denis Fougère and Roland Rathelot. It re-examines the data from the audit study by Pager (2003) who focuses on the consequences of incarceration for the employment outcomes of black and white job seekers.

Pager focuses on the institutional branding of ex-offenders and its direct effect on job opportunities. The study was designed in the following way: seven male auditors, four black and three white college students from Milwaukee were trained for this field experiment and matched on similar physical characteristics. The audit study focuses on the first stage of the hiring process for entry-level jobs. The black pairs were sent to 200 interviews and the white pairs to 150 interviews. For each interview one of the two auditors would play the role of the ex-offender and they would play this role alternatively along the course of the study. In order not to raise suspicion, two different teams never applied to the same jobs, in particular, black and white teams applied to two different sets of jobs. The experimental data is summarized in Table 2.

Although audit studies may seem very seducing, a few concerns and limitations remain, most of which are summarized in Heckman (1998). In particular the main critique comes from a misuse of the *ceteris paribus* argument when testers are matched.

In the specific case of the data collected in Pager (2003), the testers play alternatively the role of the ex-offender. Contrary to what usually happens in audit studies, the same tester will therefore play, along the experiment, both the role of

Table 2: Aggregated results of the applications by race and criminal status

	White	Black
(a) Both rejected	94	171
(b) Both called back	20	9
(c) Ex-offender called back only	5	1
(d) Ex-offender rejected only	31	19
((d)-(c)) / ((a)+(b)+(c)+(d))	17.3% [9.9,24.8]	9.0% [4.8,13.2]
((d)-(c)) / ((b)+(c)+(d))	46.4% [28.8,64.1]	62.1% [40.7,83.4]
((d)-(c)) / ((c)+(d))	72.2% [48.5,96.0]	90.0% [69.1,110.9]
Total	150	200

Note: Confidence intervals are presented at the 95% level and are computed under asymptotic normality assumption.

the potentially discriminated against individual or the role of the reference individual. This specificity brings to light evidence of tester effects although they are probably weak. Simultaneously, it allows us to take into account this tester unobserved heterogeneity which answers the main critique stated in Heckman (1998) and therefore identify the effect of being an ex-offender on the probability of being called back after an interview. This paper also gives us the opportunity to discuss models and hypothesis lying behind the descriptive statistics used in audit studies.

The most widely used statistic corresponds to the net difference in the hiring probabilities. Let E_c be a dummy variable with value 1 if the candidate with a criminal record was called back and E_{nc} be the equivalent for the other candidate. Net discrimination is usually defined as:

$$\mathbb{P}(E_c = 1) - \mathbb{P}(E_{nc} = 1)$$

Since

$$\mathbb{P}(E_c = 1) = \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 0) + \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 1)$$

and

$$\mathbb{P}(E_{nc} = 1) = \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 1) + \mathbb{P}(E_c = 0, E_{nc} = 1)$$

Table 3: Tester specific results by criminal status for the white applicants

Tester playing the ex-offender	T1	T2	T1	T3
Tester with no criminal record	T2	T1	T3	T1
Both rejected	22	21	27	24
Both called back	4	3	7	6
Ex-offender called back only	0	2	0	3
Ex-offender rejected only	6	6	11	8
Total	32	32	45	41
p-value of a test of $\beta = 0$ against $\beta < 0^a$	0.016	0.145	$5 \cdot 10^{-4}$	0.113

^aThis test refers to the semi-parametric test à la Manski. Only the lines *Ex-offender called back only* and *Ex-offender rejected only* matter

this net difference is also equal to

$$\mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 0) - \mathbb{P}(E_c = 0, E_{nc} = 1)$$

This statistic corresponds exactly to the OLS estimate of the coefficient of a criminal record dummy in a linear probability model with firm fixed effects. Controlling for tester effects in this linear framework corresponds to adding tester dummies in the model. Note that the only probabilities which are used here are the ones for which one tester was called back but not the other one. In fact this will also be the case in subsequent approaches. This actually makes sense because they correspond to the situations that reveal the employer’s preferences and therefore bring information in terms of discrimination. Table 3 summarizes the experimental results for the subset of the White testers.

Taking into account the fundamentally non-linear aspect of the hiring decision while controlling for firm heterogeneity may be achieved, in the same spirit as in the linear framework, thanks to a conditional logit model (also called “fixed effect” logit). This type of models appears in papers on the housing market such as Ondrich, Stricker, and Yinger (1999) but they seem to remain rarely used in the audit studies concerning the labor market. In this kind of models, the identification relies solely on the pairs for which the outcomes differ across the candidates. With this approach,

Table 4: Presentation of Fisher's exact test with testers T1 and T2

	T1 prefered	T2 prefered	
T1 as the ex-offender	$a = 0$	$b = 6$	$a + b = 6$
T2 as the ex-offender	$c = 6$	$d = 2$	$c + d = 8$
	$a + c = 6$	$b + d = 8$	$a + b + c + d = 14$

Reading: Among the 14 situations in which one tester was clearly preferred to the other one, T1 played the ex-offender 6 times and for each of these situations T2 was the only one to be called back.

it is the ratio of probabilities and not its difference which matters. Once controlled for firm unobserved heterogeneity, the relative impact of a criminal record is very high and it is more than 3 times higher for Blacks than for Whites, although this difference is not significant at the 5% level. This approach also theoretically allows us to control for tester effects but the number of relevant observations per pair of testers is actually too small to implement it here.

Finally we turn to a semi-parametric and then a non parametric framework to test for the effect of a criminal record as well as to test for tester effects. The semi-parametric framework lacks power and is not conclusive even regarding the negative effect of having a criminal record. Then we show that the test introduced in Fisher (1922) is suitable for Pager's data. Its results show that there may be some tester effect, although quite small. It also clearly rejects the null hypothesis of no effect from a criminal record, even when properly controlling for potential tester effects. An example of how the test works when trying to assess the effect of a criminal record follows from the contingency Table 4.

Given the observed margins ($a + b$, $c + d$, $a + c$ et $b + d$) and under the null hypothesis that there is no effect of a criminal record, it seems quite intuitive that the observed distribution of observations is rather unlikely. Fisher's exact test helps us quantify how unlikely it is. Given the margins, the observations follow a

hypergeometric law:

$$\mathbb{P} \left(\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \right) = \frac{\binom{a+c}{a} \binom{b+d}{b}}{\binom{a+b+c+d}{a+b}}$$

Such an uneven distribution of observations happens in less than 1% of cases. Therefore we can reject the null hypothesis while properly taking into account potential tester effects.

Conclusion

In the first three papers, we highlight new empirical facts concerning discrimination on the French labor market. We find little or no wage discrimination, but barriers seem to exist at the hiring level and regarding access to higher hierarchical positions. Moreover, the unexplained employment gap seems to decrease steadily for higher employability levels.

Public policies fighting discrimination should target the hiring level more than wages. However, we also highlight that a quite substantial part of observed ethnic differences are due to composition effects, in particular differences in education. Therefore, it should not be forgotten that fighting discrimination is not sufficient to reduce inequality on the labor market and that it can only be achieved by also reducing education inequality.

These new empirical facts also raise new theoretical questions and further research should try to understand the underlying structural mechanisms that explain what we observe.

Specificities of the hiring stage could also be investigated through specific *smart* experiments to, for instance, confirm or infirm whether the discrimination phenomenon is *blind* with regards to skills or not.

However, as shown in the fourth paper, controlled experiments should also be considered with caution and may be subject to criticism like the one formulated in Heckman (1998). Particular care should therefore be taken in their design to avoid potential biases and ensure enough power.

L'emploi et les salaires des Français d'origine étrangère

Ce chapitre a été écrit avec Denis Fougère, Julien Pouget et Roland Rathelot (Crest - Insee). Les auteurs tiennent à remercier, pour leurs remarques et suggestions constructives, les deux rapporteurs anonymes d'Économie et Statistique, les participants à différents séminaires et conférences, ainsi que Jim Albrecht, Manon Domingues Dos Santos, Guy Laroque, David Neumark, Sébastien Roux, Patrick Simon et François-Charles Wolff, qui ont bien voulu lire et commenter des versions antérieures de cette étude.

Sommaire

1.1	Introduction	44
1.2	Le champ de l'étude	48
1.3	Les données utilisées	49
1.4	De fortes différences apparentes entre les trois groupes	52
1.5	La décomposition des écarts de probabilité d'emploi et de salaire	54
1.6	Le modèle statistique	55
1.7	Résultats	63
1.7.1	Les équations d'emploi et de salaire	63
1.7.2	Une décomposition des écarts de probabilités d'emploi	69
1.7.3	Une décomposition des écarts de salaires	70

Les Français ayant au moins un parent immigré originaire du Maghreb ont des taux d'emploi inférieurs de 18 points et des salaires 13 % inférieurs à ceux des Français dont les deux parents sont Français de naissance.

Notre étude cherche à déterminer quelle part de ces écarts peut être attribuée aux niveaux de diplômes obtenus, à l'âge, au lieu de résidence, à la situation familiale des personnes, etc.

Pour cela, nous commençons par estimer des équations d'emploi et de salaire sur la population des Français n'ayant pas de parents immigrés. Puis, nous utilisons ces estimations pour attribuer aux Français d'origine maghrébine un niveau d'emploi et un salaire *potentiels* qui tiennent compte de leurs caractéristiques individuelles observées. Un soin particulier est apporté au traitement de la sélection pouvant affecter le processus d'accès à l'emploi.

Les résultats montrent que le fait que cette population soit, entre autres, plus jeune et moins diplômée en moyenne, ne rend compte que de 4 des 18 points d'écart de taux d'emploi. En revanche, les différences de caractéristiques individuelles observées expliquent totalement les écarts de salaires entre les deux groupes. Ces résultats demeurent identiques si l'on considère séparément les hommes et les femmes.

Les Français ayant au moins un parent immigré originaire d'Europe du Sud ont des taux d'emploi égaux à ceux des Français dont les deux parents ne sont pas immigrés et des salaires inférieurs de 2 %. Là encore, cet écart s'explique entièrement par les différences de caractéristiques observables entre ces populations, en particulier par des niveaux d'éducation différents.

1.1 Introduction

Malgré l'abondante littérature internationale, tant théorique que statistique, consacrée à l'analyse des discriminations (encadré 1), la situation française a été jusqu'ici peu examinée par les économètres, alors même que les statistiques disponibles (Insee, 2005) font apparaître des écarts importants, notamment en termes d'accès à l'éducation et à l'emploi, entre les immigrés et le reste de la population. Toutefois, l'intérêt pour cette question a cru au cours de ces dernières années, sous l'influence combinée de l'actualité politique et sociale et de la mise à disposition d'ensembles de sources statistiques plus précises et plus riches.

Plusieurs études, relativement récentes, témoignent de cet intérêt croissant¹. Ainsi, Fougère et Safi (2005, 2009) ont utilisé des données longitudinales provenant des recensements généraux de la population pour montrer que l'acquisition de la nationalité française a un impact positif sur l'accès à l'emploi des immigrants. Cette *prime à la naturalisation* semble particulièrement importante pour les groupes d'immigrants qui s'insèrent plus difficilement sur le marché du travail, notamment les hommes originaires d'Afrique sub-saharienne et du Maroc et les femmes originaires de Turquie et du Maghreb. Les études de Silberman et Fournier (1999), et Meurs, Pailhé et Simon (2006) montrent que les descendants d'immigrés pourraient subir des discriminations sur le marché du travail. Pouget (2005) centre son analyse sur les difficultés d'accès à la fonction publique. Dans une étude similaire, Aeberhardt et Pouget (2010) décomposent les écarts de salaires entre les Français dont les deux parents sont nés en France et ceux dont les deux parents sont nés au Maghreb, en prenant en compte la sélection affectant l'accès aux différentes catégories socioprofessionnelles. Ils ne trouvent pas d'écarts salariaux systématiques, mais des probabilités inégales d'accès aux emplois de cadres. On peut également noter une série de travaux réalisés par le Céreq à partir de l'enquête Génération 92, portant

¹ L'étude de Dayan, Echardour et Glaude (1996) fait toutefois figure d'article précurseur.

plus spécifiquement sur les jeunes².

Toutefois, aucun de ces travaux n'examine de façon simultanée l'accès à l'emploi et les salaires des français d'origine étrangère, notamment de ceux nés de parents immigrés. C'est l'objectif que poursuit notre article en mobilisant les données des enquêtes sur l'emploi réalisées par l'Insee de 2005 à 2008³. Plus précisément, notre but est ici d'estimer les parts explicable et plus difficilement explicable des écarts de salaire et de probabilité d'emploi qui existent entre les Français d'origine étrangère et ceux dont les deux parents sont nés français. Cette estimation est conduite ici en tenant compte de la sélection potentielle affectant l'accès à l'emploi, la discrimination (si discrimination il y a) pouvant survenir tout aussi bien à ce stade qu'au moment de la rémunération proprement dite. Ce faisant, nous devons tenir compte d'une difficulté à laquelle les chercheurs utilisant des données d'enquête en population générale font fréquemment face, à savoir la faiblesse relative des sous-échantillons de personnes potentiellement discriminées et l'imprécision subséquente des paramètres qui sont au centre de ce type d'étude. Les propositions méthodologiques que nous faisons dans cet article sont une réponse à cette difficulté, inhérente au sujet traité.

Dans la suite de l'article, nous présentons successivement les données utilisées, des statistiques descriptives sur les différents groupes inclus dans le champ de l'étude, des éléments de méthode, l'approche statistique privilégiée, puis les résultats de nos estimations.

²Voir, par exemple, Dupray et Moullet (2004), qui trouvent notamment des différences plus marquées dans l'accès à l'emploi qu'en matière de salaire.

³Notre étude généralise l'étude de Boumahdi et Giret (2005) qui, avec une méthodologie proche de la nôtre, examinent le cas d'une cohorte de sortants de l'enseignement secondaire en 1994

Encadré 1 Les discriminations : arguments théoriques et mises en évidence empiriques

On caractérise généralement la discrimination comme une situation dans laquelle des personnes, par ailleurs semblables, sont traitées de manière différente par les employeurs, les loueurs de logement, les agents de l'État, etc., en raison de leur appartenance à des groupes démographiques ou sociaux distincts. Depuis une trentaine d'années, les économistes et les économètres ont construit un ensemble d'outils adaptés à l'étude tant théorique qu'empirique des phénomènes de discrimination. Ces outils ont largement contribué à l'analyse des inégalités sur le marché du travail. Les travaux des économistes ont principalement porté sur les différences d'accès à l'emploi ainsi que sur les différences de salaire entre groupes ethniques, ou bien entre hommes et femmes.

D'un point de vue théorique, les économistes ont introduit le concept de discrimination statistique. Cette forme de discrimination peut apparaître dès lors que les employeurs ne peuvent a priori évaluer avec précision les qualités des candidats aux offres d'emplois vacants. Pour prendre leur décision, les employeurs ont parfois recours à des informations supplémentaires (fournies, par exemple, par des tests d'embauche), ou, à défaut, s'appuient sur des préjugés relatifs aux caractéristiques moyennes de tel ou tel groupe démographique ou social. Dès lors, des individus dont le capital humain est identique mais qui n'appartiennent pas aux mêmes groupes démographiques ou sociaux, peuvent suivre des parcours professionnels très différents, en raison des préjugés des employeurs au moment de l'embauche (Phelps, 1972; Arrow, 1973).

Plus encore, la discrimination statistique est susceptible d'engendrer des inégalités persistantes entre les groupes : Coate et Loury (1993) montrent ainsi que les préjugés des employeurs peuvent désinciter les travailleurs à investir en formation. Autrement dit, ces préjugés peuvent devenir auto-réalisateurs : les employeurs pensent que certains groupes démographiques seraient en moyenne moins productifs que d'autres ; ce faisant, ils découragent les efforts d'éducation de ces groupes qui, par la suite, se révèlent en moyenne effectivement moins productifs.

La revue de littérature d'Altonji et Blank (1999) présente les principales études économétriques consacrées à la mesure des discriminations. De nombreux travaux ont cherché à décomposer les écarts de taux d'emploi et de salaires en

une part expliquée par les différences de formation et d'expérience professionnelle et une part non expliquée par ces variables, part qu'il serait toutefois abusif d'interpréter comme une stricte résultante des discriminations. La méthode de décomposition la plus utilisée a été introduite par Oaxaca (1973); Blinder (1973). À l'aide de cette méthode, la plupart des études nord-américaines concluent que, malgré d'importantes différences de caractéristiques observables entre Noirs et Blancs, la discrimination sur le marché du travail expliquerait au moins un tiers de l'écart de salaire observé entre ces deux groupes.

Cependant, les composantes dues aux différences de caractéristiques observables d'une part, et au rendement salarial différencié de ces caractéristiques d'autre part, peuvent poser des problèmes d'interprétation. En particulier, la part non expliquée, parfois considérée comme un résultat de la discrimination, peut être surestimée à cause de la présence d'hétérogénéité inobservée. Un autre problème méthodologique provient de la présence potentielle d'un biais de sélection. Pour cette raison, des approches plus générales ont été proposées, par exemple par Oaxaca et Ransom (1994); Neuman et Oaxaca (2004a, 2005). D'autres études ont tenté de prendre en compte le fait que les caractéristiques observables habituellement utilisées fournissent des mesures assez imprécises de la productivité des salariés : pour remédier à ce défaut, Neal et Johnson (1996) utilisent les tests militaires de qualification comme mesure de la productivité. Ces tests sont passés avant l'entrée sur le marché du travail et leurs résultats sont donc moins susceptibles d'être affectés par les choix d'activité des individus et par l'existence de discriminations sur le marché du travail.

Une autre méthode de mise en évidence des discriminations est le *testing*. Cette procédure, qui est de plus en plus utilisée, tente de placer dans des situations comparables des individus appartenant à un groupe de référence et d'autres appartenant à un groupe potentiellement discriminé. Par exemple, Bertrand et Mullainathan (2003) ont effectué une expérience de ce type pour mesurer la discrimination à l'embauche. Ils ont répondu à des annonces en envoyant des curriculum vitae fictifs dans lesquels le prénom était à *consonance noire* ou bien à *consonance blanche*. Les prénoms à consonance blanche ont reçu 50 % de convocations en plus pour des entretiens. Duguet et Petit (2005), puis Duguet, Leandri, L'Horty et Petit (2007), ont appliqué cette méthode au cas français. Heckman (1998), et plus récemment Aeberhardt, Fougère et Rathelot (2009), ont insisté sur certaines des limites de cette méthode.

1.2 Le champ de l'étude

Selon la définition adoptée par le Haut Conseil à l'Intégration, un immigré est une personne vivant en France, et née étrangère à l'étranger.

En France, rappelons qu'il existe peu de sources statistiques permettant de connaître tout à la fois la situation des personnes enquêtées sur le marché du travail, leur salaire et leur origine nationale. Lorsqu'en outre on souhaite s'intéresser aux enfants d'immigrés, il faut, d'une part, connaître la nationalité à la naissance et le lieu de naissance de leurs parents et, d'autre part, disposer de l'âge d'arrivée en France des personnes enquêtées. Ces variables sont disponibles dans l'enquête Formation et qualification professionnelle (Insee, 2003), mais la taille des échantillons concernés par le champ de cette étude est très réduite. En revanche, dans l'enquête Emploi en continu (EEC), toutes ces variables sont disponibles pour les individus qui sont entrés dans le dispositif à partir du premier trimestre de 2005. Cependant, le champ de notre étude est défini à partir d'un critère objectif un peu plus large que celui lié à la nationalité et au lieu de naissance des parents. Nous retenons en effet les personnes nées en France, ou arrivées en France avant l'âge de 5 ans, et dont au moins l'un des deux parents était de nationalité étrangère à la naissance (nationalité d'un pays du Maghreb pour le premier groupe, et d'Europe du Sud pour le second⁴).

⁴Les personnes arrivées en France après leur naissance, mais avant l'âge de 5 ans, sont peu nombreuses. Dans notre échantillon, elles sont au nombre de 76 dans le cas où un seul parent est d'origine maghrébine (contre 1117 nées en France dans ce même cas), et 333 dans le cas où les deux parents sont de cette origine (contre 2045 nées en France dans ce même cas); elles sont au nombre de 94 dans le cas où un seul des parents est originaire d'un pays d'Europe du Sud (contre 2782 nées en France dans ce même cas), et 372 lorsque les deux parents sont de cette même origine (contre 2132 nées en France dans ce même cas).

1.3 Les données utilisées

Depuis 2003, l'Insee a remplacé son enquête annuelle sur l'emploi par une enquête trimestrielle, dite enquête Emploi en continu (EEC). Cette enquête est la seule qui permette de mesurer le taux de chômage au sens du Bureau international du travail ; c'est là son objectif principal. Mais de nombreuses autres informations sont également disponibles dans cette enquête, notamment en ce qui concerne les salaires et l'origine nationale des personnes interrogées.

L'enquête est menée chaque trimestre auprès d'environ 45 000 logements ordinaires. Nous ne considérons ici que la première vague d'interrogation afin de disposer de l'information sur les salaires perçus. Plus précisément, nous retenons toutes les premières interrogations réalisées entre le premier trimestre 2005 et le quatrième trimestre 2008. Sont exclus de l'échantillon les étudiants, les retraités et les travailleurs indépendants. Parmi les individus restants, nous avons distingué trois groupes de personnes : les Français dont les deux parents étaient de nationalité française à la naissance (ce groupe, appelé *groupe de référence* par la suite comprend 102 830 personnes), les Français dont au moins l'un des deux parents avait la nationalité d'un pays du Maghreb à la naissance (ce groupe correspond à 4 073 individus), et les Français dont au moins l'un des deux parents avait la nationalité d'un pays d'Europe du Sud à la naissance (ce groupe comprend 5 317 individus). Comme l'indique le Tableau 1.1, les effectifs des autres groupes, en particulier celui composé des personnes dont l'un au moins des deux parents est né en Afrique subsaharienne, ainsi que celui composé des personnes dont l'un des parents est né au Maghreb et l'autre dans un pays d'Europe du Sud, sont trop faibles pour donner lieu à une analyse statistique extensive.

Il aurait été intéressant de savoir si l'accès à l'emploi et le salaire dépendent du type d'ascendance, par exemple du fait que l'un seulement des deux parents est d'origine étrangère, et plus précisément du fait qu'il s'agit en ce cas de la mère

50 Chapitre 1. L'emploi et les salaires des Français d'origine étrangère

TABLE 1.1 – Répartition de l'échantillon en fonction de l'origine nationale des parents

	Effectif	Proportion en emploi (%)	Salaire mensuel moyen
Un parent originaire d'Afrique subsaharienne	98	67	1696
Deux parents originaires d'Afrique subsaharienne	199	52	1370
Un parent originaire du Maghreb	1193	60	1431
Deux parents originaires du Maghreb	2378	59	1384
Un parent originaire d'Europe du Sud	2876	75	1618
Deux parents originaires d'Europe du Sud	2504	79	1565
Un parent originaire du Moyen-Orient	198	66	1303
Deux parents originaires du Moyen-Orient	213	66	1379
Un parent originaire d'Europe du Sud, l'autre du Maghreb	37	59	1945
Deux parents nés Français	98369	78	1648

Lecture : Il y a, dans notre échantillon, 98 individus ayant un parent originaire d'Afrique subsaharienne (l'autre n'en étant pas originaire). Parmi ceux-ci, 67 % sont en emploi.

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : Enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

ou du père. Les résultats d'une première analyse, très descriptive, sont reportés dans le tableau 1.1 qui présente le taux d'emploi et le salaire mensuel moyen des personnes interrogées, selon que seule leur mère, ou seul leur père, ou encore leurs deux parents, sont originaires d'un pays du Maghreb ou d'un pays d'Europe du Sud.

Le tableau 1.2 met en évidence la faiblesse des effectifs concernés, notamment pour les personnes dont l'un des deux parents seulement est né dans un pays du Maghreb. Au vu de ce tableau, il est difficile de conclure que la probabilité d'emploi est significativement différente lorsque l'un seulement des deux parents, le père ou la mère, est d'origine étrangère. Pour le salaire, les choses sont quelque peu différentes : à origine nationale des parents donnée, ce sont les personnes dont les deux parents sont de même origine étrangère qui ont les salaires mensuels les plus faibles. Lorsque l'un seulement des deux parents est d'origine étrangère, le salaire mensuel moyen de son descendant direct est légèrement plus élevé. Mais la faiblesse des effectifs correspondants empêche de conduire une analyse statistique désagrégée, qui obligerait en outre à tenir compte des autres variables explicatives des écarts de salaires (éducation, âge, genre, etc.). C'est donc principalement l'argument de la

TABLE 1.2 – Taux d’emploi et salaire mensuel moyen en fonction du type d’ascendance

	Effectif	Proportion en emploi (%)	Salaire mensuel moyen des actifs
Mère maghrébine, père d’une autre origine	416	56	1416
Père maghrébin, mère d’une autre origine	777	62	1438
Deux parents maghrébins	2378	59	1384
Mère originaire d’Europe du Sud, père d’une autre origine	1042	74	1601
Père originaire d’Europe du Sud, mère d’une autre origine	1834	75	1628
Deux parents originaires d’Europe du Sud	2504	79	1565

Lecture : Il y a, dans notre échantillon, 416 individus ayant une mère originaire d’Afrique subsaharienne (le père n’en étant pas originaire). Parmi ceux-ci, 56 % sont en emploi.

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : Enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

taille des échantillons qui limite ici l’analyse. Remarquons toutefois que les écarts bruts observés, en termes d’emploi comme de salaire, ne sont pas considérables.

Pour conduire l’analyse économétrique sur les salaires individuels, nous avons considéré le salaire mensuel déclaré par la personne enquêtée lorsqu’elle est salariée au cours du mois de référence, le nombre d’heures de travail effectuées durant le mois de référence (ou à défaut le nombre d’heures habituelles) étant introduit comme variable explicative dans l’équation de salaire. La situation vis-à-vis du marché du travail (en emploi, au chômage, en inactivité) est une observation ponctuelle, elle correspond à la situation déclarée à la date de l’interrogation. Les données nous permettent également de définir de manière assez fine le type de ménage dans lequel vit la personne enquêtée. Pour obtenir cette caractérisation, nous avons croisé les variables indicatrices de genre, de vie en couple, d’activité du conjoint et de présence d’enfants au sein du ménage. Par ailleurs, nous disposons d’une variable indicatrice de résidence en zone urbaine sensible (ZUS) que l’on croise avec une indicatrice de résidence en Ile-de-France, ce croisement engendrant quatre modalités caractérisant le lieu de résidence.

1.4 De fortes différences apparentes entre les trois groupes

Les Français dont l'un des deux parents avait à la naissance la nationalité d'un pays du Maghreb ont des caractéristiques observables très différentes de celles des Français dont les deux parents étaient Français à la naissance. À l'inverse, les caractéristiques des Français dont un parent avait à la naissance la nationalité d'un pays d'Europe du Sud sont relativement proches de celles des Français dont les deux parents étaient Français à la naissance⁵ (*cf.* Tableau 1.3).

Les Français dont au moins l'un des deux parents avait la nationalité d'un pays du Maghreb ou d'Europe du Sud à la naissance sont sous-représentés parmi les diplômés du supérieur. Les Français d'origine maghrébine sont surreprésentés au sein des personnes sans diplômes, alors que ceux originaires d'Europe du Sud le sont au sein du groupe de personnes titulaires d'un diplôme de l'enseignement professionnel court (CAP/BEP).

Les Français d'origine maghrébine sont en moyenne plus jeunes et beaucoup plus souvent au chômage ou sans emploi. Quand ils travaillent, leur salaire mensuel moyen est inférieur d'environ 15 % à celui des Français dont les deux parents étaient Français à la naissance. Cet écart est plus faible, de l'ordre de 6 %, pour ceux qui sont originaires d'Europe du Sud. On observe une surreprésentation des femmes seules ayant des enfants parmi les Français d'origine maghrébine. Au sein de ce dernier groupe, les situations de non-emploi sont beaucoup plus fréquentes. Enfin, les Français d'origine maghrébine sont proportionnellement beaucoup plus nombreux dans les zones urbaines sensibles et en Île-de-France.

⁵Le niveau moyen d'études diffère toutefois significativement au sein de ces deux groupes.

TABLE 1.3 – Statistiques descriptives des échantillons

			En %
	France	Maghreb	Europe du Sud
Nombre d'observations	98369	3571	5380
Sexe			
<i>Femme</i>	54	56	54
<i>Homme</i>	46	44	46
Expérience potentielle			
<i>moins de 5 ans</i>	21	34	18
<i>De 6 à 10 ans</i>	13	21	13
<i>De 11 à 15 ans</i>	10	14	12
<i>De 16 à 20 ans</i>	11	12	12
<i>De 21 à 25 ans</i>	11	9	12
<i>De 26 à 30 ans</i>	12	6	12
<i>31 ans et plus</i>	22	5	21
Diplôme			
<i>Bac+5 et plus</i>	4	3	3
<i>Ecole (Bac+3 et plus)</i>	3	1	2
<i>Université : Bac+4</i>	4	3	3
<i>Université : Bac+3</i>	3	3	3
<i>Université : Bac+2</i>	2	1	2
<i>BTS-DUT</i>	9	9	8
<i>Formations de santé (Bac+2)</i>	3	1	2
<i>Baccalauréat général</i>	8	7	8
<i>Baccalauréat technologique</i>	5	5	4
<i>Baccalauréat professionnel</i>	5	6	5
<i>CAP-BEP</i>	26	24	30
<i>BEPC ou Brevet des collèges</i>	9	10	8
<i>Pas de diplôme</i>	19	28	21
Type de ménage			
<i>Homme seul sans enfants</i>	9	11	9
<i>Homme seul avec enfants</i>	1	1	1
<i>Femme seule sans enfants</i>	10	10	9
<i>Femme seule avec enfants</i>	4	9	5
<i>Homme dont le conjoint travaille, avec enfants</i>	12	7	12
<i>Homme dont le conjoint travaille, sans enfants</i>	10	4	10
<i>Homme dont le conjoint ne travaille pas, avec enfants</i>	7	13	7
<i>Homme dont le conjoint ne travaille pas, sans enfants</i>	8	8	7
<i>Femme dont le conjoint travaille, avec enfants</i>	15	15	16
<i>Femme dont le conjoint travaille, sans enfants</i>	11	6	11
<i>Femme dont le conjoint ne travaille pas, avec enfants</i>	5	9	5
<i>Femme dont le conjoint ne travaille pas, sans enfants</i>	9	6	8
Lieu de résidence			
<i>Habite en province, mais pas dans une ZUS</i>	82	56	77
<i>Habite en Ile-de-France, mais pas dans une ZUS</i>	13	20	17
<i>Habite en province, mais dans une ZUS</i>	5	17	5
<i>Habite en Ile-de-France, mais dans une ZUS</i>	1	6	1
Situation sur le marché du travail			
<i>actif occupé</i>	78	59	77
<i>chômeur (à la recherche d'un emploi)</i>	13	6	11
<i>autre chômeur au sens du BIT</i>	22	16	22
<i>autre personne sans emploi</i>	28	29	30

Note : la somme des pourcentages en colonne est égale à 100

Lecture : parmi les Français dont les parents sont nés Français, 4% sont titulaires d'un diplôme de niveau Bac+5 et plus

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : Enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

1.5 La décomposition des écarts de probabilité d'emploi et de salaire

Les écarts d'emploi et de salaire entre deux populations sont potentiellement dus à des différences de caractéristiques observables, des différences de rendements de ces caractéristiques et des différences de sélection à l'entrée sur le marché du travail.

La décomposition classique due à Oaxaca (1973); Blinder (1973) s'applique à l'écart moyen de salaire entre deux groupes de personnes. Elle consiste à simuler un salaire moyen pour la population potentiellement discriminée en conservant la distribution des caractéristiques observables de cette population mais en lui attribuant les rendements des caractéristiques observables tels qu'estimés pour le groupe de référence. On décompose ensuite l'écart de salaire observé en une part expliquée par les caractéristiques observables (l'écart entre le salaire moyen de la population de référence et le salaire moyen simulé du groupe potentiellement discriminé), et une part inexpliquée, abusivement interprétée comme le résultat de la discrimination, mais qui en fait contient également les écarts de salaires dus aux caractéristiques omises ou non observables (cette part inexpliquée est égale à l'écart entre le salaire moyen simulé et le salaire moyen observé dans la population potentiellement discriminée). Cette méthode nécessite donc de modéliser les salaires pour pouvoir calculer les rendements des caractéristiques observables.

Afin de tenir compte du biais de sélection à l'entrée sur le marché du travail, c'est-à-dire de la probabilité d'avoir ou non un emploi et de son effet sur les salaires observés, nous nous inspirons des travaux conduits par Oaxaca et Ransom (1994), puis par Neuman et Oaxaca (2004a, 2005). Ces approches permettent de traiter les biais de sélection pouvant apparaître dans les estimations, mais ne concernent que les personnes effectivement en emploi. Elles ne permettent donc pas, à notre sens,

de pleinement tenir compte d'une éventuelle sélection différenciée dans le processus d'accès à l'emploi. Nous proposons donc de recourir à une décomposition différente qui concerne l'ensemble des personnes potentiellement discriminées, et pas uniquement celles qui ont un emploi. Par ailleurs, cette nouvelle décomposition ne nécessite que l'estimation du modèle économétrique sur la population de référence et permet donc d'obtenir des résultats statistiquement plus précis, même lorsque l'effectif de la population potentiellement discriminée est relativement réduit.

1.6 Le modèle statistique

La méthode statistique de décomposition des écarts de salaire est basée sur le modèle suivant. Chaque individu i appartient à l'un des deux groupes A ou B , le groupe B étant potentiellement discriminé. La notation j indique le groupe de l'individu ($j = A$ ou $j = B$). Le logarithme du salaire de l'individu i du groupe j , noté w_{ij} , est supposé être engendré par un modèle linéaire de régression et dépendre des caractéristiques observables x_{ij} de l'individu i :

$$w_{ij} = x'_{ij}\beta_j + u_{ij}$$

Le salaire n'est observé que lorsque l'individu est en emploi. Le fait d'être en emploi est représenté par une variable dichotomique E_{ij} , qui vaut 1 lorsque l'individu est en emploi, et 0 sinon. Cette variable est supposée être engendrée par une variable latente E_{ij}^* , elle-même résultant d'un modèle linéaire :

$$E_{ij}^* = z'_{ij}\gamma_j + e_{ij}$$

L'individu est supposé obtenir un emploi salarié si cette variable latente est

positive, il est sans emploi si cette variable latente est négative. En des termes plus formels, cette hypothèse s'écrit :

$$E_{ij} = \mathbb{1}_{\{E_{ij}^* > 0\}}$$

Les erreurs u_{ij} et e_{ij} sont supposées d'espérance nulle. La corrélation entre u_{ij} et e_{ij} est autorisée. On postule la normalité jointe des termes d'erreur :

$$\begin{pmatrix} e_{ij} \\ u_{ij} \end{pmatrix} \Bigg| X_i, Z_i \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & \rho_j \sigma_j \\ \rho_j \sigma_j & \sigma_j^2 \end{bmatrix} \right) \quad (1.1)$$

Ce formalisme est celui d'un modèle Tobit généralisé. Si l'on fait l'hypothèse que la corrélation entre les erreurs des deux équations est nulle, l'équation de salaire peut être estimée sans biais par moindres carrés ordinaires (MCO) et l'on peut alors décomposer l'écart brut de salaires observé en deux composantes :

$$\mathbb{E}[w_{iA}] - \mathbb{E}[w_{iB}] = (\mathbb{E}_A[X'_i] - \mathbb{E}_B[X'_i]) \beta_A + \mathbb{E}_B[X'_i](\beta_A - \beta_B) \quad (1.2)$$

L'interprétation est dans ce cas très simple. La première composante est la part expliquée par les différences de caractéristiques moyennes entre les individus des deux groupes. La seconde composante est la part inexpliquée de l'écart, correspondant aux différences de rendements des caractéristiques. Une des critiques inévitables des décompositions de ce type porte sur l'interprétation des termes inexpliqués. Assimiler, comme cela est souvent fait, la partie inexpliquée de l'écart à de la discrimination n'est possible que si l'on est certain de la spécification du modèle.

