



**HAL**  
open science

## Confinement et chômage en France

Malak Kandoussi, François Langot

► **To cite this version:**

| Malak Kandoussi, François Langot. Confinement et chômage en France. 2021. hal-03107395v2

**HAL Id: hal-03107395**

**<https://hal.science/hal-03107395v2>**

Preprint submitted on 2 Apr 2021

**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.

# Confinement et chômage en France

Malak Kandoussi \*

Université Paris-Saclay, Université d'Evry (EPEE-TEPP)

François Langot †

Université du Mans (Gains-TEPP & IRA), IUF, EEP, Cepremap, IZA

Avril 2021

## Résumé

Nous développons un modèle d'appariement qui reproduit l'impact de la chronique non anticipée des restrictions liées à la crise de la Covid-19 sur le chômage français, en tenant compte de l'hétérogénéité entre les différents niveaux d'éducation. Nous identifions l'ampleur des restrictions sur les ventes de chaque segment du marché du travail, ainsi que le recours différencié aux mesures de chômage partiel. Nos résultats sont obtenus grâce à un modèle d'appariement original intégrant à la fois (i) les risques microéconomiques variant dans le temps et (ii) les externalités de congestion faisant varier les coûts unitaires de recrutement. Ensuite, (i) nous évaluons l'impact des mesures de chômage partiel sur les taux de chômage par diplôme, (ii) nous comparons différents scénarios de confinement (court mais strict versus long mais souple), et (iii) nous prévoyons l'impact d'un troisième confinement de Mars à avril 2021.

**Mots clés :** crise de la COVID-19, chômage, appariement, hétérogénéité des travailleurs

**Codes JEL :** E24, E32, J64

---

\*Université Paris-Saclay, Université d'Evry, EPEE

†Contact: [flangot@univ-lemans.fr](mailto:flangot@univ-lemans.fr). F. Langot a bénéficié du soutien financier de l'*Institut Universitaire de France*, des programmes de recherche *PANORisk* et de *textitEUR* grant ANR-17-EURE-0001. Merci à T.Brand et D. Cohen pour leurs remarques, et à I. Fontaine pour avoir partagé ses données.

# 1 Introduction

Les restrictions liées à la crise de la COVID-19 ont eu un impact sans précédent sur le marché du travail français, tant par leur amplitude que par leur rapidité : le taux de chômage est passé de 7,7 % en février 2020 à 23,7 % en avril 2020, si on inclut dans le chômage les personnes en chômage partiel<sup>1</sup>. Après ce pic atteint en deux mois, l'amplitude et la rapidité de la baisse du chômage a également été sans précédent : en septembre, il n'y avait plus que 10,65 % de chômeurs, incluant ceux en chômage partiel. Ces ajustements sont très différents de ceux observés lors des crises précédentes : Hall and Kudlyak (2020) soulignent que depuis 70 ans, la réduction annuelle du taux de chômage est de 0,55 point de pourcentage par an après tous les pics des différentes récessions observées aux États Unis. En France, il a fallu attendre des années avant de voir "la courbe du chômage s'inverser" (F. Hollande, 31 décembre 2012).

La crise de la COVID-19 est donc différente des précédentes : elle nécessite une analyse particulière. Si les précédentes crises ont incité à trouver des mécanismes théoriques générant suffisamment de persistance après un pic de chômage, cette dernière crise nous conduit à mettre en avant des mécanismes expliquant une très forte montée du chômage et sa résorption rapide. En France, la sévérité du confinement et son accompagnement par le chômage partiel jouent tous les deux un rôle majeur. En effet, il existe des restrictions sur les échanges qui empêchent les entreprises de produire mais aussi de vendre à des consommateurs moins nombreux. Face à cet effondrement des échanges, l'Etat permet aux entreprises de se séparer de certains employés, sans pour autant rompre leurs contrats. Cette option permettra une reprise du travail plus rapide, car moins coûteuse. Dans cet article, nous proposons une modélisation parcimonieuse des ajustements du marché du travail français pendant la crise de la COVID-19 dans le cadre d'un modèle à la Diamond (1982)-Mortensen (1982)-Pissarides (1985) (DMP)<sup>2</sup>. Cette approche structurelle nous permet d'évaluer des scénarios différents de celui effectivement observé (par exemple un confinement plus souple mais plus long), d'évaluer l'impact des mesures de chômage partiel, et de faire des prévisions.

Le premier défi avec la crise COVID-19 est d'identifier l'ampleur et la persistance des chocs qui touchent différemment les offreurs de travail en fonction de leur niveau d'étude, sachant que les premières enquêtes empiriques d'Adams-Prassl et al. (2020)<sup>3</sup>, de Dingel and Neiman (2020)<sup>4</sup>, Fana et al. (2020)<sup>5</sup> ou encore Givord and Silhol (2020) et

---

1. Afin de comptabiliser les personnes en chômage partiel, nous utilisons le nombre de chômeur partiel en Équivalent Temps Plein (ETP). Voir DARES (2020).

2. La recherche d'une solution parcimonieuse est importante pour la modélisation macroéconomique, étant donné que cet épisode restera à jamais dans les séries statistiques et devra donc être pris en compte lors des futures analyses macroéconomiques.

3. Adams-Prassl et al. (2020) montrent que, pour certaines professions, la capacité des travailleurs à effectuer un grand pourcentage de leurs tâches à domicile (c'est-à-dire le "télétravail") est limitée ; cela est particulièrement vrai pour les professions à faible revenu.

4. Dingel and Neiman (2020) montrent qu'il y a une relation positive entre le revenu et la possibilité d'accomplir sa mission en télétravail.

5. En utilisant l'enquête de l'Union européenne sur les forces de travail, Fana et al. (2020) montrent

Jauneau and Vidalenc (2020) pour la France<sup>6</sup> ont déjà souligné les effets hétérogènes du confinement sur le marché du travail. Pour contrebalancer les restrictions du confinement, le gouvernement français a mis en place des mesures de chômage partiel. Bien entendu, ces mesures permettent de garantir un revenu aux consommateurs-offreurs de travail, mais, au-delà, elles permettent aussi un retour plus rapide et moins coûteux au travail lors des phases de déconfinement. Il est donc central d’identifier cette chronique de chocs, alternant restrictions puis accompagnements à la reprise de l’emploi. Nous traitons ici le confinement et le déconfinement comme des chocs car ce sont des mesures sanitaires ayant un objectif de santé publique ne pouvant donc pas être déduites d’un modèle visant uniquement à décrire des arbitrages économiques.

Le deuxième défi consiste à étendre le modèle DMP de manière à pouvoir expliquer les grandes crises.<sup>7</sup> Cela représente un défi pour les raisons suivantes : *(i)* le taux de chômage a plus que doublé en un mois, soulignant la très forte élasticité du chômage par rapport à la conjoncture ; *(ii)* dans le passé, à la suite d’une crise, le taux de chômage n’a jamais connu de baisse rapide, ce qui suggère que les externalités d’appariement ne sont pas suffisantes. En plus de ces régularités macroéconomique, l’analyse doit aussi prendre en considération des faits microéconomiques bien établis : *(iii)* l’augmentation du risque de chômage pendant la crise dépend fortement du type considéré de travailleur<sup>8</sup>. Ces défis nécessitent, donc, de dépasser les hypothèses du modèle DMP à agent représentatif. Notre contribution étend, de ce fait, le modèle DMP dans les dimensions suivantes : *(i)* introduction de coût unitaire d’embauche contra-cyclique, *(ii)* une hétérogénéité entre segments du marché du travail basée sur des différences d’éducation (non manipulable ex post)<sup>9</sup>, et *(iii)* une distribution exogène de la productivité au sein de chaque profession qui varie au cours du cycle, conduisant à une hétérogénéité plus importante en période de récession<sup>10</sup>.

---

que la plupart des effets négatifs des mesures de verrouillage sont concentrées sur les travailleurs moins qualifiés. En effet, les secteurs fermés de force par décret de leur décomposition se caractérisent par des salaires bas et des taux de cessation d’emploi élevés.

6. En utilisant L’enquête Épidémiologie et conditions de vie (EpiCov) mise en place par la Drees, l’Inserm, Santé Publique France et l’Insee, Givord and Silhol (2020) montrent que 80% des cadres en activité déclarent télétravailler la semaine avant l’enquête tandis que seulement 6% des ouvriers ont eu recours au télétravail. De plus Jauneau and Vidalenc (2020) expliquent que selon l’enquête Emploi 2019 et 2020 de l’Insee, la durée de temps de travail a moins reculé pour les professions ayant pu recourir au télétravail (majoritairement des cadres) tandis que le volume d’heures a largement diminué pour les professions dont la possibilité de télétravailler était limitée ou dont l’activité s’est totalement arrêtée avec le confinement.

7. Petrosky-Nadeau and Zhang (2021) proposent une première analyse de ce type sur la grande crise des années trente aux Etats-Unis.

8. Robin (2011) et Lise and Robin (2017) montrent que l’hétérogénéité est importante pour rendre compte de la dynamique globale du marché du travail. Voir aussi Ferraro (2018) & (2000) et Adjemian et al. (2019).

9. Plutôt qu’une hétérogénéité basée sur les occupations, nous avons opté pour une hétérogénéité basée sur le niveau d’éducation car notre modèle ne permet pas des mobilités entre segments, ce qui correspond à une segmentation par type non-manipulable une fois entré sur le marché.

