

C1 – Analyse par régression

Pour neutraliser les effets de composition observables sans adopter d’hypothèse de spécification restrictive, nous estimons des modèles de probabilité linéaire saturés dans la partie conditionnement (quasi saturés, c’est-à-dire autant de paramètres indépendants à estimer que de combinaisons de conditionnements possibles).

C1-1 – Analogie de l’estimation par régression quasi saturée à l’estimation par appariement sur score de propension

Dans le cas simple d’un traitement à deux modalités (situation favorable ou non aux AI) et en limitant les variables de conditionnement à trois (sexe, âge et diplôme), on estime des équations de la forme :

$$y_i^{2013+t} = \rho \mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"favorable"}) + \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M \beta_{klm} \mathbb{1}(x_{1i} = k) \mathbb{1}(x_{2i} = l) \mathbb{1}(x_{3i} = m) + \varepsilon_i,$$

où y_i^{2013+t} est le statut d’activité (par exemple : emploi/non-emploi) de l’individu i en 2013 + t , $t \in \{2; 3\}$; $\mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"favorable"})$ une indicatrice signalant que l’intéressé avait fin 2013 une situation favorable aux AI ; $\mathbb{1}(x_{gi} = h)$ est une indicatrice signalant que la variable discrète x_g , $g \in \{1, 2, 3\}$, prend la valeur h . De la sorte, l’estimation $\hat{\rho}$ représente une moyenne pondérée d’écarts d’espérances conditionnelles : l’analyse est non-paramétrique. Plus précisément, Angrist & Pischke (2009, p. 69) montrent que la régression mime alors une estimation par appariement sur score de propension. De fait, avec une telle spécification :

$$\rho = \sum_{x=1}^{K \times L \times M} \frac{\sigma^2(sit|x=x)}{\sum_x \sigma^2(sit|x=x)} \rho_x,$$

où $x \in \{1, \dots, K \times L \times M\}$ numérote les combinaisons de conditionnements x ; ρ_x est la comparaison $E(y_i | sit_i = \text{"favorable"}, x_i = x) - E(y_i | sit_i = \text{"non favorable"}, x_i = x)$; $\sigma^2(sit|x=x)$ est la variance de la variable rendant compte de situation de travail favorable au sein de la combinaison de conditionnements numéro x . Angrist & Pischke (2009, p. 71) montrent que l’estimateur analogue dans le cas d’une estimation par appariement sur score de propension est $\rho^m = \sum_{x=1}^{K \times L \times M} P(sit = \text{"favorable"} | x = x) \rho_x$, donc que les deux estimateurs ne diffèrent que par la pondération utilisée pour agréger les écarts de moyennes mesurés par combinaison de conditionnements. Avec cette approche, la linéarité de la fonction d’espérance conditionnelle dans les variables de conditionnement n’est pas postulée mais assurée par la saturation. Un intérêt de cette approche, on le voit, est que la fonction de régression prend en charge automatiquement la condition de support commun requise pour une estimation par appariement sur score de propension (Angrist & Pischke, 2009, p. 76) : si une combinaison de conditionnements s’avère comporter trop peu d’individus ayant bénéficié d’une situation (non-)favorable, $\sigma^2(sit|x=x) \rightarrow 0$ et la valeur ρ_x ne pèse pas dans l’estimation de l’effet moyen. Cela étant, une caractéristique importante des modèles de probabilité linéaire est qu’ils impliquent l’hétéroscédasticité des termes d’erreur; il convient donc d’analyser les coefficients estimés à l’aune d’écarts-types robustes à l’hétéroscédasticité, ce que nous faisons ci-après en utilisant l’approche de White.

Proposition (Angrist & Pischke, 2009, pp. 55–56) - Soit la fonction de régression quasi saturée définie par :

$y_i = \rho d_i + \sum_{x=1}^X \beta_x \mathbb{1}(x_i = x)$ où $d_i \in \{0; 1\}$ est une indicatrice de traitement binaire et X est le nombre de combinaisons d’exogènes permettant de saturer la partie conditionnement de l’équation. On a :

$$\rho = \sum_{x=1}^X \frac{\sigma^2(d_i | x_i = x)}{\sum_x \sigma^2(d_i | x_i = x)} \rho_x,$$

où $\rho_x = \mathbb{E}(y_i | d_i = 1, x) - \mathbb{E}(y_i | d_i = 0, x)$ et $\sigma^2(d_i | x_i = x)$ désigne la variance du traitement pour la combinaison de conditionnements numéro x .

Preuve - La formule d’anatomie de la régression (Angrist & Pischke, 2009, p. 27) s’écrit ici

$$\rho = \frac{cov(y_i, \tilde{d}_i)}{var(\tilde{d}_i)},$$

où \tilde{d}_i désigne le résidu de l’ajustement de d_i sur les X combinaisons de conditionnements. L’équation étant saturée, la fonction de régression correspond à l’espérance conditionnelle $\mathbb{E}(d_i | x_i)$ et $\tilde{d}_i = d_i - \mathbb{E}(d_i | x_i)$.

Puisque $\mathbb{E}(\tilde{d}_i) = 0$:

$$\rho = \frac{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i | x_i)) y_i]}{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i | x_i))^2]}.$$

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Ajuster $\mathbb{E}(y_i|d_i, x_i)$ au lieu de y_i produit les mêmes coefficients de régression (Angrist & Pischke, 2009, p. 30) de sorte qu'on peut aussi écrire :

$$\rho = \frac{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))\mathbb{E}(y_i|d_i, x_i)]}{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))^2]}$$

$\mathbb{E}(y_i|d_i, x_i)$ peut s'écrire :

$$\mathbb{E}(y_i|d_i, x_i) = \mathbb{E}(y_i|d_i = 0, x_i) + d_i\rho_{x_i}$$

En sorte que :

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))\mathbb{E}(y_i|d_i, x_i)] &= \mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))(\mathbb{E}(y_i|d_i = 0, x_i) + d_i\rho_{x_i})] \\ &= \mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))\mathbb{E}(y_i|d_i = 0, x_i)] + \mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))d_i\rho_{x_i}]\end{aligned}$$