Dans la plupart des cas, pourtant, il est abusif de supposer que la corrélation entre les termes d'erreur est nulle. Lorsque l'équation de salaire est estimée séparé-

ment, l'estimation des coefficients β_A et β_B est soumise à un biais de sélection. Il convient alors d'estimer les deux équations d'emploi et de salaire de manière jointe, soit par la méthode d'Heckman en deux étapes, soit par la technique du maximum de vraisemblance. La décomposition de l'écart salarial n'est alors plus aussi simple. Elle devient :

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[w_{iA}|E_{iA} = 1] - \mathbb{E}[w_{iB}|E_{iB} = 1] &= (\mathbb{E}_A[X'_i|E_{iA} = 1] - \mathbb{E}_B[X'_i|E_{iB} = 1]) \beta_A \\
&+ \mathbb{E}_A[X'_i|E_{iA} = 1] (\beta_A - \beta_B) \quad (1.3) \\
&+ \rho_A \sigma_A \mathbb{E}_A[\lambda_{iA}|E_{iA} = 1] \\
&- \rho_B \sigma_B \mathbb{E}_B[\lambda_{iB}|E_{iB} = 1]
\end{aligned}$$

avec :

$$\lambda_{ij} = \frac{\varphi(Z'_i \gamma_j)}{\Phi(Z'_i \gamma_j)} \quad (1.4)$$

L'interprétation des deux premiers termes du membre de droite de cette équation reste la même. Le troisième, qui est un écart entre des inverses de ratios de Mills, mesure la différence entre deux termes de sélectivité. Neuman et Oaxaca (2004a, 2005) essaient de décomposer ce troisième terme en une part expliquée et une part inexpliquée. Cette approche repose sur des hypothèses trop particulières que nous ne souhaitons pas reprendre ici. De plus, leurs décompositions ne font intervenir que les personnes effectivement en emploi, ce qui nous semble poser des problèmes d'interprétation dans le cas où les deux populations ne subissent pas la même sélection au moment de l'entrée sur le marché du travail.

Une première approche pourrait consister à décomposer l'écart entre les deux espérances non conditionnelles $E(w_{iA})$ et $E(w_{iB})$. Une fois les coefficients β_A et β_B estimés par des méthodes convergentes, nous pourrions ainsi revenir à la décompo-

sition initiale :

$$\mathbb{E}[w_{iA}] - \mathbb{E}[w_{iB}] = (\mathbb{E}_A[X'_i] - \mathbb{E}_B[X'_i]) \beta_A + \mathbb{E}_B[X'_i](\beta_A - \beta_B) \quad (1.5)$$

Bien que la formule de cette décomposition apparaisse sous une forme similaire dans les articles de Neuman et Oaxaca (2004a, 2005), elle n'y est estimée que par le biais des moyennes de salaires calculées sur les personnes effectivement en emploi. Pour être cohérente avec l'objectif poursuivi (i.e. limiter le biais potentiel de sélection), cette approche devrait de fait attribuer un salaire à tous les individus de l'échantillon, qu'ils travaillent ou non. C'est à cette condition que l'on peut éliminer les termes de sélectivité.

Par ailleurs, certaines variables explicatives du salaire (par exemple, le nombre d'années d'ancienneté dans l'entreprise) ne sont pas observées pour les individus qui ne sont pas en emploi. Ces variables doivent donc être imputées; ayant mis en œuvre différentes méthodes d'imputation, nous avons testé la robustesse de nos résultats à ces méthodes. Remarquons enfin que l'identification semi-paramétrique du modèle Tobit qui vient d'être présenté est généralement assurée par une restriction d'exclusion, ce qui signifie ici qu'il existe au moins une variable explicative qui affecte la probabilité d'emploi mais pas le niveau du salaire perçu. En prenant appui sur les nombreux travaux consacrés à l'estimation de modèles de participation au marché du travail, nous faisons ici l'hypothèse que le type de ménage⁶ dans lequel vit la personne interrogée est la variable indicatrice incluse dans l'équation d'emploi, mais exclue de l'équation de salaire. La validité de ces variables instrumentales (situation matrimoniale et présence d'enfants dans le ménage) a été notamment examinée et confirmée dans les articles de Mroz (1987); Hyslop (1999); Buchinsky, Fougère, Kramarz et Tchernis (2010).

⁶Le type de ménage est défini à partir du croisement de plusieurs variables : le genre de la personne, le fait que son conjoint travaille ou non, et que des enfants sont ou non présents dans le ménage.

La faible taille du groupe potentiellement discriminé est source de problèmes statistiques

Toutefois, la taille de l'échantillon de la population potentiellement discriminée peut être relativement faible, comme c'est le cas dans l'échantillon que nous analysons. Ceci pose un problème lorsqu'il s'agit de décomposer les espérances marginales. En effet, alors que la décomposition des écarts de salaires dans un modèle sans sélection, ou celle des écarts de probabilité d'emploi, ne nécessite qu'une seule estimation, réalisée sur le sous-échantillon majoritaire, la décomposition des espérances marginales de salaires nécessite l'estimation du modèle sur les deux groupes. À cause de la faible taille du groupe B potentiellement discriminé, les estimations des coefficients relatifs à ce groupe sont généralement très imprécises. La précision des estimations des parts expliquée et inexpliquée en est mécaniquement affectée. Outre qu'elle prend mieux en compte les processus de sélection différenciés lors des embauches, la décomposition que nous proposons résout ce problème de précision en ne nécessitant qu'une seule estimation, celle du modèle relatif à la population de référence.

De manière heuristique, on peut expliquer notre méthode de la façon suivante. Nous observons une population de référence A dont un sous-ensemble (E_A) est en emploi, et donc perçoit des salaires. Par ailleurs, nous observons une population potentiellement discriminée B dont certains individus sont en emploi (E_B). Le schéma ci-après illustre ces différents sous-ensembles. S'il existe une différence inexpliquée de probabilité d'emploi entre les deux populations, il est possible qu'elle soit due à une sélection différenciée à l'entrée sur le marché du travail. Dans ce cas, comparer le salaire moyen des individus du sous-groupe E_A avec ceux du sous-groupe E_B revient à comparer des groupes qui n'ont pas subi la même sélection à l'entrée sur le marché du travail et pour lesquels les caractéristiques inobservables influençant l'accès à l'emploi et le salaire sont a priori corrélées. Par exemple, les individus du groupe

B qui ont franchi la barrière à l'entrée sur le marché du travail ont probablement subi en moyenne une sélection plus stricte et ont sans doute des caractéristiques individuelles observables et inobservables qui leur permettent d'accéder à des salaires plus élevés en moyenne que l'ensemble des individus du groupe B qui travailleraient en l'absence de sélection différenciée.

Si l'on veut comparer des groupes comparables, on dispose de plusieurs stratégies possibles : une première a déjà été évoquée et consiste à imputer un salaire à tous les individus (des groupes A et B) et à décomposer l'écart moyen obtenu sur la totalité de la population entre une part structurelle et une part inexplicée. Néanmoins, cette méthode nécessite l'estimation des paramètres du modèle pour les deux populations, ce qui peut poser des problèmes de précision si l'une de ces deux populations est de taille trop faible dans l'échantillon disponible. Une deuxième possibilité consiste à considérer les individus du groupe B qui travailleraient si la sélection à l'entrée sur le marché du travail était pour eux la même que celle affectant les individus du groupe A (on peut noter cette sous-population E_B^*), puis à estimer son salaire moyen sous l'hypothèse qu'il est engendré par le même modèle que le salaire des individus du groupe A . Une troisième possibilité consiste à calculer un salaire potentiel pour les personnes du groupe B qui travaillent, afin d'avoir une idée du manque à gagner moyen auquel ces personnes font face. Ce dernier terme fait partie des éléments des décompositions proposées par Neuman et Oaxaca (2004a, 2005).

Si l'on fait l'hypothèse que toutes les personnes en emploi dans le groupe B seraient également en emploi en l'absence de sélection différenciée, on peut alors retrouver une décomposition en trois termes à la Neuman et Oaxaca (écart structurel, écart inexplicé et sélection). Cependant, notre méthode nous semble plus pertinente que les méthodes existantes dans le cas où la sélection à l'entrée est différente pour chacun des deux groupes. En effet, les salaires contrefactuels que nous propo-

sons sont construits à partir de l'ensemble des personnes appartenant au groupe B , et non pas uniquement à partir de celles qui sont en emploi. Le terme structurel est donc bien une mesure agrégée unidimensionnelle des différences de caractéristiques observables entre la population de référence et la population potentiellement discriminée, même dans le cas où prévaut une sélection différenciée. De plus, l'écart entre les salaires contrefactuels moyens estimés pour ceux qui travaillent effectivement et pour l'ensemble de ceux qui pourraient travailler nous semble avoir une interprétation plus naturelle en termes de sélection que dans les méthodes existantes. En particulier, si la sélection est effectivement plus difficile pour la population B que pour la population A , on s'attend à ce que le salaire contrefactuel moyen dans le groupe de ceux qui travailleraient soit plus faible que le salaire contrefactuel moyen dans le groupe de ceux qui travaillent effectivement.

Les estimateurs utilisés pour effectuer cette nouvelle décomposition sont explicités dans l'encadré 2.

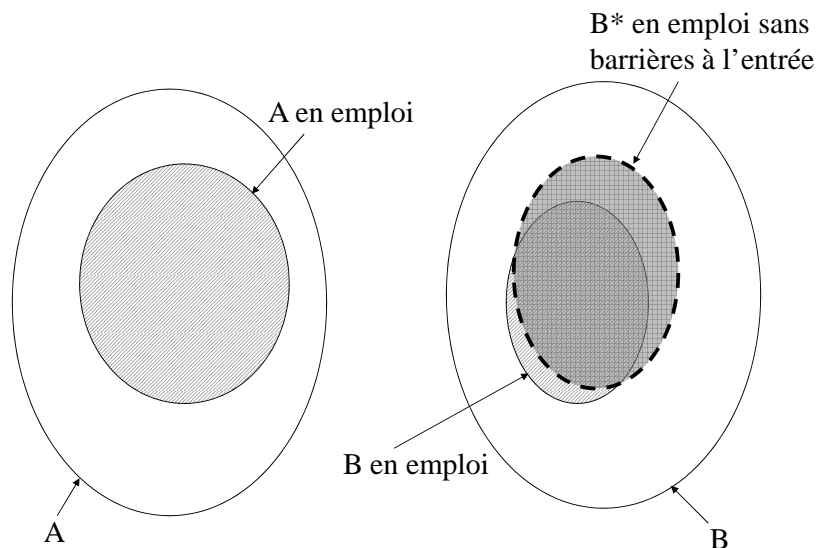


FIGURE 1.1 – Sous-ensembles des populations étudiées

Encadré 2

Les estimateurs utilisés pour analyser les écarts moyens de salaire

Pour mettre en œuvre la méthode de décomposition des écarts moyens de salaire dans le cas d'une sélection différenciée à l'entrée sur le marché du travail, nous utilisons deux estimateurs. Le premier est le suivant :

$$w_B^* = \sum_{i \in B} \left(\frac{\Phi(Z_i \hat{\gamma}_A)}{\sum_{i' \in B} \Phi(Z_{i'} \hat{\gamma}_A)} \right) \left(X_i \hat{\beta}_A + \hat{\rho}_A \hat{\sigma}_A \frac{\varphi(Z_i \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_i \hat{\gamma}_A)} \right)$$

chaque individu i appartenant à l'un des deux groupes A ou B , le groupe B étant potentiellement discriminé. Rappelons que dans cette formule et les suivantes, les termes w_B^* et w_B^{**} représentent les logarithmes des salaires contre-factuels des individus du groupe B , X_{iB} est le vecteur des caractéristiques observables de l'individu i du groupe B qui affectent son salaire, Z_{iB} est le vecteur des caractéristiques observables de l'individu i du groupe B qui affectent sa probabilité d'emploi, $\hat{\gamma}_A$ est le vecteur de paramètres estimés associé au vecteur de variables observables Z_{iA} qui affectent la probabilité d'emploi des individus du groupe A , $\hat{\beta}_A$ est le vecteur de paramètres estimés associé au vecteur de variables observables X_{iA} qui affectent le salaire des individus du groupe A , $\hat{\rho}_A$ est le coefficient estimé de corrélation entre les résidus des équations d'emploi et de salaire des individus du groupe A , $\hat{\sigma}_A$ est l'écart-type estimé des résidus de l'équation de salaire des individus du groupe A .

En appliquant l'estimateur w_B^* , nous calculons le salaire moyen que percevraient les personnes du groupe B si elles étaient sélectionnées de la même manière que celles du groupe A lors de la procédure d'embauche. L'écart entre ce salaire moyen et celui des personnes du groupe A représente un écart de salaire structurel dû aux caractéristiques observables. Cet écart moyen n'est pas directement comparable à l'écart brut observé, mais c'est un bon indicateur des effets des différences de caractéristiques observables entre les populations A et B .

Le second estimateur, qui correspond au salaire potentiel des salariés actifs du groupe B , a pour formule :

$$w_B^{**} = \sum_{i \in B} \frac{E_{iB}}{\sum_{i' \in B} E_{i'B}} \left(X_{iB} \hat{\beta}_A + \hat{\rho}_A \hat{\sigma}_A \frac{\varphi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

Dans cette formule, E_{iB} est une variable indicatrice qui vaut 1 si l'individu i du groupe B est en emploi, 0 sinon.

Afin d'obtenir des intervalles de confiance satisfaisants, nous n'utilisons que les paramètres estimés du modèle relatif au groupe A , dont la précision statistique est relativement bonne (en raison de la taille, généralement plus importante, de ce groupe).

Si de plus on fait l'hypothèse que la population notée B en emploi est incluse dans la population B^* en emploi, on peut écrire la décomposition suivante :

$$\bar{w}_A - \bar{w}_B = \underbrace{\bar{w}_A - w_B^*}_{\text{écart structurel}} + \underbrace{w_B^* - w_B^{**}}_{\text{sélection}} + \underbrace{w_B^{**} - \bar{w}_B}_{\text{écart inexplicé}}$$

1.7 Résultats

1.7.1 Les équations d'emploi et de salaire

Le modèle Tobit qui vient d'être présenté a été estimé par la méthode d'Heckman en deux étapes pour chacun des trois groupes pris séparément, en distinguant les hommes et les femmes quand la taille de l'échantillon le permettait (ici, uniquement dans le cas des individus dont les deux parents sont nés avec la nationalité française). Le tableau 1.4 reporte les estimations des coefficients des modèles probit utilisés pour expliquer le fait que l'individu est en emploi ou non au moment de l'enquête. Le tableau 1.5 contient les estimations des paramètres des équations de salaire, équations qui sont estimées sur les seuls sous-échantillons d'individus en emploi dans la deuxième étape de la procédure d'Heckman; cette seconde étape requiert que soit inclus un ratio de Mills dans la liste des régresseurs. La forte significativité statistique du coefficient associé à ce ratio implique que le coefficient de corrélation entre les termes d'erreur des équations d'emploi et de salaire est dans

tous les cas statistiquement différent de zéro, et donc que l'équation de salaire, si elle était estimée séparément à l'aide de la technique des moindres carrés, serait potentiellement soumise à un biais de sélection.

Commençons par examiner, à l'aide des coefficients estimés reportés dans le Tableau 1.4, les déterminants de la probabilité d'être en emploi. Dans chaque groupe, les diplômés ont un impact très significatif et le rendement de l'expérience potentielle, définie comme la différence entre l'âge au moment de l'enquête et l'âge en fin d'études, a la forme concave attendue : le salaire augmente avec l'expérience potentielle, mais de moins en moins vite au fur et à mesure que l'individu vieillit. Remarquons toutefois que les estimations des coefficients de l'expérience professionnelle et de son carré ne diffèrent pas d'un groupe à l'autre. Ce n'est pas le cas pour les coefficients des niveaux d'éducation. Les personnes qui habitent en Île-de-France, mais hors d'une ZUS, ont la probabilité d'emploi la plus élevée, alors que ceux qui habitent en province mais dans une ZUS ont la probabilité d'emploi la plus faible : cet effet négatif sur l'emploi est plus fort encore pour les personnes dont l'un au moins des deux parents est étranger. Les deux autres situations (i.e. vivre en province hors d'une ZUS ou vivre en Île-de-France dans une ZUS) ont des effets intermédiaires sur cette probabilité. Les variables sociodémographiques ont les effets attendus. Les hommes en couple dont la conjointe travaille sont plus souvent en emploi : ce résultat est plus encore vérifié au sein des groupes d'hommes dont l'un au moins des parents est né dans un pays du Maghreb ou d'Europe du Sud. Les femmes dont le conjoint travaille et qui ont des enfants sont moins fréquemment en emploi que les femmes seules. Ce résultat ne dépend pas significativement de l'origine nationale de leurs parents. Pour celles dont le conjoint ne travaille pas, la probabilité d'emploi est plus faible, notamment en présence d'enfants. En ce cas, ce sont les femmes dont les deux parents sont nés français qui ont, toutes choses égales par ailleurs, la probabilité d'emploi la plus faible. Au total, ce sont les niveaux d'éducation et la situation matrimoniale, couplée avec la présence d'enfants dans le

ménage, qui ont les effets les plus forts sur la probabilité d'emploi. L'ampleur de ces effets est toutefois distincte dans les trois groupes de personnes (définis par l'origine nationale des parents).

L'expérience potentielle est également incluse dans la liste des variables explicatives du salaire. Nous ajoutons à cette liste l'ancienneté dans l'emploi, qui est réputée pour avoir également un effet significatif sur le salaire. Les effets de l'expérience potentielle sur le salaire, tout comme ceux de l'ancienneté dans l'entreprise, sont identiques d'un groupe à l'autre. Toutefois, le travail à temps partiel pénalise plus le salaire mensuel des hommes dont les deux parents sont nés français : en ce cas, la perte de salaire qu'ils subissent par rapport à un travail à temps plein est plus importante que pour les autres groupes. Les salaires, comme la probabilité d'emploi, augmentent avec le niveau d'éducation. De manière générale, les rendements des niveaux d'éducation sont relativement semblables d'un groupe à l'autre. Ils diffèrent toutefois dans certains cas : ainsi, le rendement salarial d'un diplôme universitaire de niveau bac +4 est plus élevé pour les femmes dont les deux parents sont nés français et les personnes (hommes ou femmes) ayant au moins un parent né avec la nationalité d'un pays du Maghreb. Les diplômes de niveau bac +5 et bac +3 (lorsque ce dernier a été obtenu à l'Université) sont moins rémunérés pour les personnes (hommes ou femmes) ayant au moins un parent né avec la nationalité d'un pays d'Europe du Sud. Enfin, les diplômes de niveau CAP ou BEP, ainsi que l'absence de diplôme, pénalisent plus sévèrement les salaires des hommes dont les deux parents sont nés français. Le lieu de résidence ne semble pas avoir d'effets fortement différenciés dans les différents groupes. Toutes choses égales par ailleurs, les salaires mensuels des personnes vivant dans une ZUS hors de l'Île-de-France sont en moyenne plus faibles. Les salaires en Île-de-France sont plus élevés qu'en province, même lorsque les personnes vivent dans une ZUS de l'Île-de-France (bien qu'en ce dernier cas, les salaires soient moins élevés que dans le reste de la région parisienne). Le cas des personnes ayant au moins un parent né dans un pays du Maghreb est

66 Chapitre 1. L'emploi et les salaires des Français d'origine étrangère

quelque peu spécifique de ce point de vue : leur salaire n'est pas sensiblement affecté par leur lieu de résidence, seuls ceux qui résident en Île-de-France hors d'une ZUS ont des salaires plus élevés. Au total, il faut remarquer que la plupart des variables explicatives retenues ici (et principalement, l'expérience potentielle et le niveau d'éducation) affectent le salaire mensuel de la même manière dans les différents groupes, à l'exception notable du travail à temps partiel qui pénalise plus les hommes dont les deux parents sont nés avec la nationalité française.

TABLE 1.4 – Estimation des déterminants de la probabilité d'emploi (modèle Probit)

	France		Maghreb	Europe du Sud	
	Tous	Hommes	Femmes	Tous	
Constante	0,65***	0,59***	0,71***	0,31**	0,66***
Expérience potentielle	0,05***	0,05***	0,05***	0,04**	0,05**
Expérience potentielle au carré (/100)	-0,13***	-0,12***	-0,14***	-0,08***	-0,13***
Diplôme					
<i>Bac+5 et plus</i>	0,28***	0,3***	0,29***	0,49***	0,4**
<i>Ecole (Bac+3 et plus)</i>	0,21***	0,28***	0,22***	0,63**	0,24
<i>Université : Bac+4</i>	0,33***	0,21***	0,37***	0,31*	0,32**
<i>Université : Bac+3</i>	0,32***	0,4***	0,28***	0,41**	0,59***
<i>Université : Bac+2</i>	0,06	0,07	0,06	-0,29	0,18
<i>BTS-DUT</i>	0,22***	0,29***	0,2***	0,22***	0,32***
<i>Formations de santé (Bac+2)</i>	0,55***	0,38***	0,53***	0,81***	0,8***
<i>Baccalauréat général</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
<i>Baccalauréat technologique</i>	0,08***	0,14***	0,06*	0,08	0,17
<i>Baccalauréat professionnel</i>	0,11***	0,29***	0	0,28**	0,16
<i>CAP-BEP</i>	-0,1***	0,04	-0,18***	-0,25***	-0,03
<i>BEPC ou Brevet des collèges</i>	-0,23***	-0,11***	-0,28***	-0,26**	-0,22**
<i>Pas de diplôme</i>	-0,52***	-0,39***	-0,59***	-0,75***	-0,41***
Lieu de résidence					
<i>Habite en province, mais pas dans une ZUS</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
<i>Habite en Ile-de-France, mais pas dans une ZUS</i>	0,11***	0,03	0,16***	0,18***	0,14**
<i>Habite en province, mais dans une ZUS</i>	-0,26***	-0,29***	-0,24***	-0,31***	-0,31***
<i>Habite en Ile-de-France, mais dans une ZUS</i>	0	-0,09	0,07	0,12	0,2
Type de ménage					
<i>Homme seul sans enfants</i>	Ref.	Ref.		Ref.	Ref.
<i>Homme seul avec enfants</i>	0,15**	0,16**		-0,37*	0,24
<i>Femme seule sans enfants</i>	0,04*		Ref.	-0,03	0,02
<i>Femme seule avec enfants</i>	-0,45***		-0,48***	-0,26***	-0,35***
<i>Homme dont le conjoint travaille, avec enfants</i>	0,65***	0,65***		0,78***	0,76***
<i>Homme dont le conjoint travaille, sans enfants</i>	0,58***	0,57***		0,82***	0,61***
<i>Homme dont le conjoint ne travaille pas, avec enfants</i>	0,2***	0,18***		0,18**	0,23**
<i>Homme dont le conjoint ne travaille pas, sans enfants</i>	-0,05**	-0,07***		-0,17	0,04
<i>Femme dont le conjoint travaille, avec enfants</i>	-0,38***		-0,42***	-0,45***	-0,31***
<i>Femme dont le conjoint travaille, sans enfants</i>	0,06***		0,02	0,13	0,24***
<i>Femme dont le conjoint ne travaille pas, avec enfants</i>	-0,63***		-0,66***	-0,43***	-0,52***
<i>Femme dont le conjoint ne travaille pas, sans enfants</i>	-0,4***		-0,42***	-0,41***	-0,29***
Nombre d'observations	98369	45549	52820	3571	5380

Note : Les quantités rapportées sont le résultat de l'estimation d'un modèle probit. Les symboles *, ** et *** représentent les seuils de significativité statistique de 10, 5 et 1 %, respectivement.

Lecture : Par rapport à un baccalauréat général, détenir un diplôme d'une formation de santé de niveau bac+2 augmente la probabilité d'emploi. Le gain dépend de l'ensemble des caractéristiques de l'individu et vaut environ 15 % quand sa probabilité d'emploi est proche de 50 % ($0,4 \times 0,38 = 0,15$). Les calculs sont faits sans utiliser de pondération.

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : Enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

68 Chapitre 1. L'emploi et les salaires des Français d'origine étrangère

TABLE 1.5 – Estimation des déterminants du salaire (procédure de Heckman en 2 étapes)

	France		Maghreb	Europe du Sud Tous
	Tous	Hommes	Femmes	
Constante	7,18***	7,18***	7,03***	7,21***
Femme	-0,16***			-0,12***
Quotité de temps de travail				
<i>Moins de 50 %</i>	-1,23***	-1,22***	-1,21***	-1,15***
<i>50 %</i>	-0,68***	-0,76***	-0,66***	-0,66***
<i>Entre 50 et 80 %</i>	-0,49***	-0,61***	-0,46***	-0,44***
<i>80 %</i>	-0,23***	-0,35***	-0,21***	-0,21***
<i>Entre 80 et 100 %</i>	-0,19***	-0,31***	-0,17***	-0,24***
<i>Temps complet</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
Expérience potentielle	0,02***	0,03***	0,01***	0,01***
Expérience potentielle au carré (/100)	-0,03***	-0,03***	-0,02***	-0,04***
Ancienneté				
<i>moins d'un an</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
<i>de 1 an à moins de 5 ans</i>	0,08***	0,09***	0,08***	0,09***
<i>de 5 ans à moins de 10 ans</i>	0,15***	0,13***	0,16***	0,14***
<i>10 ans et plus</i>	0,24***	0,19***	0,29***	0,23***
<i>Inconnue</i>	-0,07***	-0,04***	-0,11***	-0,04
Diplôme				
<i>Bac+5 et plus</i>	0,45***	0,45***	0,43***	0,49***
<i>Ecole (Bac+3 et plus)</i>	0,52***	0,51***	0,49***	0,51***
<i>Université : Bac+4</i>	0,12***	0,08***	0,14***	0,11**
<i>Université : Bac+3</i>	0,24***	0,23***	0,24***	0,19***
<i>Université : Bac+2</i>	0,06***	0,02	0,09***	0,12
<i>BTS-DUT</i>	0,1***	0,1***	0,09***	0,07*
<i>Formations de santé (Bac+2)</i>	0,19***	0,09***	0,22***	0,3***
<i>Baccalauréat général</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
<i>Baccalauréat technologique</i>	-0,06***	-0,06***	-0,06***	-0,05
<i>Baccalauréat professionnel</i>	-0,06***	-0,07***	-0,06***	-0,01
<i>CAP-BEP</i>	-0,19***	-0,23***	-0,17***	-0,1***
<i>BEPC ou Brevet des collèges</i>	-0,15***	-0,17***	-0,15***	-0,06
<i>Pas de diplôme</i>	-0,3***	-0,33***	-0,29***	-0,15***
Lieu de résidence				
<i>Habite en province, mais pas dans une ZUS</i>	Ref.	Ref.	Ref.	Ref.
<i>Habite en Ile-de-France, mais pas dans une ZUS</i>	0,15***	0,16***	0,15***	0,11***
<i>Habite en province, mais dans une ZUS</i>	-0,04***	-0,05***	-0,02**	-0,02
<i>Habite en Ile-de-France, mais dans une ZUS</i>	0,07***	0,05***	0,09***	0,03
Inverse du ratio de Mills	-0,16***	-0,21***	-0,11***	-0,15**
Nombre d'observations	98369	45549	52820	3571
Nombre d'observations avec un salaire	76421	38744	37677	2121

Note : Les quantités rapportées sont le résultat de la deuxième étape de l'estimation d'un modèle Tobit généralisé par la méthode d'Heckman. Les symboles *, ** et *** représentent les seuils de significativité statistique à 10, 5 et 1%, respectivement.

Lecture : Par rapport à un baccalauréat général, détenir un diplôme d'une formation de santé de niveau Bac+2 apporte un gain d'environ 9% pour les hommes en termes de salaire potentiel (i.e. sans conditionner par le fait d'être effectivement en emploi).

Les calculs sont faits sans utiliser de pondération.

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : Enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

1.7.2 Une décomposition des écarts de probabilités d'emploi

Le tableau 1.6 présente la décomposition des écarts de probabilité d'emploi entre les personnes dont les deux parents sont nés français et chacun des deux autres groupes considérés (personnes dont au moins l'un des deux parents est né dans un pays du Maghreb avec la nationalité de ce pays, ou celles dont au moins l'un des deux parents est né dans un pays de l'Europe du Sud avec la nationalité de ce pays).

TABLE 1.6 – Écarts de probabilité d'emploi

	Écart brut	Part expliquée	Part inexpliquée
France-Maghreb			
Ensemble	0,183	0,043	0,140 [0,039 ; 0,047]
Hommes	0,185	0,046	0,139 [0,040 ; 0,052]
Femmes	0,176	0,036	0,140 [0,030 ; 0,042]
France-Europe du Sud			
Ensemble	0,007	0,004	0,003 [0,001 ; 0,006]
Hommes	0,007	0,000	0,006 [-0,003 ; 0,004]
Femmes	0,006	0,005	0,000 [0,001 ; 0,009]

Lecture : l'écart brut de probabilité d'emploi entre les Français dont les parents sont tous deux nés Français et ceux dont au moins l'un des parents avait la nationalité d'un pays du Maghreb à la naissance est de 18,3 points de pourcentage ; 4,3 points sont expliqués par les différences de caractéristiques individuelles. Les intervalles de confiance sont à 95 %.

Champ : individus de nationalité française, nés en France ou arrivés avant l'âge de 5 ans, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant.

Source : enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

En moyenne, et sans tenir compte des différences de caractéristiques individuelles (en termes de niveaux d'éducation, de situation familiale, d'expérience potentielle de travail, etc.), la probabilité d'emploi des personnes dont au moins l'un des deux parents est né dans un pays du Maghreb avec la nationalité de ce pays est inférieure de 18 points à celle des personnes dont les deux parents sont nés français. Une fois les caractéristiques individuelles observables prises en compte, l'écart reste très élevé : 14 de ces 18 points initiaux ne peuvent être expliqués par le niveau d'éducation,

70 Chapitre 1. L'emploi et les salaires des Français d'origine étrangère

l'expérience potentielle sur le marché du travail, la situation familiale, le lieu de résidence, etc. Ce résultat vaut pour les femmes comme pour les hommes.

La situation est quelque peu différente pour l'autre groupe. En moyenne, avant prise en compte des différences de caractéristiques individuelles, la probabilité d'emploi des personnes dont au moins l'un des deux parents est né dans un pays d'Europe du Sud avec la nationalité de ce pays est inférieure de 0,7 points seulement à celle des personnes dont les deux parents sont nés français. Toutefois, alors que, dans le cas des hommes, la moitié de cet écart peut être expliqué par les différences de caractéristiques individuelles (niveau d'éducation, expérience potentielle sur le marché du travail, situation familiale, lieu de résidence, etc.), il n'est pas du tout expliqué par ces variables pour les femmes du même groupe.

Il faut néanmoins interpréter ces résultats avec prudence. Le fait que les écarts de probabilité d'emploi entre groupes d'ascendances différentes que les variables habituelles telles que le niveau d'éducation, l'expérience potentielle sur le marché du travail, la situation familiale, le lieu de résidence, etc., ne puissent rendre compte de ces écarts, ne signifie pas pour autant que l'on doive attribuer l'ensemble de ces écarts à de la discrimination. L'équation d'emploi telle que nous l'estimons peut tout autant résulter de choix individuels tels que continuer ses études ou ne pas souhaiter participer au marché du travail, choix sur lesquels les comportements de discrimination à l'embauche des employeurs peuvent ne pas jouer. Rappelons toutefois que de nombreuses études menées au moyen de la méthode du *testing*, notamment celle conduite par Cediey, Foroni et Garner (2008), confirment que les français de parents immigrés sont fréquemment victimes de discriminations à l'embauche.

1.7.3 Une décomposition des écarts de salaires

Le tableau 1.7 présente la décomposition des écarts de salaire observés entre le groupe des personnes ayant deux parents nés français et chacun des deux autres

groupes. L'écart brut, reporté dans la première colonne, représente la différence entre les salaires moyens observés dans chacun des groupes. En moyenne, lorsqu'ils sont employés, les individus dont au moins l'un des parents est né dans un pays du Maghreb avec la nationalité de ce pays ont un salaire inférieur de 13,4% au salaire moyen des individus dont les deux parents sont nés français. Cet écart est de 15,5% pour les hommes et de 10,8% pour les femmes. L'écart brut est beaucoup plus faible dans le cas des individus dont au moins l'un des parents est né dans un pays d'Europe du Sud. Il n'est en ce cas que de 2%, mais les différences entre hommes et femmes sont ici inversées : l'écart est de 3,8% pour les femmes, mais inexistant dans le cas des hommes.

TABLE 1.7 – Décomposition des écarts de salaires

	Écart brut $\bar{w}_A - \bar{w}_B$	Écart structurel $\bar{w}_A - w_B^*$	Écart dû à la sélection $w_B^* - w_B^{**}$	Écart inexpliqué $w_B^{**} - \bar{w}_B$
France-Maghreb				
Ensemble	0,134	0,155	-0,023	0,001
Hommes	0,155	[0,151 ; 0,160] 0,179	[-0,025 ; -0,021] -0,032	[-0,003 ; 0,004] 0,006
Femmes	0,108	[0,173 ; 0,184] 0,125	[-0,034 ; -0,030] -0,016	[0,001 ; 0,011] -0,002
France-Europe du Sud				
Ensemble	0,020	[0,119 ; 0,131] 0,025	[-0,019 ; -0,014] 0,002	[-0,008 ; 0,003] -0,008
Hommes	0,000	[0,023 ; 0,028] 0,021	[0,001 ; 0,003] 0,004	[-0,011 ; -0,006] -0,027
Femmes	0,038	[0,017 ; 0,025] 0,026	[0,002 ; 0,005] 0,003	[-0,030 ; -0,023] 0,011
		[0,022 ; 0,030]	[0,002 ; 0,005]	[0,007 ; 0,014]

Lecture : l'écart brut de salaire entre les Français dont les parents sont tous deux nés Français et ceux dont au moins l'un des parents avait la nationalité d'un pays du Maghreb à la naissance est de 13,4% ; les salariés occupés ont un écart de salaire inexpliqué de 0,1% tandis que l'écart structurel, dû aux caractéristiques observables est de 15,5% ; l'écart dû à la sélection est de -2,1%. Les intervalles de confiance sont à 95%.

Champ : individus de nationalité française, nés en France ou arrivés avant l'âge de 5 ans, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant

Source : enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee

Dans la deuxième colonne du tableau 1.7, l'écart dit *structurel* représente l'écart entre le salaire moyen des personnes du groupe de référence (i.e. les personnes dont les deux parents sont nés français) et les salaires moyens que percevraient les personnes du groupe potentiellement discriminé si les paramètres de leurs équations d'emploi et de salaire étaient les mêmes que ceux du groupe de référence, ou encore

si, à caractéristiques observables identiques, elles étaient sélectionnées et rémunérées de la même façon qu'elles (cf. encadré 2). Cet écart structurel est en général supérieur à l'écart brut observé, mais de manière plus nette encore pour les personnes dont l'un au moins des deux parents est né dans un pays du Maghreb. En contrepartie, l'écart imputable au processus de sélection à l'embauche⁷ est négatif dans le cas de ce dernier groupe. Ce signe négatif peut résulter d'une situation dans laquelle les actifs dont l'un au moins des parents est né dans un pays du Maghreb et qui sont proches, voire juste au-dessus, du seuil d'employabilité requis pour être embauché, sont soumis à une sélection à l'embauche plus stricte que les individus dont les deux parents sont nés français et qui, bien qu'ayant les mêmes caractéristiques individuelles (par exemple, en termes d'expérience de travail, d'ancienneté dans l'emploi ou d'éducation) peuvent accéder à l'emploi en l'absence de discrimination à leur rencontre.

Le résultat le plus important de cette décomposition est que l'*écart inexplicé* de salaire est très faible, voire nul, en particulier pour les personnes dont l'un au moins des parents est né dans un pays du Maghreb (cf. les deux dernières colonnes du tableau 1.7). Ce sont donc les caractéristiques individuelles d'expérience, d'ancienneté dans l'emploi, d'éducation, etc., et leurs distributions au sein des groupes d'ascendances nationales différentes qui expliquent pour l'essentiel les écarts moyens de salaire observés entre ces deux groupes.

On remarquera que la méthode de décomposition que nous proposons ici permet d'obtenir des intervalles de confiance relativement étroits, donc des estimations assez précises, pour chacun des termes de cette décomposition. Ce n'est pas le cas lorsque l'on met en œuvre la méthode habituelle de décomposition proposée par Oaxaca et Ransom (1994); Neuman et Oaxaca (2004a), en particulier lorsque cette méthode

⁷Cet écart dû à la sélection est calculé, au sein de la population d'origine étrangère, comme une différence de salaires *potentiels* moyens entre d'une part l'ensemble des personnes qui travailleraient si le processus de sélection était le même que dans la population de référence, et d'autre part uniquement les personnes qui travaillent effectivement (cf. encadré 2).

est appliquée aux moyennes des distributions marginales de salaires, c'est-à-dire aux salaires moyens potentiels des personnes avec ou sans emploi (i.e. sans tenir compte de la situation d'emploi ou de non-emploi), et correspondant à l'écart :

$$\mathbb{E}[w_{iA}] - \mathbb{E}[w_{iB}] = (\mathbb{E}_A[X'_i] - \mathbb{E}_B[X'_i]) \beta_A + \mathbb{E}_B[X'_i](\beta_A - \beta_B) \quad (1.6)$$

Les résultats obtenus pour la décomposition marginale des écarts moyens de salaire habituellement estimés sont beaucoup moins précis que ceux que nous obtenons à l'aide de notre méthode de décomposition des écarts moyens observés (cf. tableau 1.8)⁸.