10. Cette régularité empirique a été soulignée par Bloom (2009). Cette hypothèse de contra-cyclicité des risques microéconomiques permet de rendre compte de l’accroissement de la fragilité des emplois en

Une calibration de notre extension originale du modèle DMP, visant à reproduire la dynamique mensuelle des indicateurs du marché du travail français depuis mars 2020, permet de révéler l'ampleur des restrictions induites par la crise de la COVID-19, spécifiques à chaque type d'agent caractérisé par son niveau d'éducation (diplôme). Les chocs représentant les restrictions induites par le confinement sont estimés et peuvent être interprétés comme les contraintes effectives qui ont frappés de manière inattendue et différenciée chaque segment du marché de travail. D'un autre côté, les chocs sur les coûts associés à la reprise d'activité d'un poste de travail pendant la période de déconfinement peuvent aussi être identifiés et interprétés comme l'efficacité productive des mesures de chômage partiel. La baisse quantitative de la production prédite par le modèle atteint 50,47 % (9,2 %) en avril sur les postes employant des non-diplômés (les diplômés du supérieur), soit une perte de valeur créée par poste de 38,55 % (13,7 %). Le corollaire en terme de chômage (incluant le chômage partiel) est, dans les données comme dans le modèle, une hausse de 27 points de pourcentage (pp) pour les non-diplômés et autour de 7 pp pour ceux ayant au moins un Bac+2. Comme les embauches étaient nulles en avril 2020, ces hausses du chômage sont entièrement déterminées par les arrêts d'activité de certains postes de travail.

Pour rendre compte de la rapidité de la résorption de ces niveaux de chômage lors du déconfinement, nous évaluons que les mesures de chômage partiel reviennent à baisser de 55 % les coûts unitaires de reprise de l'activité d'un poste employant un non-diplômé et de 25 % ceux associés à la reprise d'activité des personnes ayant au moins un Bac+2. Un scénario sans ces aides à la reprise d'emploi, prévoit que le taux de chômage agrégé serait plus élevé de 0,58 pp en juillet 2021 qu'il ne le serait avec le chômage partiel. Toutefois, nous montrons aussi que les mesures de chômage partiel facilitent et donc amplifient les mises à pied : comme l'employeur anticipe que la reprise d'emploi sera moins coûteuse, il aura tendance à se séparer plus facilement de ses employés, la stratégie dite de rétention de la main d'oeuvre étant moins valorisée. Nous montrons que ces forts ajustements à la hausse du chômage sont compensés par la très rapide reprise d'activité post-confinement, en particulier pour les moins diplômés. Plus précisément, le risque moyen de chômage sur 24 mois pour les non diplômés est diminué de 0,16 pp grâce au chômage partiel alors que pour les diplômés du supérieur, ce risque est accru de 0,57 pp du fait du chômage partiel. De plus, pour les non-diplômés, le chômage partiel compense partiellement les pertes générées par les restrictions d'activité (augmentation de l'espérance de gains de 2,26 % 24 mois après le premier confinement), ce qui n'est pas le cas pour les plus diplômés (une diminution de leur espérance de gains de 1,11 %).

De plus, nous montrons qu'une stratégie de confinement moins stricte mais plus longue permet d'éviter les pics des arrêts d'activité observés en avril 2020, novembre 2020 et janvier 2021, mais fait persister plus longtemps le chômage à un niveau supérieur à celui d'avant crise. Finalement un scénario avec un nouveau confinement en mars-avril 2021, correspondant au confinement d'une première partie du territoire à la mi-mars puis à sa généralisation pour le mois d'avril suite à l'annonce du Président Macron du 31 mars 2021, laisse prévoir une hausse du chômage supérieur à celle observée en avril 2020, sous

---

bas de la distribution des salaires.

l’hypothèse d’un confinement de même ampleur que le premier. Il existe déjà une littérature importante étudiant l’impact de la crise du COVID-19 sur le marché du travail. De nombreuses études empiriques, dont Gallant et al. (2020), Barrero et al. (2020), Bartik et al. (2020) entre autres, attestent de l’ampleur sans précédent de la baisse des embauches et de l’augmentation des départs, toutes deux conduisant à la flambée du chômage aux États-Unis. Sur les données françaises, L’enquête Épidémiologie et conditions de vie (Epi-Cov) montre qu’en mai 2020, 26,9 % des personnes étant en emploi avant le confinement déclarent ne pas avoir travaillé la semaine précédant l’enquête<sup>11</sup>. Des travaux basés sur des approches structurelles améliorent notre compréhension des mécanismes de propagation de cette crise, comme ceux de Gregory et al. (2020), Hall and Kudlyak (2020) ou Bernstein et al. (2020)<sup>12</sup>. Il existe également une littérature analysant l’impact du chômage partiel durant les récessions. Burda et al. (2011) et Cooper et al. (2017) montrent, sur la base de l’exemple allemand durant la crise financière de 2008, que les mesures de chômage partiel permettent d’amortir les baisses d’emploi au prix d’une plus forte contraction de l’activité. Notre article complète ces précédentes études en déterminant le modèle structurel le plus parcimonieux permettant de rendre compte quantitativement de l’impact de la crise COVID-19 sur le marché du travail français, tout en intégrant les particularités liées au chômage partiel. Nous montrons également qu’en flexibilisant la gestion de l’emploi, le chômage partiel amplifie les pertes de production au moment du choc, mais le rend beaucoup moins persistant.

La section 2 présente le modèle. La section 3 explique comment le modèle est calibré et comment le modèle explique les évolutions des différents segments du marché du travail français entre mars 2020 et janvier 2021. La section 4 est consacrée à l’étude de prévisions : (i) un unique confinement, donc plus long mais moins strict sur l’année mars 2020-mars 2021, (ii) un confinement supplémentaire de la même amplitude que celui de mars 2020 en mars-avril 2021. Enfin, la section 5 conclut.

## 2 Le modèle

Nous analysons l’impact de la succession (non-anticipée) des mesures de confinement à l’aide d’un modèle d’équilibre général à agents hétérogènes. Le chômage résulte de frictions d’appariement. Les marchés du travail sont segmentés, chaque compétence n’accomplissant qu’une seule tâche. Les interactions entre ces marchés résultent des choix de consommation des ménages qui permettent alors de déterminer les prix relatifs à chaque période.

Nous ajoutons au modèle DMP deux externalités qui visent à générer des ajustements plus persistants après une crise. La première repose sur l’idée que les coûts unitaires de recrutement sont plus élevés lorsque le chômage est au-dessus de sa valeur à long terme

---

11. Voir Givord and Silhol (2020) pour plus de détails

12. Notons également que Kapicka and Rupert (2020) et Birinci et al. (2020) intègrent des modèles de type DMP dans des modèles épidémiologiques afin de mieux analyser l’interaction entre les politiques de santé publique et l’efficacité économique. Cette approche normative très intéressante sort du cadre du présent article.

(Pour chaque annonce, afflux plus important de CV, davantage de candidats à auditionner,...), ce qui introduit une externalité de congestion sur les embauches. La seconde se base sur l'observation que l'incertitude microéconomique est contra-cyclique<sup>13</sup>, ce qui nous conduit à supposer que la dispersion des productivités idiosyncratiques est plus grande lorsque le chômage diverge de sa valeur à long terme<sup>14</sup>.

Enfin, nous étendons le modèle DMP afin de pouvoir analyser le chômage partiel, principal outil de politique économique utilisé pendant cette crise.

## 2.1 Consommateurs-offreurs de travail

Les consommateurs-offreurs de travail sont neutres au risque et se caractérisent par leurs compétences  $j \in \mathcal{J}$ . Les préférences de chaque travailleur  $i$  sont définies sur un ensemble de  $S$  biens  $s \in \mathcal{S}$ . Les préférences de chaque agent  $i$  ayant la compétence  $j$  sont :

$$C_{i,j,t}^L = S^{\frac{1}{1-\sigma}} \left( \sum_{s \in \mathcal{S}} (C_{i,j,s,t}^L)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

La contrainte de ressources est

$$I_{i,j,t} = \sum_{s \in \mathcal{S}} p_{s,t} C_{i,j,s,t}^L = p_t C_{i,j,t}^L \quad \text{pour} \quad I_{i,j,t} = \{w_{i,j,t}(\alpha) - T_t, b_{i,j} - T_t\} \quad \forall j \in \mathcal{J},$$

où l'indice des prix à la consommation (IPC) est  $p_t = \left( \frac{1}{S} \sum_{s \in \mathcal{S}} p_{s,t}^{1-\sigma} \right)^{\frac{1}{1-\sigma}}$ ,  $w_{i,t}(\alpha)$  le salaire réel,  $b_i$  l'allocation chômage et  $T_t$  les impôts forfaitaires. La demande optimale pour chaque bien  $s \in \mathcal{S}$  est

$$C_{i,j,s,t}^L = \left( \frac{p_{s,t}}{p_t} \right)^{-\sigma} \frac{C_{i,j,t}^L}{S}$$

La fonction valeur de l'employé  $W_{i,j,t}(\alpha)$  et celle du chômeur  $U_{i,j,t}$  sont respectivement

$$\begin{aligned} W_{i,j,t}(\alpha) &= w_{i,j,t}(\alpha) - T_t \\ &+ \beta \left[ (1 - s_{j,t+1}) \int_{\alpha_{j,t+1}^r}^{\infty} W_{i,j,t+1} \frac{dG(\alpha)}{1 - G(\alpha_{j,t+1}^r)} + s_{j,t+1} U_{i,j,t+1} \right] \\ U_{i,j,t} &= b_{i,j} - T_t \\ &+ \beta \left[ f_{j,t+1} (1 - s_{j,t+1}) \int_{\alpha_{j,t+1}^r}^{\infty} W_{i,j,t+1} \frac{dG(\alpha)}{1 - G(\alpha_{j,t+1}^r)} + (1 - f_{j,t+1} (1 - s_{j,t+1})) U_{i,j,t+1} \right], \end{aligned}$$

où  $\beta$  est le facteur d'actualisation,  $s_{j,t}$  le taux endogène de séparation et  $f_{j,t}$  le taux d'embauche d'un demandeur d'emploi. La valeur de l'employé  $W_{i,j,t}(\alpha)$  indique que le

13. La contra-cyclicité du risque microéconomique au niveau de l'entreprise est documentée par Bloom (2009) et Bloom et al. (2018).