Le premier terme de la somme est nul parce que la variable aléatoire $d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i)$ est par construction dé-corrélée de x_i et de toute fonction de x_i ... donc en particulier de $\mathbb{E}(y_i|d_i = 0, x_i)$. Pour la même raison

$$\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))\mathbb{E}(d_i|x_i)\rho_{x_i}] = 0 \text{ de sorte que l'on peut écrire } \mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))d_i\rho_{x_i}] = \mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))^2\rho_{x_i}].$$

$$\text{Dès lors } \rho = \frac{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))^2\rho_{x_i}]}{\mathbb{E}[(d_i - \mathbb{E}(d_i|x_i))^2]}.$$

Le théorème des espérances itérées permet de décomposer le calcul de l'espérance totale entre une espérance sur i à x donné puis sur x . On peut ainsi écrire

$$\rho = \frac{\mathbb{E}_x[\mathbb{E}\{(d_i - \mathbb{E}(d_i|x))^2|x\}\rho_x]}{\mathbb{E}_x[\mathbb{E}\{(d_i - \mathbb{E}(d_i|x))^2|x\}]} = \frac{\mathbb{E}_x[\sigma^2(d_i|x)\rho_x]}{\mathbb{E}_x[\sigma^2(d_i|x)]}.$$

C1-2 – Application de l'approche par régression quasi saturée au cas multitraitement non-ordonné

Angrist & Krueger (1999, p. 39 et 86) montrent que les propriétés ci-dessus valent également avec plus de deux modalités d'assignation ordonnées (par exemple non, un peu, beaucoup) comme c'est le cas ici lorsqu'on envisage un contexte organisationnel défavorable, partiellement favorable ou favorable aux AI. Nous appliquons également cette approche au cas d'un traitement prenant la forme d'une variable catégorielle non ordonnée pour mesurer le rôle de l'activité de travail (propice, partiellement propice par manque d'autonomie, par manque d'échanges, non propice aux AI). Il n'existe pas à notre connaissance de démonstration formelle de l'applicabilité des résultats d'Angrist & Pischke (2009) à ce cas. Nous avons donc vérifié que les écarts à la modalité de référence (activité non propice) obtenus sur l'ensemble des mobilités externes (cas multitraitement) ne s'éloignent pas radicalement des écarts mesurés en restant dans un cadre de traitements binaires par sous-population (propice vs non propice, autonomie sans échanges vs non propice, échanges sans autonomie vs non propice).

Le Tableau C1 présente les coefficients estimés en extrapolant le résultat précédent à une analyse multitraitement. La première colonne de coefficients reprend les résultats figurant dans l'article, pour comparer à ce qui est obtenu dans le cadre où l'interprétation de la régression comme quasi-appariement est valide (proposition ci-dessus).

On constate que le diagnostic de significativité des effets apparents est toujours le même que l'on procède en multitraitement ou en traitement binaire par sous-groupes. Les signes et ordres de grandeurs des coefficients statistiquement différents de zéro sont aussi respectés lorsqu'on procède en multitraitement sur l'ensemble des observations. Les différences tiennent au fait que les coefficients estimés dans les ajustements 1.1 à 3.4 le sont sur des sous-groupes alors que ceux de l'analyse multitraitement valent pour l'ensemble des individus : la probabilité de base se trouve modifiée donc les effets estimés. Mais les ordres de grandeurs restent les mêmes. Outre le fait d'échapper au risque d'erreur de spécification dans l'étape d'estimation, l'utilisation d'un modèle de probabilité linéaire quasi saturé permet d'estimer des écarts directement interprétables et s'avère particulièrement adaptée à des données d'enquête visant la représentativité. À l'étape de l'analyse économétrique comme à celle de la description, les données sont pondérées.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Tableau C1-1 – Estimation de modèles de probabilité linéaire quasi saturés par MCO, comparaison des coefficients estimés d'un multi-traitements non ordonnés et de traitements binaires par sous-groupe ; données pondérées

Emploi (2015)		1.0	1.1*	1.2	1.3	2.1	2.2	2.3	3.0*	3.1	3.2	3.3
Probabilité de base	0.414 [0.153]	0.452 [0.200]	0.675 [0.173]	0.667 [0.173]	0.675 [0.173]	0.665 [0.174]	0.613 [0.184]	0.710 [0.133]	0.528 [0.188]	0.661 [0.175]	0.675 [0.173]	0.651 [0.176]
1.0	0.068 [0.059]	0.045 [0.057]										
1.1	0.027 [0.081]		0.082 [0.075]									
1.2	-0.299 [0.080]			-0.219 [0.063]								
1.3	-0.145 [0.120]				-0.113 [0.131]							
2.0	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.
2.1	0.080 [0.066]					0.049 [0.065]						
2.2	-0.009 [0.064]						0.034 [0.055]					
2.3	0.131 [0.078]							0.168 [0.077]				
3.0	0.021 [0.062]								0.033 [0.057]			
3.1	0.027 [0.066]									0.075 [0.067]		
3.2	-0.142 [0.058]										-0.103 [0.057]	
3.3	-0.024 [0.084]											0.036 [0.087]
Combinaisons de conditionnements : sexe x âge x diplôme (x 59)												
N	2 761	893	715	694	657	845	954	730	861	864	911	737
R ²	0.111	0.201	0.247	0.271	0.248	0.226	0.224	0.231	0.196	0.240	0.198	0.247
Contexte défavorable aux AI			Contexte partiellement favorable aux AI				Contexte favorable aux AI					
x activité non propice aux AI (1.0)			x activité non propice aux AI (réf.)				x activité non propice aux AI (3.0)					
x activité autonomie sans échanges (1.1)			x activité autonomie sans échanges (2.1)				x activité autonomie sans échanges (3.1)					
x activité échanges sans autonomie (1.2)			x activité échanges sans autonomie (2.2)				x activité échanges sans autonomie (3.2)					
x activité propice aux AI (1.3)			x activité propice aux AI (2.3)				x activité propice aux AI (3.3)					

* traitement d'une multi-colinéarité par retrait de l'indicatrice femme de 35-44 ans titulaire d'un diplôme de niveau bac+5/Grande école. Les écarts-types entre crochets [...] sont robustes à l'hétéroscédasticité.

Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2015 ; salariés des entreprises de dix salariés et plus.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

C1-3 – Robustesse des effets apparents à d’autres choix de spécification

Tableau C1-2 – Estimation de modèles de probabilité linéaire par MCO sur données pondérées ; variantes autour de spécification préférée

	Emploi (2015)				
	Préf.	(a)	(b)	(c)	(d)
Probabilité de base	0.414 *** [0.153]	0.617 *** [0.164]	0.517 *** [0.162]	0.250 [0.158]	0.257 [0.175]
Organisation défavorable					
Activité non propice	0.068 [0.059]	0.022 [0.057]	0.011 [0.055]	0.046 [0.055]	0.024 [0.050]
Autonomie sans échanges	0.027 [0.081]	-0.056 [0.081]	-0.062 [0.083]	-0.016 [0.086]	-0.073 [0.077]
Échanges sans autonomie	-0.299 *** [0.080]	-0.295 *** [0.074]	-0.288 *** [0.069]	-0.264 *** [0.074]	-0.221 *** [0.067]
Activité Propice	-0.145 [0.120]	-0.207 * [0.110]	-0.187 * [0.107]	-0.158 [0.125]	-0.271 ** [0.113]
Organisation partiellement favorable					
Activité non propice	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.	Réf.
Autonomie sans échanges	0.080 [0.066]	0.050 [0.067]	0.021 [0.063]	0.076 [0.065]	0.069 [0.061]
Échanges sans autonomie	-0.009 [0.064]	-0.060 [0.059]	-0.069 [0.057]	-0.032 [0.059]	-0.075 [0.056]
Activité Propice	0.131 * [0.078]	0.094 [0.079]	0.056 [0.077]	0.106 [0.082]	0.084 [0.084]
Organisation favorable					
Activité non propice	0.021 [0.062]	-0.023 [0.056]	-0.017 [0.054]	0.043 [0.060]	-0.006 [0.055]
Autonomie sans échanges	0.027 [0.066]	0.006 [0.061]	-0.004 [0.061]	0.011 [0.064]	0.011 [0.061]
Échanges sans autonomie	-0.142 ** [0.058]	-0.164 *** [0.055]	-0.182 *** [0.053]	-0.142 ** [0.056]	-0.146 *** [0.050]
Activité Propice	-0.024 [0.084]	-0.062 [0.085]	-0.050 [0.84]	0.034 [0.075]	-0.004 [0.073]
Conditionnements					
sexe x âge x diplôme	x 59	x 99	x 59	x 59	x 99
+ CSP parents	non	non	x 24	x 24	x 9
+ secteur x taille	non	non	non	x 47	x 249
N	2 761	2 761	2 761	2 761	2 761
R ²	0.111	0.169	0.192	0.19	0.353
R ² ajusté	0.089	0.134	0.151	0.15	0.249

Les écarts-types entre crochets [] sont robustes à l'hétéroscédasticité.

Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2015 ; salariés des entreprises de dix salariés et plus.

C1-4 – Plus de conditionnements et hypothèse d’effets additifs

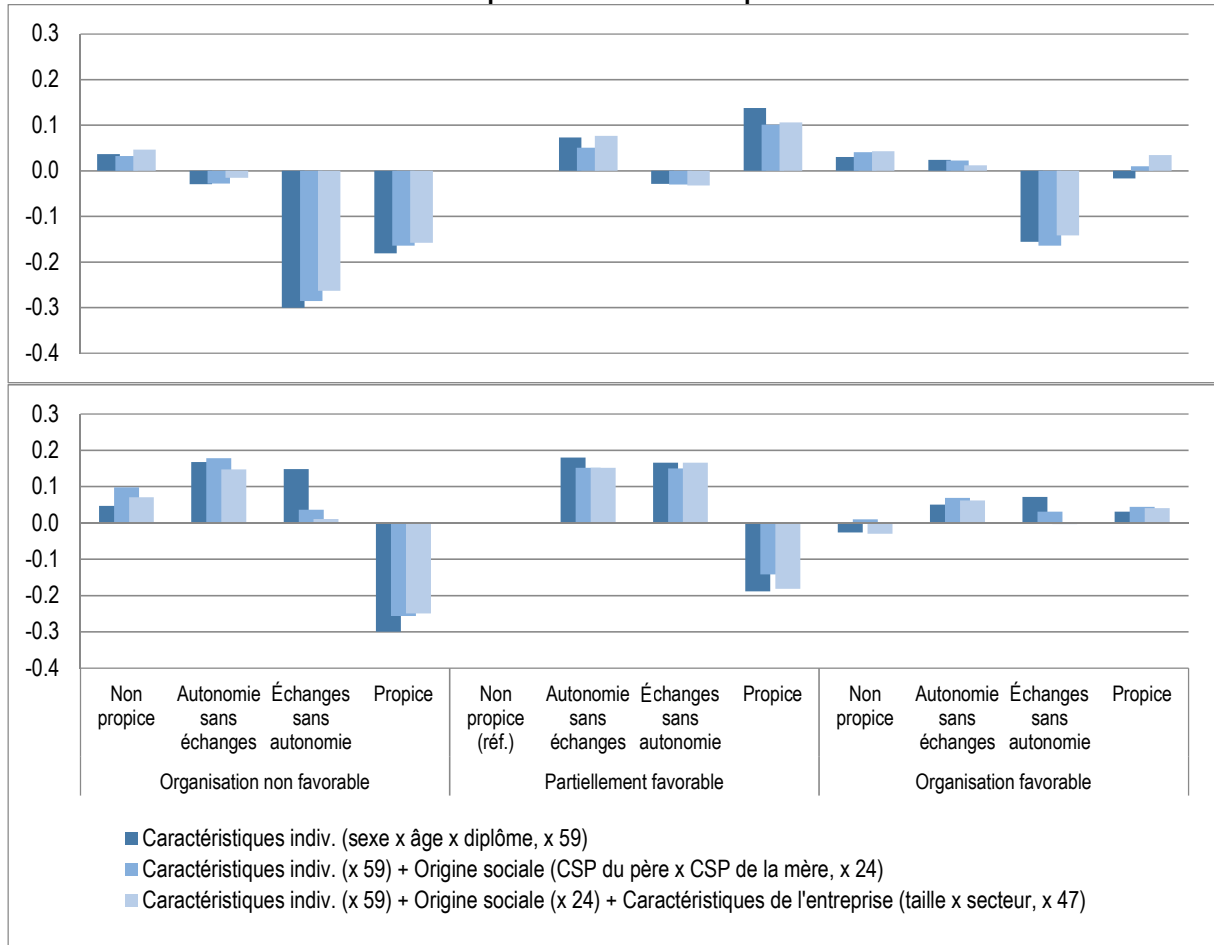
Avec l’exigence de saturation, l’approche mise en œuvre implique une inflation rapide du nombre de paramètres à estimer à mesure que l’on ajoute des dimensions de conditionnement. En même temps, cette saturation permet de capter une grande variété de déterminants de l’accès à l’emploi corrélés aux diverses combinaisons sexe × âge × diplôme distinguées. La portée de cet avantage de la saturation est évaluée ici en examinant la sensibilité des effets apparents estimés ci-dessus à l’insertion sous forme additive de conditionnements supplémentaires.