TABLE 1.8 – Décomposition marginale des écarts de salaires

	écart brut	Part inexpliquée
France-Maghreb	0,119 [0,048 ; 0,184]	-0,041 [-0,113 ; 0,023]
France-Europe du sud	0,029 [-0,007 ; 0,067]	0,004 [-0,032 ; 0,042]

Lecture : l'écart brut de salaire entre les Français dont les parents sont tous deux nés français et ceux dont au moins l'un des parents avait la nationalité d'un pays du Maghreb à la naissance est de 11,9 %. L'écart expliqué par les différences de caractéristiques observables est de 16 %. Les intervalles de confiance sont à 95 %.

Champ : individus de nationalité française, ayant entre 18 et 65 ans, vivant en logement ordinaire et qui ne sont ni étudiant, ni retraité, ni travailleur indépendant.

Source : enquête Emploi en continu (2005-2008), Insee.

Au total, nos résultats montrent que le fait que les Français d'origine maghrébine sont, entre autres caractéristiques, plus jeunes et moins diplômés que ceux dont les deux parents sont nés Français, ne rend compte que de 4 des 18 points d'écart de taux d'emploi entre ces deux populations. En revanche, les différences de caractéristiques individuelles observées expliquent totalement les écarts de salaires entre ces personnes. Ces résultats demeurent identiques si l'on considère séparément les hommes et les femmes. Les Français ayant au moins un parent immigré originaire

⁸Remarquons toutefois que le résultat principal reste ici le même, à savoir que la part inexpliquée de l'écart moyen de salaire obtenu dans le cadre de la décomposition marginale est très faible (cf. tableau 1.8).

d'Europe du Sud ont des taux d'emploi égaux à ceux des Français dont les deux parents ne sont pas immigrés et des salaires inférieurs de 2 %. Là encore, cet écart s'explique entièrement par les différences de caractéristiques observables entre ces populations, en particulier par des niveaux d'éducation différents⁹.

⁹Ces résultats confirment ceux précédemment obtenus à partir des données de l'enquête Formation et Qualification Professionnelle (FQP) conduite par l'Insee en 2003, bien que les variables d'emploi et de salaire n'y soient pas observées de la même manière que dans l'enquête Emploi en continu (Aeberhardt, Fougère, Pouget et Rathelot, 2010b).

National Origin Differences in Wages and Hierarchical Positions

This chapter was written with Julien Pouget. It was published in *Annals of Economics and Statistics* 99/100, July-December 2010. We are grateful to Denis Fougère, Pauline Givord, Yannick L'Horty, Guy Laroque, David Neumark, Pascale Petit, Roland Rathelot, one anonymous referee and seminar participants at INSEE and the 2006 EALE Conference in Prague for fruitful discussions.

Contents

2.1 Introduction	78
2.2 Data	81
2.2.1 Presentation	81
2.2.2 Descriptive Statistics	84
2.3 Methodology	88
2.3.1 Introduction	88
2.3.2 The Switching Regression Model	89
2.3.3 Counterfactual wages and Decompositions	90
2.4 Results	94
2.4.1 Estimations and Specifications	94
2.4.2 Impact of individual and firm characteristics	96
2.4.3 Differences in wages and hierarchical positions	100
2.5 Conclusion	103
2.6 Appendix	106
2.6.1 National origin in the sample	106
2.6.2 Explanation for the choice of the counterfactual mean values (p_{eB}^* , \bar{w}_{eB}^* and \bar{w}_{neB}^*)	107
2.6.3 Link with Neuman and Oaxaca's Decompositions	110

This paper explains differences in wages and hierarchical positions in France according to national origin. Our data come from a matched employer-employee wage survey carried out in 2002. The business survey provides very reliable wage data which are matched to many individual-level variables collected in a household survey. The sample of male full-time workers is decomposed into three sub-samples according to the parents' birthplace (France, North Africa and Southern Europe).

The large number of executives in the sample allows us to perform a switching regression model of wage determination and occupational employment. We adapt and extend existing decomposition methods to this framework. While the usual methods only take care of selection issues, we develop here a methodology to also take proper account of the related composition effects due to differences in hierarchical positions when comparing mean wage gaps. Moreover the method we use requires only the estimation of the model on the reference population, and therefore yields more precise results when the sample size of the group potentially discriminated against is small.

Our results show no wage discrimination but a certain degree of occupational segregation yielding composition effects. Moreover, differences in the returns to some of the individual characteristics, including higher qualifications, might reveal mechanisms of statistical discrimination on the labor market.

2.1 Introduction

In this paper we estimate differences in wages and hierarchical positions in France that can be attributed to national origin. We focus on the situation of male workers of whom both parents were born in North Africa, Southern Europe, or France. Indeed, since 1975, the proportion of immigrants in France has remained stable, but their geographical origin has evolved. In 1962, most of them came from Europe (79%), especially Italy and Spain, and only 15% came from Africa (Insee (2005)). In 1999, 45% came from Europe and 39% from Africa, especially North Africa.

People born in France with two immigrant parents represent 5% of the people aged 66 and less in 1999. Children of immigrants are more affected by unemployment: while 20% of the young people aged 19 to 29 whose parents are not immigrants are unemployed, the unemployment rate rises to 30% for those with two immigrant parents (Insee (2005)). Their situation depends on their parents' origin since their unemployment rate is nearly 40% if their parents are from Algeria or Morocco, whereas it is slightly under 20% if they are from Southern Europe (Italy, Portugal, Spain).

Discriminations in the labor market are a widespread concern in France, as witnessed by the fact that reflecting the diversity of the French population is currently an objective which political parties, television networks, large corporations and higher education establishments are all trying to achieve. At the same time, in spite of the vast international literature on immigrant discrimination issues, little econometric work has been done in France. This gap may partly be due to the fact that the French republican and egalitarian ideal is very cautious when dealing with this topic. The explicit mention of this dimension of diversity is often considered as incompatible with the "one-law-for-all" model of integration (Calvès (2005)). The recent political debate on the so-called *ethnic statistics* showed once again the

sensitivity of this issue among public opinion.

Nonetheless, Silberman and Fournier (1999), and Meurs, Pailhé, and Simon (2005) suggest that children of immigrants might suffer from discrimination in the French labor market. Pouget (2005) focuses on the difficult access to the civil service. In a companion paper, Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b) propose an econometric decomposition of the wage gap and of the difference in employment probabilities between French workers whose two parents had French citizenship at birth and French workers with at least one parent with African citizenship at birth, and find that one half of the employment gap is not explained by differences in observable characteristics, while this unexplained difference amounts to 5% for the wage gap. This paper confirms, on a representative sample of the population and for specific national origins, the general results of Boumahdi and Giret (2005) which concerned a single cohort of young French people of foreign origin. They find, indeed, that the main difficulty they face relates more to differences in employment than to differences in wages.

Our paper is the first econometric analysis estimating differences in wage and hierarchical positions according to national origin in France. We use a matched employer-employee wage survey carried out in 2002. A business survey provides very reliable wage data which is matched to many individual-level variables collected in a household survey. We focus on the links between hierarchical position and national origin wage differentials for male full-time workers. These differentials can be due to differences in ability, to wage discrimination, and also to hierarchical segregation. We perform a switching regression model of wage determination and occupational employment, and propose a new method of decomposition which allows us to take proper account of both the selectivity bias and the composition effect due to differences in hierarchical positions. Moreover, since the model is only estimated on the reference population, the results remain reliable even if the group potentially

discriminated against is small. They tend to show no wage discrimination, but a certain degree of occupational segregation.

Our work is directly inspired by the theoretical and empirical tools which have been developed over several decades by economists and econometricians in order to study discriminations. These tools, pioneered by Becker (1957), Arrow (1973) and Phelps (1972), mainly deal with differences in access to employment and differences in wages.

From a theoretical point of view, statistical discrimination may appear if employers use their beliefs about the average quality of the various demographic groups of potential employees. Indeed, firms have only little information about their characteristics and sometimes have to use additional information (results of recruitment tests, for example) or, more simply, they take into account beliefs about the average performance of each demographic group. As a result, divergent professional opportunities might be offered to different workers with similar abilities. These divergences are only based on employers' stereotypes about the abilities of minority workers. Statistical discrimination is likely to generate persistent inequalities between groups. In the model developed by Coate and Loury (1993), an employer who has negative stereotypes about a specific group is less likely to hire workers belonging to that group. For these workers, this lowers the expected return on investments that would make them more employable. As a result, negative stereotypes might constitute a "self-fulfilling prophecy". In this paper, our results suggest that differences in the returns to some of the individual characteristics, such as better qualifications, might reveal such mechanisms of statistical discrimination.

Turning to empirical research, the comprehensive survey by Altonji and Blank (1999) presents the most important econometric studies dealing with discrimination. There have been a number of empirical studies in which attempts have been made to decompose observed employment rates and earnings differentials into hu-

man capital and discrimination components. One of the decomposition methods that has been used most often was popularized by Oaxaca (1973) and Blinder (1973). However, these hypothesized “skill” and “treatment” components may lead to difficult interpretations. The so-called “treatment” or “discrimination” component may be over-estimated due to unobservable heterogeneity. Another twist in wage gap decomposition methodology is caused by potential selectivity biases. This is why more general approaches have been proposed (see, for example, the articles by Oaxaca and Ransom (1994), Neuman and Oaxaca (2004a, 2005)). In this paper we simulate two types of counterfactual wages which can then be used to perform the usual decompositions. One is directly linked to existing approaches which take into account selectivity issues, while the other is novel and allows us to also take into account potential composition effects due to hierarchical segregation.

This paper is organized as follows. Section 2 provides details on the French 2002 Structure of Earnings Survey, including some descriptive statistics. Section 3 outlines the econometric framework. Section 4 presents the empirical findings, while Section 5 contains a summary and conclusion.

2.2 Data

2.2.1 Presentation

The Structure of Earnings Survey (Enquête sur la Structure des Salaires, SES hereafter) performed in France by the National Institute for Statistics and Economic Studies (INSEE) in 2002, is part of a program initiated in 1966 by the European Statistical Office. The 2002 SES is the first of a series of four-yearly surveys to be conducted in all Member States of the European Union. The objective of these surveys is to provide accurate and harmonized data on earnings in EU Member States for policy-making and research purposes. SES 2002 gives detailed and comparable

information on the structure and distribution of earnings, as well as the individual characteristics of employers and employees.

The French SES covers firms with at least 10 employees and economic activity inside NACE sections C to K (i.e. all manufacturing industries, construction, trade, hotels and restaurants, transport, finance, real estate and services supplied to businesses).

The sampling frame has two levels: at the first level, production units are sampled according to their characteristics (size, economic activity and geographical location); at the second level, individuals employed at these sampled units are also sampled (24 at most in each unit) according to their position (executive or not). Executives are over-represented in the sample, allowing us to study occupational positions accurately. Appropriate weights are calculated in order to generate nationally representative descriptive statistics. The sampling base is the Déclarations Annuelles de Données Sociales (DADS) which are mandatory administrative registers covering all employees in the private sector. All the data in the survey refers to 2002, but for practical reasons the sample design is specified in the DADS of the previous year (2001). As a result, the survey is unlikely to take into account the most unstable employment situations.

The originality of the French SES, relative to its European counterparts, is that it is both a business and a household survey. Indeed, there are three series of questionnaires. The first concerns the local unit, including questions about wage policy, the existence of firm-level or branch-level agreements, or the presence of trade-union delegates. The second was also filled in by firms and concerns the sampled employees. It includes occupation, firm-specific seniority, number of days and hours worked and paid, and total annual earnings, including highly detailed information about allowances, bonuses and other non-monthly benefits. In this paper, all statistics refer to total annualized earnings. The last series of questionnaires was sent

directly to the sampled employees, and concerns more personal issues, including nationality, labor force experience, marital status, number of children and country of birth of the parents. Since this direct questionnaire contains detailed questions about career breaks, it allowed us to build a more accurate measure of labor force experience than the usual estimate of potential experience.

Due to the small sample size for women of foreign origin, and to the poor quality of the data concerning the number of hours worked, we restricted our analysis to full-time male workers. Women are also more likely to be unemployed or inactive, which may raise a bigger problem of selection bias than for men. We also excluded from our study all workers who earned more than 200,000 €, which corresponds to the last wage percentile.

As we want to study specifically differences between employees whose two parents were born in France and those whose two parents were born abroad, we restricted the sample to the following 3 sub-populations:

- i) French employees whose two parents were born in France (22,978);
- ii) French employees whose two parents were born in the Maghreb (790);
- iii) French employees whose two parents were born in Southern Europe (752).

We restrict our analysis to the Maghreb (Algeria, Morocco and Tunisia) and Southern Europe (Italy, Portugal and Spain) because these two areas are the most frequent birthplaces of immigrants. Note that we do not study, strictly speaking, the “second generation” of immigrants (as we only have information about their parents’ birthplaces and not about their parents’ nationality at birth; see appendix 2.6.1 for details).

2.2.2 Descriptive Statistics

Children of foreign-born parents differ significantly from those of native-born parents in terms of distribution of skills. Table 2.1 documents their respective educational attainment. In our sample, 20.2 % of full-time male workers of Maghrebian origin have no qualification, compared to 11.5 % of those of French origin.

As a result, children of foreign-born parents are less likely to become executives. 16.4 % of full-time male workers whose two parents were born in the Maghreb and 11.7 % of those of Southern European origin are executives while this amounts to 21.5 % for those of French origin. Male workers of Maghrebian origin are over-represented in the construction, transport, services to business, hotel and restaurant sectors. Workers of Southern European origin are more likely to be employed in industry and construction.

Wage differentials reflect these differences in the types of jobs taken up by individuals, according to their acquired skills, background and education (TABLES 2.2 and 2.3). The average full-time male worker whose two parents were born in the Maghreb (resp. Southern Europe) earns 5.1 % less (resp. 9.7% less) than the average full-time male worker whose two parents were born in France. However, wage differentials disaggregated by hierarchical positions are much lower: 0.8 % less (resp. 1.3 % more) for non-executives and 1.6 % more (resp. 5.2 % less) for executives. The mean wage gap therefore comes from a composition effect: executives are paid much more than non-executives and there are more executives among the reference population than among the potentially discriminated populations.

It is very interesting to note that from a descriptive point of view, hierarchical position alone seems to explain the overall wage gap through a mere composition effect. But no gap does not mean that there are no unexplained wage differences. Indeed, if we suspect a mechanism in which it is more difficult to be an executive for

French male workers of foreign origin, we may then suspect that the individuals who manage to become executives have on average higher productivity among executives than if the selection process had been the same. Conversely, the non-executives who would have been executives if the selection process had been the same, probably have higher wages among non-executives. We should therefore expect the average wage both among executives and non-executives to be higher if the selection is tougher.

Wage breakdowns don't differ significantly among these sub-populations. Note however that full-time male workers of Maghrebian origin receive more bonuses related to job constraints (2.2% of their average annualized wages, compared to 1.8% of the average wage of male workers of French origin).

Table 2.1: Descriptive Statistics for Each sub-Population of Male Full-Time Workers (%)

	Weighted Statistics			Unweighted Statistics		
	France	Maghreb	Sth. Eur.	France (22 978)	Maghreb (790)	Sth. Eur. (752)
Age						
24 and less	4.9	4.1	4.1	3.8	3.5	4.3
25 to 29	11.2	11.9	10.4	9.1	11	10
29 to 34	16.6	16.5	15.4	13.7	16.2	12.9
35 to 39	16	19.5	16.8	15.4	19.7	15
40 to 44	16	13.1	14.8	16.1	14.1	16
45 to 49	14.3	15.6	16.8	14.4	13	16.6
50 to 54	13.5	13.1	13	16	14.7	14.1
55 and over	7.4	6.2	8.7	11.4	7.7	11.2
Professional Category						
Executive	21.5	16.4	11.7	45.7	37.2	30.6
Intermediate	25.4	26.5	31.5	22.8	24.1	27.4
Employee	8.2	12.4	6.8	5.3	10	5.7
Blue Collar	44.9	44.8	50	26.3	28.7	36.3
Employment Location						
Paris and Suburbs	20.6	37.5	26.5	36.1	51.9	36
Mediterranean Area	7	22	17.9	6.4	17.7	13.2
Rest of France	72.4	40.5	55.6	57.5	30.4	50.8
Qualifications						
None	11.5	20.2	22.8	7.1	13.7	17
5th Grade	6.1	4.5	4.5	4.1	3.3	3.7
Junior High School	6.2	6.8	5.6	5.2	6.2	5.1
Vocational Degree	36.7	33.4	42.9	27	23.4	34.8
Professional High School	11.1	8.5	8.1	10.7	9.2	10.2
General High School	4.7	6.7	2.4	5.1	7.1	4
Bachelor's Degree	12.1	10.3	9	16.5	17.6	13.7
Postgraduate Degree	11.6	9.4	4.7	24.2	19.5	11.4
Type of Employment Contract						
Fixed Term	1.4	1.7	0.5	1.5	2.5	1.5
Unlimited	97.2	97.2	98.2	97.5	96.1	97.5
Other	1.3	1.1	1.3	1	1.4	1.1
Labor Market History						
Mean Years of Experience ^a	20.1	18.4	21.2	20.9	18.2	21.8
Mean Years of Seniority	12.6	10.5	13.1	13.7	10.9	13.6
Economic Activity						
Manufacture of food	3.2	1.4	0.8	3.8	2.2	1.9
Manufacture of consumer goods	4.4	3.9	4.4	5.3	3.5	4.8
Manufacture of motor vehicles	2.2	1.5	2.2	2.1	1.4	1.6
Manufacture of capital goods	8.7	9.2	11.1	9.7	8.4	12.9
Manufacture of intermediate goods	15.8	12.1	19.1	16.4	10.9	18.9
Energy	4.9	4	3.4	5	3.5	4.1
Construction	8.4	9	17.8	5.7	5.4	11
Trade	15.6	15.2	15.4	14.6	16.7	16.4
Transport	15.9	20.5	11.6	7.8	9.2	6.8
Financial activities	4.6	3.5	1.6	8.9	10.3	4.1
Real estate activities	1	1.7	0.8	1.8	2.5	1.7
Services to business	13.1	13.7	10.8	17.7	23.2	15
Hotels and Restaurants	2.3	4.3	1.1	1.2	2.8	0.8
Union-related items						
Presence of a Staff Delegate	70.9	71.3	72	77.6	75.1	76.7
Presence of a Union Delegate	52	55.3	52.2	58.8	56.8	55.3
Collective Pay Agreement	87.4	84	85.7	87.4	85.8	88

Note: All partial columns sum to 100 % (except for the union-related items which are not exclusive).

Reading: Among French men who work full-time and whose two parents were born in France, the share of executives in the population is 21.2 %, while the share of executives in the sample is 45.7 %.

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

^aExperience takes into account career breaks and includes firm seniority.

Table 2.2: Wages and Bonuses of French Men who work Full-Time

	France (22 978)	Maghreb (790)	Southern Europe (752)
Total Annualized Gross Wage ^a (€)			
<i>Mean</i>	31473	29873	28416
<i>First Quarter</i>	20176	19409	20524
<i>Median Wage</i>	25549	24350	25059
<i>Third Quarter</i>	35238	34648	32148
Wage Decomposition ^b (%)			
<i>Base Gross Wage</i>	78.9	78.4	79.1
<i>Over Time</i>	1.3	1.5	1.8
<i>Total Bonuses</i>	13.8	13.1	14
<i>Fixed Term Bonuses</i>	5.3	4.6	5.1
<i>Bonuses Related to Job Constraints</i>	1.8	2.2	1.7
<i>Bonuses Related to Productivity</i>	3	2.9	3.1
<i>Bonuses Related to Seniority</i>	2	1.7	2.4
<i>Other Bonuses</i>	1.8	1.6	1.8
<i>Profit Sharing</i>	0.5	0.5	0.3
<i>Non-Wage Benefits</i>	2.8	2.4	2.4
<i>Days of Absence</i>	0.7	1.1	0.9
<i>Other Parts of the Salary</i>	1.9	3	1.5

Reading: The median wage for French men who work full-time and whose two parents were born in France is 25 549€. Their share of fixed-term bonuses amounts on average to 5.3% of their total gross wage (including non-wage benefits and profit sharing)

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

^aincluding non-wage benefits and profit sharing

^bshare of the total annual gross wage (in %)

Table 2.3: Differences in Mean Wages, Mean Log-wages and in the Shares of Executives (%)

	Overall	Executives	Non Executives	Share of Executives
<i>Differences in Mean Wages</i>				
Maghreb - France	-5.1	1.6	-0.8	-5.1
Southern Europe - France	-9.7	-5.2	1.3	-9.8
<i>Differences in Mean Log-wages</i>				
Maghreb - France	-4.6	1.3	-1.1	-5.1
Southern Europe - France	-6.5	-3.9	1.6	-9.8

Reading: French men who work full-time and whose two parents were born in the Maghreb earn on average 5.1% less in arithmetic mean and 4.6% in geometric mean than their counterparts with two parents born in France. The difference in the share of executives among them amounts to 5.1 percentage points. The computed statistics are respectively $100 \times (\bar{w}_A - \bar{w}_B)/\bar{w}_A$, $100 \times (\log(w_A) - \log(w_B))$ and $p_A - p_B$, where A represents France and B represents the Maghreb or Southern Europe.

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

2.3 Methodology

2.3.1 Introduction

Empirical evidence of wage and participation discrimination toward workers of foreign origin is established through the decomposition method initiated by Oaxaca (1973) and Blinder (1973). Methods taking into account selectivity terms within this framework were introduced by Oaxaca and Ransom (1994), Neuman and Oaxaca (2004a, 2005). Our contribution is inspired by their work and goes further in that direction.

We study the wage gap between a benchmark population and one which is potentially discriminated against. Our goal is to break down the wage differential into a part which is attributable to individual observable characteristics and an unexplained part which is usually referred to as potential discrimination.

The original Oaxaca decomposition works as follows. Let's set up a basic wage equation such as $w_i = X_i\beta + \varepsilon_i$ where w_i represents the log-wage, X_i is a vector of individual observable characteristics, β is the vector of coefficients and ε_i is the individual unobserved heterogeneity.

Estimating this model using OLS on two sub-populations A and B leads to the following decomposition (population A is considered here to be the benchmark population, and there is an intercept in the set of explanatory variables X , so that $\bar{w} = \bar{X}\hat{\beta}$):

$$\begin{aligned} \bar{w}_A - \bar{w}_B &= \bar{X}_A\hat{\beta}_A - \bar{X}_B\hat{\beta}_B \\ &= \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)\hat{\beta}_A}_{\text{structural part}} + \underbrace{\bar{X}_B(\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B)}_{\text{unexplained part}} \end{aligned}$$

This kind of decomposition can prove quite sensitive to the chosen set of explana-

tory variables. A common question is to know how to deal with the hierarchical position inside the firm. Since it is highly correlated with the wage, you may want to include it in the set of explanatory variables, but doing so makes the interpretation of the results more difficult. Imagine you want to study male-female wage gaps. If you put the hierarchical position as a regressor, you may end up explaining the wage gap saying: “Men are paid more because they hold executive positions more often than women, and executives are paid higher wages on average than non-executives”. This interpretation can be misleading in terms of discrimination because it includes potential segregation effects inside the “explained part” of the wage differential.

Here we develop a methodology to deal with the composition effect due to the differences in the shares of executives in the different populations. Our method is linked to the one described in Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b), but it is adapted to the switching regression case.

We separate all the sub-populations of interest into executives and non-executives and we jointly estimate two wage equations taking into account selectivity issues for access to executive positions. In this way we can assess potential segregation issues concerning hierarchical positions.

2.3.2 The Switching Regression Model

In order to simplify the notations, w will always represent the log-wage.

We set up the model as follows ($\omega \in \{A, B\}$):

$$\left\{ \begin{array}{ll} w_{i_{e\omega}} = X_{i_e} \beta_{e\omega} + u_{i_{e\omega}} & \text{observed if and only if } E = 1 \\ w_{i_{ne\omega}} = X_{i_{ne}} \beta_{ne\omega} + u_{i_{ne\omega}} & \text{observed if and only if } E = 0 \\ E_{i_\omega} = \mathbb{1}_{\{Z_{i_\omega} \gamma_\omega + \varepsilon_{i_\omega} > 0\}} & \text{dummy for executives} \end{array} \right.$$

with

$$\begin{pmatrix} u_{i_{ew}} \\ u_{i_{new}} \\ \varepsilon_{i_w} \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{ew}^2 & 0 & \rho_{ew}\sigma_{ew} \\ 0 & \sigma_{new}^2 & \rho_{new}\sigma_{new} \\ \rho_{ew}\sigma_{ew} & \rho_{new}\sigma_{new} & 1 \end{pmatrix} \right)$$

In this case, expected values of the wage conditional on being an executive or not can be written as:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(w_{i_{ew}} | X_{i_{ew}}, Z_{i_w}, E_{i_w} = 1) & \\ &= X_{i_{ew}}\beta_{ew} + \mathbb{E}(u_{i_{ew}} | X_{i_{ew}}, Z_{i_w}, E_{i_w} = 1) \\ &= X_{i_{ew}}\beta_{ew} + \rho_{ew}\sigma_{ew}\mathbb{E}(\varepsilon_{i_{ew}} | X_{i_{ew}}, Z_{i_w}, Z_{i_w}\gamma_w + \varepsilon_{i_{ew}} > 0) \\ &= X_{ew}\beta_{ew} + \rho_{ew}\sigma_{ew} \frac{\varphi(Z_{i_w}\gamma_w)}{\Phi(Z_{i_w}\gamma_w)} \end{aligned}$$

and

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(w_{i_{new}} | X_{i_{new}}, Z_{i_w}, E_{i_w} = 0) & \\ &= X_{i_{new}}\beta_{new} + \mathbb{E}(u_{i_{new}} | X_{i_{new}}, Z_{i_w}, E_{i_w} = 0) \\ &= X_{i_{new}}\beta_{new} + \rho_{new}\sigma_{new}\mathbb{E}(\varepsilon_{i_{new}} | X_{i_{new}}, Z_{i_w}, Z_{i_w}\gamma_w + \varepsilon_{i_{new}} < 0) \\ &= X_{i_{new}}\beta_{i_{new}} - \rho_{new}\sigma_{new} \frac{\varphi(Z_{i_w}\gamma_w)}{1 - \Phi(Z_{i_w}\gamma_w)} \end{aligned}$$

where φ and Φ are the pdf and cdf of a standard normal distribution.

2.3.3 Counterfactual wages and Decompositions

There are several ways to decompose wage gaps into explained and unexplained parts. Specifically, attention should be drawn to the choice of the reference popu-

lation and to the treatment of selectivity. Since our study mostly concerns discrimination regarding national origin, and since the potentially discriminated against populations are much smaller than that of the French workers whose parents were born in France, we choose the latter as the reference population. Selectivity is treated in terms of hierarchical position within the firm but cannot be treated in terms of employment due to the structure of the survey, which contains only individuals in-work. Since we focus our study on men, this is less of an issue than if we were comparing men and women.

Usual wage decompositions between a structural and an unexplained part rely on the estimation of some counterfactual wage \bar{w}_B^* whose expression is specific to the context, and will be made clear later:

$$\bar{w}_A - \bar{w}_B = \underbrace{\bar{w}_A - \bar{w}_B^*}_{\text{structural part}} + \underbrace{\bar{w}_B^* - \bar{w}_B}_{\text{unexplained part}}$$

The questions we want to answer are twofold. First we want to know whether there is an unexplained difference between the overall mean wage of the potentially discriminated against populations and the overall mean wage of the reference population. Moreover we want to know if there is segregation concerning hierarchical positions and what the potentially induced role of the composition effect is in the unexplained wage gap. Second, focusing this time separately on each hierarchical position, we want to know whether there is an unexplained wage gap for individuals who actually are executives and for those who are actually non-executives.

Note that the first question allows a potential reshuffling of the individuals between executive and non-executive positions, while the second question does not.

2.3.3.1 Overall wage gaps with potential reshuffling

For this first part, if we call the benchmark population A , and the potentially discriminated against one B , we try to answer the following question: “What would the wage distribution of population B be if it faced the same employment conditions and wages as population A ?” In our particular framework the question becomes: “If population B faced the same coefficients as population A , what would its share of executives be and what would the mean wage be among executives and non-executives conditional on facing the same selection as population A ?”. In that sense we compute a “counterfactual wage” w_{iB}^* for each worker of the potentially discriminated against population, using the model estimated on population A .

The selectivity bias is corrected through the switching regression model, and the composition effects due to the hierarchical positions are taken into account with a modification of usual wage decompositions. Namely we construct a counterfactual mean executive wage \bar{w}_{eB}^* , a counterfactual mean non-executive wage \bar{w}_{neB}^* and a counterfactual share of executives p_{eB}^* . The counterfactual mean wage for population B will be such that $\bar{w}_B^* = p_{eB}^* \bar{w}_{eB}^* + (1 - p_{eB}^*) \bar{w}_{neB}^*$

The composition effect in the structural part can be written as:

$$\begin{aligned} \bar{w}_A - \bar{w}_B^* &= p_{eA} \bar{w}_{eA} + (1 - p_{eA}) \bar{w}_{neA} - p_{eB}^* \bar{w}_{eB}^* - (1 - p_{eB}^*) \bar{w}_{neB}^* \\ &= \underbrace{(\bar{w}_{eA} - \bar{w}_{eB}^*) p_{eB}^*}_{\text{executives}} + \underbrace{(\bar{w}_{neA} - \bar{w}_{neB}^*) (1 - p_{eB}^*)}_{\text{non-executives}} + \underbrace{(\bar{w}_{eA} - \bar{w}_{neA}) (p_{eA} - p_{eB}^*)}_{\text{selection}} \end{aligned}$$

and in the unexplained part as:

$$\begin{aligned} \bar{w}_B^* - \bar{w}_B &= p_{eB}^* \bar{w}_{eB}^* + (1 - p_{eB}^*) \bar{w}_{neB}^* - p_{eB} \bar{w}_{eB} - (1 - p_{eB}) \bar{w}_{neB} \\ &= \underbrace{(\bar{w}_{eB}^* - \bar{w}_{eB}) p_{eB}^*}_{\text{executives}} + \underbrace{(\bar{w}_{neB}^* - \bar{w}_{neB}) (1 - p_{eB}^*)}_{\text{non executives}} + \underbrace{(\bar{w}_{eB} - \bar{w}_{neB}) (p_{eB}^* - p_{eB})}_{\text{selection}} \end{aligned}$$

$\bar{w}_A, \bar{w}_{e_A}, \bar{w}_{ne_A}, p_{e_A}, \bar{w}_B, \bar{w}_{e_B}, \bar{w}_{ne_B}$ and p_{e_B} are directly calculated on the sample whereas $\bar{w}_B^*, \bar{w}_{e_B}^*, \bar{w}_{ne_B}^*$ and $p_{e_B}^*$ are computed using the observable characteristics of population B with the coefficients estimated on population A .

$\bar{w}_{e_B}^*$ is estimated as the mean executive wage, conditional on being an executive, for those who *would be* executives if they belonged to population A . It is computed on the whole sample of population B using as weights the estimated probability of being an executive according to the model followed by population A .

$$\bar{w}_{e_B}^* = \sum_{i \in B} \frac{\Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{\sum_{i \in B} \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)} \left(X_{e_{i_B}} \hat{\beta}_{e_A} + \hat{\rho}_{e_A} \hat{\sigma}_{e_A} \frac{\varphi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

We do the same for $\bar{w}_{ne_B}^*$:

$$\bar{w}_{ne_B}^* = \sum_{i \in B} \frac{1 - \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{\sum_{i \in B} [1 - \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)]} \left(X_{ne_{i_B}} \hat{\beta}_{ne_A} - \hat{\rho}_{ne_A} \hat{\sigma}_{ne_A} \frac{\varphi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{1 - \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

$p_{e_B}^*$ is estimated as the mean estimated probability of being an executive according to the model followed by population A .

$$p_{e_B}^* = \overline{\Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}$$

Note that because of the potential reshuffling between executives and non-executives, $\bar{w}_{e_B}^*$ does not reflect a mean wage over the same set of individuals as \bar{w}_{e_B} and likewise for $\bar{w}_{ne_B}^*$. Therefore we shall not talk here of an unexplained executive wage gap or an unexplained non-executive wage gap.

The choice of these expressions is explained in appendix 2.6.2. Appendix 2.6.3 provides details on the link with the decomposition proposed by Neuman and Oaxaca (2004a, 2005).

2.3.3.2 Wage gaps in each hierarchical position without reshuffling

For this part we consider as given the set of executives and non-executives. We compute counterfactual wages for each executive worker conditioning on the fact that he is an executive. Then we do the same for each non-executive worker conditioning on the fact that he is a non-executive. This allows us to see whether there are unexplained wage gaps among executives and non-executives conditional on their observed hierarchical position.

The two counterfactual mean wages are defined as:

$$\bar{w}_{eB}^{**} = \frac{1}{\sum_{i \in B} E_{iB}} \sum_{i \in B} E_{iB} \left(X_{e_{iB}} \hat{\beta}_{eA} + \hat{\rho}_{eA} \hat{\sigma}_{eA} \frac{\varphi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

$$\bar{w}_{neB}^{**} = \frac{1}{\sum_{i \in B} (1 - E_{iB})} \sum_{i \in B} (1 - E_{iB}) \left(X_{ne_{iB}} \hat{\beta}_{neA} - \hat{\rho}_{neA} \hat{\sigma}_{neA} \frac{\varphi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)}{1 - \Phi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

Unlike the previous section, this approach is closely linked to that of Neuman and Oaxaca (2004a, 2005) but it is adapted to the context of a switching regression model.

2.4 Results

2.4.1 Estimations and Specifications

The model was estimated on all three sub-populations using both maximum likelihood and two-step Heckman methods. The results are very similar and only those obtained with maximum likelihood are reported here. The dependent variable

is always the logarithm of total annualized earnings.

We specify two different models. First we use a “short specification” which contains, as covariates of the wage equations, labor force experience (linear and squared), firm seniority (linear and squared), diploma dummies (six levels), a fixed-term contract dummy, number of days worked during the year in this firm (linear and squared). Firm seniority is the number of years of work inside the current firm. The labor force experience is the number of years of work since the end of school/university and it contains firm seniority. The survey allows us to take into account potential breaks in work and the variable is thus more accurate than the usual potential experience used in many articles.

In the selection equation we put five more dummy variables related to family types and used as exclusion variables (interactions between the couple, working spouse, and children dummies). These variables are supposed to be associated with an executive position without influencing the wage. With this kind of model, the economic validity of these variables is very often questionable. Here, this choice comes from the notion of social status which potentially creates a greater link between family types and executive position than between family types and wage. In this sense these are potentially weak exclusion variables, but without them we would have to entirely rely on parametric assumptions for the identification of the model.

The second model (referred to as “long specification”) has the same individual variables plus economic activity dummies (nine groups), size of the firm dummies (five groups), and three dummies for union-related items (presence of a staff delegate, presence of a union delegate and collective pay agreement). These variables are introduced in order to check for the sensitivity of the results due to potential segregation into places, or economic activities.

The presented estimates correspond only to those computed under the short

specification.

For counterfactual wages and unexplained gaps, on the other hand, we present the results obtained with both “short” and “long” specifications.

2.4.2 Impact of individual and firm characteristics

Since separate estimations on executives and non-executives are not that common, we start with a few simple comments on the differences in the estimates computed on both groups (Tables 2.4 to 2.6).

If we focus first on French workers with two parents born in France, we can see the difference in returns to firm seniority and labor force experience. The return to experience is much higher for executives, but their return to firm seniority is very close to zero. This difference does not appear among non-executives, and the returns are equally shared between these two factors.

Here, labor force experience can be seen as a proxy for the general part of human capital due to on-the-job training, and firm seniority as a proxy for firm-specific human capital.

Executive abilities that are valued on the labor market are therefore the general ones (probably like managerial abilities, reactivity, etc.), while non-executive abilities valued on the labor market are a mix of general and specific ones (such as the ability to use certain types of machines or firm-specific processes).