14. Cette hypothèse est une forme réduite visant à rendre compte que les récessions sont des moments où l'incertitude sur l'avenir est plus forte, induisant alors une plus grande fragilité des postes en bas de la distribution des salaires de chaque segment du marché du travail.

gains de la période  $t$  est un salaire  $w_{i,j,t}(\alpha)$  dépendant de son éducation  $j$  et sa productivité individuelle  $\alpha$ . A la période  $t + 1$ , cet individu  $i$  peut rester en poste avec une probabilité  $(1 - s_{j,t+1})$  si sa productivité  $\alpha$  reste au-dessus de la productivité de réservation ou perdre son emploi et devenir chômeur, se retrouvant alors avec la valeur  $U_{i,j,t}$ . Cette valeur  $U_{i,j,t}$  est composée à la période  $t$  de l'allocation chômage  $b_{i,j}$  et pour la période  $t + 1$  de la poursuite de son activité de recherche d'emploi, scénario envisagé avec une probabilité  $(1 - f_{j,t+1}(1 - s_{j,t+1}))$  et de la valeur du retour à l'emploi envisagé avec une probabilité  $f_{j,t+1}(1 - s_{j,t+1})$ . En cas de reprise d'emploi, l'individu aura une productivité  $\alpha$  tirée au sort dans la distribution  $G(\alpha)$ , d'où son calcul en espérance de la valeur de la reprise d'emploi car  $\alpha$  dépend du poste effectivement trouvé. Notons que les impôts forfaitaires  $T_t$  réduisent les gains instantanés des employés et des chômeurs.

## 2.2 Les flux sur le marché du travail

La population des offreurs de travail est constituée de  $S$  types de niveau d'éducation. Les masses d'offeurs de travail dans la population active sont fixées et notées  $\omega_s$ , avec  $\sum_{s=1}^S \omega_s = 1$ . Le marché du travail est segmenté par diplôme  $j \in \mathcal{J}$ , et chaque compétence  $j$  ne peut produire qu'un seul type de bien  $s$ .

Sur chacun de ces marchés, une fonction d'appariement génère les rencontres entre emplois vacants et chômeurs, alors que les séparations résultent d'un processus de sélection des travailleurs les moins productifs au sein de chaque entreprise. Au début de chaque période  $t$ , le nombre de travailleurs au sein de l'entreprise est la somme des embauches de la période précédente ( $q_{s,t-1}V_{s,t-1}$ ) et du précédent stock d'emplois ( $N_{s,t-1}$ ). Ensuite, dans chaque entreprise  $i$  produisant le bien  $s$ , un choc idiosyncratique se révèle et la productivité du travailleur ( $\alpha_{i,s,t}$ ) devient observable. Il y a séparation si  $\alpha < \alpha_{i,s,t}^r$ . Ce seuil détermine la masse des séparations endogènes. Ainsi les séparations de la période incluent les anciennes et les nouvelles embauches. Le choc microéconomique  $\alpha$  est tiré dans une distribution  $G_{s,t}(\alpha)$ , qui est une distribution log-normale avec une moyenne  $\mu_G$  et une variance  $\sigma_{s,t}^2$ . Cette distribution change dans le temps. Pour tenir compte de l'augmentation du risque microéconomique en période de récession, nous supposons que

$$\sigma_{s,t} = \sigma_G \left( \frac{U_t}{U} \right)^{\xi_s},$$

où le niveau actuel du taux de chômage  $U_t$  et sa valeur à long terme  $U$  sont pris comme donnés au niveau de l'entreprise  $i$  sur le segment du marché du travail  $s$ . Le paramètre  $\xi_s$  contrôle l'impact de la récession sur  $\sigma_{s,t}$ . Une fois que l'information sur la productivité est révélée, le stock d'emplois disponibles pour la production peut être déterminé. La négociation salariale peut alors avoir lieu et, finalement la production. Ce n'est qu'à la fin de la période  $t$  que les stocks de chômage ( $U_{s,t}$ ) et d'emploi ( $N_{s,t}$ ) sont définis, permettant de déterminer de nouveaux appariements qui se produisent grâce au nombre d'emplois vacants  $V_{s,t}$ , qui seront pourvus chacun avec une probabilité  $q_{s,t}$ .

Suivant Den Haan et al. (2000), la fonction d'appariement de chaque segment du



marché du travail est

$$M_s(U_{s,t}, V_{s,t}) = \frac{U_{s,t}V_{s,t}}{(U_{s,t}^{\tau_s} + V_{s,t}^{\tau_s})^{1/\tau_s}},$$

Les probabilités qu'un chômeur trouve un emploi  $f_s(\theta_{s,t}) = \frac{M(U_{s,t}, V_{s,t})}{U_{s,t}} = (1 + \theta_{s,t}^{-\tau_s})^{-1/\tau_s}$  et qu'un emploi vacant soit pourvu  $q_s(\theta_{s,t}) = \frac{M(U_{s,t}, V_{s,t})}{V_{s,t}} = (1 + \theta_{s,t}^{\tau_s})^{-1/\tau_s}$  sont toutes les deux comprises dans l'intervalle  $[0; 1]$ . La dynamique de l'emploi est alors donnée par

$$N_{s,t} = (1 - s_s)(1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r))(N_{s,t-1} + q(\theta_{s,t-1})V_{s,t-1}), \quad (1)$$

où  $0 < s_s < 1$  est la probabilité exogène de destruction des emplois. Le taux de séparation est défini par  $JSR_t \equiv s_{s,t} = s_s + (1 - s_s)G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)$ , et il donne les entrées au chômage, compte tenu des informations de la période  $t$ . Le taux de reprise d'emploi est défini par  $JFR_t \equiv f_{s,t} = (1 - s_{s,t+1})f_s(\theta_{s,t})$ , et il donne les sorties du chômage, en tenant compte non seulement des informations de la période  $t$  mais aussi de celles de la période  $t + 1$ . Enfin, la normalisation de la taille de la population à l'unité conduit à  $\sum_{s=1}^S \omega_s(U_{s,t} + N_{s,t}) = 1$ .

## 2.3 Les entreprises

Pour l'entreprise  $i$  sur le segment  $s$  du marché, les embauches résultent d'un processus de recherche consistant à afficher des postes vacants  $V_{i,s,t}$  qui seront pourvus par des chômeurs avec une probabilité  $q_{s,t}$ . Le coût unitaire, en unités de production, de chaque poste vacant est

$$\kappa_{i,s,t} = \kappa_{s,t} = \kappa_s \left( \frac{U_{s,t}}{U_s} \right)^{\gamma_s} \quad \forall i,$$

où le niveau du taux de chômage  $U_{s,t}$  et sa valeur de long terme  $U_s$  sont pris comme donnés au niveau de l'entreprise, ce qui conduit à interpréter la composante variable dans le temps du coût d'un emploi vacant comme une externalité de congestion<sup>15</sup>. Étant donné que  $\gamma_s$  dépend de  $s$ , cette externalité de congestion est spécifique à chaque segment. Les coûts unitaires sont plus élevés en période de récession, car chaque emploi vacant (qui est rare en récession) reçoit un très grand nombre de candidatures (le nombre de chômeurs étant important en récession). Par conséquent, les récessions augmentent le coût du traitement pour chaque candidature<sup>16</sup>.

Soit  $\tilde{\alpha}_{s,t} = \frac{\int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} \alpha dG_{s,t}(\alpha)}{1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)}$  la productivité moyenne des emplois d'une entreprise fabriquant des biens  $s$ , alors la fonction de production est<sup>17</sup>  $Y_{s,t} = A_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} N_{s,t}$ , où  $A_{s,t}$  est

15. Nous choisissons la même forme fonctionnelle que Hall and Kudlyak (2020) qui soulignent que cet effet de congestion est important pour reproduire la persistance observée du chômage après une récession.

16. Blanchard and Diamond (1994) ont été les premiers à donner des fondements de ces coûts unitaires d'embauche contra-cycliques : ils montrent que sur un marché du travail où les entrepreneurs préfèrent embaucher des chômeurs de courte durée, les récessions conduisent à une augmentation de la part des chômeurs de longue durée qui encombrant alors le processus d'embauche. Engbom (2019) et Molavi (2018) montrent que des coûts unitaires d'embauche contra-cycliques sont en adéquation avec les données.

17. Dans ce qui suit, nous omettons pour simplifier l'indice  $i$ , qui désigne la firme  $i$  sur chaque segment  $s$  car l'équilibre est symétrique à l'intérieur des secteurs.

la Productivité Globale des Facteurs (PGF) spécifique à la qualification  $s$ . Soit  $\tilde{w}_{s,t} = \frac{\int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} w_{s,t}(\alpha) dG_{s,t}(\alpha)}{1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)}$  le salaire moyen, l'objectif de l'entreprise est de maximiser ses bénéfices actualisés :

$$\max \sum_{\tau=0}^{+\infty} \beta^\tau D_{s,t+\tau} = \max \sum_{\tau=0}^{+\infty} \beta^\tau \{p_{s,t+\tau} Y_{s,t+\tau} - \tilde{w}_{s,t+\tau} N_{s,t+\tau} - \kappa_{s,t+\tau} V_{s,t+\tau}\},$$

sous la contrainte (1) et les conditions d'exclusion de Kuhn et Tucker, données par <sup>18</sup>

$$q_s(\theta_{s,t})V_{s,t} \geq 0, \quad \lambda_{s,t} \geq 0, \quad \text{et} \quad \lambda_{s,t}q_s(\theta_{s,t})V_{s,t} = 0.$$

## 2.4 Les salaires

Le salaire d'équilibre est déterminé par une règle de partage à la Nash entre un travailleur et un employeur, où  $\eta_s \in (0, 1)$  est le pouvoir de négociation du travailleur spécifique à chaque segment, i.e.  $W_{s,t}(\alpha) - U_{s,t} = \eta_s S_{s,t}(\alpha)$  où le surplus global de l'emploi est  $S_{s,t}(\alpha) = W_{s,t}(\alpha) - U_{s,t} + J_{s,t}(\alpha)$ , avec  $J_{s,t}(\alpha)$  la valeur d'un emploi pour l'entreprise <sup>19</sup>. De plus, comme cela est maintenant usuel dans les applications quantitatives du modèle DMP, une rigidité salariale est introduire <sup>20</sup>. Les rigidités de salaire réel ont été remises sous les projecteurs par Cortes and Forsythe (2020) lors de la crise de la COVID-19 <sup>21</sup>. Il existe plusieurs manières d'introduire des rigidités salariales dans un modèle DMP : (i) un jeu de négociation d'offre alternée comme dans Hall and Milgrom (2008) ou (ii) l'introduction d'une norme salariale ou consensus social comme dans Hall (2005). Suivant Blanchard and Gali (2010) ou Leduc and Liu (2019), nous adoptons la deuxième stratégie de modélisation, sachant que ses implications sont assez similaires à la première. Par conséquent, le salaire réel est une moyenne pondérée entre le salaire négocié à la Nash et le salaire de l'état stationnaire considéré comme la norme :

$$w_{s,t}(\alpha) = \varrho_s [\eta_s (p_{s,t} \alpha A_{s,t} + p_{s,t} \kappa_{s,t} \theta_{s,t}) + (1 - \eta_s) b_s] + (1 - \varrho_s) w_s, \quad (2)$$

où le paramètre  $\varrho_s \in [0, 1]$  mesure la rigidité salariale spécifique au segment  $s$ , et  $w_s$  le salaire moyen de l'état stationnaire des travailleurs de type  $s$ . Suivant Daly et al.