La Figure C1 compare les effets apparents obtenus à ceux présentés dans la figure I de l’article (les intervalles de confiance ne sont pas reproduits pour ne pas surcharger la figure mais leur amplitude est stable, d’une spécification à l’autre, pour une dynamique de travail donnée).

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Figure C1-1 – Effet apparent sur la probabilité d'emploi à court (haut) et moyen terme (bas) de situations de travail plus ou moins favorables aux apprentissages informels ; modèles de probabilité linéaire ; estimation par MCO sur données pondérées



Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2015 et 2016 ; la pondération appliquée pour 2016 corrige de l'attrition. Ex-salariés des entreprises de dix salariés et plus.

C2 – Analyse par variables instrumentales

L'analyse par variables instrumentales vise à évaluer le risque d'endogénéité de l'assignation à une activité plus ou moins propice aux AI. Sur un sous-groupe de travailleurs en mobilité externe, nous comparons une estimation par MCO directs à un modèle à variables d'intérêt endogènes estimé par moindres carrés en deux étapes (MC2E) à l'aide d'instruments.

C2-1 – Les instruments proposés

Soit I_j l'ensemble des individus enquêtés qui étaient salariés de l'entreprise j fin 2013. L'analyse porte sur les travailleurs en mobilité externe I_j^1 c'est-à-dire n'appartenant plus à j au moment de la première vague de l'enquête mi-2015. Une majorité d'entre eux étaient employés fin 2013 par une entreprise dont au moins un autre salarié a également été enquêté mi-2015, mais resté quant à lui dans la même entreprise : ce sous-ensemble de travailleurs « non-mobiles » est noté I_j^0 de sorte que (en négligeant le cas des retraités) : $I_j^0 \cup I_j^1 = I_j$. Sur 2 761 travailleurs en mobilité externe, 2 488 appartenaient fin 2013 à une entreprise dont au moins un ex-collègue enquêté conservait le même employeur mi-2015 (cas de 1 493 des 1 646 travailleurs ré-enquêtés mi-2016) : il s'agit par construction de travailleurs issus d'entreprises plus grandes que la moyenne. On estime l'effet du passage par une activité plus ou moins propice aux AI sur cette sous-population de travailleurs.

Les instruments décrivent la situation de travail des non-mobiles fin 2013 entre : processus cognitifs, échanges et autonomie (propices aux AI, type 3), processus cognitifs et échanges sans autonomie (type 2), processus cognitifs et autonomie sans échanges (type 1) et autres activités de travail (non propice aux AI, type 0). Étant donné $sit_i \in \{0; 1; 2; 3\}$ le type de la situation de $i \in I_j^0$ (de cardinal $\#I_j^0$), on s'intéresse aux fréquences

$$f_3^j = \frac{1}{\#I_j^0} \sum_{i \in I_j^0} \mathbb{1}(sit_i^{2013} = 3) \quad f_2^j = \frac{1}{\#I_j^0} \sum_{i \in I_j^0} \mathbb{1}(sit_i^{2013} = 2)$$

$$f_1^j = \frac{1}{\#I_j^0} \sum_{i \in I_j^0} \mathbb{1}(sit_i^{2013} = 1) \quad f_0^j = \frac{1}{\#I_j^0} \sum_{i \in I_j^0} \mathbb{1}(sit_i^{2013} = 0)$$

dont on tire les indicatrices

$$d_3^j = \mathbb{1}(f_3^j > 0,18) \quad d_2^j = \mathbb{1}(f_2^j > 0,25)$$

$$d_1^j = \mathbb{1}(f_1^j > 0,28) \quad d_0^j = \mathbb{1}(f_0^j > 0,29)$$

qui font intervenir les seuils correspondant à la fréquence moyenne de chaque type de situation de travail parmi les non-mobiles. Ainsi, dès lors que l'entreprise initiale $j(i)$ d'un travailleur en mobilité $i \in I_j^1$ comportait au moins un autre salarié enquêté mais non mobile, on peut associer à i quatre valeurs ($d_0^{j(i)}, d_1^{j(i)}, d_2^{j(i)}, d_3^{j(i)}$). La valeur $d_g^{j(i)} = 1$ signifie que la proportion du type $g \in \{0; 1; 2; 3\}$ parmi les situations de travail des ex-collègues de i restés au sein de $j(i)$ mi-2015 était supérieure à la moyenne.

Ces variables sont utilisées pour évaluer le risque d'endogénéité de l'assignation des travailleurs à une activité plus ou moins propice aux AI et, le cas échéant, pour estimer l'impact du type (plus ou moins propice aux AI) de leur activité sur la probabilité d'emploi (mi-2015 et mi-2016) des travailleurs en mobilité. Dans la mesure où ces variables décrivent la même organisation, elles doivent être corrélées à sit_i pour $i \in I_j^1$ et ne pouvoir influencer l'accès ultérieur de i à l'emploi que via cette corrélation. Dans le cadre d'une estimation par variable instrumentale, l'interprétation causale requiert qu'aucun des déterminants de la probabilité d'emploi de i autre que sit_i n'est influencé par les instruments utilisés (hypothèse d'exclusion) : les instruments doivent être exogènes c'est-à-dire non-corrélés au terme d'erreur captant l'influence des déterminants inobservés de l'accès à l'emploi. Dans le cadre d'une analyse « juste-identifiée » (où le nombre d'instruments est égal au nombre de variables soupçonnées d'endogénéité) on sait que l'hypothèse d'exclusion ne peut être testée. Ici cependant, au moins quatre instruments sont disponibles pour trois variables d'intérêt susceptibles d'être endogènes. On est donc dans le cas sur-identifié pour lequel un test d'exogénéité des instruments peut être mis en œuvre.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

C2-2 – Diagnostic d’endogénéité de l’assignation aux activités plus ou moins propices aux apprentissages informels

Les principaux diagnostics associés à l’analyse par variable instrumentale à partir des instruments de base ($a_0^{j(i)}, a_1^{j(i)}, a_2^{j(i)}, a_3^{j(i)}$) correspondent aux résultats de l’ajustement de première étape de chacune des variables soupçonnées d’endogénéité (assignation à chaque alternative aux activités non propices aux AI) sur l’ensemble des variables tenues pour exogènes (4 instruments + 130 conditionnements).