There are not many differences regarding this specific feature of the model between the different national origins, except that for non-executive male workers with two parents born in the Maghreb the returns to firm seniority and labor force experience do not have the same shape as for those with two parents born in France. The labor force experience part is more concave and the firm seniority part is linear

Table 2.4: Estimation of the Probit Selection Equation (Executive vs. Non Executive)

Parents' Country of Birth	France	Maghreb	Sth. Europe
Intercept	-2.515*** (0.291)	-2.276* (1.355)	-2.435 (1.690)
Years in Labor Force	0.067*** (0.006)	0.071** (0.034)	0.066** (0.032)
Years Squared (div. by 100)	-0.072*** (0.013)	-0.103 (0.080)	-0.021 (0.071)
Firm Seniority	-9.1 10 ⁻⁵ (0.005)	0.047 (0.031)	-0.028 (0.027)
Firm Seniority Squared (div by 100)	0.025* (0.013)	-0.102 (0.095)	0.057 (0.072)
Qualifications			
<i>5th Grade and less</i>	-1.329*** (0.047)	-1.014*** (0.271)	-1.388*** (0.248)
<i>Junior High School</i>	-0.701*** (0.053)	-0.993** (0.400)	-0.668** (0.298)
<i>Vocational Degree</i>	-0.997*** (0.035)	-0.555*** (0.214)	-1.203*** (0.212)
<i>Completed High School</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
<i>Bachelor's Degree</i>	0.672*** (0.037)	1.075*** (0.244)	0.497** (0.232)
<i>Postgraduate Degree</i>	2.194*** (0.044)	2.391*** (0.273)	1.414*** (0.250)
Fixed Term Contract	-0.039 (0.117)	0.310 (0.599)	-0.221 (0.874)
Number of days	0.004 (0.002)	-0.012 (0.012)	0.008 (0.013)
Number of Days Squared (div. by 1000)	-0.008* (0.005)	0.029 (0.024)	-0.019 (0.025)
Residence			
<i>Paris and suburbs</i>	0.494*** (0.028)	0.359** (0.168)	0.474*** (0.155)
<i>Mediterranean Area</i>	0.159*** (0.045)	0.584*** (0.197)	-0.075 (0.193)
<i>Rest of France</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
Family Types			
<i>Single without Children</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
<i>Single with Children</i>	0.138* (0.081)	-0.287 (0.393)	-0.111 (0.296)
<i>Couple with working spouse and children</i>	0.386*** (0.038)	0.230 (0.196)	-0.101 (0.177)
<i>Couple with working spouse and no children</i>	0.331*** (0.043)	0.122 (0.243)	0.127 (0.213)
<i>Couple with non-working spouse and children</i>	0.490*** (0.045)	0.436** (0.214)	-0.041 (0.168)
<i>Couple with non-working spouse and no children</i>	0.373*** (0.053)	0.232 (0.261)	-0.373** (0.145)
Number of Observations	22 978	790	752

Notes: Estimations are conducted on full-time male workers only. The dependent variable is a dummy variable for executives. The family variables play the role of exclusion variables, and help identify the model without having to entirely rely on the functional form of the likelihood.

* means significant at the 90% level, ** means significant at the 95% level and *** means significant at the 99% level. Standard errors are in parentheses.

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

Table 2.5: Estimation of the Wage Equation for Executives

Parents' Country of Birth	France	Maghreb	Sth. Europe
Intercept	10.495*** (0.124)	9.058*** (0.689)	10.265*** (0.951)
Years in Labor Force	0.040*** (0.002)	0.066*** (0.017)	0.043*** (0.017)
Years Squared (div. by 100)	-0.054*** (0.005)	-0.093** (0.041)	-0.031 (0.037)
Firm Seniority	9.3 10 ⁻⁴ (0.002)	0.017 (0.017)	-0.004 (0.015)
Firm Seniority Squared (div by 100)	-0.009* (0.006)	-0.054 (0.049)	-0.005 (0.039)
Qualifications			
<i>5th Grade and less</i>	-0.056 (0.035)	-0.155 (0.185)	-0.438*** (0.164)
<i>Junior High School</i>	-0.063** (0.031)	-0.084 (0.251)	-0.347** (0.167)
<i>Vocational Degree</i>	-0.022 (0.024)	-0.141 (0.133)	-0.348** (0.163)
<i>Completed High School</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
<i>Bachelor's Degree</i>	-0.010 (0.018)	0.646*** (0.140)	0.346*** (0.127)
<i>Postgraduate Degree</i>	0.178*** (0.026)	1.126*** (0.153)	0.796*** (0.136)
Fixed Term Contract	-0.183*** (0.049)	0.252 (0.327)	-0.014 (0.502)
Number of days	6.6 10 ⁻⁴ (1.0 10 ⁻³)	-0.002 (0.006)	-0.004 (0.007)
Number of Days Squared (div. by 1000)	-0.003* (0.002)	0.005 (0.012)	0.002 (0.014)
Residence			
<i>Paris and suburbs</i>	0.131*** (0.011)	0.150* (0.090)	0.173** (0.085)
<i>Mediterranean Area</i>	-0.019 (0.019)	0.061 (0.120)	-0.164 (0.125)
<i>Rest of France</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
Sigma	0.350*** (0.005)	0.488*** (0.046)	0.537*** (0.049)
Correlation with Probit Error Term	-0.405*** (0.049)	0.930*** (0.036)	0.997*** (0.004)
Number of Observations	10 491	294	230

Notes: Estimations are conducted on full-time male workers only. The dependent variable is the logarithm of the annualized wage.

* means significant at the 90% level, ** means significant at the 95% level and *** means significant at the 99% level. Standard errors are in parentheses.

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

Table 2.6: Estimation of the Wage Equation for Non Executives

Parents' Country of Birth	France	Maghreb	Sth. Europe
Intercept	10.234*** (0.043)	10.800*** (0.217)	10.998*** (0.244)
Years in Labor Force	0.016*** (8.4 10 ⁻⁴)	0.017*** (0.004)	0.021*** (0.004)
Years Squared (div. by 100)	-0.027*** (0.002)	-0.044*** (0.010)	-0.039*** (0.010)
Firm Seniority	0.017*** (7.9 10 ⁻⁴)	0.019*** (0.005)	0.020*** (0.004)
Firm Seniority Squared (div by 100)	-0.021*** (0.002)	-0.008 (0.014)	-0.034*** (0.012)
Qualifications			
5th Grade and less	-0.230*** (0.007)	-0.146*** (0.034)	-0.232*** (0.041)
Junior High School	-0.133*** (0.009)	-0.177*** (0.046)	-0.129** (0.053)
Vocational Degree	-0.122*** (0.006)	-0.051 (0.032)	-0.129*** (0.038)
Completed High School	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
Bachelor's Degree	0.123*** (0.008)	0.106** (0.046)	0.109** (0.049)
Postgraduate Degree	0.144*** (0.020)	0.074 (0.098)	-0.060 (0.089)
Fixed Term Contract	-0.047*** (0.016)	-0.306*** (0.081)	-0.118 (0.143)
Number of days	-0.002*** (3.8 10 ⁻⁴)	-0.008*** (0.002)	-0.010*** (0.002)
Number of Days Squared (div. by 1000)	0.002*** (7.5 10 ⁻⁴)	0.013*** (0.004)	0.017*** (0.004)
Residence			
Paris and suburbs	0.150*** (0.005)	0.156*** (0.024)	0.145*** (0.025)
Mediterranean Area	0.015** (0.008)	0.053* (0.027)	-0.104*** (0.026)
Rest of France	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>	<i>Ref.</i>
Sigma	0.257*** (0.002)	0.253*** (0.007)	0.259*** (0.007)
Correlation with Probit Error Term	-0.269*** (0.038)	0.066 (0.187)	-0.073 (0.209)
Number of Observations	12 487	496	522

Notes: Estimations are conducted on full-time male workers only. The dependent variable is the logarithm of the annualized wage.

* means significant at the 90% level, ** means significant at the 95% level and *** means significant at the 99% level. Standard errors are in parentheses.

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

(not concave).

The main differences between national origins lie in the returns to qualifications and the dummy variable for the Mediterranean area. Whereas a postgraduate degree gives a 18% bonus for executives of French origin compared to a high-school diploma, for executives whose parents were born in the Maghreb, such a qualification more than doubles the wage compared to a high-school diploma. A Bachelor's degree also seems to be relatively much more valued than in the reference population. For executives of Southern European origin the same patterns exist though they are less clear-cut. This might be related to statistical discrimination in the sense that the signaling value of higher qualifications seems to be much more striking for French executives of foreign origin than for those whose two parents were born in France.

2.4.3 Differences in wages and hierarchical positions

As we use business survey data, we only observe people inside the labor force and therefore cannot study any selection bias at the hiring level. Meurs, Pailhé, and Simon (2005) and Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b) indicate that there are barriers to entrance in the labor market related to national origin.

Our study focuses therefore more on the upper tail of the distribution and our findings concerning access to hierarchical positions and executive wage differentials are hopefully less prone to errors due to selection bias at the lower tail of the distribution. Moreover, the study focuses on men for whom the selectivity issues at the hiring level are less of a concern than they would be for women.

Table 2.7 presents the estimations of counterfactual wages and unexplained differences for the long and short sets of covariates as well as confidence intervals using parametric bootstrap.

The general finding is that we find little or no wage discrimination regarding

Table 2.7: Counterfactual Mean Log-Wages and Unexplained Gaps

	p	w	w_e	w_{ne}
<i>Observed mean values (OMV)</i>				
$OMV(France)$	0.215	10.235	10.829	10.073
$OMV(Maghreb)$	0.164	10.189	10.842	10.062
$OMV(Maghreb) - OMV(France)$	-0.052	-0.046	0.013	-0.011
$OMV(SthEurope)$	0.117	10.171	10.790	10.089
$OMV(SthEurope) - OMV(France)$	-0.099	-0.065	-0.039	0.017
<i>Counterfactual mean values (CMV) and unexplained differences (UD) – Short Specification</i>				
$CMV^*(Maghreb)$	0.199 [0.194,0.204]	10.204 [10.199,10.209]	10.811 [10.798,10.825]	10.054 [10.049,10.059]
$UD^*(Maghreb) = OMV - CMV^*$	-0.035 [-0.040,-0.030]	-0.015 [-0.020,-0.010]	0.031 [0.017,0.044]	0.007 [0.002,0.012]
$CMV^{**}(Maghreb)$			10.817 [10.805,10.829]	10.063 [10.058,10.068]
$UD^{**}(Maghreb) = OMV - CMV^{**}$			0.025 [0.013,0.037]	-0.001 [-0.006,0.004]
$CMV^*(SthEurope)$	0.144 [0.140,0.149]	10.170 [10.166,10.174]	10.776 [10.765,10.789]	10.068 [10.063,10.072]
$UD^*(SthEurope) = OMV - CMV^*$	-0.028 [-0.032,-0.024]	$9.0 \cdot 10^{-4}$ [-0.003,0.005]	0.014 [0.001,0.025]	0.021 [0.017,0.026]
$CMV^{**}(SthEurope)$			10.785 [10.774,10.796]	10.076 [10.072,10.080]
$UD^{**}(SthEurope) = OMV - CMV^{**}$			0.005 [-0.006,0.016]	0.013 [0.009,0.017]
<i>Counterfactual mean values (CMV) and unexplained differences (UD) – Long Specification</i>				
$CMV^*(Maghreb)$	0.193 [0.189,0.198]	10.204 [10.199,10.209]	10.810 [10.797,10.823]	10.059 [10.053,10.064]
$UD^*(Maghreb) = OMV - CMV^*$	-0.030 [-0.034,-0.025]	-0.014 [-0.020,-0.009]	0.032 [0.019,0.045]	0.003 [-0.002,0.008]
$CMV^{**}(Maghreb)$			10.827 [10.815,10.839]	10.065 [10.060,10.070]
$UD^{**}(Maghreb) = OMV - CMV^{**}$			0.015 [0.003,0.027]	-0.004 [-0.009,0.001]
$CMV^*(SthEurope)$	0.142 [0.138,0.146]	10.167 [10.162,10.172]	10.773 [10.760,10.786]	10.067 [10.062,10.071]
$UD^*(SthEurope) = OMV - CMV^*$	-0.025 [-0.029,-0.021]	0.004 [-7.2 $\cdot 10^{-4}$,0.009]	0.017 [0.004,0.030]	0.022 [0.018,0.027]
$CMV^{**}(SthEurope)$			10.771 [10.759,10.783]	10.073 [10.069,10.078]
$UD^{**}(SthEurope) = OMV - CMV^{**}$			0.019 [0.007,0.031]	0.016 [0.011,0.020]

Note: Estimations are conducted on full-time male workers only. All estimations are computed with maximum likelihood and two-step Heckman procedures. The results are very similar and only those obtained with maximum likelihood are reported here. The variables used in the long specification of the model are the same as those presented in the estimation tables plus all firm characteristics (i.e. economic activity, size of the firm and union-related items).

Reading: French executive men whose two parents were born in the Maghreb earn on average 4.6% less than their counterparts with two parents born in France. Among this, 1.5% is not explained by their individual characteristics. The 95% confidence interval for the unexplained part is [0.010, 0.020]

** corresponds to the series of estimators with potential reshuffling between executives and non-executives.*

*** corresponds to the series of estimators without reshuffling.*

Source: French Structure of Earnings Survey (2002)

national origin but substantial unexplained gaps remain in the shares of executives.

2.4.3.1 Share of executives

The difference between French workers whose parents were born in France and those whose parents were born in the Maghreb is 5.2 percentage points and amounts to 9.9 percentage points with regard to French workers whose parents were born in Italy, Portugal or Spain. In both cases the counterfactual share of executives is 3 percentage points higher than is actually observed and this difference is significant at a 5% level.

2.4.3.2 Counterfactual wages and unexplained gaps

We present here two sets of counterfactual wages which help tell different stories.

The first set allows reshuffling of individuals between executives and non-executives. It generates a new mean wage for non-executives and a new mean wage for executives. Together with the counterfactual share of executives this gives a counterfactual mean wage for the full population. This counterfactual mean wage is the one which gives information regarding overall unexplained wage gaps. It amounts to 1.5% against French workers whose parents were born in the Maghreb and this gap is significant at a 5% level. For French workers whose parents were born in Southern Europe, the overall difference is very close to zero and never significant.

The second set of counterfactual wages is intended purely to specifically target executives and non-executives. However, since it does not allow reshuffling, this approach will not be used to assess the question of the overall unexplained gap. Interestingly, the unexplained gap among executives and non-executives is either non-significant or in favor of the potentially discriminated against populations, but barely significant. This tends to show that there is no wage discrimination for

a given hierarchical position. However, remember that we cannot rule out that discrimination could take place at the hiring level since our survey contains only working individuals.

2.4.3.3 Comparison of the two approaches for specific counterfactual mean wages

In the first approach, the counterfactual mean wages for executives and non-executives cannot be directly compared to the observed mean wages because of the reshuffling. In other words, the set of executives and non-executives over whom the mean is calculated is not the same and therefore we shall not talk about specific unexplained gaps with this approach. However we can compare the counterfactual wages obtained with the two approaches. It appears that the second approach systematically leads to higher specific counterfactual wages than the first approach. This is probably due to the potential reshuffling of workers which allows the “best” non-executives to become executives, but paid less on average due to their individual characteristics. This leads to lower averages among executives as well as non-executives and this is also consistent with the presence of a stronger selection to be an executive.

2.5 Conclusion

This paper has estimated differences in wages and hierarchical positions in France according to national origin. Our data come from a matched employer-employee wage survey performed in 2002. The business survey provides very reliable wage data which are matched to many individual-level variables collected in a household survey. The sample of male full-time workers is decomposed into three sub-samples according to the parents' birthplace (France, North Africa and

Southern Europe).

The large number of executives in the sample allows us to estimate a specific model which takes into account the selectivity bias as well as the composition effect coming from differences in hierarchical positions. However, selectivity issues due to unemployment cannot be taken into account with business survey data. Our results are therefore conditional on being in the labor force.

We adapt and extend existing decomposition methods to a switching regression model of wage determination and occupational employment. While the usual methods only take care of selection issues, we develop here a methodology to also take proper account of the related composition effects due to differences in hierarchical positions when comparing mean wage gaps. Moreover the method we use only requires estimation of the model on the reference population and therefore yields more precise results when the sample size of the potentially discriminated group is small.

Our results seem quite robust to model specification and estimation methods. They show no wage discrimination, but a certain degree of occupational segregation yielding composition effects. Indeed, for instance, the overall unexplained gap which is observed against French workers whose parents were born in the Maghreb mostly comes from unexplained differences in the share of executives. However among both executives and non-executives, we do not find any unexplained wage differences. Moreover, differences in the returns to some of the individual characteristics, including higher qualifications might reveal mechanisms of statistical discrimination on the labor market.

Overall this paper helps describe discriminations with regard to national origin on the French labor market. Audit studies like that of Duguet, Leandri, L'Horty, and Petit (2007) or Cediey, Foroni, and Garner (2008) show that there exists discrimination at the hiring level. Other articles like Aeberhardt, Fougère, Pouget, and

Rathelot (2010b) or Boumahdi and Giret (2005) highlight that wage discrimination seems very slight compared to this latter. This paper goes in the same direction. It finds very little unexplained differences in terms of wages, but it shows that other barriers seem to exist with unexplained differences in access to higher hierarchical positions, which raises the question of the existence of a *glass ceiling* for French workers of foreign origin.

2.6 Appendix

2.6.1 National origin in the sample

In this paper, we focus on French workers whose two parents were born abroad. Indeed, the information included in the personal questionnaire of SES 2002 allows us to know the citizenship of the individual as well as the country of birth of the parents, but there is no information concerning the country of birth of the individual and the citizenship at birth of the parents.

We can't really work on the second generation of immigrants, because, to do so, the sample should be restricted to individuals who were born in France with at least one (or two) parents who had foreign citizenship at birth and who were born abroad. Here there are two flaws: first we can't control whether the parents were born abroad but were French nationals, and second, we don't know whether the individual was born in France, or emigrated to France and acquired French citizenship later.

Theoretically it is possible to know from the survey whether French individuals were French at birth or became French later. Unfortunately this piece of information does not seem to be well answered and in any case would not be conclusive.

In short, there are different ways to be or become French. First, you are French at birth if one of your parents was French or if you were born in France with at least one parent who was also born in France. Second, you can become French either automatically when you turn 18 and you were born in France, or by declaration if you marry a French citizen, or by decree if your request to the French administration is accepted.

This means that theoretically we should only keep those individuals who were not French at birth, because the second generation with two parents who were

foreigners at birth became French when they turned 18. But other studies show that foreigners who were born in France declare pretty much randomly either that they were French at birth or that they became French later. These questions are more important for certain origins than others, especially all the countries of the former colonial empire.

In order to know the exact composition of the sample better, we have to rely on other studies that can deal with the questions of the country of birth of the individual and the citizenship at birth of the parents. Estimations on the Education and Vocational Qualification survey (FQP) give that among French citizens whose two parents were born in the Maghreb, about 50 % were also born there and about 40 % had both parents French at birth. Among those whose two parents were born in southern Europe, about two third were born in France and about 90 % had both parents with southern European citizenship at birth. These estimations are consistent with those of Borrel and Simon (2005) based on the family history survey (EHF). They find that among people born in France with two parents born in the Maghreb, about 51 % are second generation immigrants.

2.6.2 Explanation for the choice of the counterfactual mean values

$(p_{eB}^*, \bar{w}_{eB}^* \text{ and } \bar{w}_{neB}^*)$

The decomposition of the difference in employment proportions across groups is a generalized form of the traditional Oaxaca (1973)-Blinder (1973) decomposition:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[E_{iA}] - \mathbb{E}[E_{iB}] &= \mathbb{E}_{Z_A}[\mathbb{E}(E_{iA}|Z_i)] - \mathbb{E}_{Z_B}[\mathbb{E}(E_{iA}|Z_i)] \\ &\quad + \mathbb{E}_{Z_B}[\mathbb{E}(E_{iA}|Z_i)] - \mathbb{E}_{Z_B}[\mathbb{E}(E_{iB}|Z_i)] \end{aligned}$$

With the notations of Section 2.3 and under simple regularity conditions on the distribution of Z_{i_ω} , the empirical counterparts are the following.

$$p_{e\omega} = \frac{1}{N_\omega} \sum_{i \in \omega} E_i \xrightarrow{p.s.} \mathbb{E}_{Z_\omega} [\mathbb{E}(E_{i_\omega} | Z_i)] = \mathbb{E}[E_{i_\omega}]$$

$$p_{eB}^* = \frac{1}{N_B} \sum_{i \in B} \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A) \xrightarrow{p.s.} \mathbb{E}_{Z_B} [\mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]$$

We shall now focus on the construction of a counterfactual mean executive wage for population B with the same returns to observables as population A . The non-executive corresponding term derives directly from it.

Note, first, the following relation concerning the mean executive wage for population A :

$$\bar{w}_{eA} = \frac{1}{\sum_{i \in A} E_{i_A}} \sum_{i \in A} w_{i_{eA}} E_{i_A} \xrightarrow{p.s.} \frac{\mathbb{E}_{X_A, Z_A} [\mathbb{E}(w_{i_{eA}} E_{i_A} | X_i, Z_i)]}{\mathbb{E}_{Z_A} [\mathbb{E}(E_{i_{eA}} | Z_i)]}$$

This expression corresponds to the average of the observed executive wages computed on the executives of A only.

Since $\mathbb{E}(w_{i_{eA}} E_{i_A} | X_i, Z_i) = \mathbb{E}(w_{i_{eA}} | E_{i_A} = 1, X_i, Z_i) \mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)$, the following relation related to the mean executive wage also holds for population A under simple regularity conditions on X_{i_A} and Z_{i_A} :

$$\sum_{i \in A} \left(\frac{\Phi(Z_{i_A} \hat{\gamma}_A)}{\sum_{i \in A} \Phi(Z_{i_A} \hat{\gamma}_A)} \right) \left(X_{i_{eA}} \hat{\beta}_{eA} + \hat{\rho}_{eA} \hat{\sigma}_{eA} \frac{\varphi(Z_{i_A} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{i_A} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

$$\xrightarrow{p.s.} \frac{\mathbb{E}_{X_A, Z_A} [\mathbb{E}(w_{i_{eA}} | X_i, Z_i, E_{i_A} = 1) \mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]}{\mathbb{E}_{Z_A} [\mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]}$$

The empirical part (left hand side) of the previous relation thus has the same limit as \bar{w}_{eA} . It corresponds to the weighted average of the expected wages conditional on being an executive, computed on all individuals of A with weights equal to their probability of being an executive.

This leads to the choice of the counterfactual executive mean wage for population B with the following relation:

$$\bar{w}_{eB}^* = \sum_{i \in B} \left(\frac{\Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{\sum_{i \in B} \Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)} \right) \left(X_{i_{eB}} \hat{\beta}_{eA} + \hat{\rho}_{eA} \hat{\sigma}_{eA} \frac{\varphi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{i_B} \hat{\gamma}_A)} \right)$$

$$\xrightarrow{p.s.} \frac{\mathbb{E}_{X_B, Z_B} [\mathbb{E}(w_{i_{eA}} | X_i, Z_i, E_{i_A} = 1) \mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]}{\mathbb{E}_{Z_B} [\mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]}$$

This empirical counterfactual is supposed to estimate the mean of $w_{i_{eA}}$ over the individuals of B such that $E_{i_A} = 1$. In this sense, the numerator alone $\mathbb{E}_{X_B, Z_B} [\mathbb{E}(w_{i_{eA}} E_{i_A} | X_i, Z_i)]$ would correspond to a mean over all individuals computed with $w_{i_{eA}}$ for those for whom $E_{i_A} = 1$ and 0 for those for whom $E_{i_A} = 0$. In order to match an “observed” mean (in which we would not have the 0’s), we correct for the proportion of individuals such that $E_{i_A} = 1$. This explains the term $\mathbb{E}_{Z_B} [\mathbb{E}(E_{i_A} | Z_i)]$ in the denominator.

2.6.3 Link with Neuman and Oaxaca's Decompositions

Neuman and Oaxaca (2004a, 2005) propose different ways to deal with the inverse Mills' ratios when correcting for selectivity. They incorporate part or all of the Mills' ratio into the explained and the discrimination components so that some or all of the selectivity elements vanish.

In order to show the differences between the two approaches, we will focus on one of their decompositions. Indeed, defining $\hat{\lambda}$ as the mean of the inverse Mills' ratios, and $\hat{\lambda}_B^0$ such that $\hat{\lambda}_B^0 = \frac{\varphi(Z_B\gamma_A)}{\Phi(Z_B\gamma_A)}$, it can be written as:

$$\begin{aligned}
 \bar{w}_A - \bar{w}_B &= \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)\hat{\beta}_A + \hat{\theta}_A(\hat{\lambda}_A - \hat{\lambda}_B^0)}_{\text{structural part}} \\
 &\quad + \underbrace{\bar{X}_B(\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B) + \hat{\theta}_A(\hat{\lambda}_B^0 - \hat{\lambda}_B) + (\hat{\theta}_A - \hat{\theta}_B)\hat{\lambda}_B}_{\text{unexplained part}} \\
 &= \underbrace{(\bar{X}_A - \bar{X}_B)\hat{\beta}_A + \hat{\theta}_A(\hat{\lambda}_A - \hat{\lambda}_B^0)}_{\text{structural part}} \\
 &\quad + \underbrace{\bar{X}_B(\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B) + \hat{\theta}_A\hat{\lambda}_B^0 - \hat{\theta}_B\hat{\lambda}_B}_{\text{unexplained part}}
 \end{aligned}$$

That is, noticing that for $\omega = A$ and $\omega = B$, $\bar{X}_\omega\hat{\beta}_\omega + \hat{\theta}_\omega\hat{\lambda}_\omega = \bar{w}_\omega$, which is the observed mean on the sample (this equality "geometrically" holds in the case of a two-stage estimation with OLS in the second stage but it holds only in terms of expected values when using maximum likelihood), we find:

$$\begin{aligned}\bar{w}_A - \bar{w}_B &= \underbrace{\bar{w}_A - (\bar{X}_B \hat{\beta}_A + \hat{\theta}_A \hat{\lambda}_B^0)}_{\text{structural part}} \\ &\quad + \underbrace{(\bar{X}_B \hat{\beta}_A + \hat{\theta}_A \hat{\lambda}_B^0) - \bar{w}_B}_{\text{unexplained part}}\end{aligned}$$

Going back to our framework and our notations, the following relation holds for their counterfactual wage:

$$\begin{aligned}\frac{1}{\sum_{i \in B} E_{iB}} \sum_{i \in B} E_{iB} \left(X_{i_{eB}} \hat{\beta}_{eA} + \hat{\rho}_{eA} \hat{\sigma}_{eA} \frac{\varphi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)}{\Phi(Z_{iB} \hat{\gamma}_A)} \right) \\ \xrightarrow{p.s.} \frac{\mathbb{E}_{X_B, Z_B, E_B} [\mathbb{E}(w_{i_{eA}} | X_i, Z_i, E_{iA} = 1) E_{iB}]}{\mathbb{E}_{Z_B} [\mathbb{E}(E_{iB} | Z_i)]}\end{aligned}$$

In this expression, their counterfactual wage corresponds to the mean wage that the current executives from population B would obtain if they “followed” the same model as the executives of population A supposing that they would still be executives if they “followed” this model. This counterfactual mean executive wage does not take into account the possible reshuffling between the executives and non-executives of population B once we consider that they “follow” the model of population A . In particular, if we consider that there is discrimination against access to executive positions, this counterfactual executive wage does not take into account all the potentially new executives, which our counterfactual wage does.

The Heterogeneity of Ethnic Employment Gaps

This chapter was written with Élise Coudin and Roland Rathelot. We would like to thank Pierre Cahuc, Laurent Davezies, Xavier D'Haultfœuille, Denis Fougère, Pauline Givord, Guy Laroque, Thomas Le Barbanchon, Sophie Osotimehin and Sébastien Roux for insightful remarks and the participants of the INSEE-DEEE, the CEE and the CREST-LMi seminars, the EEA and the EALE annual conferences for useful comments and discussions.

Contents

3.1	Introduction	116
3.2	Empirical evidence	121
3.2.1	Summary statistics and decomposition of the mean	121
3.2.2	The heterogeneity of the employment gap w.r.t. observables	128
3.3	Testing for the homogeneity of discrimination	133
3.3.1	The theoretical framework: Beveridge curves on segmented markets	134
3.3.2	Empirical application: testing for the homogeneity of discrimination	136
3.4	A statistical-discrimination model of the heterogeneity of employment gaps	141
3.4.1	General setup	142
3.4.2	The screening process	143
3.4.3	The demand side and the matching process	144
3.5	Concluding remarks	149
3.6	Appendix	151
3.6.1	Calculations for the screening process	151

This study provides new empirical evidence about the heterogeneity of ethnic employment gaps, for males on the French labor market. We present a method to study the heterogeneity of binary outcomes that allows for the inclusion of many covariates in the model. We find that both the raw and the unexplained employment differentials are larger for low-skill workers than for high-skill ones. One should though be careful not to conclude that the economic phenomenon underlying these empirical facts is intrinsically heterogeneous: we show that such results can be obtained in basic theoretical model in which the ratio of the hiring probabilities between the minority and the majority groups does not depend on workers' skills. We also build a theoretical model incorporating the idea of screening discrimination in a search-and-matching framework and show that the apparent heterogeneity of employment gaps is compatible, under some assumptions, with a homogeneous discrimination process.

3.1 Introduction

In the United States as well as in Europe, there exist large ethnic differentials in wages and employment rates (Altonji and Blank, 1999; Algan, Dustmann, Glitz, and Manning, 2010). However, if the ethnic gaps in wages are large in magnitude, a major part of these can be explained by differences in human capital. In the US, Neal and Johnson (1996) have shown that an important part of the black-white wage differential among young adults can be traced to differences in verbal and mathematical skills measured by the AFQT.¹ Symmetrically, Aeberhardt, Fougère, Pouget, and Rathelot (2010b) have shown for France that introducing a detailed description of the latest degree obtained wipes out the wage gap between French individuals of African origin and French individuals of French origin. While differences in human capital account for a large deal of the ethnic wage gap, there is no such evidence for employment gaps, as noted by Ritter and Taylor (2011). Somewhat paradoxically, the literature dealing with ethnic differentials on the labor market has focused on wage gaps, and has relatively neglected the issue of employment gaps.²

While average measures give a broad picture of labor market differentials, studying their heterogeneity is interesting for two reasons. First, the policy-makers might be interested in identifying who are the subgroups suffering from the highest gaps on the labor market. Second, because the economic phenomena underlying these differentials have not yet been entirely understood, obtaining new empirical facts may shed a new light on existing theoretical models and foster theoretical innovation. As it is the case for average measures, the heterogeneity of ethnic differentials on the labor market has mostly been studied on the wage

¹See, for instance, Lang and Manove (2011) for a discussion of these results.

²Notable counter-examples include Flanagan (1976), Abowd and Killingsworth (1984), Cain and Finnie (1990), Welch (1990), Bound and Freeman (1992), Stratton (1993), Darity and Mason (1998), Fairlie and Sundstrom (1999) or Couch and Fairlie (2010).

dimension. On the one hand, there has been several empirical papers focusing on sub-populations, more often on high-skill workers (Black, Haviland, Sanders, and Taylor, 2006, 2008; Bjerk, 2007) than on low-skill ones (Chandra, 2000): to sum it up, ethnic wage gaps tend to be smaller for high-skill workers. On the other hand, the quantile literature on wage gaps has been burgeoning in the recent years, following the advances in econometrics (Fortin, Lemieux, and Firpo, 2011). Much less attention has been paid to ethnic employment differentials. To our knowledge, Johnson and Neal (1998) is the only contribution in which ethnic employment gaps are stratified according to individual skills: they find that “a college degree has a greater effect on the employment opportunities of black workers”, which means that lower ethnic employment gaps are expected among college graduates.

In this paper, we study the heterogeneity of the ethnic employment differential with respect to workers’ skills. In line with most of the literature, we focus on males to avoid complex considerations about the relation between family and labor issues. First, we show the variation of the differences in employment probability between French workers with non-immigrant parents and French workers with at least one North-African-immigrant parent with age and a precise measure of the last obtained degree. We present a new method that allows us to analyze and easily plot the unexplained component of the employment gap, even when many covariates are included in the model. We find that the unexplained employment gap is large for low-skill workers and shrinks to zero for very high-skill ones. Besides the empirical and the methodological contributions, this paper brings a third, theoretical, contribution to interpret the empirical results. We show that our results are compatible with a model in which the ratio of hiring probabilities between minority and majority workers do not depend on skill.

Why should we investigate beyond the mean? Figure 3.1 brings a direct answer to this question. It reports the employment gaps between French with North African parents and French with French parents, by level of education (above) and by age (below). For each stratum, we isolate the component of the gap which is explained by other human capital differentials from the unexplained component. While the gap, whether raw or unexplained, does not exhibit a high degree of heterogeneity with respect to age, there are large differences with respect to education. More precisely, skilled workers experience lower employment gaps than unskilled ones.

While this type of figure may prove useful to motivate the study of employment gaps heterogeneity, it is difficult to push the analysis much further using this procedure. Indeed, as the number of subgroups increases, the number of observations per subgroup drops and so does the accuracy of the results. In other words, as soon as more than one dimension are included in the analysis (*e.g.* age and education), this approach will be prone to the curse of dimensionality. Our idea is to follow the idea of propensity-score or single-index techniques and to sum up all the covariates that require to be included in the analysis and to project it on one scalar only. We show that the ethnic gap is higher among individuals who have characteristics corresponding to lower employment probability.

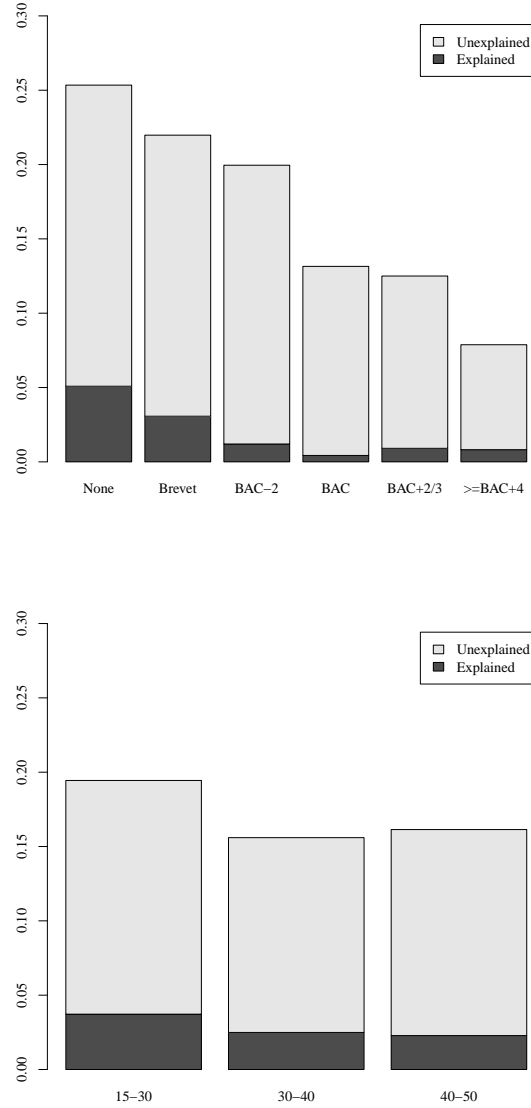
How should we interpret the uncovered heterogeneity? It would be tempting to interpret it as the result of some asymmetric discriminatory behaviors, in which, for instance, low-skill workers are more prejudiced than high-skill ones. No such conclusion can be asserted based on our results. Within a basic theoretical framework in which hiring probabilities are allowed to differ across skill and ethnicity, we are able to test the null hypothesis that the ratio of the hiring probabilities in the two groups is constant across skills. Using our data and our empirical results, we show that the null hypothesis cannot be rejected, so that it

is not possible to assert that the economic process underlying the heterogeneity is itself varying with the skill level.

Hiring probabilities are themselves endogenous parameters than may depend on more structural ones in a complex way. Therefore, it is difficult, without more assumptions, to make a direct link between the nature of the discrimination process and the ratio of the hiring probabilities of the two populations. In order to attempt to open the black box, we design an extension of the screening discrimination model by Cornell and Welch (1996) that we link to a simplified search-and-matching model. In this model, hiring probabilities are explicitly functions of structural parameters. In particular, we show that a homogenous discrimination process, in which the parameters underlying discrimination do not depend on the worker's skill, may, depending on the wage-setting parameters, lead to a constant ratio of hiring probabilities, that we proved compatible with our empirical facts.

This paper is organized as follows. Section 2 presents the data we use, the French Labor Force Survey (LFS) from 2005 to 2010, as well as some summary statistics on our populations. Then, we introduce our empirical methodology and provide our main empirical results, evidencing the heterogeneity of the ethnic employment gap. In Section 3, we present a basic theoretical framework to help interpret the empirical results. Section 4 goes one step further: we build a theoretical model of statistical discrimination to structurally ground our interpretation.

Figure 3.1: Explained and unexplained components of the employment differential stratifying by, row (1): education, row (2): age



Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Predicted employment probabilities are based on the estimation of a logit model on the reference population.

3.2 Empirical evidence

In this section, we start by documenting the differences between the two groups of interest. Then, we present the methodology that allows us to analyze the heterogeneity of the employment gaps and apply it to the ethnic gaps in France.