18. Voir l'annexe B.2 pour plus de détails sur la solution du problème de l'entreprise. L'annexe B.1 décrit le programme de chômage partiel et comment se ramener au problème de l'entrepreneur ci-dessus défini.

19. Voir l'annexe B.2 pour une définition explicite de  $J_{s,t}(\alpha)$ .

20. Voir, entre autres, Blanchard and Gali (2010), Christiano et al. (2016), Leduc and Liu (2019) ou encore Petrosky-Nadeau and Zhang (2021). Ces articles montrent que les modèles DSGE avec un marché du travail à la DMP doivent introduire des rigidités de salaire réel pour rendre compte des caractéristiques observées du cycle économique. Les études empiriques de Kurmann and McEntarfer (2019) et Jardim et al. (2019) montrent qu'environ 20 % des personnes ayant conservé leurs emplois ont subi des réductions de salaires nominaux pendant la récession, tandis que moins de 10 % ont vu leurs gains gelés. Voir aussi la revue de littérature de Elsby and Solon (2019).

21. Ils montrent que les revenus des travailleurs qui restent employés pendant la crise de la COVID-19 ne changent pas de façon atypique pendant cette période.

(2012)<sup>22</sup>, nous supposons que la rigidité de salaire diminue avec le niveau d'éducation. Par conséquent, nous supposons que  $\varrho_s = a_\varrho x + b_\varrho$  où  $a_\varrho < 0$ .

## 2.5 l'équilibre

Dans ce qui suit, nous normalisons l'indice des prix à la consommation (IPC) à l'unité :  $p_t = 1, \forall t$ . Afin d'avoir un équilibre tenant compte de l'ensemble des rémunérations, il est nécessaire d'introduire des capitalistes. Ils constituent  $(1 - \varphi)$  % de la population totale. Leurs revenus à chaque date  $t$  sont les profits des entreprises ( $\sum_s D_{s,t}$ ) et leur consommation  $\mathcal{C}_t^K$  est composée de biens de consommation et de biens durables. Les comportements de ces capitalistes sont décrits dans l'annexe A<sup>23</sup>. Toutes les dépenses de l'Etat sont financées par les impôts forfaitaires payés par tous les agents.

**Demande.** La demande agrégée pour chaque secteur ( $Y_{s,t}^D$ ) est donnée par

$$Y_{s,t}^D = p_{s,t}^{-\sigma} \left( \frac{\varphi \sum_{j \in \mathcal{S}} \omega_j C_{j,t}^L + (1 - \varphi) \mathcal{C}_t^K}{S} \right),$$

impliquant que la demande globale est  $Y_t^D = \sum_{s \in \mathcal{S}_t} p_{s,t} Y_{s,t}^D$ .

**Offre.** Sur chaque marché, l'offre globale  $Y_{s,t}^S$  est donnée par

$$Y_{s,t}^S = Y_{s,t} - \kappa_{s,t} V_{s,t},$$

impliquant que l'offre agrégée est  $Y_t^S = \sum_{s \in \mathcal{S}} p_{s,t} \omega_s Y_{s,t}^S$ .

**Prix d'équilibre.** Étant donné que  $Y_{s,t}^D = Y_{s,t}^S \equiv Y_{s,t}^*$  à l'équilibre,  $\forall s$  — ce qui implique  $Y_t^D = Y_t^S \equiv Y_t^*$  — les prix sont déduits de

$$p_{s,t} = \left( \frac{1}{S} \frac{Y_t^*}{Y_{s,t}^*} \right)^{\frac{1}{\sigma}} \quad \forall s \in \mathcal{S}.$$

**Marché du travail.** En utilisant l'équation de salaire (équation (2)), nous obtenons la condition de destruction d'emplois (productivité de réservation), et la condition de création d'emplois (embauches)<sup>24</sup> :

$$\alpha_{s,t}^r = \max \left\{ 0; \frac{1}{(1 - \eta_s) p_{s,t} A_{s,t}} \left( (1 - \eta_s) b_s + \eta p_{s,t} \kappa_{s,t} \theta_{s,t} - \frac{p_{s,t} \kappa_{s,t}}{q(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} \right) \right\} \quad (3)$$

$$\frac{p_{s,t} \kappa_{s,t}}{q_s(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} = \beta \left[ (1 - s_{s,t+1}) \left( p_{s,t+1} A_{s,t+1} \tilde{\alpha}_{s,t+1} - \tilde{w}_{s,t+1} + \frac{p_{s,t+1} \kappa_{s,t+1}}{q_s(\theta_{s,t+1})} - \lambda_{s,t+1} \right) \right] \quad (4)$$

22. Voir <https://www.frbsf.org/economic-research/indicators-data/nominal-wage-rigidity/> pour les données mises à jour jusqu'en 2020

23. La valeur de  $\varphi$  n'a pas d'incidence sur l'équilibre. Dans la partie numérique, nous prendrons une valeur de  $\varphi$  égale à 2 % (voir Kandoussi and Langot (2020)).

24. Voir l'annexe B pour plus de détails.

## 2.6 Crise de la COVID-19 : restrictions liées au confinement et chômage partiel.

**Restrictions liées au confinement.** La crise de la COVID-19 est modélisée comme un choc d’offre venant restreindre transitoirement les possibilités de vente des entreprises. Ceci peut donc être assimilé à un choc négatif de productivité globale des facteur (PGF),  $A_{s,t}$ . Chaque segment du marché du travail est affecté de façon spécifique. Ces restrictions peuvent conduire les entrepreneurs à interrompre la production de certains postes de travail : l’Etat peut alors mettre en place un programme de chômage partiel dont l’amplitude dépendra aussi des activités, ce qui reflète, par exemple, des possibilités hétérogènes de télétravail. Ce programme aura donc un impact sur la vitesse des reprises d’activité lors des périodes de déconfinement.

Toutes ces restrictions affectent le revenu des ménages via les ajustements de salaire et d’emploi : la demande adressée aux entreprises est donc modifiée par cet effet revenu. De plus, comme ces restrictions ne sont pas symétriques, la composition de cette demande va aussi être modifiée par un effet prix relatifs ( $p_{s,t}$ ). In fine, les restrictions induites par le confinement auront donc un impact sur la valeur marginale de chaque bien produit via les variations de  $p_{s,t}A_{s,t}$ .

**Chômage partiel.** Le chômage partiel permet aux entreprises de conserver la fraction de leurs employés contraints à ne pas produire tout en leur versant une rémunération. Il s’agit donc d’un transfert émanant de l’Etat et prenant en charge les coûts d’une main d’oeuvre qui ne peut plus produire du fait des contraintes liées au confinement. Au-delà de l’assurance d’une rémunération pour ceux qui sont victimes des restrictions d’activité, c’est lors de la phase de reprise d’activité que le chômage partiel se distingue du chômage traditionnel : la reprise du travail des chômeurs partiels, restés sous contrat, est moins coûteuse. L’annexe B décrit les choix de l’entreprise lorsque celle-ci choisit à chaque période la fraction de sa main d’oeuvre en chômage partiel dont le coût est pris en charge par le gouvernement : cela modifie la PGF et le coût unitaire d’embauche ( $\kappa_{s,t}$ ) à chaque date, sans modifier les autres comportements. En particulier, on montre que  $\kappa_{s,t}$  est réduit proportionnellement au nombre de chômeurs partiels sur chaque segment du marché du travail, tant que le gouvernement finance cette mesure.

**Identifications.** Comme la PGF ( $A_{s,t}$ ) et les coûts unitaire d’embauche ( $\kappa_{s,t}$ ) sont des variables exogènes du modèle, les variations observées du chômage permettent alors d’identifier leurs séquences afin que le modèle prédise exactement les variables endogènes (les taux de chômage des différents segments du marché du travail). Ainsi, l’analyse quantitative aura pour premier objectif de mesurer les baisses transitoires de PGF et de coût unitaire d’embauche pour chacun des segments du marché du travail.

## 3 Résultats quantitatifs

### 3.1 Calibration

Le modèle est mensuel. Chaque segment du marché du travail est identifié par niveau de formation des offreurs de travail<sup>25</sup>.

**Calibrations basées sur des informations extérieures.** Basée sur un taux d’actualisation moyen des données internationales de 5,37 % par an, nous fixons  $\beta = 1/(1 + 0.0573)^{1/12} \approx 0.9953$ . Les distributions des  $\alpha$  sur chacun des segments  $s$  sont supposées être log-normale. Elles sont restreintes à être identiques pour chaque sous-population, de moyenne nulle et d’écart type égal à 0.12, comme dans Krause and Lubik (2007). Suivant Den Haan et al. (2000) et Krause and Lubik (2007), on impose que 68 % des séparations sont exogènes à l’état stationnaire, et ce sur tous les segments du marché du travail. Les paramètres  $\{\sigma, \{\xi_s\}_{s=1}^S, \tau, \{\gamma_s\}_{s=1}^S, a_\varrho, b_\varrho\}$  sont repris de Kandoussi and Langot (2020) qui estiment ce modèle sur la crise de 2008 aux Etats-Unis. L’ensemble de ces paramètres sont donnés dans le tableau 1.