Un premier diagnostic (bas du Tableau) mobilise des tests de restrictions de sur-identification ; quatre instruments sont en effet utilisés pour seulement trois variables d’intérêt soupçonnées d’endogénéité. Le test est analogue à celui de Sargan adapté cependant au cas hétéroscédastique. L’hypothèse nulle H_0 est que l’instrument surnuméraire est exogène. Sous H_0 , avec une seule restriction de sur-identification, la statistique de test L (un multiplicateur de Lagrange) suit un χ_1^2 (Wooldridge, 2010, p. 59 et 123). Ici, l’hypothèse nulle n’est pas rejetée (risque de première espèce de 0.88 sur l’échantillon de court terme, 0.92 sur celui de moyen terme) : on ne rejette pas l’hypothèse d’instruments exogènes. Ce résultat confirme la validité des instruments proposés. Il fait aussi apparaître l’opportunité d’utiliser l’ensemble des quatre instruments.

La partie haute du Tableau donne les résultats de l’ajustement de première étape régressant les variables d’intérêt soupçonnées d’endogénéité sur les quatre instruments et l’ensemble des conditionnements ; cet ajustement est réalisé sur les échantillons de court et de moyen terme. Les coefficients de régression obtenus sont largement conformes aux attentes : par exemple, à court comme à moyen terme, les travailleurs ayant quitté une entreprise dans laquelle la part de non-mobiles dans une situation d’autonomie sans échanges était supérieure à la moyenne, connaissent eux-mêmes plus souvent cette situation, toutes choses égales par ailleurs. Les associations sont un peu moins simples pour les autres catégories sur l’échantillon de moyen terme : l’assignation aux situations d’échanges sans autonomie ou pleinement propices aux AI est moins souvent le lot de travailleurs issus d’entreprises où la part de non mobiles exerçant une activité non propice aux AI est supérieure à la moyenne.

Les statistiques de significativité globale des instruments permettent d’en évaluer la force. La statistique de Fisher du test de l’hypothèse d’instruments conjointement non-prédictifs de l’assignation aux différentes situations (variables soupçonnées d’endogénéité) est présentée pour information. La statistique de Wald (qui, sous H_0 et avec quatre instruments, suit un χ_4^2) est robuste à l’hétéroscédasticité. Les valeurs \widehat{W} obtenues montrent que les instruments de base ont une force satisfaisante pour la prédiction des situations d’échanges sans autonomie mais qu’ils font moins bien pour les autres, en particulier pour les activités propices aux AI.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Tableau C2-1 – Qualité des instruments, endogénéité de l'assignation et tests de restrictions de sur-identification avec quatre instruments

	Court terme (N=2 488)			Moyen terme (N=1 493)		
Variable d'intérêt : activité de travail	Autonomie sans échanges	Échanges sans autonomie	Propice	Autonomie sans échanges	Échanges sans autonomie	Propice
Constante	-0.142 ** [0.071]	0.043 [0.141]	0.260 * [0.147]	-0.240 *** [0.097]	0.223 [0.152]	0.244 ** [0.114]
Instruments						
d_0	-0.006 [0.025]	-0.158 *** [0.036]	-0.003 [0.024]	0.035 [0.038]	-0.187 *** [0.048]	-0.072 *** [0.027]
d_1	0.085 *** [0.025]	-0.109 *** [0.033]	0.015 [0.023]	0.079 ** [0.034]	0.001 [0.041]	-0.033 [0.027]
d_2	-0.044 [0.027]	0.076 ** [0.034]	0.028 [0.023]	-0.045 [0.039]	0.051 [0.046]	0.023 [0.026]
d_3	0.021 [0.024]	-0.002 [0.034]	0.052 *** [0.019]	0.055 [0.073]	-0.003 [0.042]	-0.012 [0.024]
Conditionnements	sexe × âge × diplôme (59 indicatrices) + origine sociale (24 indicatrices) + taille × secteur de l'entreprise (47 indicatrices)					
R ²	0.29	0.26	0.26	0.34	0.34	0.31
R ² ajusté	0.25	0.22	0.21	0.28	0.29	0.24
Tests de qualité des instruments (ddl=4)						
\hat{F}	9.73	25.14	4.74	5.45	16.58	6.74
$P(F > \hat{F} H_0)$	<0.01	<0.01	<0.01	<0.01	<0.01	<0.01
$[\hat{W}]$	22.44	40.59	11.37	13.83	27.80	11.80
$P(W > \hat{W} H_0)$	<0.01	<0.01	0.023	<0.01	<0.01	0.019
Tests d'endogénéité (sur l'accès à l'emploi)						
Assignation à chaque situation spécifique						
$[\hat{t}]$	1.07	-1.31	-1.08	-0.64	0.28	0.15
$P(t > \hat{t} H_0)$	0.28	0.19	0.28	0.52	0.78	0.89
Globalité de l'assignation (ddl=3)						
$[\hat{W}]$	5.61			1.01		
$P(W > \hat{W} H_0)$	0.13			0.80		
Test de restriction de sur-identification (1 restriction : ddl=1)						
$[\hat{L} \equiv N - S\hat{C}R]$	0.02			0.01		
$P(L > \hat{L} H_0)$	0.88			0.92		

Instruments

$d_3 = 1$: part de non mobiles déclarant processus cognitifs, échanges et autonomie supérieure à la moyenne.

$d_2 = 1$: part de non mobiles déclarant processus cognitifs et échanges sans autonomie supérieure à la moyenne.