3.2.1 Summary statistics and decomposition of the mean

The analysis is conducted using the French Labor Force Survey (LFS), undertaken by INSEE. We use the data collected from 2005Q1 to 2010Q2 as, since 2005, the LFS contains information on the parents' nationalities at birth and countries of birth. The children of immigrants from a given country can therefore be identified as well as their own nationality at birth and country of birth. The LFS contains also a precise description of the individual status on the labor market as well as information on socio-demographic characteristics – age, gender, qualification, family characteristics. Around 70,000 individuals aged more than 15 are interviewed each quarter for six quarters in a row. We only keep the first observation for each individual. As we wish to avoid mixing labor-supply with labor-demand issues, we only keep males aged 15 to 50 who are not students. The population of interest, denoted population D , contains 3,049 French men aged 15-50, born in France or arrived before 5, with at least one parent born with the citizenship of a North African country. The reference population, denoted population F , contains 63,975 French men aged 15-50 whose both parents were born French in France. The main outcome is the employment status. The one reported in the LFS refers to the ILO definition: an individual is considered as working if he worked at least one hour during the week.

Tables 3.1 and 3.2 report descriptive statistics for both groups. First, French

males of North African origin have characteristics associated with lower human capital. They are less likely to have reached the highest qualifications (for instance, 2% *vs.* 5% with a degree from a Grande École) and more likely to have no qualification at all (30% *vs.* 16%). They are also younger (25% between 25 and 30 years old *vs.* 17%). Finally, they experience more difficulties on the labor market. They are less often employed (65% *vs.* 86%) and more likely not to have ever worked (18% *vs.* 7%). Those who work are about twice less likely to be executive or professional and are also less likely to occupy technical or educational occupations (16% *vs.* 21%).

Tables 3.3 and 3.4 report the results of the estimation of a logit model of employment, run on both the majority and the minority populations. Age and education are included in a detailed way in the model, and even interacted. Covariates related to family situation are excluded, as, especially for men, their endogeneity might severely bias the results.³ Estimates on age and education have the expected signs. The employment probability increases steadily from the 15-25 to the 45-50 categories. Degrees higher than Bac+3, technical or health-oriented Bac+2 degrees, and scientific, technical or vocational Bac degrees increase the employment probability with respect to a General Bac degree with a major in Humanities.⁴ Having no degree at all is significantly less favorable than holding the General Bac. The coefficients of the interaction between being aged 15-35 and the degree hold, which are introduced to capture potential changes of the labor-market values of some degrees over time, are mostly insignificant.

We carry on our comparison of groups *D* and *F* by performing a classical decomposition of the mean of the employment differential *à la* Oaxaca (1973) and Blinder (1973). We find that the average employment rate in the majority

³We tried to introduce them in alternative specifications and the results were not qualitatively altered.

⁴The *Baccalauréat*, abbreviated as *Bac*, is an academic qualification that French students take at the end of high school. The Bac is required to pursue post-secondary studies. Three main types of Baccalauréat exist: general, technical, and vocational. The notation “Bac+*x*” means a degree that requires *x* years of studies after the Baccalauréat.

Table 3.1: Summary Statistics

Variables	Men	
	France	North Africa
Diploma		
Medicine doctorate	0.01	0.00
Master degree and above	0.04	0.02
Grandes Ecoles	0.05	0.02
Univ.: Bac+4, Science-Industry	0.01	0.00
Univ.: Bac+4, other	0.02	0.02
Univ.: Bac+3, Science-Industry	0.01	0.01
Univ.: Bac+3, other	0.02	0.02
Univ.: Bac+2	0.02	0.01
Tech.: Bac+2, Industry	0.06	0.04
Tech.: Bac+2, other	0.05	0.04
Health: Bac+2	0.01	0.00
Bac: Science	0.03	0.03
Bac: Humanities	0.03	0.04
Bac: Technical, Industry	0.02	0.01
Bac: Technical, other	0.02	0.03
Bac: Vocational, Industry	0.06	0.04
Bac: Vocational, other	0.02	0.03
Bac-2: Vocational, Industry	0.26	0.19
Bac-2: Vocational, other	0.04	0.06
Lower Sec. Educ. Deg.	0.08	0.10
No diploma	0.16	0.30
Age		
15-25	0.17	0.24
25-30	0.17	0.25
30-35	0.16	0.19
35-40	0.17	0.14
40-45	0.17	0.11
45-50	0.17	0.07
Nobs	63975	3049

Source: Labor Force Survey 2005-2010 (Insee).

Notes: 7% of French men whose parents were both born French never worked, while it is the case for 18% of French men who were born in France (or who arrived before 5) and for whom at least one parent had the citizenship of a North African country at birth.

population is 86% while it is equal to 65% in the minority population. Using the estimates on population F , the counterfactual mean probability of employment for population D is equal to 81%. The raw gap of 22 percentage points (pp.) can be decomposed into two parts: 6 pp. are explained by the differences in observable characteristics while 16 pp. are not.

This result in means is however too synthetic to illustrate the full picture. As shown in Figure 3.1, differences by qualification exist, which does not appear in a decomposition of the mean. Hence we propose the following simple framework to study and illustrate employment gap heterogeneity.

Table 3.2: Summary Statistics (continued)

Variables	Men	
	France	North Africa
Labor Market Situation		
Employed	0.86	0.65
Full-time when employed	0.95	0.93
Occupation (current or last if not employed)		
Executive, Professional	0.21	0.12
Technical, Education	0.21	0.16
Clerical, Sales, Service Worker	0.13	0.15
Factory Operator	0.38	0.39
Never worked	0.07	0.18
Socio-demographic		
Couple	0.75	0.71
Working spouse	0.48	0.23
No child	0.52	0.53
1 child	0.21	0.20
2 children	0.20	0.17
3+ children	0.08	0.09
Youngest child less than 3	0.12	0.16
Nobs	63975	3049

Source: Labor Force Survey 2005-2010 (Insee).

Notes: 7% of French men whose parents were both born French never worked, while it is the case for 18% of French men who were born in France (or who arrived before 5) and for whom at least one parent had the citizenship of a North African country at birth.

Table 3.3: Employment Logit estimation

Individuals from . . . population	Majority	Minority
Education. <i>Ref: Bac, Humanities</i>		
<i>Master degree and above</i>	0.76 *** (0.17)	0.23 (0.90)
<i>Medicine doctorate</i>	1.51 *** (0.40)	0.42 (1.17)
<i>Grandes Ecoles</i>	0.54 *** (0.15)	1.18 (1.14)
<i>Univ.: Bac+4, Science-Industry</i>	1.09 ** (0.43)	13.78 (1024.26)
<i>Univ.: Bac+4, other</i>	0.31 (0.19)	-0.90 (0.72)
<i>Univ.: Bac+3, Science-Industry</i>	1.61 *** (0.52)	-0.28 (1.21)
<i>Univ.: Bac+3, other</i>	0.64 *** (0.20)	-0.39 (0.81)
<i>Univ: Bac+2</i>	0.21 (0.19)	-0.39 (0.93)
<i>Tech.: Bac+2, Industry</i>	0.90 *** (0.16)	0.06 (0.73)
<i>Tech.: Bac+2, other</i>	0.58 *** (0.16)	0.39 (0.78)
<i>Health: Bac+2</i>	1.36 *** (0.40)	13.81 (720.31)
<i>Bac: Science</i>	0.10 (0.17)	-1.37** (0.68)
<i>Bac: Technical, Industry</i>	0.53 *** (0.20)	13.80 (593.08)
<i>Bac: Technical, other</i>	0.25 (0.19)	-0.29 (0.93)
<i>Bac: Vocational, Industry</i>	0.84 *** (0.18)	0.19 (0.73)
<i>Bac: Vocational, other</i>	0.27 (0.23)	1.03 (1.14)
<i>Bac-2: Vocational, Industry</i>	0.14 (0.11)	-0.64 (0.51)
<i>Bac-2: Vocational, other</i>	-0.05 (0.14)	0.07 (0.64)
<i>Lower Sec. Educ. Deg.</i>	-0.16 (0.12)	-0.70 (0.56)
<i>No diploma</i>	-0.91*** (0.11)	-1.50*** (0.50)
Age. <i>Ref: 40-45</i>		
<i>15-25</i>	-1.32*** (0.06)	-1.10*** (0.19)
<i>25-30</i>	-0.80*** (0.06)	-0.50*** (0.19)
<i>30-35</i>	-0.40*** (0.06)	-0.03 (0.20)
<i>35-40</i>	-0.11** (0.05)	0.08 (0.18)
<i>45-50</i>	-0.04 (0.05)	0.17 (0.21)
N	63975	3049

Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Dummies for quarters are also included in the model but their coefficients are omitted for readability. * means 10%-significant, ** means 5%-significant and *** means 1%-significant. Asymptotic standard errors are reported in parentheses.

Table 3.4: Employment Logit estimation (continued)

Individuals from . . . population	Majority	Minority
Education interacted with age		
<i>15-35 * Bac: Other</i>	0.25 * (0.14)	-0.33 (0.57)
<i>15-35 * Master degree and above</i>	-0.22 (0.17)	0.05 (0.85)
<i>15-35 * Medicine doctorate</i>	-0.29 (0.55)	-0.49 (1.54)
<i>15-35 * Grandes Ecoles</i>	0.40 *** (0.15)	-1.19 (1.12)
<i>15-35 * Univ.: Bac+4, Science-Industry</i>	-0.11 (0.46)	-12.73 (1024.26)
<i>15-35 * Univ.: Bac+4, other</i>	-0.02 (0.20)	1.55 ** (0.74)
<i>15-35 * Univ.: Bac+3, Science-Industry</i>	-0.08 (0.62)	14.45 (717.63)
<i>15-35 * Univ.: Bac+3, other</i>	-0.18 (0.22)	0.67 (0.81)
<i>15-35 * Univ: Bac+2</i>	0.17 (0.22)	-0.59 (0.91)
<i>15-35 * Tech.: Bac+2, Industry</i>	0.17 (0.16)	0.30 (0.64)
<i>15-35 * Tech.: Bac+2, other</i>	-0.02 (0.14)	-0.44 (0.67)
<i>15-35 * Health: Bac+2</i>	0.45 (0.53)	0.20 (850.75)
<i>15-35 * Bac: Science</i>	0.21 (0.16)	1.09 * (0.57)
<i>15-35 * Bac: Technical, Industry</i>	-0.10 (0.20)	-13.82 (593.08)
<i>15-35 * Bac: Technical, other</i>	-0.13 (0.19)	-0.20 (0.84)
<i>15-35 * Bac: Vocational, Industry</i>	0.23 (0.17)	0.07 (0.62)
<i>15-35 * Bac: Vocational, other</i>	-0.14 (0.23)	-0.93 (1.09)
<i>15-35 * Bac-2: Vocational, Industry</i>	0.26 *** (0.07)	-0.03 (0.24)
<i>15-35 * Bac-2: Vocational, other</i>	-0.02 (0.12)	-0.77 (0.48)
<i>15-35 * Lower Sec. Educ. Deg.</i>	-0.09 (0.09)	-0.24 (0.34)
N	63975	3049

Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Dummies for quarters are also included in the model but their coefficients are omitted for readability. * means 10%-significant, ** means 5%-significant and *** means 1%-significant. Asymptotic standard errors are reported in parentheses.

3.2.2 The heterogeneity of the employment gap w.r.t. observables

Let Y be a binary outcome variable. Our goal is to analyze the observed gap in Y between two populations D and F . The raw outcome gap is to be decomposed into two terms. One part is explained by variations in observable characteristics, and the other one remains unexplained.

Let us consider the potential outcome model advocated by Rubin (1974). We are interested in the effect of a binary treatment T on the binary outcome Y . “Treatment” is to be understood in a wide sense. Here, the treatment is the population group: $T_i = 0$ if individual i comes from group F , which is the reference/native population, and $T_i = 1$ if individual i comes from group D , which is potentially discriminated against. $Y_i(F)$ and $Y_i(D)$ are the two potential outcomes of individual i whether i receives or not the treatment, that is, whether i comes from population F or D , and we are interested in the difference between both outcomes. Unfortunately, only $Y_i = T_i Y_i(D) + (1 - T_i) Y_i(F)$ is observed.

The usual decomposition-of-the-mean approach (Oaxaca, 1973; Blinder, 1973) consists in estimating $E(Y_i(F)|X_i)$ on population F (for instance with a probit or logit model) and using the estimation results to predict $E(E(Y_i(F)|X_i, D)|D)$ on population D . The other terms, $E(E(Y_i(F)|X_i, F)|F)$ and $E(E(Y_i(D)|X_i, D)|D)$ are directly estimated by the empirical means in populations F and D . This decomposition is valid when individual observations are assumed to be independent and that there is no difference between the minority and the majority populations in unobservable abilities correlated with the outcome once conditioned on observables. The latter condition is a conditional independence assumption (CIA), and can be stated in a formalized way as:

Assumption 3.2.1. *Conditional independence assumption*

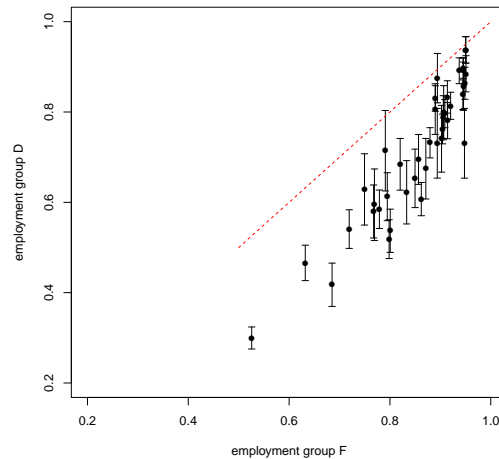
$$Y_i(F) \perp T_i | X_i, \forall i \quad (3.1)$$

Whether they explicitly state it or not, all studies which deal with wage or employment differentials between groups have to rely on such an ignorability assumption, conditional on observable characteristics. With this assumption, a quite natural way to study heterogeneity of employment gaps is to study $E(Y_i(F)|X_i = x, D) - E(Y_i(D)|X_i = x, D), \forall x$. The first term of this difference is estimated on population F and the second one on population D .⁵

In Figure 3.2, each dot represents an age \times education cell. The position of the dot on the x-axis is given by the employment rate of the individuals of group F whose characteristics belong to the cell, while the position on the y-axis is given by the mean employment of individuals of group D that belong to the cell. The points to the right of the figure thus correspond to more experienced and more educated individuals who have a higher probability of employment. Under the CIA, this figure provides an empirical counterpart of $E(Y_i(D)|X_i, D)$ as a function of $E(Y_i(F)|X_i, D)$, where X contains age and education. In other terms, assuming the CIA holds, the graph shows the observed probability of employment in population D versus its counterfactual value if the same individuals belonged to population F . The above difference corresponds to the gap between the points and the line of equation $y = x$. According to this figure, $E(Y_i(D)|X_i, D)$ and $E(Y_i(F)|X_i, D)$ are very close for characteristics associated with high employment probability. As the employment probability decreases, that is for smaller values on the x-axis, this

⁵Fortin, Lemieux, and Firpo (2011) provides an extensive discussion about the interpretation of decomposition methods using the treatment-effect literature. They also introduce a Conditional Independence/Ignorability Assumption.

Figure 3.2: Employment rates in the population with North African parents with respect to employment rates in the population with French parents, per education×age cells



Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Education is given by the last obtained degree (in 8 positions) while age is given in 6 positions. There are thus 48 cells.

differential becomes wider.

Although this approach is theoretically sufficient to study the heterogeneity of employment gaps, the credibility of the CIA often requires to include a large number of covariates in the model. However, as more covariates are included, the number of individuals by cell is going to rapidly decrease, due to the curse of dimensionality. Unless an extremely large dataset is available, the preceding approach will thus be impossible to use when a large number of covariates is necessary to make reliable comparisons between groups.⁶

The curse of dimensionality is a well documented issue in empirical economics and especially in the matching literature. The usual solution, as proposed by

⁶To maintain a sufficient number of observation per cell in figure 3.2, the education covariate was indeed grouped into 8 positions instead of 21.

Rosenbaum and Rubin (1983), consists in conditioning by a propensity score instead of the full set of covariates. As it happens, a similar method also works here. The following proposition enables us to overcome the curse of dimensionality when studying the heterogeneity of unexplained employment gaps.

Proposition 3.2.2 (Consequence of the CIA with a binary outcome variable).

$$Y_i(F) \perp T_i | X_i, \forall i \Rightarrow Y_i(F) \perp T_i | P(Y_i(F) = 1 | X_i), \forall i.$$

Proof: Given that $Y(F)$ and T are two binary variables, they play a symmetrical role from a statistical point of view. Therefore, the property highlighted in Rosenbaum and Rubin (1983) can be applied to $Y(F)$ instead of T .

Although they share some similarities, the method proposed here is different from the classical conditioning using a propensity score. Indeed, a propensity score measures the propensity to be treated, which would be conceptually somewhat hard to maintain in case of the treatment being the ethnicity. The framework used here differs from that: the employability index p measures the propensity to be employed, that is the propensity of a positive outcome.

Proposition (3.2.2) reduces the dimension of X to a single one:

$$p_i = P(Y_i(F) = 1 | X_i) = E(Y_i(F) | p_i).$$

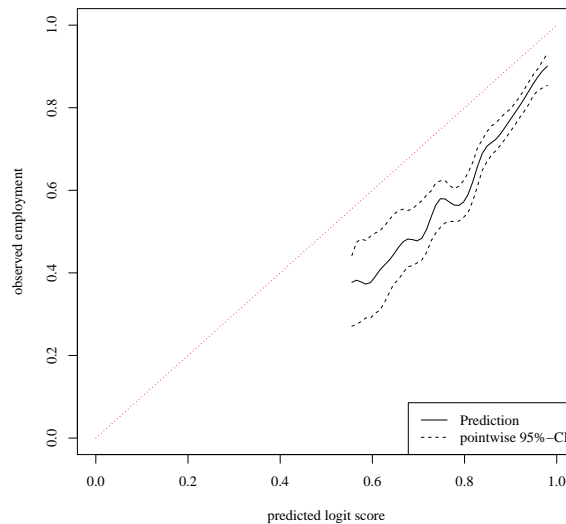
Under the CIA, proposition (3.2.2) entails

$$E(Y_i(F) | p_i, D) - E(Y_i(D) | p_i, D) = E(Y_i(F) | p_i) - E(Y_i(D) | p_i).$$

A natural way of studying the heterogeneity of employment gaps is thus to study

the counterfactual probability of employment as a function of p . The first step consists in estimating the counterfactual probability of employment as a function of the observables: $p = P(Y(F) = 1|X)$. This is done with the same logit model as in section 3.2.1. In a second step, it is possible to compute a counterfactual probability of employment for each individual of population D : $p_i = P(Y_i(F) = 1|X_i)$. The third step consists in estimating $E(Y(D)|p)$ (which is a function of p). This is done by computing the empirical average of $Y_i(D)$ for all individuals of D whose counterfactual probability of employment is equal to p . Because this probability is continuous, this is done using kernel methods. Figure 3.3 displays the estimate of the counterfactual probability of employment with the specification detailed in Tables 3.3 and 3.4.

Figure 3.3: Average employment probability for the individuals with North African parents conditional on predicted employability score, kernel estimates.



Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Confidence intervals are 95% pointwise confidence intervals obtained by bootstrap on the full sample. Predicted employment probabilities are based on the estimation of a logit on the reference population. Gaussian kernel estimates with bandwidth $h = .05$.

Interestingly, figures 3.2 and 3.3 share similarities, and the main two comments

remain. First, the unexplained employment gap is sizable for most individuals of the population of interest. Second, the unexplained employment gap seems to decrease steadily for higher employability levels. Such a graph could remind of a sticky-floor story in which the individuals whose characteristics tend to drive them away from employment suffer more from their ethnic background than the ones with higher qualifications. In fact, as detailed later in this paper, the link between differences in employment gaps and heterogeneous discrimination is not so straightforward. The next section proposes to interpret these empirical findings at the light of theory.

3.3 Testing for the homogeneity of discrimination

In the previous section, we showed that the unexplained ethnic employment gap is not constant with respect to individual characteristics. Can we conclude from this descriptive approach that the economic mechanisms underlying these gaps are heterogeneous? For instance, it would be tempting to infer from the previous figures that discrimination is higher for men whose age and qualification are associated with higher unemployment. The idea of this section is to add some theoretical structure to the data and to test whether a homogeneous discriminatory phenomenon is compatible with the previous empirical results.

The hiring process is assumed to have two stages. In a first stage, firms and individuals randomly meet: this meeting process is assumed to be blind with respect to ethnicity. In a second stage, firms assess individuals' productivities and decide to hire them or not. Being hired conditional on having met occurs with probability p_F (resp. p_D) for the majority (resp. minority) group. We show that, at the steady-state of this model, the heterogeneity of ethnic employment gaps comes down to the heterogeneity of the ratio between hiring probabilities p_D/p_F .

3.3.1 The theoretical framework: Beveridge curves on segmented markets

Individuals are assumed to differ in two dimensions: an observable component x of their productivity and their ethnic group. One can think of x as the summary of qualification, age, and any other observable characteristics relevant to the firm. When posting job vacancies, firms are assumed to target explicitly candidates with characteristics x . This means that only candidates x will apply for jobs x . For each segment x of the labor market, the meeting process between firms opening vacancies and unemployed workers, is modeled as usual, using a matching framework, *à la* Diamond, Mortensen and Pissarides (see, for instance, Pissarides, 2000). $U(x)$ jobseekers compete for $V(x)$ jobs and the unemployment rate for individuals of characteristics x is denoted as $u(x) = U(x)/L(x)$ where $L(x)$ is the labor force with characteristics x . The meeting function is the function $M(V(x), U(x))$ of the number of vacancies and jobseekers. $M(., .)$ is assumed homogenous of degree one. The probability for a firm to meet a candidate is thus equal to $M(1, U/V) = m(\theta)$, where $\theta = v/u = V/U$ is the tightness parameter.⁷ The probability for a jobseeker to meet an employer is equal to $\theta m(\theta)$. We denote by q the exogenous separation rate.

Combining the Beveridge curves. We assume, for simplicity, that there are no inflows into, nor outflows from the populations and that q , θ and $m(\cdot)$ do not depend on ethnicity. The Beveridge curves for both populations write:

$$u_F = \frac{q}{q + p_F \theta m(\theta)} \quad \text{and} \quad u_D = \frac{q}{q + p_D \theta m(\theta)}$$

⁷ U , V , θ and all variables of the model which are not structural parameters depend on x . We omit it when it is not ambiguous for the sake of lisibility.

which leads to the following relation:

$$\frac{1}{u_D} - 1 = \frac{p_D}{p_F} \left(\frac{1}{u_F} - 1 \right)$$

or, equivalently, using the employment rate $e_i = 1 - u_i$:

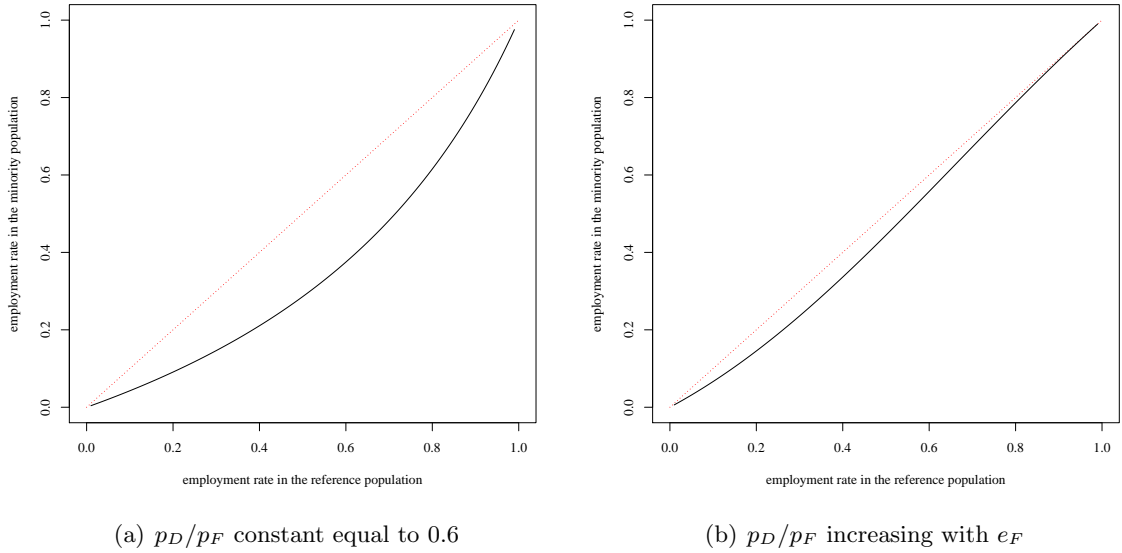
$$e_D = \frac{1}{1 + \frac{p_F}{p_D} \left(\frac{1}{e_F} - 1 \right)} \quad (3.2)$$

Thus, the heterogeneity in x comes down to that of p_D/p_F only. Indeed, despite the fact that q , θ and $m(\cdot)$ potentially depend on x , they cancel out in the last relation.

Homogenous discrimination (*i.e.* unrelated to characteristics). One way to model a homogenous discriminatory behavior is to assume that the ratio of the hiring probabilities p_D/p_F does not depend on x . Under this assumption, Equation 3.2 implies that the only source of heterogeneity of e_D w.r.t. to the observables x is linked to the one of e_F . Figure 3.5(a) displays an illustrative example with $p_D/p_F = 0.6$ and x varying so that the employment rate e_F covers all the segment $(0, 1)$. This employment level e_F refers both to the employment level of a worker from the reference population and to the potential employment level of the minority worker in a world with no hiring differentials.

It is clear in this example that, although p_D/p_F is held constant, the employment gap between the minority and the majority populations differs across the employment level e_F . Figure 3.5(b) illustrates what happens when the disadvantage in terms of hiring probabilities decreases with the counterfactual employment probability (*i.e.* p_D/p_F increases with e_F). In both cases, the employment gap is larger in the middle of the graph and cancels out at the top as in Figure 3.3.

Figure 3.4: Employment probabilities for discriminated and reference groups



3.3.2 Empirical application: testing for the homogeneity of discrimination

Building on the previous structure, we wish to test whether p_D/p_F varies with e_F in the data. Equation (3.2) may be written as:

$$e_D(x) = \frac{1}{1 + \exp(\rho(x) + \delta(x))} \text{ and } e_F(x) = \frac{1}{1 + \exp(\rho(x))}$$

with $\rho(x) = \log(p_F \theta m(\theta))$ and $\delta(x) = \log \frac{p_D}{p_F}$ functions of x , the skills which are related to e_F . This entails a logistic relationship between $e_F(x)$ and $\rho(x)$, and similarly between e_D and $\rho(x) + \delta(x)$.

If $\Lambda(\cdot)$ denotes the logistic function and if we use the observables X (age and

education) to proxy the skills x , we have

$$P[Y(F) = 1|X] = \Lambda(\rho(X))$$

$$P[Y(D) = 1|X] = \Lambda(\rho(X) + \delta(X))$$

We wish to test the two following null hypotheses:

- H_{01} : $\delta(X) = 0$ corresponds to the absence of discrimination.
- H_{02} : $\delta(X) = cst$ corresponds to a constant p_D/p_F .

In order to perform the tests, we consider the two following statistical models, in which a linear index is assumed:

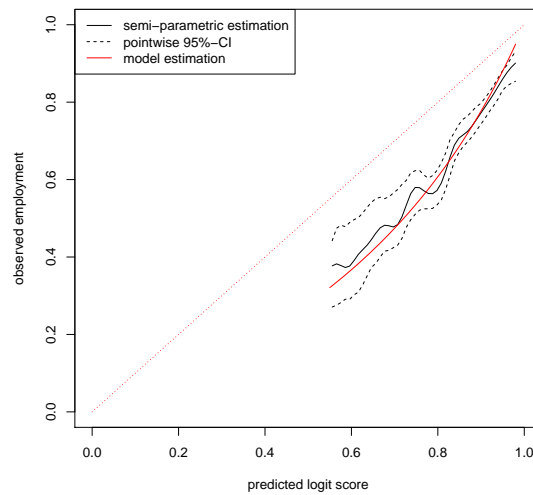
$$P[Y_i = 1|X_i, T_i] = \Lambda(X_i\beta + \delta 1\{T_i = D\}) \quad (3.3)$$

$$P[Y_i = 1|X_i, T_i] = \Lambda(X_i\beta^F + (X_i\beta^D)1\{T_i = D\}) \quad (3.4)$$

We start by estimating (3.3) and we find $\hat{\delta} = -0.95$ with standard deviation of 0.04. The negative sign of δ corresponds to the fact that minority individuals are less employed than majority ones. The Student p-value being lower than 2e-16, we can confidently reject the null H_{01} . The numerical value of the estimate $\hat{\delta}$ leads to an estimate of $\widehat{p_D/p_F} = 0.39$. Some elements of interpretation of this result will be provided in the next section.

Then, we test H_{02} by a nullity (LR) test of β^D (constant excluded), in model (3.4). The LR statistic equals 76.5 and has to be compared to critical values from a χ^2 with 67 degrees of freedom (the number of covariates but the constant). The p-value corresponding to H_{02} is equal .18, so that we cannot reject the constancy of δ .

Figure 3.5: Estimation of the theoretical model vs. semi-parametric estimation



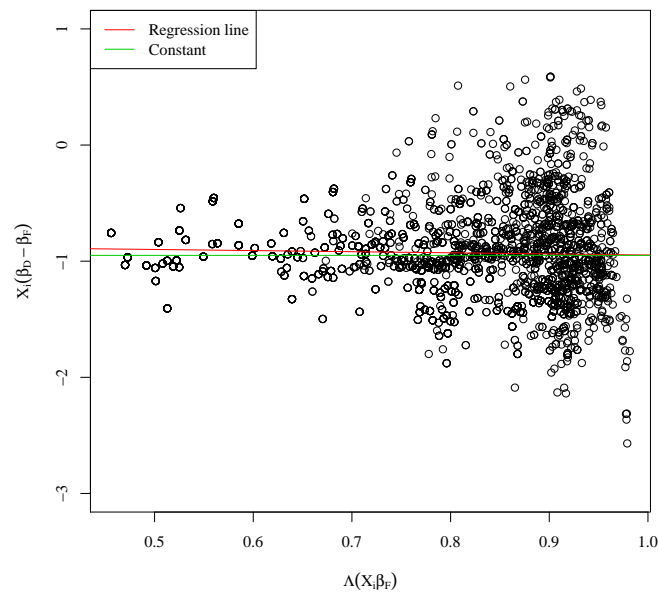
Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Confidence intervals are 95% pointwise confidence intervals obtained by bootstrap on the full sample. Predicted employment probabilities are based on the estimation of a logit on the reference population. Gaussian kernel estimates with bandwidth $h = .05$. The red curve corresponds to:

$$e_D = \frac{1}{1 + \frac{p_F}{p_D} \left(\frac{1}{e_F} - 1 \right)} \quad \text{with} \quad \frac{p_D}{p_F} = 0.39$$

Figure 3.6 provides a graphical representation by exploiting the estimation results of model (3.4) and leads to the same conclusions. For each individual in the minority sample, it reports on the y-axis, the empirical difference $\delta_i = \log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 1]) - \log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 0])$, and on the x-axis, $\log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 0])$, computed with the estimates of model (3.4). In short, Figure 3.6 relates δ_i , the empirical counterpart of δ for individual i , to the corresponding $\Lambda(\rho_i)$. It is a way to illustrate how p_D/p_F varies with e_F . The absence of discrimination would correspond to the points being spread symmetrically around the horizontal line $y = 0$. In our case, the points are centered around a horizontal line $y = -0.95$, which confornts the hypothesis that δ is constant as a function of e_F . Figure 3.6 also reports the δ horizontal line with δ estimated in model (3.3), and the regression line of the scatter plot. Boths lines are very close to each other.

In this section, we showed that, in a simple model based on a Beveridge curve, a homogenous discriminatory behavior is compatible with heterogenous employment gaps. In our case, we were not able to reject the null hypothesis that the ratio of hiring probabilities p_D/p_F is constant with respect to observable characteristics. In the next section, we attempt to ground p_D/p_F theoretically, using a more structural model of discrimination.

Figure 3.6: Empirical evidence on p_D/p_F as a function of e_F 

Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: Each dot corresponds to an individual in the minority sample. The x-coordinate is $\log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 0])$, and the y-coordinate is the empirical difference $\delta_i = \log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 1]) - \log(P[Y_i = 1|X_i = x_i, D_i = 0])$. Both are computed with the estimates of model (3.4). This illustrates how p_D/p_F varies with e_F . The absence of discrimination would correspond to the points being spread symmetrically around the horizontal line $y = 0$. In our case, the points are centered around a horizontal line $y = -0.95$ (green line), which conforms the hypothesis that δ is constant as a function of e_F . The figure also reports the regression line of the scatter plot (red line).

3.4 A statistical-discrimination model of the heterogeneity of employment gaps

Two recent reviews of existing discrimination theory and empirics, Charles and Guryan (2011) and Lang and Lehmann (2011), highlight that most of the literature focuses on models that reproduce empirical facts on wages rather than on employment. To our knowledge, no existing model specifically attempts to reproduce the kind of heterogeneity in employment gaps that was uncovered in the previous sections. Still, existing models are not entirely silent on the issue.

In an employer-discrimination model *à la* Becker (1957), the parameter p_D/p_F can be given a straightforward sense. Let us consider that there are two types of firms: the first ones are indifferent between hiring a majority and a minority worker whereas the second ones are prejudiced against minority workers and would only hire majority workers. In this context, if firms discovered the ethnic origin of the applicant only when they met, p_D/p_F would represent the fraction of non-prejudiced firms. Unfortunately, as noted in Lang and Lehmann (2011), taste-based discrimination models have difficulties explaining employment gaps without relying on values of their structural parameters that would seem quite impossible. Here, in order to match the data, the fraction of discriminating firms would be more than 60%, which seems extremely high.

In the remaining of this section, we develop a simple model of statistical discrimination that can generate the type of employment gaps described previously. We build upon the idea of *screening discrimination* introduced by Cornell and Welch (1996) and incorporate it into a search-and-matching model that includes a Beveridge curve, in line with the previous section.

3.4.1 General setup

We focus here on predictions concerning the heterogeneity of employment gaps rather than on predictions about wages, therefore some features of the model are willingly left simple. In particular, we keep the assumption of a segmented labor market along some observable characteristics x of the individuals. The firms capture all the surplus and offer an exogenous wage $w(x)$ which ensures that individuals enter the labor market. Unemployed workers and firms meet randomly and the hiring takes place if the worker succeeds in a screening process. There is no on-the-job search and matches split exogenously at a rate $q(x)$.

Beside x , productivity has a hidden component π . These two are the only relevant quantities for the hiring of a given candidate. For simplicity, we assume that π is match-specific (for instance, it can be that a personality trait can be appreciated in a firm but not in another one). We assume that both majority and minority candidates share the same distribution of π conditional on x : a uniform on $(0, 1)$. π is unknown to the candidate and the recruiting firm can only observe a proxy $\hat{\pi}$ of π , through a screening process. Using the same idea as in Cornell and Welch (1996), we assume that the screening process is more efficient for candidates of the majority group than it is for minority workers. However, we depart from their framework for the hiring decision rule, because we want it to fit into a continuous time search-and-matching model. Instead of assuming that the recruiting firm chooses the best applicant in a pool of workers, we assume that it fixes a threshold, meets applicants continuously, and hires the first one who scores above the threshold. This threshold is determined through maximization of the firm's profit. The firm trades off between the cost of keeping the vacancy open (h) and the potential improvement of the quality of the match. If the threshold is set to a high value, the vacancy will be open for a longer time on average but the expected productivity of the hired worker

will also be higher. The interest rate is denoted r .

3.4.2 The screening process

The screening process consists in a sequence of tests. Cornell and Welch (1996) use a discrete setting in which some of the tests are informative and others are not. An informative test is modeled as the result of a Bernoulli draw of probability π . With n informative tests and a uniform prior distribution, the expected value of π for a candidate with $S_n \leq n$ successes is $\hat{\pi} = (S_n + 1)/(n + 2)$. The most important here is that the variance of the posterior distribution of $\hat{\pi}$ is increasing in the number of informative tests n . Discrimination occurs with the additional assumption that the number of informative tests is lower for minority than for majority workers. In this case, the variance of the proxy will also be higher for majority workers so that they will more often achieve high proxies but also low proxies. Therefore, depending on the threshold, this framework can generate statistical discrimination: while prior distributions are identical, posterior distributions differ.

To keep the analysis simple, we assume that n is close to infinity for majority workers, so that the proxy $\hat{\pi}$ is equal to π (perfect information). For minority workers, only a finite number n of tests are informative, so that the variance of the proxy will be lower than the one of π .

In this framework, the key notions, which will be used in the firms' decision strategy, are the probability for the firms to meet a worker whose signal $\hat{\pi}$ will be above the threshold, and the expected value of π given that the signal is above the threshold.