Paramètres	$\beta$	$\sigma$	$\tau$	$a_\varrho$	$b_\varrho$
Communs	0.9953	4	1.5	-0.14	0.57
		non dipl	CAP-BEP	Bac-Bac+2	Sup
Paramètres	$\gamma_s$	0.9	0.6	0.5	0.3
spécifiques	$\xi_s$	0.6	0.55	0.5	0.35

TABLE 1 – Paramètres fixés sur la base d’informations extérieures

**Calibrations basées sur les restrictions de l’état stationnaire et des données pré-crise COVID-19.** Les données utilisées se réfèrent à l’année 2016. La part de la population ( $\omega_s$ ) ainsi que le taux de chômage spécifique à chaque qualification ( $U_s$ ) sont construits suivant Beck and Vidalenc (2017). Les taux d’embauche par diplôme ( $JFR_s$ ) sont issus des travaux de Fontaine et al. (2020). A l’état stationnaire, ces moments sont liées par la restriction suivante  $UR_s = \frac{JSR_s}{JSR_s + JFR_s}$ , ce qui nous donne les valeurs cohérentes des taux de séparation ( $JSR_s$ ). Comme les données de Fontaine et al. (2020) se décomposent qu’en trois niveaux de diplôme, agrégeant tous ceux ayant plus que la bac, nous supposons que le taux d’embauche de ceux ayant un diplôme universitaire est le même que ceux ayant un Bac+2<sup>26</sup>. Le tableau 2 résume l’ensemble de ces moments.

25. Comme cette caractéristique ne change pas après l’entrée sur le marché du travail, cette segmentation justifie notre hypothèse d’absence de mobilité entre les secteurs/segments du marché du travail.

26. Cette hypothèse (taux d’embauche identiques entre les diplômés du supérieur et ceux ayant un Bac-Bac+2) ne semble pas être rejetée par les données sur l’insertion professionnelle : l’enquête 2018 sur l’insertion professionnelle des diplômés de l’université indique que le taux d’insertion 30 mois après l’obtention du diplôme des étudiants de l’année 2016 de DUT est de 92 %, de 93 % pour ceux ayant une licence professionnelle et entre 92 % et 98 % pour ceux ayant un Master. Voir Menard (2019).

	non dipl	CAP-BEP	Bac-Bac+2	Sup	Total
<i>JFR</i>	16 %	20 %	25 %	25 %	22 %
<i>JSR</i>	3.5 %	2.4 %	2.3 %	1.5 %	2.35 %
<i>UR</i>	17.9 %	10.8 %	8.42 %	5.7 %	10.03 %
Part de la population	17 %	25 %	36 %	22 %	100 %

TABLE 2 – Les flux et le stock des travailleurs (2016)

Les taux de séparation par niveau de diplôme ( $JSR_s$ ) donnent les valeurs d'équilibre de  $\alpha_s^r$ , et les taux d'embauche par diplôme ( $JFR_s$ ) donnent les valeurs d'équilibre de  $\theta_s$ . Connaissant  $UR_s$  et  $\theta_s$ , nous déduisons  $V_s$  à l'état stationnaire. Enfin, en utilisant la distribution log-normale de  $\alpha$ , nous déduisons  $\tilde{\alpha}_s$ . En utilisant les équations (3) et (4) prises à l'état stationnaire et en supposant que  $\kappa_s$  est proportionnel à  $A_s$ , i.e.  $\kappa_s = kA_s$ , on identifie  $\eta_s$  et  $\tilde{b}_s \equiv b_s/(p_s A_s)$ , qui sont donc spécifiques au niveau de diplôme. La valeur de  $k$  est choisie de telle sorte à avoir un pouvoir de négociation moyen ( $\eta = \sum_s \omega_s \eta_s$ ) égal à 0.5 : on obtient  $k = 0.1182$ . Les  $\{A_s\}_{s=1}^S$  sont déterminées en minimisant la distance entre les salaires relatifs spécifiques à chaque niveau de diplôme prédits par le modèle et ceux observés dans les données<sup>27</sup>. Tous les résultats obtenus via ces restrictions d'état stationnaire sont dans le tableau 3.

		non dipl	CAP-BEP	Bac-Bac+2	Sup
Paramètres	$A_s$	2.3063	2.9690	4.5065	6.2296
spécifiques	$\eta_s$	0.4827	0.5031	0.4923	0.5205
	$\tilde{b}_s$	0.9814	0.9759	0.9700	0.9676
Valeurs d'équilibre	$p_s A_s$	2.9895	3.2120	3.9844	5.7020
	$\frac{w_s}{\sum_s \omega_s w_s}$	0.7406	0.7961	0.9874	1.4136

TABLE 3 – Calibrations basées sur les restrictions d'état stationnaire

**Calibrations basées sur la crise de la COVID-19.** Pour mesurer le chômage, on utilise la série du nombre de chômeurs donnée par l'OCDE à laquelle on ajoute le nombre d'équivalent temps plein (EQTP) effectivement placé en activité partielle<sup>28</sup>.

Les chroniques de chocs de PGF (i.e. l'amplitude des restrictions liées au confinement) par type d'emploi ainsi que les baisses de coût de reprise de l'activité salariée liées au chômage partiel sont calibrées afin que le modèle reproduise les inégalités observées de

27. Les salaires horaires moyens par diplôme pour l'année 2014 sont issues de Arnault (2018).

28. Voir DARES (2020) pour une description des données utilisées.

chômage en fonction du diplôme lors du premier confinement <sup>29</sup> :

$$\Psi = \left\{ \{UR_t\}_{t=\text{mars } 2020}^{\text{janvier } 2021}, \{UR_{s,\text{avril } 2020}\}_{s=1}^S \right\} \quad \text{avec } \dim(\Psi) = 11 + 3 = 14$$

où  $UR_{s,\text{avril } 2020}$  est déduit des données de taux de chômage par CSP, disponibles uniquement pour le mois d'avril 2020.

Concernant la fraction des individus en chômage partiel, notée  $1 - \mathcal{P}_s$ , une information par CSP <sup>30</sup> nous permet de déduire que 53.9 % des non-diplômés, 36.3 % de ceux ayant un BEP-CAP, 32.8 % de ceux ayant un Bac-Bac+2 et 25.6 % des diplômés du supérieur auraient été au chômage partiel en avril 2020. Par rapport à avril 2020, mais maintenant au niveau agrégé, nous observons en Mai 2020 une baisse de 34 % du nombre de personne en chômage partiel, de 64 % en Novembre 2020 et de 76 % en Janvier 2021. Ainsi, nous extrapolons les données de chômage partiel d'avril 2020 par la formule suivante  $\mathcal{P}_{s,t} = (\mathcal{P}_t / \mathcal{P}_{\text{avril } 2020}) \times \mathcal{P}_{s,\text{avril } 2020}$ . Nous avons donc en quatre points d'observation  $\mathcal{P}_{s,t}$ , ce qui nous permet de calibrer la baisse des coûts d'embauche par segment du marché du travail sur la base de l'amplitude du chômage partiel spécifique à chaque sous-marché. Pour ce faire, on suppose que la baisse des coûts par reprise d'emploi sera d'autant plus importante que le nombre de personnes au chômage partiel est grand <sup>31</sup>. On a alors  $\kappa_{s,t}$  qui devient  $(1 - \Upsilon_s \times \mathcal{P}_{s,t})\kappa_{s,t}$ , où le facteur de proportionnalité  $\Upsilon_s$  reste à déterminer, avec les variations de PGF ( $A_{s,t}$ ) induite par le confinement.

	mars 2020 à avril 2020	mai 2020	novembre 2020	janvier 2021
Segments contraints	Non-dip, CAP-BEP Bac-Bac+2, Sup	Non-dip	Non-dip, CAP-BEP	Non-dip, CAP-BEP
Évènements	1 <sup>er</sup> confinement total et strict	Début mai confiné	2 <sup>d</sup> confinement partiel	Couvre-feu national

TABLE 4 – Restrictions sur les périodes de confinement et couvre-feu.

Comme  $\Psi$  contient 14 moments, il n'est possible d'identifier que 14 paramètres inconnues. Nous devons donc imposer des restrictions. Pour ce faire, nous imposons  $\Upsilon_s = \Upsilon$ ,  $\forall s$ , et  $A_{t,s} = 0$  pour tous les mois et segments du marché de travail qui ne sont pas recensés dans le tableau 4. L'absence de baisse de la PGF en décembre 2020 revient à supposer que le surplus d'activité spécifique à ce mois de fête compense les restrictions subies par certaines activités pendant ce même mois. Enfin, nous restreignons l'impact du 2<sup>d</sup> confinement partiel (novembre 2020) et du couvre-feu (janvier 2021) aux segments du marché du travail des non-diplômés et de ceux ayant un CAP-BEP car selon Insee-Deep-Cereq-Dares-SIES (2018), les secteurs subissant les plus fortes restrictions (hébergement,

29. Ne disposant pas de données par diplôme, on approxime la statistique par diplôme par celle de la CSP regroupant le plus d'individu ayant ce niveau de diplôme. Ainsi, les non-diplômés sont approximatés par les ouvriers, les individus ayant un BEP-CAP par les employés, les Bac-Bac+2 par les professions intermédiaires et enfin les individus ayant un diplôme supérieur à un Bac+2 par les cadres. Voir Givord and Silhol (2020) pour une description des données utilisées.