$d_1 = 1$: part de non mobiles déclarant processus cognitifs et autonomie sans échanges supérieure à la moyenne.

$d_0 = 1$: part de non mobiles déclarant une activité non propices (aux AI) supérieure à la moyenne.

La pondération appliquée pour 2016 corrige de l'attrition. Les écarts-types (resp., les statistiques de test) entre crochets sont robustes à l'hétéroscédasticité. Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2015 et 2016 ; Ex-salariés d'une entreprise de dix salariés ou plus du secteur privé (non agricole) dont au moins un ancien collègue a été enquêté en 2015 sans signaler de changement d'employeur par rapport à décembre 2013.

L'usage est en effet d'exiger une statistique de Fischer estimée supérieure à 10 : en calculant une telle valeur équivalente aux valeurs \hat{W} obtenues (robustes) et en corrigeant du degré de liberté, on obtient ici sur l'échantillon de court terme (respectivement de moyen terme) 5.9 pour les situations d'autonomie sans échanges (resp. 3.8), 10.8 (resp. 7.7) pour les situations d'échange sans autonomie mais seulement 3.0 (resp. 3.2) pour les activités propices. Dans le traitement qu'ils réservent à cette question, Angrist & Pischke (2009, p. 215) montrent que ce critère n'est pas rédhibitoire. Il n'en demeure pas moins que les instruments mobilisés ici apparaissent globalement faibles ; s'ils s'avéraient (ne serait-ce que modérément) corrélés aux déterminants inobservés de l'accès à l'emploi, les estimateurs par MC2E seraient non convergents. Les résultats des tests de restrictions de sur-identification discutés précédemment (non-rejet de l'hypothèse d'exogénéité des instruments) sont donc particulièrement bienvenus : ils tempèrent la crainte d'estimateurs MC2E non convergents.

Le bas du Tableau C2-1 présente les résultats de tests d'endogénéité, risque fondant l'utilité d'une estimation par variables instrumentales. On met ici en œuvre un test par régression proposé par Wooldridge (2010, pp. 118–119), asymptotiquement équivalent à un test de Hausman, qui présente l'intérêt d'être robuste à l'hétéroscédasticité. Le

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

principe de ce test est d'évaluer si la partie endogène de l'assignation à chaque type de situation (déterminants liés à des dispositions individuelles d'accès à l'emploi) est, lorsqu'on l'ajoute dans l'équation structurelle, un déterminant significatif de la variable de résultat (ici, l'accès à un emploi). Si le test de Student rejette l'hypothèse nulle, c'est-à-dire si le coefficient estimé est significatif, l'assignation comporte une part d'endogénéité ; sinon, étant donnés les conditionnements introduits, on peut raisonnablement considérer cette assignation comme exogène. On prend la précaution de tester l'endogénéité de l'assignation à chaque type de situations de travail spécifique et l'endogénéité de l'assignation globale à une activité offrant des occasions d'AI (test d'hypothèses jointes robuste à l'hétéroscédasticité à l'aide d'une statistique W). Dans les deux cas, que l'on considère l'échantillon de court ou de moyen terme, on ne rejette pas l'hypothèse d'exogénéité de l'assignation. C'est la conclusion la plus importante de l'analyse : elle signifie qu'à partir des conditionnements introduits, l'estimation par MCO fournit des coefficients admettant une interprétation causale ; que l'hypothèse d'indépendance conditionnelle n'est pas rejetée à l'étape de l'analyse par variables instrumentales.

Ainsi, une fois conditionnée selon les caractéristiques des individus (en termes de sexe, d'âge, de diplôme et d'origine sociale) et selon les caractéristiques de leur employeur (en termes de secteur et de taille d'entreprise), l'assignation à une activité de travail plus ou moins propice aux AI apparaît largement exogène. Seule l'assignation aux activités les plus propices aux AI (processus cognitifs + échanges + autonomie) garde une part d'ambiguïté : des indices tenus (Tableau C2-2) suggèrent qu'elle pourrait être contre-sélective dans une dimension omise *i.e.* surreprésenter des travailleurs ayant *ex ante* moins d'atouts face à la sélectivité du marché du travail. L'assignation aux activités partiellement propices aux AI (que ce soit faute d'autonomie ou d'échanges) n'apparaît, quant à elle, pas particulièrement biaisée : bien que l'estimation par MC2E soit imprécise, la direction des effets estimés concorde généralement avec ce qu'on obtient par MCO.

C2-3 – Comparaison d'effets estimés par MCO et MC2E

Un préalable est de situer le sous-échantillon auquel nous restreint la présente approche par rapport à l'ensemble des travailleurs en mobilité externe considérée à l'étape d'analyse par régression. Une façon simple pour cela est de comparer les estimations MCO sur l'échantillon restreint (tableaux C2-2 et C2-3) à celles de la partie inférieure du tableau présenté dans l'article pour l'échantillon entier (tableau A3-4). Les coefficients estimés sont proches, en particulier concernant le passage par une activité de travail propice aux AI. L'effet négatif du passage par une activité de travail couplant processus cognitifs et échanges sans autonomie est du même ordre de grandeur, un peu plus fort sur l'échantillon restreint. On constate aussi que la mise en œuvre du test d'exogénéité de Hausman (dont nous avons utilisé une variante dans la section précédente consacrée au diagnostic d'endogénéité) amène à nouveau à rejeter l'hypothèse d'une endogénéité de l'assignation (partie inférieure des tableaux C2-2 et C2-3). La primauté doit donc aller à l'estimation par MCO.