For majority workers, $\pi = \hat{\pi}$ and for any threshold $C \in (0, 1)$,

$$E(\pi|\pi > C, F) = \frac{1+C}{2} \quad \text{and} \quad P(\hat{\pi} > C|F) = 1 - C. \quad (3.5)$$

For minority workers, since the signal is discrete, we need only consider discrete values $K \in \{0, \dots, n\}$ for the threshold of the signal $\hat{\pi}$:⁸

$$E(\pi|S_n \geq K, D) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{K}{n+2} \right) \quad \text{and} \quad P(S_n \geq K|D) = 1 - \frac{K}{n+1} \quad (3.6)$$

3.4.3 The demand side and the matching process

We now turn to the demand side of the model and determine the optimal threshold for the firm. First, we express the firm's profit, when a vacancy is open (Π^v) and when an employee occupies the job (Π^e). Firms set a threshold C^* (resp. K^*) above which a worker they meet from the majority (resp. minority) population is hired. The choice of C^* (resp. K^*) is such that the expected profits for a vacancy is maximum, taking as given the tightness $\theta(x)$ and the wage $w(x)$. We call λ the fraction of the minority population.

$$\begin{aligned} r\Pi^v = & -h + m(\theta) [(1 - \lambda)P(\pi > C)E(\Pi^e|\pi > C) \\ & + \lambda P(S_n \geq K)E(\Pi^e|S_n \geq K) - \Pi^v] \end{aligned} \quad (3.7)$$

$$r\Pi^e = y(\pi) - w + q(\Pi^v - \Pi^e) \quad (3.8)$$

We recall that $m(\theta)$ is the probability for the firm to meet a candidate, h is the cost for keeping an open vacancy, q is the exogenous exit rate, and r the interest rate.

⁸See appendix for computations.

We assume that $y(\pi, x) = \alpha(x)\pi$.⁹ This means that the output of the job is the product of a productive function of the observed skills, $\alpha(x)$, and the match specific productivity π , on which the firm gets some information $\hat{\pi}$ through the screening process. The following reasoning is conditional on x , (segmented markets) so we write $y(\pi)$, and α for simplicity.

We also assume that there is free entry on the market so that $\Pi^v = 0$.

Optimal threshold C^* for the reference population. For the reference population, the firm will set the threshold C^* to maximize $P(\pi > C)E(y(\pi) - w|\pi > C)/(r + q)$ in Equation 3.7. Using Equation 3.5, this is equivalent to maximizing $(1 - C)(\alpha(1 + C)/2 - w)$. The maximum is obtained in $C^* = w/\alpha$ and we suppose that the parameters are such that $C^* \in (0, 1)$.

Optimal threshold K^* for the minority population. The problem is slightly more complex in this case because the firm does not observe the exact productivity and the optimization is done on a discrete set. We assume the number of informative draws n to be given. The firms will choose a threshold in terms of number of successes K to maximize:

$$P(S_n \geq K)E(\Pi^e(\pi)|S_n \geq K)$$

Using the definition of C^* , Π^e can be rewritten as $\Pi^e = \alpha(\pi - C^*)/(r + q)$ and

⁹Note that the output depends on x and π , while the wage depends only on x . This is obviously a simplifying assumption that should be relaxed if the model had other purposes than just being illustrative. A wage that depends on x and not on π may occur when wages are set at a collective level and not at the individual one.

the above expression is now equal to

$$\begin{aligned} & \frac{\alpha}{r+q} \left(1 - \frac{K}{n+1}\right) \left(\frac{1}{2} \left(1 + \frac{K}{n+2}\right) - C^*\right) \\ &= \frac{\alpha}{r+q} \left[\frac{1}{2} \left(1 - \frac{K(K+1)}{(n+1)(n+2)}\right) - C^* \left(1 - \frac{K}{n+1}\right)\right] \end{aligned}$$

When a firm chooses a threshold $K+1$ instead of K , the gain in the expression within brackets is $C^*/(n+1)$ and the loss is $(K+1)/[(n+1)(n+2)]$. Therefore, firms choose the threshold K^* , such that

$$\frac{K^*}{n+2} < C^* \leq \frac{K^*+1}{n+2}.$$

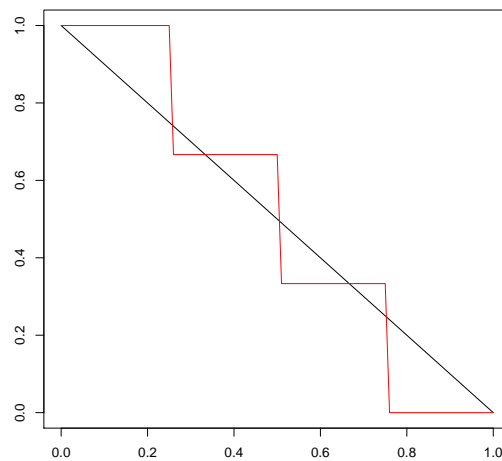
In this case, by denoting the hiring probabilities, conditional on meeting, for a minority individual $p_D = P[S_n > K^*|D]$, and for an individual from the reference population $p_F = P[\pi > C^*|F]$, we have

$$p_D = 1 - \frac{K^*}{n+1}, \quad \text{and} \quad \frac{p_D}{p_F} = \frac{1 - K^*/(n+1)}{1 - C^*}$$

Figure 3.7 illustrates this for $n=2$: if $C^* < 1/4$, then the firms will set no threshold and $p_D = 1$. If $1/4 < C^* < 1/2$, the firms will put a threshold at $S_n \geq 1$ and $p_D = 2/3$. If $1/2 < C^* < 3/4$, then the firms will only hire the individuals for whom $S_n = 2$ and $p_D = 1/3$. If $C^* > 3/4$, then firms will never hire individuals from the minority population. Overall, with $n=2$, if $1/4 < C^* < 1/3$ or $1/2 < C^* < 2/3$, we are in a situation in which $p_F > p_D$.

Let us now compare the structural parameters coming from different markets segmented by x . For each market, $C^*(x) = w(x)/\alpha(x)$. The higher this threshold the more selective employers are during the hiring process, given the observed skill-induced wage the worker is offered, and her observed skill-induced produc-

Figure 3.7: Hiring probabilities in the majority (straight line) and the minority (steps) groups once a match has occurred, as a function of the optimal threshold in the majority group



Source: Labor Force Survey 2005-2010 (INSEE).

Notes: p_F (black straight line) and p_D (red steps) as a function of C^* . Information is perfect for the majority group but the number of informative draws for the minority group is $n = 2$. If $C^* < 1/4$, then the firms will set no threshold and $p_D = 1$. If $1/4 < C^* < 1/2$, the firms will put a threshold at $S_n \geq 1$ and $p_D = 2/3$. If $1/2 < C^* < 3/4$, then the firms will only hire the individuals for whom $S_n = 2$ and $p_D = 1/3$. If $C^* > 3/4$, then firms will never hire individuals from the minority population. Overall, with $n = 2$, if $1/4 < C^* < 1/3$ or $1/2 < C^* < 2/3$, we are in a situation in which $p_F > p_D$.

tivity. If the wage is high with respect to the skill-induced productivity α , the threshold will be high: the firm will be more demanding concerning the match-specific component of productivity. On the contrary, if the wage is low with respect to the observed skill-induced productivity, the firm will be less selective when hiring.

When C^* does not depend on x , that is, when the wage is a constant share of the skill-dependent component of productivity, then p_D/p_F will be constant with respect to x . The coefficient of proportionality between α and w may be related to the workers negotiation power in the branch or the sector. When skilled and unskilled workers have the same bargaining power, p_D/p_F will be constant with respect to workers' observed skills.

In contrast, say that skilled workers have more bargaining power than unskilled ones. Then w/α and p_D/p_F increase with x . In this case, employers are going to be more selective about the unobserved productivity of skilled workers, as their wages are more important relative to their skill-induced productivity.

To sum up, we made the following assumptions:

- Markets are segmented according to a set of observable characteristics x , namely education and experience.
- On each market, firms open vacancies and have no means to discriminate *ex ante* on the grounds of ethnicity; therefore, the probabilities for minority or majority workers to meet an employer are identical.
- Firms perfectly observe the match-specific component of productivity in the reference population but they observe only a noisy signal in the minority population.

They lead to the following main results:

- Some combinations of the structural parameters imply that $p_D < p_F$, which is consistent with our empirical observations.
- The ratio p_D/p_F can be constant or not, depending on the way the wage depends on x .
- p_D/p_F is constant, for instance, when the ratio between the wage and the observed skill-induced productivity does not depend on skills. This is likely to occur when high skilled and low skilled workers have the same bargaining power.

This simple model based on statistical discrimination is therefore compatible with our empirical findings: for some values of the structural parameters, one will observe a negative employment gap against the minority population. The discriminatory process is entirely homogenous, as the screening process is identical whatever the level x of the considered market segment. In this case, however, depending on the wage-setting pattern with respect to x , the ratio p_D/p_F need not be constant. There are however some combinations of parameters which entail a constant ratio, consistent with the empirical findings of the previous section.

3.5 Concluding remarks

In this paper, we show that the ethnic unexplained employment gap concerning French males of North African origin is sizable for low-skill individuals and decreases steadily to become much smaller for the high-skill ones. This result is in line with previous work based on subgroup analysis, but it goes further in the sense that the method we introduce allows us to describe this heterogeneity in a

more systematic way.

We also show that much care should be taken in the interpretation of these findings. It would be tempting to jump to the conclusion that low-skill minority workers are more discriminated against than high-skill ones. On the contrary, we show that these differences are in fact compatible with a theoretical framework in which the ratio of the hiring probabilities between the majority and the minority group does not depend on skill. Moreover, we embed a statistical-discrimination model in a search-and-matching framework to analyze the hiring probabilities as a function of structural parameters. Using this model, we show that it is possible to interpret a constant ratio of the hiring probabilities as the result of a statistical discrimination process in which all minority workers are treated equally regardless of their skill level.

However, for sake of simplicity, the theoretical model which we develop here focuses mainly on reproducing the employment gap heterogeneity whereas the wage part is voluntarily left simple. Future work could be devoted to developing discrimination models that incorporate both recent findings on wage and employment gap heterogeneities.

3.6 Appendix

3.6.1 Calculations for the screening process

For majority workers, the calculations are quite straightforward since the signal $\hat{\pi}$ corresponds to the real productivity π . Recalling that $\pi \sim \mathcal{U}(0, 1)$, for any $C \in (0, 1)$,

$$P(\pi > C) = \int_C^1 d\pi = 1 - C \quad \text{and} \quad E(\pi | \pi > C) = \frac{\int_C^1 \pi d\pi}{P(\pi > C)} = \frac{1 + C}{2}$$

For the minority group, the calculations are slightly different since the productivity π is not observed but only a proxy of it.¹⁰ Let S_n be the number of successes in a series of n independent Bernoulli draws of probability π .

First, since the underlying distribution of π is uniform on $(0, 1)$, the distribution of S_n , unconditional on π , is discrete with $n + 1$ points of support $(0, \dots, n)$ of equal probability $1/(n + 1)$.

Proof:

For $k \in \{0, \dots, n - 1\}$

¹⁰The following results are already stated in Cornell and Welch (1996) but we provide the calculations here for sake of clarity.

$$\begin{aligned}
P(S_n = k + 1) &= \int_0^1 P(S_n = k + 1|\pi) d\pi \\
&= \int_0^1 \binom{n}{k+1} \pi^{k+1} (1-\pi)^{(n-k-1)} d\pi \\
&= \binom{n}{k+1} \left[-\frac{\pi^{k+1} (1-\pi)^{n-k}}{n-k} \right]_0^1 + \int_0^1 \binom{n}{k+1} \frac{k+1}{n-k} \pi^k (1-\pi)^{(n-k)} d\pi \\
&= 0 + P(S_n = k) \\
&= P(S_n = 0) \\
&= \frac{1}{n+1}
\end{aligned}$$

Moreover, as noted in Cornell and Welch (1996),

$$E(\pi|S_n = k) = \frac{k+1}{n+2}$$

Proof:

Bayes formula implies:

$$\begin{aligned}
f_{\pi|S_n=k}(\pi) &\propto P(S_n = k|\pi) f(\pi) \\
&\propto \pi^k (1-\pi)^{n-k}, \quad \pi \in (0, 1)
\end{aligned}$$

The previous calculations lead to:

$$\int_0^1 \pi^k (1-\pi)^{(n-k)} d\pi = \frac{1}{(n+1) \binom{n}{k}} \quad \text{and} \quad \int_0^1 \pi^{k+1} (1-\pi)^{(n-k)} d\pi = \frac{1}{(n+2) \binom{n+1}{k+1}}$$

And therefore,

$$E(\pi|S_n = k) = \frac{(n+1) \binom{n}{k}}{(n+2) \binom{k+1}{n+1}} = \frac{k+1}{n+2}$$

Finally,

$$\begin{aligned} E(\pi|S_n \geq K) &= \sum_{k=K+1}^n \left(E(\pi|S_n = k) \frac{P(S_n = k)}{P(S_n \geq k)} \right) \\ &= \frac{1}{n - K + 1} \sum_{k=K}^n \frac{k + 1}{n + 2} \\ &= \frac{1}{2} \left(1 + \frac{K}{n + 2} \right) \end{aligned}$$

Discrimination à l'embauche : comment exploiter les procédures de *Testing*

Ce chapitre a été écrit avec Denis Fougère et Roland Rathelot. Les auteurs sont extrêmement reconnaissants à Devah Pager qui a bien voulu leur fournir ses données. Ils remercient également Pascale Petit, Pauline Givord, Élise Coudin, Laurent Davezies, Xavier d'Haultfœuille, Bo Honoré, Julien Pouget et les participants à la XVIIth Aix-Marseille Doctoral Spring School in Economics, au séminaire du D3E, Insee, aux Journées Louis-André Gérard-Varet #8 et à la conférence de l'EEA à Barcelone (2009).

Sommaire

4.1	Introduction	158
4.2	Données	162
4.2.1	Présentation de l'étude de Pager	162
4.2.2	Exploitation quantitative d'une étude de <i>testing</i>	165
4.2.3	Spécificité concernant la réponse à la critique de Heckman	168
4.3	Différences nettes de probabilité d'embauche	170
4.3.1	Modèle de panel linéaire sans effets "testeurs"	170
4.3.2	Contrôle de l'hétérogénéité inobservée au niveau "testeurs"	172
4.4	Modélisation dans un cadre paramétrique non linéaire	174
4.4.1	Modèle logit conditionnel sans effets "testeurs"	174
4.4.2	Modèle logit conditionnel avec effets "testeurs"	177
4.4.3	Extension du modèle logit simple en tenant compte de l'interaction avec l'employeur	178
4.5	Modélisation dans un cadre semi-paramétrique	182
4.5.1	Résultats d'identification partielle sans effets testeurs	182
4.5.2	Résultats d'identification partielle avec effets testeurs	184
4.6	Approche non paramétrique : test exact de Fisher	187
4.6.1	Présentation du test exact de Fisher	187
4.6.2	Test de l'effet carcéral	188
4.6.3	Test des effets testeurs	190
4.7	Conclusion	192
4.8	Annexe	194
4.8.1	Logit conditionnel avec effets firmes et effets individus	194

Il est difficile de quantifier les comportements discriminatoires sur le marché du travail à l'aide des sources statistiques usuelles, qu'il s'agisse d'enquêtes ou de sources administratives. La principale difficulté découle de ce qu'il est impossible de parfaitement contrôler l'ensemble des variables déterminant l'accès à l'emploi.

Les procédures de testing sont souvent présentées comme un substitut intéressant à cette approche. Mais l'analyse de leurs résultats présente elle aussi un certain nombre de difficultés méthodologiques. En particulier, une critique avancée par Heckman (1998) est qu'il est en général impossible de tenir compte de l'hétérogénéité individuelle des testeurs quand celle-ci est importante pour l'employeur mais pas repérée comme telle par le concepteur de l'expérience.

Nous passons en revue dans cet article les différentes méthodes économétriques proposées dans la littérature consacrée à l'interprétation des expériences de testing. Nous illustrons ces différentes méthodes par une réexploitation de données collectées aux États-Unis par Pager (2003) concernant les conséquences du passé carcéral sur les chances d'accès à l'emploi, et l'interaction entre ce passé carcéral et la couleur de la peau.

L'intérêt des données de Pager est que les mêmes testeurs y jouent alternativement le rôle de l'individu de référence et de l'individu potentiellement discriminé. Nous examinons dans quelle mesure un tel plan d'expérience permet de répondre à la critique de Heckman. En particulier, nous montrons que dans un cadre semi-paramétrique à la Manski (1987), il reste possible de tenir compte de l'hétérogénéité inobservée entre testeurs, mais alors seul le signe de l'effet est identifiable et pas son amplitude. Par ailleurs nous montrons que le test exact de Fisher (1922) s'adapte au plan d'expérience proposé par Pager et confirme, dans un cadre non paramétrique, la significativité de l'effet du passé carcéral sans toutefois permettre de quantifier cet effet. Il semble également indiquer un possible effet lié aux testeurs légitimant ainsi la critique de Heckman.

4.1 Introduction

On parle de discrimination sur le marché du travail dès lors qu'un employeur traite *a priori* de manière différente des individus dont la capacité à remplir un poste de son entreprise est identique mais dont les caractéristiques qui n'y sont pas liées, comme le sexe ou l'origine nationale, diffèrent. En général on distingue trois types de discriminations. La première provient des préférences intrinsèques des employeurs. La deuxième provient de celles des consommateurs. La troisième n'est pas affaire de préférences mais de croyances ou de préjugés sur les performances moyennes des différents groupes démographiques : on parle de discrimination statistique dès lors que les employeurs attribuent à des individus les valeurs moyennes, réelles ou supposées, des caractéristiques, inobservées au niveau individuel, du groupe auquel ils appartiennent.

La plupart des études économétriques visant à mesurer la discrimination utilisent des données administratives ou des données d'enquêtes et comparent les situations sur le marché du travail de différents groupes d'individus tout en contrôlant les différences de caractéristiques productives observables dont on dispose dans les données. Les articles les plus connus dans ce domaine dérivent en général de ceux de Oaxaca (1973) et Blinder (1973) qui décomposent les écarts de salaires observés entre deux groupes en une part due aux caractéristiques observables et une part résiduelle inexpliquée. La principale difficulté réside dans l'interprétation de la part inexpliquée qui contient, en plus de la discrimination, toutes les différences de caractéristiques productives inobservables dans les données.

L'intérêt de la procédure de *testing* ("audit studies" dans la terminologie anglo-saxonne), provient justement de la possibilité laissée à l'expérimentateur d'apparier au mieux les individus du groupe de référence et du groupe potentiellement discriminé afin de limiter au maximum les différences de caractéristiques productives. On peut ainsi se livrer à une expérience contrôlée où l'expression "toutes choses égales

par ailleurs” prend tout son sens.

Une revue de littérature très complète sur le *testing* est proposée par Riach et Rich (2002). Elle couvre de nombreux champs où cette méthode a été utilisée pour mesurer les discriminations, notamment sur le marché du travail, pour l'accès au crédit, ou l'accès au logement. Pour la phase d'embauche sur le marché du travail, plus spécifiquement, on peut mentionner trois articles abondamment cités et qui servent de références dans ce domaine. Neumark, Bank et Van Nort (1996) étudient la discrimination à l'embauche suivant le sexe dans le secteur de la restauration et essaient d'expliquer la discrimination à l'encontre des femmes dans les restaurants “hauts de gamme” par les préférences des clients. Kenney et Wissoker (1994) mettent en évidence la présence de discrimination à l'encontre des candidats d'origine hispanique pour des postes à faible qualification en les appariant à des candidats d'origine anglo-saxonne et en comparant leurs probabilités d'embauche. Bertrand et Mullainathan (2003) envoient de faux CV dont les noms sont à consonance blanche ou afro-américaine et trouvent des taux de réponse significativement plus faibles pour les candidats dont le nom est à consonance afro-américaine.

En France, le *testing* s'est surtout fait connaître au grand public par l'intermédiaire de la médiatisation d'opérations-pièges organisées par SOS Racisme à l'entrée des boîtes de nuit. Cette méthode est reconnue par la justice depuis 2002. Auparavant, il y avait déjà eu une première étude portant sur le marché du logement (Bovenkerk, Kilborne, Raveau et Smith, 1979), mais ce n'est que récemment que cette méthode de mesure des discriminations est revenue sur le devant de la scène académique française. Plusieurs études comme celles de Petit (2004), Duguet et Petit (2005) ou encore Duguet, Leandri, L'Horty et Petit (2007) ont été menées sur le principe de l'envoi de CV fictifs afin de tester différents paramètres susceptibles d'influencer la discrimination, comme le nom, le prénom, le sexe ou le lieu de résidence. Des acteurs institutionnels sont également entrés sur ce terrain, notamment

la Halde et le BIT avec le rapport de Cediey et Foroni (2007) dont on trouve les principaux résultats dans Cediey, Foroni et Garner (2008) ; on peut également citer les études de l'observatoire français des discriminations dont certaines communications sont téléchargeables sur leur site internet.

L'idée du *testing*, bien que séduisante au premier abord, nécessite cependant quelques précautions soulignées dans Heckman (1998).

Tout d'abord, une étude de *testing* ne mesure pas la discrimination de la même manière qu'une étude utilisant des données administratives ou d'enquête. En effet, dans le cas du *testing* on mesure un niveau de discrimination potentielle sur l'ensemble des firmes du champ de l'étude, alors que dans le second cas, on mesure le résultat de la discrimination effective sur le marché du travail. Par exemple, si des firmes refusent d'embaucher certains individus en raison de leur appartenance à un groupe démographique particulier, mais que par ailleurs il existe suffisamment d'autres firmes qui ne discriminent pas à l'embauche, on peut très bien ne pas mesurer de différences de taux d'emplois suivant les groupes démographiques avec la deuxième méthode alors qu'une étude de *testing* fera apparaître de la discrimination dès lors que des "testeurs" auront été envoyés dans les firmes qui discriminent. À proprement parler, il s'agit en fait plus d'une mise en garde dans l'interprétation et la comparaison des résultats suivant les approches retenues plutôt qu'une réelle critique du *testing* en général.

Par ailleurs, le *testing* se focalise uniquement sur le processus d'embauche et même uniquement sur un canal particulier de ce processus, à savoir la réponse à une annonce, ce qui en fait, ne représente qu'une part assez faible des embauches totales. En outre, la plupart des études se focalisent sur des emplois peu qualifiés et il y a en général un décalage avec le niveau de qualification des acteurs y postulant. Enfin, ces études laissent de côté les évolutions des salaires et des promotions.

Outre ces remarques générales, la principale critique vient d'une utilisation po-

tentiellement abusive de l'expression "toutes choses égales par ailleurs". En effet, les testeurs sont appariés en fonction d'un jeu de caractéristiques observables choisies par le concepteur de l'expérience, mais il se peut que les employeurs s'attachent à d'autres critères que ceux qui ont servi à former les paires. Heckman (1998) explique ainsi que dans un cadre linéaire l'identification passe par une hypothèse d'égalité des moyennes des caractéristiques qui n'ont pas été prises en compte pour constituer les paires. Dans un cadre non linéaire, la condition est plus forte et l'identification requiert une égalité des distributions ; il cite à ce propos une analogie avec les sauteurs en hauteur, proposée au départ par Alan Krueger. Imaginons que la barre corresponde au seuil à franchir pour être employé. Le franchissement de la barre nécessite de combiner deux qualités : la taille et la technique. La résultante de ces deux qualités est "observée" par la barre alors que celui qui s'occupe de faire les paires n'observe que la taille. Supposons maintenant que les deux groupes d'athlètes aient des techniques en moyenne égales conditionnellement à leur taille, mais que la variance soit plus élevée dans un groupe que dans l'autre. L'aspect discriminatoire prétendument mesuré par une telle étude va dépendre de la hauteur de la barre : si celle-ci est basse, le groupe de sauteurs homogène semblera avantagé alors que si celle-ci est haute, c'est le groupe hétérogène qui semblera avantagé.

Notons que cette critique n'a pas lieu d'être dans toutes les expérimentations menées à partir de CV fictifs et qui ne mettent pas en jeu des acteurs.

Dans le cas particulier des données collectées par Pager, les "testeurs" jouent chacun leur tour le rôle du délinquant qui sort de prison. Contrairement à ce qui se passe dans un cadre de *testing* plus classique visant à mesurer la discrimination suivant le sexe ou la couleur de peau, un même "testeur" joue alternativement le rôle d'un individu du groupe de référence et d'un individu du groupe potentiellement discriminé. Cette particularité va permettre ici de répondre à la critique de Heckman en tenant compte de l'hétérogénéité individuelle propre à chaque "testeur"

et d'identifier ainsi l'effet d'une sortie de prison sur la probabilité de trouver un emploi.

Dans cet article nous ne présenterons pas tout l'aspect logistique lié aux études de *testing* et nous nous concentrerons plutôt sur les méthodes économétriques mises en œuvre dans le cadre de l'interprétation des résultats.

La deuxième partie présente les données de Pager (2003) qui sont réutilisées ici, la troisième partie présente les méthodes et hypothèses classiques pour analyser les données issues d'une expérience de *testing* dans un cadre linéaire ainsi qu'une extension possible pour répondre à la critique de Heckman dans ce cadre. La quatrième partie suit la même logique mais cette fois-ci dans un cadre non linéaire. La cinquième partie présente des résultats d'identification partielle dans un cadre semi-paramétrique. La sixième partie adopte une approche non paramétrique pour tester la présence d'un effet sans pour autant le quantifier. La septième partie conclut.

4.2 Données

4.2.1 Présentation de l'étude de Pager¹

Cet article reprend l'étude de Pager (2003) concernant les conséquences d'une incarcération sur les chances ultérieures d'obtenir un emploi aux États-Unis. En effet, au cours des trente dernières années, le nombre de détenus dans les prisons américaines a connu une hausse très importante et les États-Unis d'Amérique ont désormais le taux d'incarcération le plus élevé du monde. Les statistiques les plus frappantes concernent les différences suivant la couleur de peau : le taux d'incarcération des jeunes Noirs était en 2000 de près de 10 %, alors que chez les Blancs de la même classe d'âge, il dépassait à peine 1 %. De plus les jeunes Noirs ont une proba-

¹Toutes les informations et références présentées dans cette partie se trouvent de manière plus complète dans Pager (2003).

bilité d'être incarcérés au moins une fois durant leur vie de 28 %, et cette statistique dépasse 50 % si on se restreint à ceux qui ont arrêté leurs études au lycée.

Un taux d'incarcération aussi élevé a pour conséquence directe que chaque année plus d'un demi-million de prisonniers sont relâchés, ce qui soulève la question des conséquences d'une incarcération sur les chances futures d'obtenir un emploi. En outre, une conséquence indirecte pour les Noirs est que, même s'ils n'ont pas de passé carcéral, ils risquent de subir de la discrimination statistique de la part des employeurs qui savent que les anciens détenus sont relativement plus nombreux parmi les Noirs que parmi les Blancs.

Les recherches précédentes ont montré un lien fort entre incarcération et emploi mais il reste des doutes sur la compréhension des mécanismes sous-jacents (stigmatisation, perturbation des liens familiaux, différences de réseaux sociaux, perte de capital humain, traumatisme institutionnel, barrières légales, ...), et l'un des problèmes majeurs est de tenir compte de l'hétérogénéité individuelle inobservée qui a toutes les chances d'être corrélée à la fois avec le passé carcéral et avec les difficultés sur le marché du travail.

Pager centre son étude sur le "marquage au fer rouge" institutionnel lié au passé carcéral et son effet direct sur l'employabilité. Elle souhaite quantifier plus particulièrement trois effets : l'effet global d'une incarcération sur les chances d'être embauché, l'effet de la couleur de peau et la différence d'impact d'un passé carcéral suivant que l'on est Blanc ou Noir.

Comme il est difficile de traiter la question de la couleur de peau à l'aide de CV (on ne peut le faire qu'indirectement par l'intermédiaire du nom ou du prénom), elle a mis en place une opération de *testing* avec des acteurs afin de mesurer comment la couleur de peau et la prison interagissent pour produire de nouvelles formes d'inégalités sur le marché du travail.

L'étude a pris la forme suivante : sept "testeurs" de sexe masculin (quatre Noirs et trois Blancs), tous étudiants à l'université de Milwaukee ont été entraînés pour cette expérience contrôlée et appariés sur leurs caractéristiques physiques. Les paires étaient composées de deux "testeurs" noirs ou de deux "testeurs" blancs mais jamais d'un Noir et d'un Blanc. L'étude se focalise sur la première étape du processus d'embauche pour des postes non qualifiés. Les paires de "testeurs" noirs ont été envoyés à 200 entretiens et les Blancs à 150. Lors de chaque entretien l'un des "testeurs" jouait le rôle d'un délinquant ayant purgé une peine de prison et chaque membre de la paire jouait ce rôle alternativement tout au long de l'étude. Afin de ne pas attirer l'attention des employeurs potentiels, deux paires ne postulaient jamais à la même offre d'emploi. En particulier, les paires noires et les paires blanches ne se présentaient donc pas pour les mêmes postes.

Les annonces sélectionnées correspondaient à des emplois qui ne nécessitaient pas d'expérience professionnelle et pour lesquels le niveau d'éducation requis ne dépassait pas le lycée.

Les anciens délinquants étaient censés avoir passé 18 mois en prison après avoir été arrêtés en possession de cocaïne destinée à la revente. Les expériences professionnelles ont été rendues similaires en spécifiant que les anciens délinquants avaient travaillé en prison pendant 6 mois sur un emploi non qualifié, tandis que les individus de référence avaient quitté le lycée un an plus tard et avaient passé 6 mois dans une agence d'intérim.

Pager trouve qu'un passé carcéral est associé à une réduction de 50 % des chances d'emploi pour les Blancs et de 64 % pour les Noirs. Quand elle se restreint aux candidatures qui n'ont en fait pas donné lieu à de réels entretiens mais uniquement au dépôt d'un dossier, elle trouve un impact encore plus fort de la prison. Nous revenons en détail sur ce résultat dans cet article.

4.2.2 Exploitation quantitative d'une étude de *testing*

L'analyse de données issues d'une expérience de *testing* à l'embauche se heurte à deux problèmes principaux. Le premier est de tenir compte de l'hétérogénéité individuelle au niveau entreprise. Cela demande d'utiliser pleinement le fait qu'à chaque fois deux "testeurs" ont postulé pour un même emploi. Le second est de prendre en compte l'aspect non linéaire de la décision d'embauche.

Ces deux problèmes principaux soulèvent la question de l'information apportée par les différentes observations. Quand peut-on parler de traitement égal? Quand peut-on parler de discrimination? Quel est l'intérêt de former des paires de "testeurs"?

Les statistiques présentées dans la table 4.1 distinguent les quatre situations auxquelles est confronté le concepteur de l'enquête : soit les deux candidats reçoivent une réponse négative, soit les deux sont rappelés, soit un seul des deux candidats reçoit une réponse positive, deux cas sont alors possibles suivant que c'est l'ex-délinquant qui est rappelé ou non.

Quand un employeur cherche un candidat pour un poste, il a en tête un certain nombre de critères que le candidat doit remplir. Dans une expérience de *testing*, les candidats sont appariés de telle sorte qu'ils soient les plus proches possibles du point de vue des critères productifs qui pourraient entrer en jeu dans la décision d'embauche. Pour mesurer la discrimination, on a envie de savoir si les candidats sont traités différemment du point de vue de l'unique caractéristique qui les différencie, ici le fait de sortir de prison. Idéalement, on aimerait savoir comment l'employeur "note" implicitement chaque candidat, mais c'est une donnée que l'on n'observe pas. À défaut de note, on souhaiterait disposer pour chaque employeur d'un classement des deux candidats pour savoir dans quelle proportion des cas le candidat de référence est préféré ou non à l'ancien délinquant. En pratique on ne sait si un des

candidats a été préféré à l'autre que dans les cas où un des deux candidats a été retenu et pas l'autre. Ce sont donc les seules situations qui apportent de l'information en termes de différence de traitement de la part de l'employeur. C'est pour cette raison qu'il faut bien faire apparaître les statistiques de la table 4.1 de manière détaillée et non pas de manière agrégée avec uniquement le taux d'acceptation global et le taux de rejet global comme si les "testeurs" avaient postulé à des offres d'emploi différentes. Il faut préciser que les candidats n'étaient pas en concurrence directe et que l'ordre de présentation des candidats devant l'employeur n'avait pas d'impact puisque si l'un était pris, il déclinait l'offre avant que le deuxième ne se présente.

En pratique, le cas le plus fréquent est celui où les deux candidats sont rejetés (plus de 60 % des cas pour les Blancs et plus de 85 % des cas pour les Noirs). Cette situation arrive très souvent dans ce genre d'étude et nécessite une attention particulière. En effet, comme il vient d'être précisé, ce cas n'apporte pas d'information du point de vue de la discrimination et il est donc important d'anticiper le fait que la grande majorité des observations ne sera pas utilisable pour les estimations et qu'il faut donc prévoir des échantillons d'autant plus grands que le taux de rejet escompté est élevé. C'est notamment pour cela que Pager a choisi une taille d'échantillon plus grande pour les Noirs qui sont moins souvent rappelés que les Blancs.

De manière intéressante, il semble exister des divergences d'opinions quant au choix de l'ensemble des candidatures à prendre en compte au moment de l'analyse. Certains auteurs suivent ainsi les recommandations du BIT et ne conservent que les entreprises pour lesquelles au moins un des deux "testeurs" a reçu une réponse positive. L'argument majeur est qu'il existe beaucoup de facteurs qui pourraient expliquer que les deux "testeurs" soient rejetés sans pour autant qu'il soit raisonnable de considérer de tels cas comme un traitement égal, ce qui aurait tendance à faire

baisser l'indice de discrimination retenu.

Comme il a été expliqué plus haut, ces observations n'apportent effectivement pas d'information. En revanche, il n'est pas du tout clair que la situation soit dissymétrique et qu'un retour positif pour les deux candidats corresponde plus à un traitement égalitaire qu'un retour négatif pour les deux.

Si on reprend les résultats de la table 4.1, la différence nette de probabilité d'embauche entre les ex-délinquants et les candidats de référence est de 17 % pour les Blancs et de 9 % pour les Noirs. Si on se limite aux cas où au moins un des deux candidats a reçu une réponse positive, la différence de probabilités conditionnelles d'embauche est de 46 % pour les Blancs et de 62 % pour les Noirs. La différence nette s'interprète simplement en termes d'écart en points de pourcentage, mais il faut faire attention au fait que cet écart dépend du taux moyen de réponses positives. La différence de probabilités conditionnelles corrige en partie ce défaut mais elle introduit une dissymétrie arbitraire entre les observations pour lesquelles les deux candidats ont été rejetés et celles pour lesquelles les deux candidats ont été rappelés. Implicitement, cette méthode fait l'hypothèse très forte que si les deux candidats sont acceptés, c'est que l'employeur n'a pas de préférence entre les deux. Une autre manière de procéder consiste à se limiter aux seules observations qui apportent de l'information en termes de discrimination et d'extrapoler le résultat à l'ensemble des situations. Parmi les Blancs, les candidats de référence seraient ainsi préférés dans 86 % des cas et ceux qui sortent de prison dans 14 % des cas. Le candidat de référence a donc 6 fois plus de chances d'être préféré à celui qui sort de prison. Chez les Noirs le candidat de référence est préféré dans 95 % des cas et celui qui sort de prison dans 5 % des cas. Le candidat de référence a donc 19 fois plus de chances d'être préféré à celui qui sort de prison.

TABLE 4.1 – Résultats agrégés suivant la couleur de peau et le statut ou non de délinquant

	Blanc	Noir
(a) les deux rejetés	94	171
(b) les deux rappelés	20	9
(c) ex-délinquant rappelé uniquement	5	1
(d) ex-délinquant rejeté uniquement	31	19
$((d)-(c)) / ((a)+(b)+(c)+(d))$	17.3 % [9.9,24.8]	9.0 % [4.8,13.2]
$((d)-(c)) / ((b)+(c)+(d))$	46.4 % [28.8,64.1]	62.1 % [40.7,83.4]
$((d)-(c)) / ((c)+(d))$	72.2 % [48.5,96.0]	90.0 % [69.1,110.9]
Total	150	200

Note : les intervalles de confiance présentés sont calculés à 95 % sous hypothèse de normalité asymptotique des estimateurs.

4.2.3 Spécificité concernant la réponse à la critique de Heckman

Comme nous l'avons présenté précédemment, Heckman (1998) souligne le problème de l'hétérogénéité individuelle des "testeurs" qui pourrait être perçue différemment par les employeurs potentiels et par le concepteur de l'étude qui apparie les candidats. Plus on est capable de contrôler l'hétérogénéité individuelle au sein des paires, moins cette critique est pertinente. C'est par exemple le cas quand on effectue un *testing* avec des CV. C'est aussi le cas dans les données de Pager si on se limite aux observations pour lesquelles aucun des deux candidats n'a bénéficié d'un entretien avec l'employeur potentiel. Dans cette situation, ce dernier fonde en effet son jugement sur les seuls dossiers qui lui ont été présentés.