30. Le lien entre CSP et diplôme est le même que pour le chômage par diplôme d'avril 2020.

31. Voir l'annexe B pour une justification théorique de cette hypothèse.

restauration,...) emploient une proportion plus élevée de non-diplômés et d'individus ayant un BEP-CAP. Les paramètres à déterminer sont :

$$\Phi = \left\{ \left\{ \{A_{s,t}\}_{s=1}^S \right\}_{t=\text{mars } 2020}^{\text{avril } 2020}, A_{1,\text{mai } 2020}, \{A_{s,\text{novembre } 2020}\}_{s=1}^2, \{A_{s,\text{janvier } 2021}\}_{s=1}^2, \Upsilon \right\}$$

avec  $\dim(\Phi) = 14$  et donc  $\dim(\Phi) = \dim(\Psi)$ . Pour résoudre le modèle, il est nécessaire de postuler un scénario post janvier 2021, les anticipations des agents n'étant pas bornées. Nous supposons donc que le couvre-feu débuté en janvier 2021 se terminera fin mars 2021 : les valeurs trouvées pour  $A_{s,\text{janvier } 2021}$ , pour  $s = \text{non-diplômés et CAP-BEP}$ , sont donc reconduites en février et mars 2021. La valeur de  $\Upsilon$  permettant le meilleur ajustement aux données est 0,98.

### 3.2 Le chômage français depuis mars 2020

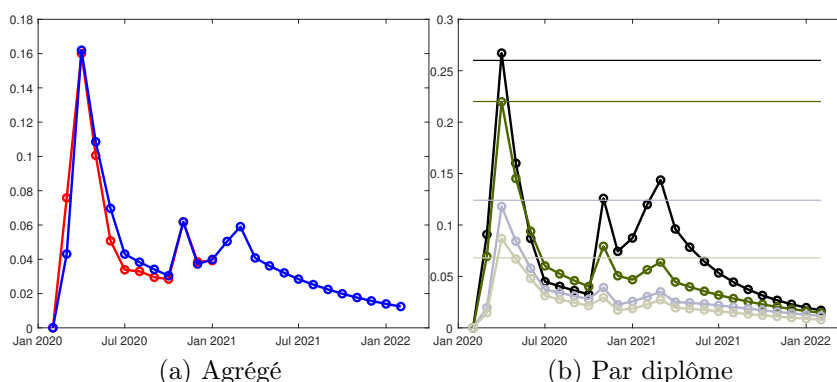


FIGURE 1 – **Impact des confinements de mars 2020 à janvier 2021 sur le taux de chômage.** Graphique (a) Rouge : données ; bleue : modèle de référence. Graphique (b) noir : non-diplômés, kaki : CAP-BEP, gris : Bac-Bac+2, blanc cassé : supérieur. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020. Graphique (b) : les lignes en trains pleins indiquent les taux observés de chômage par diplôme en avril 2020.

Le graphique (a) de la Figure 1 montre que la calibration de notre extension du modèle DMP permet de reproduire la dynamique mensuelle du taux de chômage français depuis mars 2020. Le graphique (b) de la Figure 1 montre quant à lui que les amplitudes inégales des montées du chômage en fonction du diplôme sont également bien reproduites par le modèle : en incluant le chômage partiel, la hausse est de 27 pp en avril 2020 pour les individus sans diplôme et autour de 7 pp pour ceux ayant au moins un Bac+2.

Les Figures 2 et 3 montrent les évolutions des flux de travailleurs qui génèrent ces dynamiques des stocks. Le graphique (a) de la Figure 2 indique une baisse de 22 pp des embauches, i.e. zéro embauche en avril (le tableau 1 indique que la valeur pré-crise COVID-19 du taux agrégé de reprise d'emploi est 22 %), pour atteindre un pic en mai et rester au-dessus des niveaux pré-crise en juin et juillet, puis repasser sous leur niveau de référence à partir d'août 2020, avec une exception en décembre 2020. Ainsi, après trois



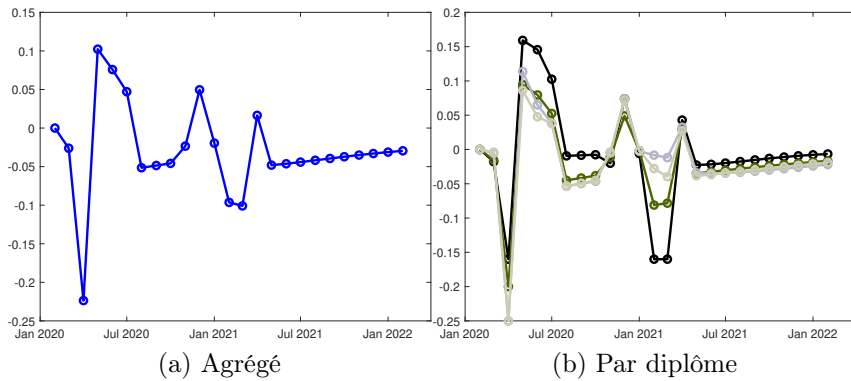


FIGURE 2 – **Impact des confinements de mars 2020 à janvier 2021 sur le taux d'embauche.** Graphique (a) bleue : modèle de référence. Graphique (b) noir : non-diplômés, kaki : CAP-BEP, gris : Bac-Bac+2, blanc cassé : supérieur. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

mois de fortes reprises d'activité de mai à juillet 2020, en grande partie expliquées par le retour au travail des employés en chômage partiel, le taux d'embauche est durablement en dessous de sa valeur de référence. Après la fin du couvre-feu, envisagé fin mars 2021, on remarque enfin que les embauches convergeront vers leur niveau initial en restant légèrement en dessous de leur niveau de long terme. Le graphique (b) de la Figure 2 indique que tous les types d'emploi sont frappés par l'arrêt des embauches en avril, et que les reprises d'emploi sont très fortes pour tous les diplômes dès mai, avec des taux de reprise d'emploi accrus de 9 à 15 pp.

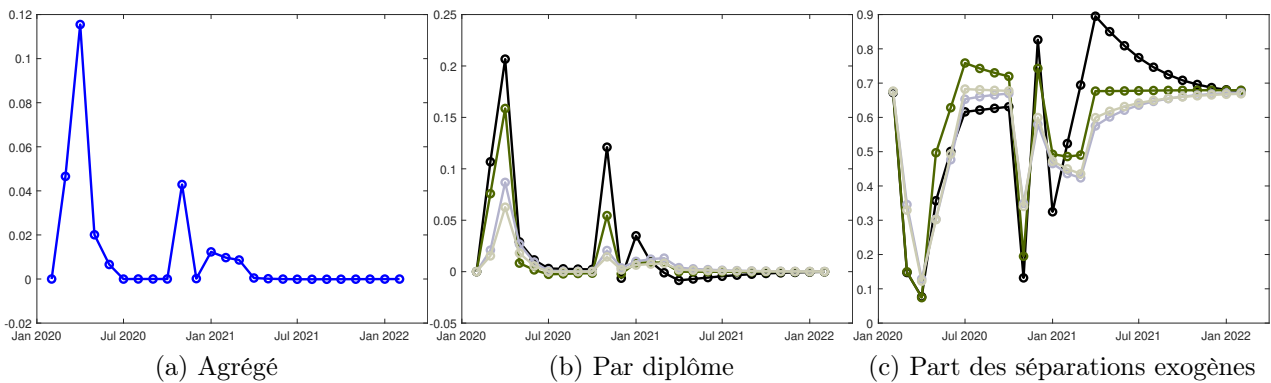


FIGURE 3 – **Impact des confinements de mars 2020 à janvier 2021 sur le taux de séparation.** Graphique (a) bleue : modèle de référence. Graphiques (b)-(c) noir : non-diplômés, kaki : CAP-BEP, gris : Bac-Bac+2, blanc cassé : Supérieur. Graphiques (a)-(b) : Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020. Graphique (c) : la part des séparations exogènes est fixée à 0.68 à l'équilibre stationnaire.

Le graphique (a) de la Figure 3 montre que le taux de séparation a crû de 12 pp entre février et avril, passant donc de 2,35 % à 14,35 % par mois. C'est alors la combinaison

d'embauches nulles en avril et la très forte hausse des séparations qui expliquent le pic du chômage d'avril 2020. Dès juillet, le taux de séparation est revenu à son niveau d'avant crise. Le graphique (b) de la Figure 3 montre que tous les types d'emploi ont été victimes de ces grandes vagues d'arrêt d'activité, même si elles touchent plus les moins diplômés. Le graphique (c) de la Figure 3 montre que la part des séparations exogènes dans les séparations totales se réduit fortement lors des phases de contraction : lors du premier confinement les séparations endogènes représentent 90 % des séparations pour tous les niveaux de diplôme. Ce graphique (c) de la Figure 3 montre également que pour les agents ayant au moins le Bac, la forte contribution des séparations endogènes est plus persistante, car ces individus se retrouvent moins en chômage partiel qui permet des ajustements plus rapide de la main d'oeuvre.

Comment expliquer ces ajustements si brusques et si amples ? La calibration de notre modèle permet de révéler l'ampleur des chocs COVID-19, spécifiques à chaque type d'activité. La Figure 4 représente les variations négatives de PGF, interprétées comme les restrictions induites par le confinement, i.e. les contraintes effectives qui ont frappé de manière inattendue et différencié chaque type d'activité. La baisse du volume de produc-

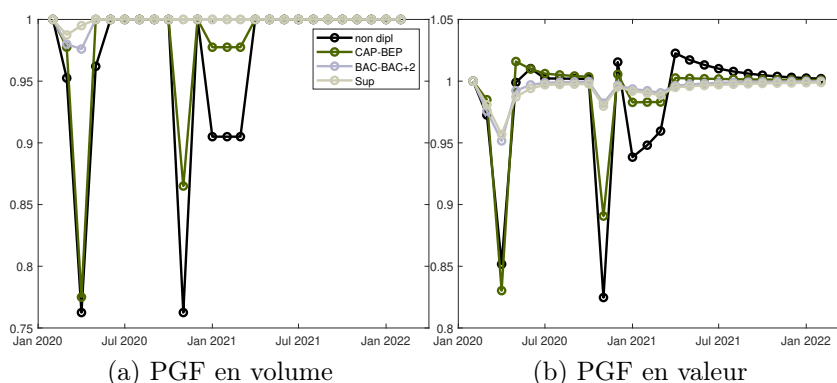


FIGURE 4 – **Impact des confinements de mars 2020 à janvier 2021 sur la productivité.** Toutes les séries sont en base 1 le mois d'avant crise, c'est à dire février 2020.

tion atteint 25 % en avril sur les postes employant des non-diplômés (graphique (a) de la Figure 4), soit une perte de valeur créée par poste de 15 % (graphique (b) de la Figure 4). La situation est très différente pour les postes employant des individus ayant un diplôme supérieur à Bac+2 : la perte en volume est quasi-nulle pour une perte de valeur créée par poste de 5 % (graphiques (a) et (b) de la Figure 4). Les ajustements de prix relatifs viennent partiellement modérer l'impact inégalitaire des restrictions sur le échanges physique en soutenant davantage le prix relatif des biens devenant relativement plus rares. Les mêmes ajustements, de moindre ampleur, sont également à l'oeuvre pour le confinement de novembre et le couvre-feu débuté en janvier 2021 et se terminant hypothétiquement fin mars 2021.