Effets de court terme

Les résultats des estimations successives par MC2E reflètent les observations réalisées précédemment. Les variables d'intérêt pour lesquels nos instruments sont les plus forts sont estimés avec plus de précision et, pour chacun des effets correspondants, cette précision progresse lorsqu'on utilise plus intensivement nos instruments de base. Ci-après, nous ne commentons que les estimations obtenues avec treize instruments.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Tableau C2-2 – Effet à court terme (N=2 488) d'activités de travail plus ou moins favorables aux apprentissages informels ; modèle de probabilité linéaire ; estimations sur données pondérées

	Emploi			Chômage		
	(MCO)	(MC2E)	(MC2E)	(MCO)	(MC2E)	(MC2E)
Probabilité de base (<i>réf.</i>)	0.167 [0.178]	-0.269 [0.389]	-0.146 [0.217]	0.613 [0.185]	1.088 [0.424]	** 0.885 [0.222]
Activité de travail...						
Non propice	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>
Autonomie sans échanges	-0.002 [0.051]	-0.660 [0.559]	-0.323 [0.346]	-0.023 [0.047]	0.694 [0.572]	0.439 [0.338]
Échanges sans autonomie	-0.129 *** [0.048]	-0.256 [0.312]	-0.167 [0.203]	0.081 [0.044]	0.432 [0.349]	0.277 [0.194]
Propice	0.032 [0.063]	1.348 [1.035]	1.050 * [0.468]	0.006 [0.054]	-1.374 [1.084]	-0.766 * [0.435]
Conditionnements	sexe x âge x diplôme (59 indicatrices) + origine sociale (24 indicatrices) + taille x secteur de l'entreprise (47 indicatrices)					
R ²	0.19	0.10	0.14	0.22	0.10	0.16
Instruments (hors conditionnements)						
d_0, d_1, d_2, d_3		× 4			× 4	
$d_0 \times d_1 \times d_2 \times d_3$			× 13			× 13
Test de spécification de Hausman						
$[\hat{h}]$		2.48	15.66		7.50	8.62
Degrés de liberté		4	13		4	13
$P(h > \hat{h} H_0)$		0.65	0.27		0.11	0.80

Les écarts-types sont robustes à l'hétéroscédasticité.

Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2015 ; ex-salariés d'une entreprise de dix salariés ou plus.

L'effet mesuré par MC2E de la façon la moins imprécise (moyennant l'utilisation intensive de nos instruments de base) est celui du passage par une situation d'échanges sans autonomie. L'effet négatif sur l'accès à l'emploi mesuré par MCO est confirmé par MC2E, d'une amplitude supérieure. L'effet sur le risque de chômage mesuré par MC2E reste non significatif.

Les effets de court terme du passage par une situation d'autonomie sans échange ne sont jamais significatifs. L'effet du passage par une activité propice aux AI est le moins précisément mesuré des trois. Estimateurs MCO et MC2E ne conduisent pas aux mêmes conclusions. L'estimateur des MCO mesure des effets non-significatifs là où celui des MC2E suggère des effets significatifs (à 10 %) avec une probabilité accrue d'accès à l'emploi. L'ampleur excessive de l'effet mesuré invite pourtant clairement au scepticisme (même en tenant compte d'une probabilité de base négative) : l'assignation aux situations propices est celle pour laquelle nos instruments sont les plus faibles. On se limite donc à ne pas exclure que l'estimateur des MCO puisse sous-estimer une influence positive des situations propices aux AI sur l'accès à l'emploi à court terme. Remettant en question les indices d'exogénéité de l'assignation obtenus précédemment, l'absence de lien positif constaté par MCO signifierait alors que les travailleurs accédant à une activité de travail propice aux AI seraient (contre-)sélectionnés, i.e. moins bien dotés que la moyenne face aux exigences du marché du travail.

Effets de moyen terme

La proximité entre échantillon entier des travailleurs en mobilité externe et échantillon restreint (par la mise en œuvre de notre analyse par variable instrumentale, Tableau C2-3) semble un peu moins forte pour le moyen terme. L'avantage procuré par les situations d'autonomie sans échanges perd sa significativité statistique tandis que le handicap paradoxal associé aux activités propices est accentué. Néanmoins, l'impression générale est intacte.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

Tableau C2-3 – Effet à moyen terme (N=1 493) d'activités de travail plus ou moins favorables aux apprentissages informels ; modèle de probabilité linéaire ; estimations pondérées

	Emploi			Chômage		
	(MCO)	(MC2E)	(MC2E)	(MCO)	(MC2E)	(MC2E)
Probabilité de base (<i>réf.</i>)	0.595 *** [0.224]	0.847 [0.834]	0.582 ** [0.244]	0.426 ** [0.212]	0.161 [0.804]	0.399 * [0.231]
Activité de travail...						
Non propice	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>	<i>Réf.</i>
Autonomie sans échanges	0.072 [0.059]	-0.400 [2.407]	0.226 [0.294]	-0.106 ** [0.049]	0.228 [2.295]	-0.379 [0.249]
Échanges sans autonomie	0.053 [0.063]	0.764 [2.272]	-0.000 [0.284]	-0.040 [0.060]	-0.721 [2.247]	0.007 [0.259]
Propice	-0.108 * [0.089]	-2.379 [7.561]	0.151 [0.517]	0.144 [0.091]	2.325 [7.283]	-0.017 [0.487]
Conditionnements (130 indicatrices)	sexe x âge x diplôme (59 indicatrices) + origine sociale (24 indicatrices) + taille x secteur de l'entreprise (47 indicatrices)					
R ²	0.29	0.10	0.28	0.32	0.12	0.30
Instruments (hors conditionnements)						
d_0, d_1, d_2, d_3		× 4			× 4	
$d_0 \times d_1 \times d_2 \times d_3$			× 13			× 13
Test de spécification de Hausman [\hat{h}]		-0.17	1.31		0.00	-1.84
Degrés de liberté		4	13		4	13
$P(h > \hat{h} H_0)$.	0.99		0.00	.

Les écarts-types sont robustes à l'hétéroscédasticité. La pondération appliquée corrige de l'attrition.
Source et champ : CNEFP-Céreq, Defis 2016 ; ex-salariés d'une entreprise de dix salariés ou plus.

L'effet le moins imprécisément mesuré par MC2E est celui du passage par une situation d'échanges sans autonomie : l'absence d'influence significative mise en évidence par MCO est confirmée. Le cas des situations d'autonomie sans échanges, qui jouent un rôle favorable dans le cadre de notre analyse par MCO sur l'échantillon entier, donne lieu à des mesures allant dans le même sens par MC2E sur l'échantillon restreint, mais avec trop d'imprécision pour qu'on puisse parler de confirmation. Enfin, les valeurs estimées par MC2E concernant les situations de travail propices aux AI sont trop imprécises pour être informatives.