Ici nous utilisons une spécificité de l'étude de Pager, à savoir que, contrairement aux cas courants du sexe ou de la couleur de peau, on cherche ici à mesurer l'effet d'une caractéristique – être un ancien délinquant – qui n'est pas intrinsèque aux "testeurs", ce qui leur a permis de jouer alternativement le rôle du candidat poten-

TABLE 4.2 – Résultats spécifiques par “testeur” pour les candidats blancs

testeur jouant le rôle de l'ex-délinquant	T1	T2	T1	T3
testeur jouant le rôle de référence	T2	T1	T3	T1
les deux rejetés	22	21	27	24
les deux rappelés	4	3	7	6
ex-délinquant rappelé uniquement	0	2	0	3
ex-délinquant rejeté uniquement	6	6	11	8
Total	32	32	45	41
p-value du test de $\beta = 0$ contre $\beta < 0^a$	0.016	0.145	$5 \cdot 10^{-4}$	0.113

^aCe test fait référence au cadre semi-paramétrique présenté dans la partie 4.5. Seules comptent les lignes *ex-délinquant rappelé uniquement* et *ex-délinquant rejeté uniquement*.

tiellement discriminé ou non. Grâce à cela, nous proposons différentes spécifications économétriques qui apportent une réponse à la critique de Heckman en contrôlant l'hétérogénéité individuelle des “testeurs”.

Les tables 4.2 et 4.3 présentent des résultats équivalents à ceux de la table 4.1 mais qui sont détaillés pour chacune des paires de “testeurs”.

Comme la plupart du temps, les deux “testeurs” ont été rejetés, le nombre d'entreprises qui ont traité différemment les “testeurs” est relativement faible. Par ailleurs dans ces situations, il est très rare que ce soit l'ancien délinquant qui ait été rappelé et non pas le candidat de référence. Cette situation s'est produite une seule fois pour les Noirs et cinq fois pour les Blancs mais à chaque fois les “testeurs” (T2 et T3) formaient une paire avec T1. Ce problème nous limitera par la suite pour pouvoir distinguer ce qui tenait au passé carcéral ou à l'hétérogénéité propre des “testeurs” : on ne pourra par exemple pas exclure que le testeur T1 ait été beaucoup moins performant en entretien y compris en tant que candidat de référence.

Dans la partie suivante, les hypothèses linéaires permettent cependant de s'affranchir de ce problème.

TABLE 4.3 – Résultats spécifiques par “testeur” pour les candidats noirs

testeur jouant le rôle de l’ex-délinquant	T4	T5	T4	T6	T5	T7	T6	T7
testeur jouant le rôle de référence	T5	T4	T6	T4	T7	T5	T7	T6
les deux rejetés	25	34	8	7	3	4	51	39
les deux rappelés	1	1	0	0	0	0	4	3
ex-délinquant rappelé uniquement	1	0	0	0	0	0	0	0
ex-délinquant rejeté uniquement	3	6	2	1	0	2	4	1
Total	30	41	10	8	3	6	59	43
p-value du test de $\beta = 0$ contre $\beta < 0^a$	0.313	0.016	0.25	0.5	-	0.25	0.063	0.031

^aCe test fait référence au cadre semi-paramétrique présenté dans la partie 4.5. Seules comptent les lignes *ex-délinquant rappelé uniquement* et *ex-délinquant rejeté uniquement*.

4.3 Différences nettes de probabilité d’embauche

4.3.1 Modèle de panel linéaire sans effets “testeurs”

La statistique la plus souvent présentée correspond à la différence nette de probabilité d’embauche. Si on note E_c l’indicatrice d’embauche pour le candidat qui joue le rôle de l’ancien délinquant au passé carcéral et E_{nc} l’équivalent pour l’autre candidat, la discrimination nette se calcule comme :

$$\mathbb{P}(E_c = 1) - \mathbb{P}(E_{nc} = 1)$$

Comme

$$\mathbb{P}(E_c = 1) = \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 0) + \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 1)$$

et de même

$$\mathbb{P}(E_{nc} = 1) = \mathbb{P}(E_c = 0, E_{nc} = 1) + \mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 1)$$

cette statistique de différence nette est égale à

$$\mathbb{P}(E_c = 1, E_{nc} = 0) - \mathbb{P}(E_c = 0, E_{nc} = 1)$$

On remarque ainsi que seules comptent les probabilités d'embauches dans les cas où le résultat est différent pour les deux "testeurs".

Si on note y_{ij} la décision d'embauche pour l'individu i dans la firme j , α_i l'hétérogénéité individuelle des candidats, γ_j son équivalent au niveau firme, C_{ij} une indicatrice valant 1 si l'individu i jouait le rôle d'un ancien délinquant pour l'entreprise j (pour l'instant on considérera que $C_{1j} = 1$ et $C_{2j} = 0$), le modèle s'écrit alors :

$$y_{ij} = \alpha_i + \gamma_j + \beta C_{ij} + \varepsilon_{ij} \text{ avec } \mathbb{E}(\varepsilon_{ij}|C, \gamma, \alpha) = 0$$

La différence nette de probabilité d'embauche correspond au β de ce modèle. En pratique cela correspond à l'estimateur des moindres carrés ordinaires dans un modèle linéaire de probabilité avec des "effets fixes" entreprises, ou, ce qui est équivalent, à l'estimateur en différences intra-firmes d'un modèle linéaire de probabilité tenant compte de l'hétérogénéité inobservée au niveau firmes.

Le modèle en différences intra-firmes s'écrit :

$$y_{1j} - y_{2j} = \beta \underbrace{(C_{1j} - C_{2j})}_{=1} + (\alpha_1 - \alpha_2) + (\varepsilon_{1j} - \varepsilon_{2j}) \text{ avec } \mathbb{E}(\varepsilon_{ij}|C, \gamma, \alpha) = 0$$

Pour estimer le coefficient β sans biais, il faut faire une hypothèse supplémentaire d'égalité des espérances des termes d'hétérogénéité individuelle des candidats ($\mathbb{E}(\alpha_1) = \mathbb{E}(\alpha_2)$). Cette hypothèse paraît relativement peu coûteuse dans un cadre linéaire (où la critique de Heckman est moins forte), d'autant qu'elle découle en

partie de la conception de l'étude où on cherche à apparier au mieux les "testeurs", et où ceux-ci sont entraînés pour répondre de la manière la plus proche possible aux entretiens.

Les coefficients β de ce modèle correspondent aux différences de probabilités présentées dans la table 4.1. Les estimations sont menées séparément sur les Noirs et sur les Blancs pour trois spécifications différentes suivant que l'on tient compte de toutes les observations, de celles pour lesquelles au moins un des deux candidats a été retenu, ou de celles pour lesquelles exactement un des deux candidats a été retenu. Les intervalles de confiance présentés ont été calculés à distance finie sous hypothèse de normalité des résidus.

Les différences nettes de probabilité d'embauche sont les mêmes que celles présentées dans l'article de Pager. Bien qu'elle ne l'explique pas complètement, elle tient bien compte de l'hétérogénéité firmes. En effet, elle présente les statistiques agrégées pour chaque groupe comme si chaque "testeur" avait candidaté à une offre d'emploi différente, mais la conception même de l'enquête assure que la statistique présentée tient en fait bien compte implicitement de cette hétérogénéité.

4.3.2 Contrôle de l'hétérogénéité inobservée au niveau "testeurs"

Le modèle linéaire précédent ne nécessitait pas d'hypothèses sur les effets firmes en revanche il faisait une hypothèse d'égalité sur les espérances des effets "testeurs". Les données permettent d'aller plus loin et d'introduire des effets fixes "testeurs" pour relâcher cette hypothèse d'égalité des espérances.

$$y_{ij} = \alpha_i + \gamma_j + \beta C_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad \text{avec} \quad \mathbb{E}(\varepsilon_{ij} | \alpha, \gamma, C) = 0.$$

Le modèle est estimé en différences au sein de chaque firme (ou, ce qui revient au même, en mettant des indicatrices firmes) et en contrôlant les effets "testeurs".

TABLE 4.4 – Effet d'un passé carcéral en contrôlant les effets firmes et individus

Variable	Blancs		Noirs	
	Param Est	Std Err	Param Est	Std Err
Ex-délinquant	-0.172***	0.038	-0.089***	0.022
Testeur 1	Ref.	-		
Testeur 2	0.031	0.058		
Testeur 3	0.062	0.050		
Testeur 4			Ref.	-
Testeur 5			-0.021	0.035
Testeur 6			-0.041	0.061
Testeur 7			-0.040	0.063

Note : significativité : * seuil de 10 %, ** seuil de 5 % et *** seuil de 1 %.

Comme ceux-ci ne peuvent pas changer alternativement de couleur de peau, on ne peut identifier le différentiel d'effet entre eux qu'au sein de chacun des deux groupes Blancs ou Noirs.

Les résultats du modèle linéaire de probabilité à double effets fixes sont présentés dans la table 4.4 et sont cohérents avec ce qui a été trouvé jusqu'ici. Les effets "testeurs" ne sont pas significatifs au sein des deux groupes (Blancs et Noirs) et l'effet de la prison est négatif et significatif. La seule différence tient au fait que cet effet est plus important chez les Blancs que chez les Noirs mais encore une fois cette différence n'est pas significative au seuil de 5 %.

Cependant, dans ce cadre, avec des effets "testeurs" ou non, on ne tient pas compte de l'aspect non linéaire de la décision d'embauche. En particulier, on fait des hypothèses implicites sur les termes d'hétérogénéité inobservée au niveau des firmes et des individus qui découlent de $0 \leq \mathbb{E}(y_{ij}) \leq 1$ et dont l'interprétation économique n'est pas très claire : $\forall(i, j), 0 \leq \alpha_i + \gamma_j + \beta C_{ij} \leq 1$.

La partie suivante présente l'utilisation d'un modèle logit conditionnel qui permet de s'affranchir de ce problème grâce à une approche non linéaire.

4.4 Modélisation dans un cadre paramétrique non linéaire

4.4.1 Modèle logit conditionnel sans effets “testeurs”

Si on veut tenir compte du fait qu’une décision d’embauche est intrinsèquement non linéaire, on peut utiliser les techniques économétriques classiques dans le cas où la variable expliquée est binaire. On trouve par exemple l’utilisation de modèles logistiques avec une indicatrice d’appartenance au groupe potentiellement discriminé, comme dans Pager (2003). Ces modèles, même s’ils peuvent tenir compte du plan d’expérience en termes d’inférence (sous forme d’“effets aléatoires”), n’utilisent pas complètement les particularités d’un plan de *testing* pour contrôler l’hétérogénéité inobservée au niveau firme. Pour cela, et dans le même esprit que dans l’approche linéaire, on peut utiliser des modèles de type logit conditionnel (ou logit à “effets fixes”). Ce type de modélisation apparaît dans des articles sur le marché du logement comme par exemple dans Ondrich, Stricker et Yinger (1999) mais est assez peu utilisé dans les articles d’audit sur le marché du travail. Avec ce genre de modèles, l’identification porte sur les seules paires pour lesquelles il y a eu un traitement différencié.

En conservant les mêmes notations que précédemment et en introduisant une variable latente y_{ij}^* telle que

$$y_{ij} = \mathbb{1}_{\{y_{ij}^* > 0\}}$$

on peut écrire le modèle ainsi :

$$y_{ij}^* = \alpha_i + \gamma_j + C_{ij}\beta + \varepsilon_{ij}$$

Si les termes d’erreurs suivent une loi des valeurs extrêmes, le modèle est main-

tenant caractérisé par :

$$\mathbb{P}(y_{ij} = 1|C, \alpha, \gamma) = \frac{e^{\alpha_i + \gamma_j + C_{ij}\beta}}{1 + e^{\alpha_i + \gamma_j + C_{ij}\beta}}$$

Les probabilités jointes des deux événements s'écrivent :

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|\alpha, \gamma, C) &= \frac{e^{\alpha_1 + \gamma_j + \beta C_{1j}}}{1 + e^{\alpha_1 + \gamma_j + \beta C_{1j}}} \frac{1}{1 + e^{\alpha_2 + \gamma_j + \beta C_{2j}}} \\ \mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1|\alpha, \gamma, C) &= \frac{1}{1 + e^{\alpha_1 + \gamma_j + \beta C_{1j}}} \frac{e^{\alpha_2 + \gamma_j + \beta C_{2j}}}{1 + e^{\alpha_2 + \gamma_j + \beta C_{2j}}}\end{aligned}$$

d'où la forme de logit conditionnel suivante :

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, \gamma, C) &= \frac{\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|\alpha, \gamma, C)}{\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|\alpha, \gamma, C) + \mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1|\alpha, \gamma, C)} \\ &= \frac{1}{1 + \mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1|\alpha, \gamma, C)/\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|\alpha, \gamma, C)} \\ &= \frac{e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}\end{aligned}$$

qui est indépendant de γ .

Dans le cas où $C_{1j} = 1$ et $C_{2j} = 0$, on a alors

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0|y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta}}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta}}$$

et de la même manière,

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1|y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{1}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta}}$$

TABLE 4.5 – Approche par logit conditionnel pour tenir compte des effets firmes

Couleur de peau	$\hat{\beta}$	Std. Err.	Odds Ratio
Blanc	-1.82***	0.482	0.161
Noir	-2.94***	1.026	0.053

Note : significativité : * seuil de 10 %, ** seuil de 5 % et *** seuil de 1 %.

Lecture : soit ρ le ratio de la probabilité d'être rappelé sur celle de ne pas être rappelé (i.e. il y a ρ fois plus de chances d'être rappelé que de ne pas être rappelé). Pour les blancs, ce ratio ρ est multiplié par 0.16 si on sort de prison par rapport à la situation de référence ; pour les Noirs il est multiplié par 0.05.

Si l'étude a été bien préparée et que les "testeurs" sont aussi proches que possible du point de vue de leurs caractéristiques productives, on peut supposer que $\alpha_1 = \alpha_2$, et le modèle s'estime sans problème. En revanche si, comme dans l'exemple des sauteurs en hauteur, il existe des caractéristiques productives inobservables pour le concepteur de l'étude mais observables par l'employeur, alors cette hypothèse est plus forte que dans le cadre linéaire. En effet, dans ce cas, l'identification reposait uniquement sur l'égalité des espérances de α_1 et α_2 .

En reprenant les notations de la table 4.1, l'estimateur du maximum de vraisemblance de ce modèle est

$$\hat{\beta} = \log \frac{\#\{\text{ex-délinquant rappelé uniquement}\}}{\#\{\text{ex-délinquant rejeté uniquement}\}}$$

Il s'agit donc ici du rapport de probabilités que l'on étudie, et non pas de leur différence. Les résultats donnés par cette approche sont présentés dans la table 4.5. Une fois qu'on a tenu compte de l'hétérogénéité au niveau des firmes, l'effet relatif d'un passé carcéral est très élevé et il est plus de trois fois plus élevé pour les Noirs que pour les Blancs. Cette différence n'est cependant pas significative au seuil de 5 %.

TABLE 4.6 – Résumé des quatre situations possibles avec deux “testeurs”

Ex-délinquant		Rappelé		Nombre de cas
T1	T2	T1	T2	
1	0	1	0	n_{12}
1	0	0	1	n_{21}
0	1	1	0	p_{12}
0	1	0	1	p_{21}

4.4.2 Modèle logit conditionnel avec effets “testeurs”

Dans le cas de deux “testeurs” uniquement, on résume l’information sous la forme présentée dans la table 4.6.

On reprend le modèle logit conditionnel présenté précédemment, mais sans imposer que $C_{1j} = 1$ et $C_{2j} = 0$ car les “testeurs” peuvent jouer alternativement les deux rôles (mais on a toujours $C_{1j} + C_{2j} = 1$). On aboutit alors à :

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}$$

et de la même manière,

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{1}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}$$

En reprenant les notations de la table 4.6 et si toutes les quantités sont positives, la maximisation de la vraisemblance suivant β et $(\alpha_1 - \alpha_2)$ donne² :

$$\hat{\beta} = \frac{1}{2} \log \frac{n_{12}p_{21}}{n_{21}p_{12}}$$

$$(\hat{\alpha}_1 - \hat{\alpha}_2) = \frac{1}{2} \log \frac{n_{12}p_{12}}{n_{21}p_{21}}$$

²Le détail des calculs est donné en annexe.

Si une des quantités est égale à zéro, les paramètres divergent et il n'y a pas de solution intérieure au problème de maximisation.

Malheureusement, avec les données dont nous disposons, ces conditions ne sont pas remplies comme on peut le constater dans les tables 4.2 et 4.3. En effet, parmi les Noirs, un seul "testeur" a été rappelé en tant qu'ex-délinquant alors que son partenaire ne l'a pas été; et parmi les Blancs deux "testeurs" ont été dans ce cas, mais à chaque fois face au même partenaire ce qui est une situation de divergence.

Nous ne pouvons donc pas mettre en œuvre cette méthode avec ces données. En effet celle-ci utilise la technique du maximum de vraisemblance qui fonctionne dans un cadre asymptotique. En pratique il est souvent difficile de savoir si le nombre d'observations est suffisant pour que l'approximation asymptotique soit valide à distance finie. Ici, le fait même d'observer une quantité égale à zéro signifie que l'hypothèse asymptotique n'est pas valide. En effet, asymptotiquement, avec des paramètres finis, ce genre de cas arrive avec une probabilité nulle. D'une certaine manière ce cas pratique confirme les recommandations de Heckman et Siegelman (1993) sur l'utilisation de tests à distance finie.

Pour tenter de s'affranchir tout de même du problème de l'effet "testeur" on utilise dans la partie suivante une information précise sur le fait que la candidature a réellement donné lieu ou non à un entretien avec l'employeur potentiel.

4.4.3 Extension du modèle logit simple en tenant compte de l'interaction avec l'employeur

Dans tous les cas, la réponse à l'annonce nécessitait de se présenter sur le lieu d'embauche mais dans un certain nombre de cas la candidature passait uniquement par le dépôt d'un dossier sur place sans entretien avec l'employeur potentiel. Dans la mesure où les "testeurs" étaient largement surqualifiés pour ces postes, il est très

TABLE 4.7 – Effets combinés de la couleur de peau, de la sortie de prison et de l'interaction avec l'employeur

Noir	Délinquant	Interaction	Param Est	Std Err	Odds Ratio
0	0	0	Ref.	-	-
0	0	1	1.042***	0.3897	2.836
0	1	0	-1.314***	0.3819	0.269
0	1	1	0.621	0.4131	1.861
1	0	0	-1.484***	0.3686	0.227
1	0	1	0.234	0.3741	1.263
1	1	0	-2.068***	0.4417	0.126
1	1	1	-1.767***	0.6345	0.171

*Note : L'individu de référence est un candidat blanc qui ne sort pas de prison et qui n'a pas rencontré l'employeur au moment où il est venu candidater. Contrôles supplémentaires : indicatrice d'emploi à l'intérieur de la ville. Significativité : * seuil de 10 %, ** seuil de 5 % et *** seuil de 1 %.*

Lecture : soit ρ le ratio de la probabilité d'être rappelé sur celle de ne pas être rappelé (i.e. il y a ρ fois plus de chances d'être rappelé que de ne pas être rappelé). Pour les candidats blancs qui ne sortent pas de prison et qui bénéficient d'un entretien avec l'employeur potentiel, ce ratio ρ est multiplié par 2.8 par rapport à leurs homologues qui ne bénéficient pas de l'entretien.

probable que l'effet de l'entretien mesuré ici soit beaucoup plus élevé que ce qu'il pourrait être dans des cas réels. Le but de ces tests n'est donc pas à proprement parler de quantifier l'effet d'un entretien mais plutôt de s'intéresser à l'existence potentielle de discrimination statistique et de voir si un employeur traite différemment un ancien délinquant ayant purgé une peine de prison s'il s'est entretenu avec lui, c'est-à-dire si un entretien peut faire évoluer la stigmatisation statistique associée à la sortie de prison.

On interagit donc les indicatrices de couleur de peau, de passé carcéral et de vrai entretien avec l'employeur potentiel. Les coefficients obtenus à l'aide d'une spécification logistique ainsi que les odds ratios associés sont présentés dans la table 4.7. La table 4.8 présente un résumé des effets spécifiques liés à la couleur de peau, à la sortie de prison et à l'interaction avec l'employeur au moment de la candidature.

Un entretien avec l'employeur potentiel est toujours associé à un impact positif

et significatif sauf pour les Noirs qui sortent de prison. Cela provient sans doute du fait que les “testeurs” avaient été entraînés et étaient sur-qualifiés pour les emplois auxquels ils candidataient. Pour les Blancs, un entretien rend même non significatif l’effet négatif d’un passé carcéral.

Les candidats noirs qui ne bénéficient pas d’un entretien avec l’employeur potentiel sont autant discriminés qu’ils sortent de prison ou non. Dans la mesure où les jeunes Noirs Américains qui ont arrêté leurs études au lycée ont une probabilité supérieure à 50 % d’être incarcérés au moins une fois dans leur vie, cela montre sans doute que pour les employeurs, en l’absence d’entretien, les candidats noirs sont plus susceptibles d’être d’anciens délinquants et sont donc traités comme tels.

En l’absence de passé carcéral, être Noir a un effet négatif et significatif en l’absence d’entretien avec l’employeur potentiel. En revanche, cet effet n’est plus significatif au seuil de 5 % en cas d’entretien. En l’absence d’entretien, le stigma lié au passé carcéral est suffisamment fort pour rendre l’effet supplémentaire de la couleur de peau non significatif.

Tous ces résultats sont cohérents avec la présence de discrimination statistique à l’encontre des candidats noirs et à l’encontre des anciens délinquants sortant de prison. Cependant, pour la couleur de peau, la critique classique de Heckman reste recevable puisqu’il est impossible de montrer que les “testeurs” noirs n’étaient pas en moyenne moins convaincants en entretien que les “testeurs” blancs.

TABLE 4.8 – Résumé des effets combinés de la couleur de peau, de la sortie de prison et de l'interaction avec l'employeur

	Effet	Odds Ratio
Effet d'un entretien avec l'employeur		
Blanc - pas de prison	1.042***	2.836
Blanc - prison	1.935***	6.922
Noir - pas de prison	1.718***	5.574
Noir - prison	0.301	1.352
Effet d'un passé carcéral		
Blanc - pas d'entretien avec l'employeur	-1.314***	0.269
Blanc - entretien avec l'employeur	-0.421	0.656
Noir - pas d'entretien avec l'employeur	-0.584	0.558
Noir - entretien avec l'employeur	-2.001***	0.135
Effet de la couleur de peau		
prison - entretien avec l'employeur	-2.388***	0.092
pas de prison - entretien avec l'employeur	-0.809*	0.445
prison - pas d'entretien avec l'employeur	-0.755	0.470
pas de prison - pas d'entretien avec l'employeur	-1.484***	0.227

*Note : significativité : * seuil de 10 %, ** seuil de 5 % et *** seuil de 1 %. Les effets correspondent aux différences entre les coefficients estimés.*

Lecture : soit ρ le ratio de la probabilité d'être rappelé sur celle de ne pas être rappelé (i.e. il y a ρ fois plus de chances d'être rappelé que de ne pas être rappelé). Pour les candidats blancs qui ne sortent pas de prison, l'effet propre d'un entretien avec l'employeur potentiel est de multiplier ce ratio ρ par 2.8.

4.5 Modélisation dans un cadre semi-paramétrique

Dans cette partie nous reprenons les idées développées dans Manski (1987) et adaptons les résultats au cas d'une étude de *testing*. Dans ce cadre nous faisons très peu d'hypothèses sur les termes d'erreur. Tout d'abord nous nous plaçons dans le cas où il n'y a pas d'effets testeurs et nous montrons que seul le signe de l'effet d'un séjour en prison est identifié. Ensuite nous montrons que quand les testeurs alternent le rôle de l'ancien délinquant, il peut toujours être possible d'identifier le signe de l'effet d'un séjour en prison à condition que cet effet soit plus important que la différence des effets testeurs.

4.5.1 Résultats d'identification partielle sans effets testeurs

Considérons à nouveau le modèle suivant :

$$y_{ij} = \mathbb{1}_{\{y_{ij}^* > 0\}} \quad \text{avec} \quad y_{ij}^* = \gamma_j + C_{ij}\beta + \varepsilon_{ij}$$

Sans perte de généralité, nous allons considérer le cas où c'est le premier candidat qui joue le rôle de référence et le second qui joue le rôle de l'ancien délinquant. Dans ce cas, $\forall j, C_{1j} = 0$ et $C_{2j} = 1$.

On souhaite faire le moins d'hypothèses possible sur F_γ , la distribution de l'effet fixe, et on suppose uniquement que :

$$\forall j, F_{\varepsilon_{1j}|\gamma_j} = F_{\varepsilon_{2j}|\gamma_j}$$

et que le support de $F_{\varepsilon_{1j}|\gamma_j}$ est \mathbb{R} .

Le résultat suivant, qui est un cas particulier du Lemme 1 de Manski (1987), assure que le signe de β est identifié :

$$\beta \underset{\geq}{\leq} 0 \iff \mathbb{E}(y_{2j}) \underset{\geq}{\leq} \mathbb{E}(y_{1j})$$

Cela provient directement de :

$$\forall \gamma_j, \quad \mathbb{E}(y_{ij}|\gamma_j) = \mathbb{P}(y_{ij} \geq 0|\gamma_j)$$

$$\mathbb{P}(y_{1j} \geq 0|\gamma_j) = \int_{-\gamma_j}^{\infty} dF_{\varepsilon_{1j}|\gamma_j}$$

$$\mathbb{P}(y_{2j} \geq 0|\gamma_j) = \int_{-\beta-\gamma_j}^{\infty} dF_{\varepsilon_{2j}|\gamma_j}$$

d'où, quel que soit γ_j ,

$$\mathbb{P}(y_{2j} \geq 0|\gamma_j) \underset{\geq}{\leq} \mathbb{P}(y_{1j} \geq 0|\gamma_j) \iff \beta \underset{\geq}{\leq} 0 \iff \mathbb{E}(y_{2j} - y_{1j}|\gamma_j) \underset{\geq}{\leq} 0$$

on en déduit le résultat qui ne dépend plus de γ_j .

Comme il n'y a pas de régresseur à large support dans ce contexte particulier, on se doute déjà qu'il n'y aura pas de résultat d'identification ponctuelle pour β dans ce cadre. En effet, en utilisant les arguments classiques dans le cas des modèles binaires, β n'est identifié qu'à un facteur d'échelle près, et donc seul son signe est identifié.

On peut maintenant effectuer un test du signe de $\mathbb{E}(y_2 - y_1)$. La variable aléatoire $y_2 - y_1$ prends ses valeurs dans $\{-1, 0, 1\}$. Les 0 n'ont pas d'influence sur le signe donc on peut se contenter de considérer uniquement les observations pour lesquelles $y_2 \neq y_1$. Par ailleurs $y_2|y_2 \neq y_1 \sim \text{Bernoulli}(p)$ et donc $\sum_{y_2 \neq y_1} y_2 \sim \text{Binomiale}(n, p)$ où n est le nombre d'observations pour lesquelles $y_2 \neq y_1$. Un test de $\mathbb{E}(y_2 - y_1)$ peut donc être effectué sous forme d'un test unilatéral de p avec $p = 1/2$ comme hypothèse nulle.

Parmi les Blancs il y a eu 31 rejets sur 36 observations ce qui donne une p-value de $6.5 \cdot 10^{-6}$ et on peut donc rejeter $H_0 : \beta = 0$ contre $\beta < 0$ à tous les niveaux habituels. Parmi les Noirs il y a eu 19 rejets sur 20 observations ce qui donne une p-value de $2.0 \cdot 10^{-5}$ et on peut également rejeter $H_0 : \beta = 0$ contre $\beta < 0$ à tous les niveaux habituels.

Notons que cette procédure, bien que présentée différemment, rejoint une de celles suggérées dans Heckman et Siegelman (1993).

4.5.2 Résultats d'identification partielle avec effets testeurs

On suit le même raisonnement mais cette fois le modèle a la forme suivante :

$$y_{ij} = \mathbb{1}_{\{y_{ij}^* > 0\}} \quad \text{avec} \quad y_{ij}^* = \alpha_i + \gamma_j + C_{ij}\beta + \varepsilon_{ij}$$

Quand le testeur 2 joue le rôle de l'ancien délinquant, c'est-à-dire quand $C_{1j} = 0$ et $C_{2j} = 1$, le résultat obtenu dans le cas où il n'y a pas d'effets testeurs peut à nouveau être utilisé. Cependant cette fois-ci, ce n'est plus le signe de β qui est identifié mais celui de $\beta - \alpha_1 + \alpha_2$:

$$\beta \underset{\geq}{\leq} \alpha_1 - \alpha_2 \iff \mathbb{E}(y_{2j} - y_{1j}) \underset{\geq}{\leq} 0$$

En effet,

$$\forall \gamma_j, \quad \mathbb{E}(y_{ij} | \gamma_j) = \mathbb{P}(y_{ij} \geq 0 | \gamma_j)$$

$$\mathbb{P}(y_{1j} \geq 0 | \gamma_j) = \int_{-\alpha_1 - \gamma_j}^{\infty} dF_{\varepsilon_{1j} | \gamma_j}$$

$$\mathbb{P}(y_{2j} \geq 0 | \gamma_j) = \int_{-\alpha_2 - \beta - \gamma_j}^{\infty} dF_{\varepsilon_{2j} | \gamma_j}$$

d'où, quel que soit γ_j ,

$$\mathbb{P}(y_{2j} \geq 0 | \gamma_j) \lesseqgtr \mathbb{P}(y_{1j} \geq 0 | \gamma_j) \iff \beta \lesseqgtr \alpha_1 - \alpha_2 \iff \mathbb{E}(y_{2j} - y_{1j} | \gamma_j) \lesseqgtr 0$$

On en déduit le résultat qui ne dépend plus de γ_j .

De la même manière, quand le testeur 1 joue le rôle de l'ancien délinquant, on peut identifier le signe de $\beta + \alpha_1 - \alpha_2$ grâce à :

$$\beta \lesseqgtr \alpha_2 - \alpha_1 \iff \mathbb{E}(y_{1j} - y_{2j}) \lesseqgtr 0$$

Il est donc possible d'identifier le signe de β si $|\beta|$ est plus grand que $|\alpha_1 - \alpha_2|$.

Par exemple, quand on veut tester l'impact d'un séjour en prison, on s'attend à ce que β soit négatif. Considérons tout d'abord les observations pour lesquelles le testeur 2 joue le rôle de l'ancien délinquant et testons $p = 1/2$ contre $p < 1/2$ pour $y_2 | y_2 \neq y_1 \sim \text{Bernoulli}(p)$. Si on rejette H_0 , β sera considéré statistiquement plus petit que $\alpha_1 - \alpha_2$. Ensuite considérons les observations pour lesquelles le testeur 1 joue le rôle de l'ancien délinquant et testons $p = 1/2$ contre $p < 1/2$ pour $y_1 | y_2 \neq y_1 \sim \text{Bernoulli}(p)$. Si on rejette H_0 , β sera considéré statistiquement plus petit que $\alpha_2 - \alpha_1$. Si on rejette l'hypothèse nulle dans les deux tests précédents, β sera considéré statistiquement plus petit que $-|\alpha_1 - \alpha_2| \leq 0$.

Il peut donc être théoriquement possible d'identifier le signe de β dans un cadre semi-paramétrique, même en tenant compte de l'hétérogénéité inobservée au niveau des testeurs.

TABLE 4.9 – Présentation du test de Fisher avec les “testeurs” T1 et T2

	T1 préféré	T2 préféré	
T1 joue l'ex-délinquant	$a = 0$	$b = 6$	$a + b = 6$
T2 joue l'ex-délinquant	$c = 6$	$d = 2$	$c + d = 8$
	$a + c = 6$	$b + d = 8$	$a + b + c + d = 14$

Lecture : Parmi les 14 situations où un testeur a été préféré par rapport à l'autre, T1 a joué le rôle de l'ex-délinquant 6 fois et, lors de ces 6 situations, T2 seul a été rappelé par l'entreprise. Les marges correspondent aux quantités $a + b$, $c + d$, $a + c$ et $b + d$.

Pour les candidats blancs, on peut tester le signe de β en utilisant les paires (T1, T2) et (T1, T3), et pour les candidats noirs on peut utiliser les paires (T4, T5), (T4, T6), (T5, T7) et (T6, T7). Les p-values des tests unilatéraux sont présentés en bas des tables 4.2 et 4.3. Malheureusement, le nombre d'observations pour lesquelles un seul des deux testeurs a été rappelé et pas l'autre est toujours trop petit pour pouvoir conclure que $\beta < 0$ et cette approche ne permet pas de donner de réponse claire quant au signe de β si on veut tenir compte de l'hétérogénéité inobservée au niveau testeurs. En effet, quelle que soit la paire (i, j) , il est presque toujours possible de conclure que $\beta < \alpha_i - \alpha_j$ ou $\beta < \alpha_i - \alpha_j$ au niveau de 5% mais il n'est jamais possible de conclure à la fois que $\beta < \alpha_i - \alpha_j$ et $\beta < \alpha_j - \alpha_i$ à ce niveau de test. Si les effets testeurs sont très proches les uns des autres, ce test revient à peu près à tester directement le signe de β sur chacun des sous échantillons précédents. En revanche, si les effets testeurs sont un peu plus éloignés les uns des autres, le test perd en puissance puisqu'il faut alors que $|\beta|$ soit plus grand que $|\alpha_1 - \alpha_2|$. L'approche proposée dans la partie suivante résout ce problème.

4.6 Approche non paramétrique : test exact de Fisher

4.6.1 Présentation du test exact de Fisher

La table 4.9 résume l'information pertinente si on se limite aux testeurs T1 et T2. Il y a eu $a + b + c + d = 14$ situations où un des testeurs a pu être identifié comme ayant été clairement préféré à l'autre. Parmi ces observations, T1 a été préféré $a + c = 6$ fois et T2, $b + d = 8$ fois. Par ailleurs, pour ces 14 situations, T1 a joué $a + b = 6$ fois le rôle de l'ex-délinquant tandis que T2 a joué ce rôle $c + d = 8$ fois. Ces quantités sont appelées "marges".

L'hypothèse nulle consiste ici à considérer que le passé carcéral n'a pas d'effet sur la probabilité d'être préféré pour une embauche, et l'hypothèse alternative que l'effet est négatif.

Sous l'hypothèse nulle et conditionnellement aux marges observées, la répartition des situations où T1 joue le rôle de l'ex-délinquant entre les valeurs a et b devrait être aléatoire et en moyenne proportionnelle aux marges correspondant aux situations où T1 a été préféré ou non ($a + c$ et $b + d$).

Autrement dit, sous l'hypothèse nulle, on peut représenter le problème sous la forme d'une urne contenant $a + b + c + d = 14$ boules, parmi lesquelles $a + c = 6$ sont marquées T1 et $b + d = 8$ sont marquées T2. La répartition des $a + b = 6$ situations où T1 a joué le rôle de l'ex-délinquant correspond alors à un tirage aléatoire sans remise de $a + b = 6$ boules, parmi lesquelles a seront notées T1 et b seront notées T2.

La probabilité d'obtenir la répartition observée suit alors une loi hypergéomé-

trique :

$$\mathbb{P} \left(\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \right) = \frac{\binom{a+c}{a} \binom{b+d}{b}}{\binom{a+b+c+d}{a+b}}$$

Quand les quantités a , b , c , et d sont toutes relativement élevées (au moins en espérance), l'approche habituelle consiste à se placer dans un cadre asymptotique et à effectuer un test du χ^2 . Au contraire, si ces conditions ne sont pas remplies il vaut mieux utiliser un test à distance finie comme celui proposé par Fisher (1922) pour ce type de tables de contingences. Pour évaluer à quel point une répartition est "improbable", on somme les probabilités d'obtenir toutes les répartitions au moins aussi "déséquilibrées" que celle observée parmi l'ensemble des répartitions possibles de mêmes marges.

Dans le cas présent, il n'y a pas de répartition au moins aussi déséquilibrée conditionnellement aux marges observées. La probabilité d'observer une répartition aussi déséquilibrée (dans cette direction) sous l'hypothèse nulle est inférieure à 1%. On peut donc raisonnablement rejeter l'hypothèse nulle avec une approche qui tient compte des particularités éventuelles des testeurs T1 et T2.

4.6.2 Test de l'effet carcéral

La table 4.10 récapitule les situations pertinentes par paires de testeurs, ainsi que l'ensemble des répartitions qui auraient pu être obtenues avec les marges effectivement observées. Pour les testeurs Blancs, les deux paires conduisent à rejeter l'hypothèse nulle de non effet du passé carcéral à un seuil de 1%. Pour les testeurs Noirs, la première paire permet de rejeter cette même hypothèse nulle au seuil de 5%, mais les paires suivantes ont donné lieu à trop peu de situations pertinentes pour permettre de conclure à elles seules.