L'impact des mesures de chômage partiel, venant modérer les coûts associés à la reprise d'activité, peut également être révélé par notre modèle. Cette modération transitoire des coûts lors du déconfinement s'interprète comme l'efficacité productive des mesures de

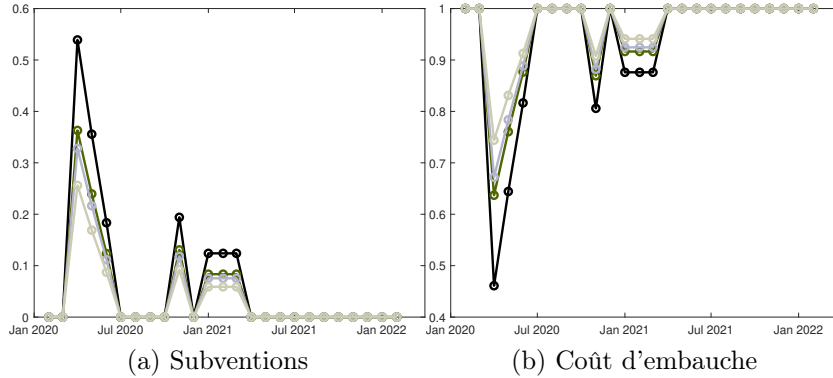


FIGURE 5 – **Impact du chômage partiel sur les coûts d'embauche.** Noir : non-diplômés, kaki : CAP-BEP, gris : Bac-Bac+2, blanc cassé : Supérieur. Sur le graphique (b), les séries sont en base 1 le mois d'avant crise, c'est à dire février 2020.

chômage partiel<sup>32</sup>. Le graphique (a) de la Figure 5 donne l'amplitude de la baisse du coût en mai et juin ( $\Upsilon \times P_s$ ), alors que le graphique (b) de la Figure 5 donne l'évolution induite du coût unitaire de reprise d'emploi, i.e.  $(1 - \Upsilon \times P_s)\kappa_{s,t}$ . Pour rendre compte de la rapidité de la résorption des niveaux de chômage observés lors du déconfinement, nous évaluons que le chômage partiel revient à baisser de 55 % les coûts unitaires de reprise de l'activité d'un poste employant un non-diplômé et de 15 % ceux associés à la reprise d'activité pour les personnes ayant au moins un Bac+2. Ici encore, ces ajustements se reproduisent lors des épisodes de restrictions qui ont suivi.

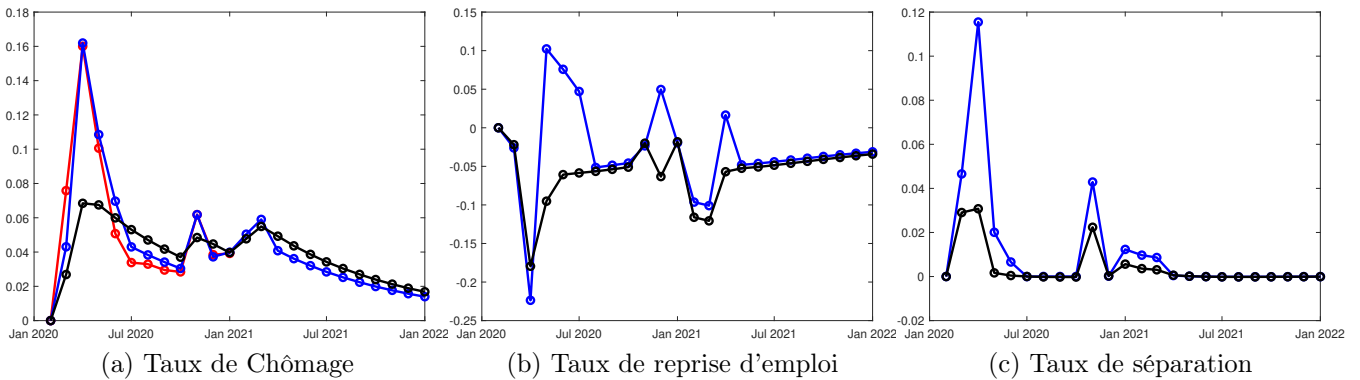


FIGURE 6 – **Impact du chômage partiel sur le chômage total.** Rouge : données ; bleue : modèle de référence ; noir : modèle sans les baisses de coût d'une reprise d'activité liées au chômage partiel. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

La Figure 6 compare notre simulation de référence avec un scénario sans la baisse des coûts associée à la reprise d'emploi des individus en chômage partiel. Le modèle

32. Notre modèle faisant l'hypothèse de neutralité face au risque des agents économiques, il n'est possible d'évaluer le surplus de bien être associé au lissage de la consommation permis par l'assurance fournie par le chômage partiel. Nous nous focalisons donc uniquement sur les gains en emploi.

prévoit que le taux de chômage agrégé sera de 0.58 pp plus élevé en juillet 2021 sans les mesures de chômage partiel, soulignant ainsi les vertus pour la reprise d’emploi du chômage partiel. Au-delà de ces effets à long terme, la simulation contrefactuelle montre aussi que le chômage partiel facilite et donc amplifie les mises à pied : comme l’employeur anticipe que la reprise d’emploi sera moins coûteuse, il aura tendance à se séparer plus facilement de ses employés. La stratégie dite de rétention de la main d’oeuvre est moins valorisée. Mais ces forts ajustements à la hausse du chômage sont compensés par la très forte reprise d’activité dès le début du déconfinement, ce qui plaiderait en faveur de ces mesures.

	non dipl	CAP-BEP	Bac-Bac+2	Sup	Total
	Avec chômage partiel				
Ratio de remplacement moyen	0,53	0,52	0,52	0,51	
Risque de chômage (%)	24,64	15,72	11,22	7,83	13,88
	Sans chômage partiel				
Ratio de remplacement moyen	0,5	0,5	0,5	0,5	
Risque de chômage (%)	24,80	15,36	10,72	7,26	13,51
	Différence entre les deux scénarios				
$\Delta$ Espérance de gain (%)	2,26	0,38	-0,32	-1,11	0,12

TABLE 5 – **Gains et pertes des mesures de chômage partiel.** Le ratio de remplacement d’un chômeur est calibré à 0,5 alors que celui d’un individu au chômage partiel est de 0,8. Le nombre de chômeurs partiels par diplôme est déduit des données de Givord and Silhol (2020). Le risque de chômage est la moyenne du taux de chômage sur les 24 mois suivant mars 2020. L’espérance de gains est obtenue comme la moyenne pondérée, par le risque moyen de chômage, entre le salaire et l’allocation chômage.

Le tableau 5 montre toutefois que les mesures de chômage partiel ont eu tendance à accroître le risque de chômage moyen sur les 24 mois qui ont suivis le premier confinement (passage de 13,51 % à 13,88 %). Donc, si les rémunérations des travailleurs en chômage partiel avaient été identiques à celles des chômeurs, alors le chômage partiel aurait induit une perte. Celle-ci s’explique par la hausse induite du risque de chômage causée par la baisse transitoire de la valeur de la stratégie de rétention de la main d’oeuvre. Néanmoins, le tableau 5 montre aussi que le chômage partiel s’est traduit par une hausse de ratio de remplacement moyen, en particulier pour les moins diplômés. Les écarts d’espérance d’utilité montrent que ce dernier effet domine pour les non-diplômés et ceux ayant un CAP-BEP, mais que l’effet hausse du risque domine pour ceux ayant au moins le Bac. En effet, pour ces deux derniers groupes, l’utilisation du chômage partiel a été plus limitée, ce qui implique que les ajustements de l’emploi se sont opérés davantage par le chômage classique, plus long à résorber. Au bilan, le chômage partiel apparaît donc plus comme une mesure permettant de réduire les coûts de la crise pour les moins diplômés.

### 3.3 Analyse des mécanismes du modèle

**Variation des coûts unitaires d'embauche et de l'hétérogénéité microéconomique avec le cycle économique.** Dans cette section, nous analysons la contribution (i) du coût unitaire d'embauche qui varie avec le taux de chômage agrégé afin de tenir compte de l'effet de congestion, et (ii), du risque microéconomique qui augmente en récession. Pour ce faire, nous recalibrons le modèle pour chaque cas supprimant l'une des deux extensions afin de reproduire les moments observés. Afin d'isoler le mécanisme et de faciliter l'analyse, nous considérons uniquement la période de mars 2020 à septembre 2020, où il n'y a qu'un confinement suivi d'un déconfinement <sup>33</sup>.