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

C2-4 – Méthode : tests de spécification

Nous suivons Wooldridge (2010, pp. 118–127) et Ajmani (2009, pp. 61–69) et procédons aux divers tests de spécification requis pour tirer les conclusions retenues dans l'article. La variable de résultat privilégiée pour cela est le statut d'emploi (en emploi ou non) en 2015 ou 2016, les traitements (variables d'intérêt) sont les indicatrices : $\mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"non propice"})$, $\mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"autonomie sans échanges"})$, $\mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"échanges sans autonomie"})$, $\mathbb{1}(sit_i^{2013} = \text{"propice"})$. La partie conditionnement fait intervenir 130 variables : 59 indicatrices correspondant au croisement sexe x âge x diplôme (spécification quasi saturée) et, additivement, 24 indicatrices d'origine sociale, 47 indicatrices de caractéristiques d'entreprise.

Diagnostic de sur-identification

Notre analyse par variables instrumentales nous place dans le cadre de modèles sur-identifiés. L'inflation du nombre d'instruments rapproche mécaniquement l'estimateur MC2E de l'estimateur MCO que l'on soupçonne de refléter un biais de variables omises. Le diagnostic de sur-identification consiste à s'assurer que l'on n'a pas mobilisé plus d'instruments que nécessaire pour tenter de surmonter le biais de variables omises. En pratique, il s'agit de vérifier que les instruments ajoutés au modèle « juste-identifié » sont bien exogènes. Sous l'hypothèse d'homoscédasticité, on mettrait en œuvre un test de Sargan. Mais dans le cadre de la présente étude, nous devons recourir à un test robuste à l'hétéroscédasticité. Un tel test est proposé par Wooldridge (2010, p. 124). Comme le test de Sargan, on part des résidus u de notre ajustement par moindres carrés en deux étapes (MC2E). On récupère aussi les valeurs ajustées des endogènes sur l'ensemble des exogènes, instruments + conditionnements (c'est-à-dire les valeurs ajustées de première étape de l'estimation par MC2E). On prélève alors dans la liste des instruments autant de variables qu'il y a de restrictions sur identifiantes (d'instruments surnuméraires, qui doivent tous satisfaire la condition d'exclusion i.e. être non-corrélés aux déterminants inobservés de la variable de résultat) ; le choix de ces variables n'importe pas, il faut juste qu'il y en ait autant que de restrictions sur-identifiantes. Appelons Q le nombre de ces restrictions. On régresse alors chacun des Q instruments prélevés sur une constante, les valeurs ajustées des endogènes présumées et l'ensemble des conditionnements ; on récupère les Q résidus d'ajustement correspondants. Enfin, on régresse la constante sur les Q produits de u par chacun des Q résidus (ajustement sans constante) : la statistique de test est $N - SCR$ qui, sous l'hypothèse nulle que l'ensemble des instruments sont exogènes, suit un χ_Q^2 . Si l'hypothèse nulle n'est pas rejetée, on accepte l'exogénéité de l'ensemble des instruments (c'est-à-dire les restrictions sur-identifiantes) ; si l'hypothèse nulle est rejetée, au moins un instrument viole la condition d'exogénéité, il est nécessaire d'écarter au moins un instrument surnuméraire.

Diagnostic de qualité des instruments

Pour évaluer la qualité de nos instruments, on régresse chaque traitement sur ces instruments et l'ensemble des variables de conditionnement réputées exogènes. Le test consiste à comparer le pouvoir prédictif du modèle comportant nos instruments (et l'ensemble des conditionnements) à celui du modèle ne comportant que les variables de conditionnement. Sous l'hypothèse d'homoscédasticité, on utilise classiquement une statistique de Fisher. Dans notre cas, il convient de mettre en œuvre un test robuste à l'hétéroscédasticité : nous utilisons pour cela un test de Wald reposant sur une mesure d'écart W qui, sous l'hypothèse nulle, suit une loi du χ_Q^2 où Q désigne le nombre d'instruments (de restrictions) utilisés. Wooldridge (2010, p. 57) rappelle que $\frac{N}{N-(Q+K)}W/Q$, où K désigne dans notre cas le nombre de conditionnements, suit approximativement une loi de Fisher de paramètres $(Q, N - (Q + K))$.

Diagnostic d'endogénéité

On peut tester l'endogénéité des variables d'intérêt (assignation à telle ou telle situation de travail) une à une et globalement.

- *Approche par régression*

On cherche à déterminer si chacun des traitements (variables d'intérêt) est endogène relativement au statut d'emploi (variable de résultat). La première étape du test consiste à régresser chacun des traitements sur une constante, les conditionnements et nos instruments. Les résidus de cette régression sont alors insérés dans la régression de la variable de résultat sur une constante, le traitement suspecté d'être endogène, les

Apprentissages informels en entreprise et sécurisation des mobilités professionnelles

Olivier Baguelin et Anne Fretel
Annexe en ligne / Online Appendix

conditionnements : si la statistique de Student associée aux résidus s'écarte significativement de zéro, on conclut que le traitement est effectivement endogène (Wooldridge, 2010, p. 119). Nous complétons cette approche distinguant l'assignation à chaque situation de travail plus ou moins favorable aux AI par un test de Wald où l'on oppose l'assignation à une situation non propice à n'importe quelle des trois alternatives.

- Test de spécification de Hausman

Le test de spécification de Hausman fournit un diagnostic global de l'opportunité d'une analyse par variables instrumentales. On compare l'estimateur des MC2E à l'estimateur MCO du même modèle. Sous l'hypothèse nulle, les deux estimateurs sont convergents mais seul l'estimateur des MCO est de variance minimale ; sous l'hypothèse alternative, seul l'estimateur des MC2E est convergent. L'expression de la statistique de Hausman est fournie par Ajmani (2009, p. 65) : elle suit un χ_G^2 où le degré de liberté G est le nombre de variables d'intérêt soupçonnées d'endogénéité (Green, 2003, pp. 80–83). Le rejet de l'hypothèse nulle signifie que seul l'estimateur de MC2E est convergent.

Références

Ajmani, V. B. (2009). *Applied econometrics using the SAS System*. Wiley.

Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (1999). Empirical Strategies in Labor Economics. Dans e. O. Card, *Handbook of Labor Economics vol. 3*. North Holland, Amsterdam.

Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: an Empiricist's Companion*. Princeton: Princeton University Press.

Green, W. H. (2003). *Econometric Analysis*. New Jersey: Prentice Hall.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.