Si la paire T4/T5 n'avait pas permis de rejeter l'hypothèse nulle à un seuil sa-

TABLE 4.10 – Répartitions possibles conditionnellement aux marges observées et probabilités associées pour l'effet carcéral (en %)

T1 / T2	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{6} \\ \mathbf{6} & \mathbf{2} \end{bmatrix}$ 0.9	$\begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 5 & 3 \end{bmatrix}$ 11.2	$\begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 4 & 4 \end{bmatrix}$ 35.0	$\begin{bmatrix} 3 & 3 \\ 3 & 5 \end{bmatrix}$ 37.3	$\begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 6 \end{bmatrix}$ 14.0	$\begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 1 & 7 \end{bmatrix}$ 1.6	$\begin{bmatrix} 6 & 0 \\ 0 & 8 \end{bmatrix}$ 0.0		
T1 / T3	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{11} \\ \mathbf{8} & \mathbf{3} \end{bmatrix}$ 0.1	$\begin{bmatrix} 1 & 10 \\ 7 & 4 \end{bmatrix}$ 1.1	$\begin{bmatrix} 2 & 9 \\ 6 & 5 \end{bmatrix}$ 7.9	$\begin{bmatrix} 3 & 8 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$ 23.8	$\begin{bmatrix} 4 & 7 \\ 4 & 7 \end{bmatrix}$ 34.1	$\begin{bmatrix} 5 & 6 \\ 3 & 8 \end{bmatrix}$ 23.8	$\begin{bmatrix} 6 & 5 \\ 2 & 9 \end{bmatrix}$ 7.9	$\begin{bmatrix} 7 & 4 \\ 1 & 10 \end{bmatrix}$ 1.1	$\begin{bmatrix} 8 & 3 \\ 0 & 11 \end{bmatrix}$ 0.1
T4 / T5	$\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ \mathbf{6} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 3.3	$\begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 5 & 1 \end{bmatrix}$ 30.0	$\begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 4 & 2 \end{bmatrix}$ 50.0	$\begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 3 & 3 \end{bmatrix}$ 16.7					
T4 / T6	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{2} \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 33.3	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 66.7							
T5 / T7	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{2} \end{bmatrix}$ 100								
T6 / T7	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{4} \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 20.0	$\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 80.0							

Lecture : La répartition observée est présentée en gras. Dans la situation où le testeur T_4 était en binôme avec le testeur T_6 , la répartition observée a une probabilité de $1/3$ et une seule autre répartition était possible avec les marges observées, de probabilité $2/3$.

tisfaisant pour les testeurs Noirs, aurait-il été possible de gagner de la puissance en utilisant l'information des deux autres paires ? Comme dans le cas des tables de contingences à plus de 2 lignes et 2 colonnes, il est plus délicat de proposer un critère canonique pour ordonner les situations suivant leur aspect "déséquilibré". Une possibilité serait par exemple de considérer toutes les combinaisons possibles de situations obtenues avec les différentes paires et de les ordonner suivant leur probabilités respectives de survenir simultanément. La probabilité d'obtenir une combinaison de situations au moins aussi déséquilibrée serait alors obtenue en sommant toutes les probabilités inférieures ou égales à celle de la situation observée. Par exemple, si la paire T4/T5 avait donné lieu à la répartition $\begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 5 & 1 \end{bmatrix}$ au lieu de $\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 6 & 0 \end{bmatrix}$, la probabilité d'obtenir une situation aussi déséquilibrée simultanément avec celles des autres paires de testeurs aurait été de $(0,0033 + 0,3) \times 0,33 \times 1 \times 0,2 \approx 0,0022$. Ce qui aurait tout de même permis de rejeter l'hypothèse nulle pour les testeurs Noirs au seuil de 5%.

4.6.3 Test des effets testeurs

L'analyse qui vient d'être effectuée peut être reconduite pour tester l'existence d'un effet propre à chaque testeur. Les tables de contingences associées à cette question sont présentées dans la table 4.11. S'il existe un effet testeur, il est beaucoup moins net que l'effet carcéral. En effet les situations observées sont beaucoup plus probables sous l'hypothèse nulle d'absence d'effet testeur.

On pourrait adopter la même stratégie que celle proposée précédemment, c'est-à-dire considérer l'ensemble des combinaisons de situations possibles pour T1/T2, T1/T3 et T4/T5, puis considérer l'ensembles des combinaisons au moins aussi "improbables" en termes de probabilité jointe. Si l'on procède ainsi, on ne peut rejeter l'hypothèse nulle d'absence d'effet testeur au seuil de 5%. Cependant cette straté-

TABLE 4.11 – Répartitions possibles conditionnellement aux marges observées et probabilités associées pour les effets testeurs (en %)

T1 / T2	$\begin{bmatrix} \mathbf{6} & \mathbf{0} \\ \mathbf{6} & \mathbf{2} \end{bmatrix}$ 30.8	$\begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 7 & 1 \end{bmatrix}$ 52.7	$\begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 8 & 0 \end{bmatrix}$ 16.5			
T1 / T3	$\begin{bmatrix} \mathbf{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{8} & \mathbf{3} \end{bmatrix}$ 10.7	$\begin{bmatrix} 10 & 1 \\ 9 & 2 \end{bmatrix}$ 39.3	$\begin{bmatrix} 9 & 2 \\ 10 & 1 \end{bmatrix}$ 39.3	$\begin{bmatrix} 8 & 3 \\ 11 & 0 \end{bmatrix}$ 10.7		
T1 / (T2 ou T3)	$\begin{bmatrix} \mathbf{17} & \mathbf{0} \\ \mathbf{14} & \mathbf{5} \end{bmatrix}$ 3.1	$\begin{bmatrix} 16 & 1 \\ 15 & 4 \end{bmatrix}$ 17.5	$\begin{bmatrix} 15 & 2 \\ 16 & 3 \end{bmatrix}$ 35.0	$\begin{bmatrix} 14 & 3 \\ 17 & 2 \end{bmatrix}$ 30.8	$\begin{bmatrix} 13 & 4 \\ 18 & 1 \end{bmatrix}$ 12.0	$\begin{bmatrix} 12 & 5 \\ 19 & 0 \end{bmatrix}$ 1.6
T4 / T5	$\begin{bmatrix} \mathbf{3} & \mathbf{1} \\ \mathbf{6} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 40.0	$\begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 5 & 1 \end{bmatrix}$ 60.0				
T4 / T6	$\begin{bmatrix} \mathbf{2} & \mathbf{0} \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 100					
T5 / T7	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{2} \end{bmatrix}$ 100					
T6 / T7	$\begin{bmatrix} \mathbf{4} & \mathbf{0} \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 100					

Lecture : La répartition observée est présentée en gras. Dans la situation où le testeur T_4 était en binôme avec le testeur T_5 , la répartition observée a une probabilité de 40% et une seule autre répartition était possible avec les marges observées, de probabilité 60%.

gie manque de puissance, notamment parce qu'elle traite les deux premières paires comme indépendantes et ne tient donc pas compte du fait que T1 est dans les deux. Pour gagner en puissance, on peut regrouper les situations des testeurs Blancs en considérant la situation T1 *vs.* (T2 ou T3). Dans ce cas, en procédant à un test bilatéral sous l'hypothèse nulle d'absence d'effet testeur, la situation observée est tout de même une des deux plus déséquilibrées qui auraient pu survenir avec une probabilité inférieure à 5%, ce qui ferait pencher pour l'existence d'un effet du testeur T1 par rapport à T2 et T3. Même si ce résultat peut sembler fragile, il semble tout de même légitimer la critique de Heckman et milite donc pour l'utilisation de méthodes d'analyse qui tiennent compte au mieux d'un éventuel effet lié aux testeurs.

4.7 Conclusion

Malgré leur apparente simplicité, les études de *testing* soulèvent des questions méthodologiques souvent passées sous silence ou pour lesquelles les arguments avancés peuvent sembler douteux. Par exemple, les différences nettes de probabilité calculées à partir de statistiques agrégées masquent la prise en compte de l'hétérogénéité inobservée au niveau des firmes. D'autre part, les préconisations du BIT en matière de choix des observations qui apportent de l'information reposent sur l'hypothèse implicite très forte que si les deux candidats sont acceptés c'est que l'employeur est indifférent entre les deux. En fait on ne connaît pas ses préférences et on sait uniquement que les deux candidats remplissent les critères pour obtenir le poste. Cette question d'identification apparaît dès que l'on se place dans un cadre d'analyse non linéaire qu'il soit paramétrique ou non. Dans un cadre semi-paramétrique on montre même que seul le signe du coefficient est identifié.

Nous exploitons également deux particularités des données de Pager dont l'intérêt n'avait a priori pas été complètement anticipé.

D'une part, la rotation des "testeurs" sur le rôle de l'ancien délinquant est rapidement évoquée dans l'article de Pager mais n'est pas pleinement mise à profit. On peut d'ailleurs imaginer que si cette particularité avait été pleinement anticipée, le design de l'enquête aurait été légèrement différent, en particulier on aurait eu des données sur toutes les paires possibles de "testeurs", y compris la paire (T2,T3) ce qui aurait pu lever les problèmes d'identification que nous avons rencontrés. Cette rotation permet de légitimer la critique de Heckman concernant la possibilité d'effets liés aux testeurs dans ce genre d'études et d'y répondre dans ce cas particulier.

D'autre part, le fait que toutes les candidatures n'aient pas systématiquement donné lieu à un réel entretien s'avère être une particularité exploitable afin de mettre en évidence la discrimination statistique à l'encontre des Noirs et des anciens délinquants.

Enfin, il faut rappeler que les taux de réponses négatives très élevés que l'on rencontre dans ce genre d'études militent pour des estimations de la puissance des tests avant le début de l'enquête, c'est-à-dire une évaluation *ex ante* de la taille minimale de l'échantillon si l'on veut avoir une chance d'obtenir des résultats significatifs.

4.8 Annexe

4.8.1 Logit conditionnel avec effets firmes et effets individus

On traite ici le cas de deux testeurs (notés 1 et 2).

Notons α l'hétérogénéité inobservée pour les individus, γ son équivalent pour les firmes, et β l'effet du passé carcéral (indicatrice C). Pour une offre d'emploi donnée j , on a toujours $C_{1j} + C_{2j} = 1$ c'est-à-dire qu'un des deux testeurs exactement joue le rôle de l'ancien délinquant.

Pour les firmes pour lesquelles exactement un des deux candidats a été rappelé,

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 1, y_{2j} = 0 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}$$

et de la même manière,

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 0, y_{2j} = 1 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{1}{1 + e^{\alpha_1 - \alpha_2 + \beta(C_{1j} - C_{2j})}}$$

Les quatre situations possibles sont résumées dans la table suivante (avec $\alpha_1 - \alpha_2 = x$).

Ex-délinquant		Rappelé		Occurences	Log-vraisemblance
T1	T2	T1	T2		
1	0	1	0	n_{12}	$ll_i = -\log(1 + \exp(-x - \beta))$
1	0	0	1	n_{21}	$ll_i = -\log(1 + \exp(x + \beta))$
0	1	1	0	p_{12}	$ll_i = -\log(1 + \exp(-x + \beta))$
0	1	0	1	p_{21}	$ll_i = -\log(1 + \exp(x - \beta))$

La log-vraisemblance pour l'échantillon de firmes pour lesquelles exactement un

des candidats a été rappelé est donc :

$$ll = -n_{12} \log(1 + e^{-x-\beta}) - n_{21} \log(1 + e^{x+\beta}) - p_{12} \log(1 + e^{-x+\beta}) - p_{21} \log(1 + e^{x-\beta})$$

Les dérivées partielles par rapport à x et β donnent les conditions du premier ordre suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial ll}{\partial x} &= n_{12} \frac{1}{1 + e^{x+\beta}} - n_{21} \frac{e^{x+\beta}}{1 + e^{x+\beta}} + p_{12} \frac{1}{1 + e^{x-\beta}} - p_{21} \frac{e^{x-\beta}}{1 + e^{x-\beta}} = 0 \\ \frac{\partial ll}{\partial \beta} &= n_{12} \frac{1}{1 + e^{x+\beta}} - n_{21} \frac{e^{x+\beta}}{1 + e^{x+\beta}} - p_{12} \frac{1}{1 + e^{x-\beta}} + p_{21} \frac{e^{x-\beta}}{1 + e^{x-\beta}} = 0 \end{aligned}$$

Si n_{12} , n_{21} , p_{12} , p_{21} sont tous positifs, en prenant les sommes et les différences des expressions précédentes, on trouve :

$$\begin{aligned} \frac{n_{12}}{n_{21}} &= e^{x+\beta} \\ \frac{p_{12}}{p_{21}} &= e^{x-\beta} \end{aligned}$$

et finalement, en multipliant et divisant deux à deux ces expressions, on obtient :

$$\begin{aligned} \frac{n_{12}p_{12}}{n_{21}p_{21}} &= e^{2x} \\ \frac{n_{12}p_{21}}{n_{21}p_{12}} &= e^{2\beta} \end{aligned}$$

Ce résultat peut également être obtenu plus rapidement en reprenant le cas où on ne tient pas compte des effets testeurs.

Considérons tout d'abord les observations pour lesquelles le premier candidat joue le rôle de l'ancien délinquant, c'est-à-dire $C_{1j} = 1$ et $C_{2j} = 0$.

$$\mathbb{P}(y_{1j} = 1 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{e^{\beta + \alpha_1 - \alpha_2}}{1 + e^{\beta + \alpha_1 - \alpha_2}}$$

Ces observations permettent d'identifier $\beta + \alpha_1 - \alpha_2$, et l'estimateur du maximum de vraisemblance de ce modèle est :

$$\hat{\beta} + \hat{\alpha}_1 - \hat{\alpha}_2 = \log \frac{\#\{\text{T1 rappelé uniquement}\}}{\#\{\text{T1 rejeté uniquement}\}} = \log \frac{n_{12}}{n_{21}}$$

Considérons ensuite les observations pour lesquelles le second candidat joue le rôle de l'ancien délinquant, c'est-à-dire $C_{1j} = 0$ et $C_{2j} = 1$.

$$\mathbb{P}(y_{2j} = 1 | y_{1j} + y_{2j} = 1, \alpha, C) = \frac{e^{\beta - \alpha_1 + \alpha_2}}{1 + e^{\beta - \alpha_1 + \alpha_2}}$$

Ces observations permettent d'identifier $\beta - \alpha_1 + \alpha_2$, et l'estimateur du maximum de vraisemblance de ce modèle est :

$$\hat{\beta} - \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2 = \log \frac{\#\{\text{T2 rappelé uniquement}\}}{\#\{\text{T2 rejeté uniquement}\}} = \log \frac{p_{21}}{p_{12}}$$

Si ces deux quantités peuvent être estimées, on a alors :

$$\hat{\beta} = \frac{1}{2} \log \frac{n_{12}p_{21}}{n_{21}p_{12}} \quad \text{et} \quad (\hat{\alpha}_1 - \hat{\alpha}_2) = \frac{1}{2} \log \frac{n_{12}p_{12}}{n_{21}p_{21}}$$

Bibliography

- ABOWD, J. M., AND M. KILLINGSWORTH (1984): “Do Minority/White Unemployment Differences Really Exist?,” *Journal of Business and Economics Statistics*, 2, 64–72.
- AEBERHARDT, R., E. COUDIN, AND R. RATHELOT (2010): “Les écarts de taux d’emploi selon l’origine des parents,” in *France, Portrait Social*, pp. 149–166. Insee. 6
- AEBERHARDT, R., D. FOUGÈRE, J. POUGET, AND R. RATHELOT (2010a): “L’emploi et les salaires des enfants d’immigrés,” *Économie et Statistique*, 433-434, 31–46. 6
- (2010b): “Wages and Employment of French Workers with African Origin,” *Journal of Population Economics*, 23(3), 881–905. 5, 30
- AEBERHARDT, R., D. FOUGÈRE, AND R. RATHELOT (2009): “Discrimination à l’embauche : comment exploiter les procédures de testing ?,” Document de travail de l’Insee G2009/13.
- AEBERHARDT, R., AND J. POUGET (2010): “National Origin Differences in Wages and Hierarchical Positions: Evidence on French Full-Time Male Workers from a Matched Employer-Employee Dataset,” *Annals of Economics and Statistics*, 99/100, 117–139. 6
- ALGAN, Y., C. DUSTMANN, A. GLITZ, AND A. MANNING (2010): “The Economic Situation of First and Second-Generation Immigrants in France, Germany and the United Kingdom,” *Economic Journal*, 120(542), F4–F30. 6
- ALTONJI, J., AND R. BLANK (1999): “Race and Gender in the Labor Market,” in *Handbook of Labor Economics*, ed. by O. Ashenfelter, and D. Card, vol. 3C, pp. 3143–3259. Elsevier, Amsterdam.

- ARROW, K. J. (1973): "The Theory of Discrimination," in *Discrimination in Labor Markets*, ed. by O. Ashenfelter, and A. Rees, pp. 3–33. Princeton University Press.
- BECKER, G. (1957): *The Economics of Discrimination*. University of Chicago Press.
- BELZIL, C., AND F. POINAS (2010): "Education and Early Career Market Outcomes of Second-Generation Immigrants in France," *Labour Economics*, 17(1), 101–110.
- 5
- BERTRAND, M., AND S. MULLAINATHAN (2003): "Are Emily and Greg More Employable than Lakisha and Jamal? A Field Experiment on Labor Market Discrimination," *American Economic Review*, 94(4), 159–190.
- BJERK, D. (2007): "The Differing Nature of Black-White Wage Inequality Across Occupational Sectors," *Journal of Human Resources*, 42(2).
- BLACK, D., A. HAVILAND, S. SANDERS, AND L. TAYLOR (2006): "Why Do Minority Men Earn Less? A Study of Wage Differentials Among the Highly Educated," *The Review of Economics and Statistics*, 88(1), 300–313.
- BLACK, D. A., A. M. HAVILAND, S. G. SANDERS, AND L. J. TAYLOR (2008): "Gender Wage Disparities among the Highly Educated," *Journal of Human Resources*, 43(3), 630–659.
- BLINDER, A. (1973): "Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates," *Journal of Human Resources*, 8(4), 436–455. 2, 7, 9, 23
- BORREL, C., AND P. SIMON (2005): "L'origine des Français," in *Histoires de familles, histoires familiales : les résultats de l'enquête Famille de 1999*, ed. by C. Lefèvre, and A. Filhon, pp. 425–441. INED, Paris.

- BOUMAHDJ, R., AND J.-F. GIRET (2005): "Une analyse économétrique des disparités d'accès à l'emploi et de rémunérations entre jeunes d'origine française et jeunes issus de l'immigration," *Revue Economique*, 56(3), 625–636. 5, 30
- BOUND, J., AND R. B. FREEMAN (1992): "What Went Wrong? The Erosion of Relative Earnings and Employment among Young Black Men in the 1980s," *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1), 201–32.
- BOUVARD, L., P.-P. COMBES, B. DECREUSE, M. LAOUEANAN, B. SCHMUTZ, AND A. TRANNOY (2009): "Géographie du chômage des personnes d'origine africaine: une discrimination vis-à-vis des emplois en contact avec la clientèle," *Revue Française d'Économie*, 23(3), 4–55. 5
- BOVENKERK, F., B. KILBORNE, F. RAVEAU, AND D. SMITH (1979): "Comparative Aspects of Research on Discrimination against non-White Citizens in Great-Britain, France and the Netherlands," in *Problems in International Comparative Research in the Social Sciences*, ed. by J. Berting, F. Geyer, and R. Jurkovich. Oxford: Pergamon Press.
- BRINBAUM, Y., AND P. WERQUIN (2004): "Des parcours semés d'embuches: l'insertion professionnelle des jeunes d'origine maghrébine en France," in *Marché du travail et genre: Maghreb-Europe*. "L. Achy, Brussels Economic Review. ULB - Université Libre de Bruxelles". 5
- BUCHINSKY, M., D. FOUGÈRE, F. KRAMARZ, AND R. TCHERNIS (2010): "Inter-firm Mobility, Wages and the Returns to Seniority and Experience in the U.S.," *The Review of Economic Studies*, 77, 972–1001.
- CAIN, G. G., AND R. E. FINNIE (1990): "The Black-White Difference in Youth Employment: Evidence for Demand-Side Factors," *Journal of Labor Economics*, 8(1), S364–95.
- CALVÈS, G. (2005): "Reflecting the Diversity of the French Population: Birth and

- Development of a Fuzzy Concept,” *International Social Science Journal*, 57(183), 165–174.
- CANAMÉRO, C., G. CANCEILL, AND N. CLOAREC (2000): “Chômeurs étrangers et chômeurs d’origine étrangère,” *Premières Synthèses* 46.2, DARES. 6
- CEDIEY, E., AND F. FORONI (2007): “Les discriminations à raison de “l’origine” dans les embauches en France. Une enquête nationale par tests de discrimination selon la méthode du BIT,” *Rapport du Bureau International du Travail*.
- CEDIEY, E., F. FORONI, AND H. GARNER (2008): “Discriminations à l’embauche fondées sur l’origine à l’encontre de jeunes français(es) peu qualifié(e)s,” *Premières Synthèses* 06.3, DARES. 6, 30
- CHANDRA, A. (2000): “Labor-Market Dropouts and the Racial Wage Gap: 1940–1990,” *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 90(2), 333–338.
- CHARLES, K. K., AND J. GURRYAN (2011): “Studying Discrimination: Fundamental Challenges and Recent Progress,” *Annual Review of Economics*, 3, 479–511.
- COATE, S., AND G. LOURY (1993): “Will Affirmative Action Policies Eliminate Negative Stereotypes?,” *American Economic Review*, 83(5), 1220–1240.
- CORNELL, B., AND I. WELCH (1996): “Culture, Information, and Screening Discrimination,” *Journal of Political Economy*, 104(3), 542–71.
- COUCH, K. A., AND R. FAIRLIE (2010): “Last Hired, First Fired? Black-White Unemployment and the Business Cycle,” *Demography*, 47(1), 227–247.
- DARITY, WILLIAM A, J., AND P. L. MASON (1998): “Evidence on Discrimination in Employment: Codes of Color, Codes of Gender,” *Journal of Economic Perspectives*, 12(2), 63–90.

- DAYAN, J.-L., A. ECHARDOUR, AND M. GLAUDE (1996): "Le parcours professionnel des immigrés en France: une analyse longitudinale," *Économie et Statistique*, 259, 107–128.
- DUGUET, E., N. LEANDRI, Y. L'HORTY, AND P. PETIT (2007): "Discriminations à l'embauche, un testing sur les jeunes des banlieues d'Île-de-France," *Étude du centre d'analyse stratégique*. 30
- (2010): "Are Young French Jobseekers of Ethnic Immigrant Origin Discriminated Against? A Controlled Experiment in the Paris Area," *Annales d'Économie et de Statistique*, 99-100, 187–215. 6
- DUGUET, E., AND P. PETIT (2005): "Hiring discrimination in the French financial sector: an econometric analysis on field experiment data," *Annales d'économie et de statistique*, 78, 79–102.
- DUPRAY, A., AND S. MOULLET (2004): "Quelle discrimination à l'encontre des jeunes d'origine maghrébine à l'entrée du marché du travail en France?," in *Marché du travail et genre: Maghreb-Europe*. "L. Achy, Brussels Economic Review. ULB - Université Libre de Bruxelles". 5
- FAIRLIE, R. W., AND W. SUNDSTROM (1999): "The Emergence, Persistence and Recent Widening of the Racial Unemployment Gap," *Industrial and Labor Relations Review*, 52, 252–270.
- FISHER, R. A. (1922): "The goodness of fit of regression formulae, and the distribution of regression coefficients," *Journal of the Royal Statistical Society*, 85(4), 597–612. 37
- FLANAGAN, R. J. (1976): "On the Stability of the Racial Unemployment Differential," *American Economic Review*, 66(2), 302–08.
- FORTIN, N., T. LEMIEUX, AND S. FIRPO (2011): "Decomposition Methods in

- Economics,” in *Handbook of Labor Economics*, ed. by O. Ashenfelter, and D. Card, vol. 4, chap. 1, pp. 1–102. Elsevier, Amsterdam. 2, 8, 22
- FOUGÈRE, D., AND M. SAFI (2005): “L’acquisition de la nationalité française : quels effets sur l’accès à l’emploi des immigrés ?,” in *France Portrait Social, édition 2005-2006*, pp. 163–184. Insee, Paris.
- (2009): “Naturalization and Employment of Immigrants in France (1968-1999),” *International Journal of Manpower*, 30(1-2), 83–96. 4
- FRICKEY, A., J. MURDOCH, AND J.-L. PRIMON (2004): “Les débuts dans la vie active des jeunes issus de l’immigration après des études supérieures,” *Notes Emploi Formation*, 9. 5
- FRICKEY, A., AND J.-L. PRIMON (2002): “Jeunes issus de l’immigration : les diplômes de l’enseignement supérieur ne garantissent pas un égal accès au monde du travail,” *Formation Emploi*, 79. 5
- (2006): “Une double pénalisation pour les non-diplômés du supérieur d’origine nord-africaine?,” *Formation Emploi*, 94, 27–43. 5
- HECKMAN, J. J. (1998): “Detecting Discrimination,” *Journal of Economic Perspectives*, 12(2), 101–116. 3, 22, 34, 35, 39
- HECKMAN, J. J., AND P. SIEGELMAN (1993): “The Urban Institute Audit Studies: Their Methods and Findings,” in *Clear and Convincing Evidence: Measurement of Discrimination in America*, ed. by M. Fix, and R. Struyk. Urban Institute.
- HOUSEAUX, F., AND C. TAVAN (2005): “Quels liens aujourd’hui entre l’emploi et l’intégration pour les populations issues de l’immigration?,” *Revue Économique*, 56(2), 423–446. 6
- HYSLOP, D. R. (1999): “State Dependence, Serial Correlation and Heterogeneity in Intertemporal Labor Force Participation of Married Women,” *Econometrica*, 67(6), 1255–1294.

- INSEE (ed.) (2005): *Les immigrés en France*, Collection Références. Insee, 2005 edn.
- JOHNSON, W. R., AND D. NEAL (1998): “Basic Skills and the Black-White Earnings Gap,” in *The Black-White Test Score Gap*, ed. by C. Jencks, and M. Philips, pp. 480–500. Brooking Institution.
- KENNEY, G., AND D. WISSOKER (1994): “An Analysis of the Correlates of Discrimination Facing Young Hispanic Job-seekers,” *American Economic Review*, 84, 674–683.
- LAINÉ, F., AND M. OKBA (2005): “Jeunes de parents immigrés: de l’école au métier,” *Travail et Emploi*, 103, 79–93. 5
- LANG, K., AND J.-Y. K. LEHMANN (2011): “Racial Discrimination in the Labor Market: Theory and Empirics,” *Journal of Economic Literature*, p. forthcoming.
- LANG, K., AND M. MANOVE (2011): “Education and Labor Market Discrimination,” *American Economic Review*, 101(4), 1467–96.
- LEFRANC, A. (2010): “Unequal opportunities and ethnic origin: The labor market outcomes of second generation immigrants in France,” *American Behavioral Scientist*, 53. 5
- LHOMMEAU, B., D. MEURS, AND M. OKBA (2012): “Emplois, salaires et mobilité intergénérationnelle,” Ouvrage collectif sur l’enquête TeO, chapitre 2, to be published. 6
- LOMBARDO, P., AND J. PUJOL (2011): “Le niveau de vie des enfants d’immigrés,” in *Les revenus et le patrimoine des ménages*, ed. by Insee, pp. 73–81. 6
- MANSKI, C. F. (1987): “Semiparametric Analysis of Random Effects Linear Models from Binary Panel Data,” *Econometrica*, 55(2).

- MEURS, D., AND A. PAILHÉ (2008): “Descendante d’immigrés en France: une double vulnérabilité sur le marché du travail,” *Travail, Genre et Société*, 20, 87–107. 6
- (2010): “Position sur le marché du travail des descendants d’immigrés en France: les femmes doublement désavantagées?,” *Économie et Statistique*, 431, 129–151. 5, 6
- MEURS, D., A. PAILHÉ, AND P. SIMON (2000): “Immigrés et enfants d’immigrés sur le marché du travail: une affaire de génération?,” in *Histoires de famille, histoires familiales. Les résultats de l’enquête Famille de 1999*, ed. by C. Lefèvre, and A. Filhon. 6
- (2005): “Mobilité intergénérationnelle et persistance des inégalités. L’accès à l’emploi des immigrés et de leurs descendants en France,” INED Working Paper.
- (2006): “The Persistence of Intergenerational Inequalities linked to Immigration: Labour Market Outcomes for Immigrants and their Descendants in France,” *Population*, 61(5), 645–682. 6
- MROZ, T. A. (1987): “The Sensitivity of an Empirical Model of Married Women’s Hours to Economic and Statistical Assumptions,” *Econometrica*, 55(4), 765–799.
- MULLER, L., AND R. RATHELOT (2010): “Les salariés français descendant d’immigrés : salaires et profil socioprofessionnel dans les entreprises de 10 salariés ou plus en 2006,” Premières Informations Premières Synthèses 007, DARES. 6
- NEAL, D. A., AND W. R. JOHNSON (1996): “The Role of Premarket Factors in Black-White Wage Differences,” *Journal of Political Economy*, 104(5), 869–95.
- NEUMAN, S., AND R. L. OAXACA (2003): “Gender vs Ethnic Wage Differentials Among Professionals: Evidence from Israel,” *Annales d’Économie et de Statistique*, 71-72, 12. 9, 10

- (2004a): “Wage Decompositions with Selectivity Corrected Wage Equations: A Methodological Note,” *Journal of Economic Inequality*, 2(1), 3–10. 9, 10, 22
- (2004b): “Wage Differentials in the 1990s in Israel: Endowments, Discrimination, and Selectivity,” IZA Discussion Papers 1362, Institute for the Study of Labor (IZA). 9, 10
- (2005): “Wage Differentials in the 1990s in Israel: Endowments, Discrimination, and Selectivity,” *International Journal of Manpower*, 26(3), 217–236. 9, 10, 22
- NEUMARK, D., R. BANK, AND K. VAN NORT (1996): “Sex Discrimination in Restaurants Hiring: an Audit Study,” *Quarterly Journal of Economics*, 111, 915–941.
- OAXACA, R. (1973): “Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets,” *International Economic Review*, 14(3), 693–709. 2, 7, 9, 23
- OAXACA, R., AND M. RANSOM (1994): “On Discrimination and the Decomposition of Wage Differentials,” *Journal of Econometrics*, 61(1), 5–21.
- ONDRICH, J., A. STRICKER, AND J. YINGER (1999): “Do Landlords Discriminate? The Incidence and Causes of Racial Discrimination in Rental Housing Markets,” *Journal of Housing Economics*, 8(3), 185–204. 36
- PAGER, D. (2003): “The Mark of a Criminal Record,” *The American Journal of Sociology*, 108(5), 937–975. 3, 22, 34
- PETIT, P. (2004): “Discrimination à l’embauche, une étude d’audit par couples dans le secteur financier,” *Revue économique*, 55(3), 611–622.
- PHELPS, E. S. (1972): “The Statistical Theory of Racism and Sexism,” *American Economic Review*, 62(4), 659–661.

- PISSARIDES, C. A. (2000): *Equilibrium Unemployment Theory*. MIT Press.
- POUGET, J. (2005): “La Fonction publique : vers plus de diversité ?,” in *France, Portrait Social, édition 2005-2006*, pp. 143–162. Insee, Paris.
- RATHELOT, R. (2010): “Origine et quartier. Expliquer le salaire et l’emploi des descendants d’immigrés,” *Revue d’Économie Régionale et Urbaine*, (1), 27–55. 6
- RIACH, P. A., AND J. RICH (2002): “Field Experiments of Discrimination in the Market Place,” *Economic Journal*, 112(483), 480–518.
- RITTER, J. A., AND L. J. TAYLOR (2011): “Racial Disparity in Unemployment,” *Review of Economics and Statistics*, 93, 30–42.
- ROSENBAUM, P. R., AND D. B. RUBIN (1983): “The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects,” *Biometrika*, 70, 41–55. 31
- RUBIN, D. (1974): “Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Non-randomized Studies,” *Journal of Educational Psychology*, 66, 688–701. 7
- SAFI, M. (2007): “Le devenir des immigrés en France. Barrières et inégalités,” Thèse de doctorat EHESS. 5
- SILBERMAN, R., AND I. FOURNIER (1999): “Les enfants d’immigrés sur le marché du travail. Les mécanismes d’une discrimination sélective,” *Formation Emploi*, 65, 31–55.
- (2007): “Discrimination in the Labour Market Against the Second Generation,” *Ethnic and Racial Studies*, 30(1), 1–27. 5
- (2008): “Second Generations on the Job Market in France: A Persistent Ethnic Penalty,” *Revue Française de Sociologie*, 49(5), 45–94. 5
- STRATTON, L. S. (1993): “Racial differences in men’s unemployment,” *Industrial and Labor Relations Review*, 46(3), 451–463.

WELCH, F. (1990): "The Employment of Black Men," *Journal of Labor Economics*, 8(1), S26–74.

Measuring discrimination on the labor market

This thesis is composed of three mostly empirical papers related to discrimination on the French labor market and one methodological paper using American data. The first one focuses on the wages and the employment status of French workers of Maghrebian origin, the second one focuses on their wages and hierarchical positions, the third one focuses on the heterogeneity of their employment gap relative to French workers whose parents were French at birth, and the fourth one re-examines the data from a controlled experiment assessing the impact of a criminal record on the probability of being hired.

The value added of these papers is twofold. First they provide new evidence regarding the situation of second generation immigrants on the French labor market. Differences in wages and employment are high. However, once taken into account individual characteristics (age, qualification, *etc.*), most of the wage gaps disappear, but substantial differences in employment and hierarchical positions remain. Moreover we provide an original description of the heterogeneity of the employment gap showing that it is wider for the individuals whose characteristics are associated to the lower employment probabilities (as identified in the reference population) than for those with the higher ones. Second, these papers bring methodological material to study discrimination. The first three papers try to incorporate notations and ideas which are now standard in public policy evaluation and consequently raise new issues regarding the decompositions of wage and employment gaps, in particular they raise the problem of the choice of a proper counterfactual population when selection occurs and study the notion of heterogeneity when the variable of interest is binary (employed *vs.* not employed). The fourth article tries to discuss the methods commonly used in paired audit studies.

Keywords: immigration, second generation, discrimination, wage differentials, employment differentials, decomposition, evaluation, statistical discrimination, audit studies.

Mesurer la discrimination sur le marché du travail

Cette thèse est composée de trois articles, essentiellement empiriques, portant sur la discrimination sur le marché du travail français et d'un article plus méthodologique sur données américaines. Le premier article s'intéresse à l'emploi et aux salaires des Français d'origine maghrébine, le deuxième à leurs salaires et leur accès au statut de cadre, le troisième se concentre sur l'hétérogénéité des écarts d'emploi vis-à-vis des Français dont les parents étaient Français à la naissance et le quatrième reprend les données d'une expérience contrôlée visant à mesurer l'impact d'un passé carcéral sur l'accès à l'emploi aux États-Unis.

La valeur ajoutée de ces articles est double. Premièrement ils fournissent de nouveaux éléments empiriques sur la situation des Français d'origine étrangère sur le marché du travail. Le premier constat est que les écarts d'emploi et de salaires avec la population de référence sont élevés. Cependant, une fois prises en compte les différences de caractéristiques entre les populations (âge, diplôme, *etc.*), l'essentiel des écarts de salaire disparaît. Au contraire, une part substantielle des écarts d'emploi et de proportion de cadres demeure. De plus, nous proposons une description originale de l'hétérogénéité des écarts d'emploi qui montre que ceux-ci sont relativement importants pour les individus dont les caractéristiques sont associées aux taux d'emplois les plus faibles dans la population de référence, alors que pour ceux dont les taux d'emploi théoriques sont plus élevés ces écarts inexplicables sont beaucoup plus faibles. Deuxièmement, ces articles apportent des éléments méthodologiques pour mesurer les discriminations. Les trois premiers articles essaient d'incorporer les idées et les notations qui sont maintenant standard dans la littérature sur l'évaluation des politiques publiques ce qui a pour conséquence de soulever de nouvelles interrogations concernant les décompositions classiques d'emploi et de salaires. En particulier ils soulèvent la question du choix du contrefactuel en présence de sélection et étudient la notion d'hétérogénéité quand la variable d'intérêt est binaire (emploi *vs.* non emploi). Le quatrième tente d'apporter un éclairage sur les méthodes habituellement utilisées dans les études de *testing*.

Mots clés : immigration, seconde génération, discrimination, écarts de salaires, écarts d'emploi, décomposition, évaluation, discrimination statistique, expériences contrôlées.