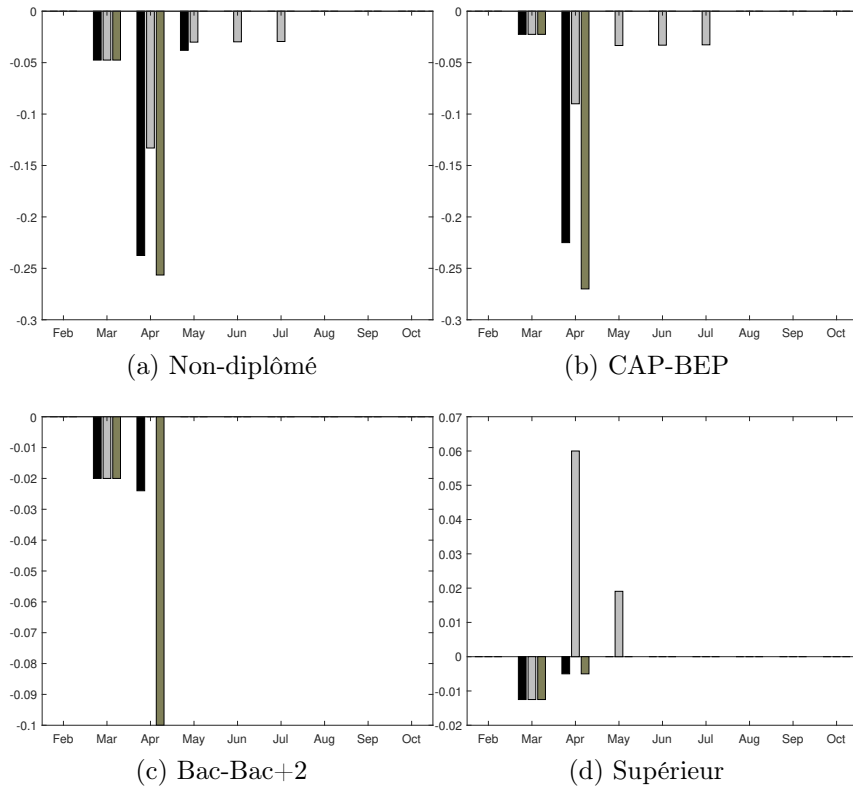


FIGURE 7 – **Variations de PGF : comparaison entre les trois modèles.** noir : modèle de référence, gris : modèle avec coûts unitaires d'embauche constant dans le cycle, kaki : modèle avec variance des chocs microéconomiques constante dans le cycle. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

La figure 7 montre que les séquences estimées des chocs de productivité sont très différentes de celles identifiées grâce au modèle de référence, à l'exception des chocs de

33. Cela conduit à un ensemble de moments cibles  $\tilde{\Phi}$  de  $\dim(\tilde{\Phi}) = 10$ , i.e. 7 mois de chômage agrégé et les 3 écarts de chômage par diplôme d'avril 2020, qui nous permet de déterminer  $\tilde{\Psi}$  paramètres, avec  $\dim(\tilde{\Psi}) = 9$ . Pour le modèle avec coûts unitaires fixes dans le temps, on suppose que les chocs se résorbent après avril suivant un AR(1) dont la persistance est un 10<sup>ième</sup> paramètre du vecteur  $\Psi$ . L'introduction de ce paramètre de persistance des chocs n'est pas utile dans les autres cas.

mars 2020. Ces résultats soulignent l'importance de chacune des extensions introduites dans le modèle DMP de base. Lorsque les coûts d'embauche sont constants – comme dans le modèle DMP de base – alors l'amplitude des chocs doit être moindre, quel que soit le niveau d'éducation ; cependant, ils doivent être plus persistants : en effet, sans l'externalité sur le coût unitaire d'embauche, la persistance interne du modèle DMP est très faible et doit donc être remplacée (à tort car ici les périodes de restrictions sont connues) par des chocs négatifs sur un plus grand nombre de périodes, afin que le modèle reproduise la série observée de chômage. Sans ces chocs négatifs contrefactuels de PGF, on retrouve le défaut habituel du modèle DMP : la persistance du chômage serait trop faible car les reprises d'emploi seraient facilitées par le grand nombre de chômeurs en période de récession. Ceci est alors contrebalancé par des chocs négatifs additionnels, qui conduisent alors à une surestimation des taux de séparation.

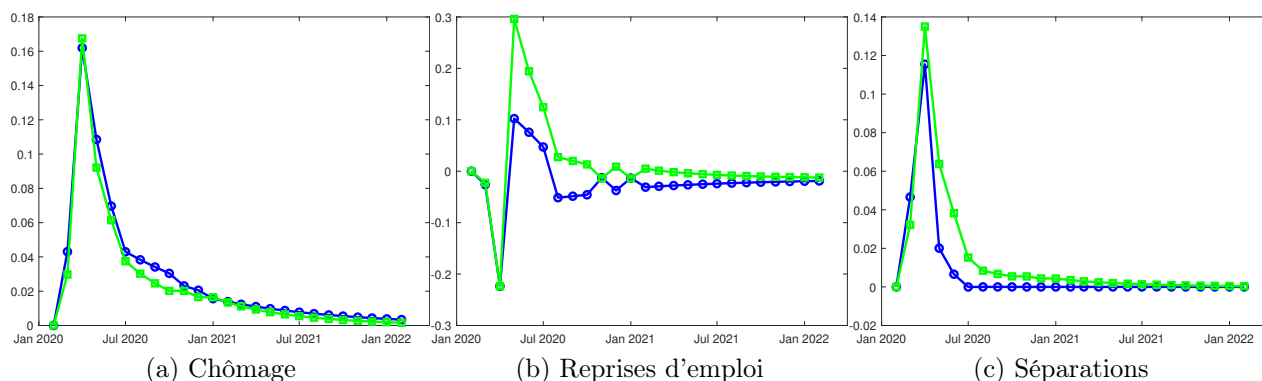


FIGURE 8 – **Modèle avec coûts unitaires d'embauche constants dans le cycle.**

Bleue : modèle de référence ; vert : modèle avec coûts unitaires d'embauche constants dans le cycle. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

Lorsque l'on supprime la variabilité temporelle de la variance des chocs microéconomiques, les taux de séparation et de reprise d'emploi sont biaisés, malgré la bonne prédiction du taux de chômage. En récession, lorsque la variance des chocs microéconomiques augmente (la moyenne de la distribution restant constante), le poids des bons et des mauvais tirages augmente. Étant donné que la distribution qui compte pour évaluer les bénéfices futurs est coupée à gauche par la productivité de réservation, une augmentation de la variance tend à augmenter les bénéfices attendus, ce qui augmente les embauches. Pour les séparations, cet effet agit également pour réduire les séparations, mais il est surcompensé par (i) l'augmentation de la tension sur le marché du travail, qui augmente les salaires, et (ii) l'épaississement à gauche de la queue de la distribution. En effet, pour un niveau donné de seuil de productivité de réservation, suffisamment à gauche de la grille de productivité, une augmentation de la variance de la distribution implique une augmentation du poids des emplois proche du seuil de rentabilité. Par conséquent, en l'absence de cet effet, il y aurait moins de séparation<sup>34</sup>.

34. Voir Pissarides (2020), ch.2, pour les dérivations analytiques de ces résultats.

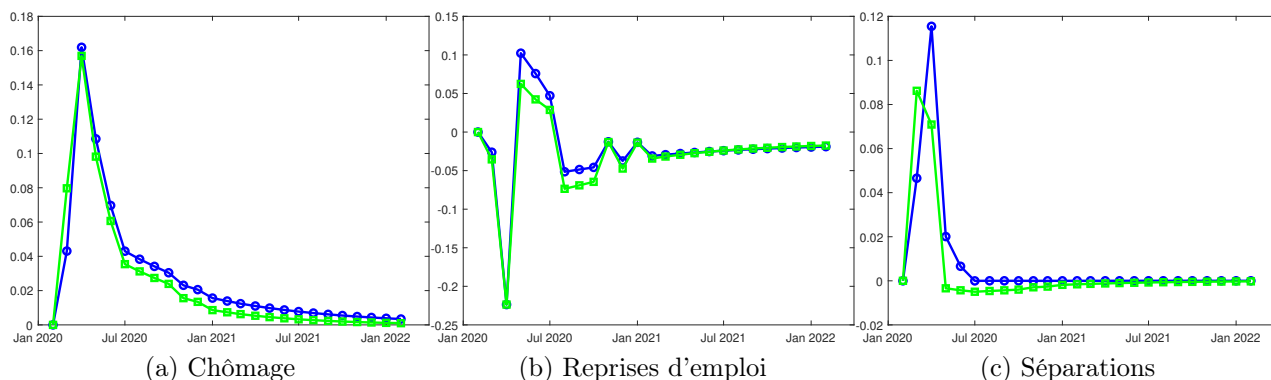


FIGURE 9 – **Modèle avec variance des chocs microéconomiques constante dans le cycle.** Bleue : modèle de référence ; vert : modèle avec variance des chocs microéconomiques constante dans le cycle. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

**Impact des ajustements de prix.** Comme le soulignent Krueger et al. (2020), les ajustements de prix sont de puissants signaux permettant de réorienter les activités entre occupations inégalement touchées par cette crise. La Figure 10 montre que les activités

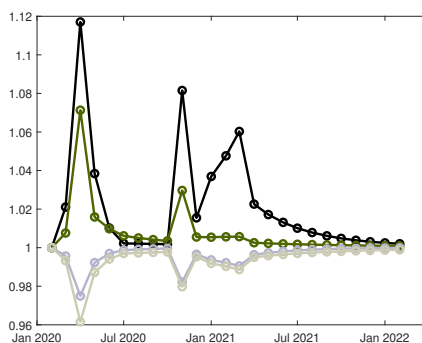


FIGURE 10 – **Ajustements des prix relatifs.** Noir : non-diplômés, kaki : CAP-BEP, gris : Bac-Bac+2, blanc cassé : Supérieur. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d'avant crise, c'est à dire celles de février 2020.

contraintes voient leurs prix augmenter (effet rareté), ce qui vient compenser partiellement les effets négatifs des restrictions sur la valeur des ventes des entreprises. On en déduit que les ajustements de prix fluidifient les ajustements économiques. C'est effectivement ce que montre la Figure 11 où l'on compare les ajustements de notre modèle de référence à un modèle où les prix resteraient à leur niveau initial (équilibre partiel à prix constants et exogènes). Sans les ajustements de prix, l'impact des restrictions est plus fort et surtout la persistance des ajustements est beaucoup plus importante. Ces résultats montrent donc qu'une analyse à l'équilibre partiel conduirait à largement surestimer l'impact de la crise sur les ajustements du marché du travail.

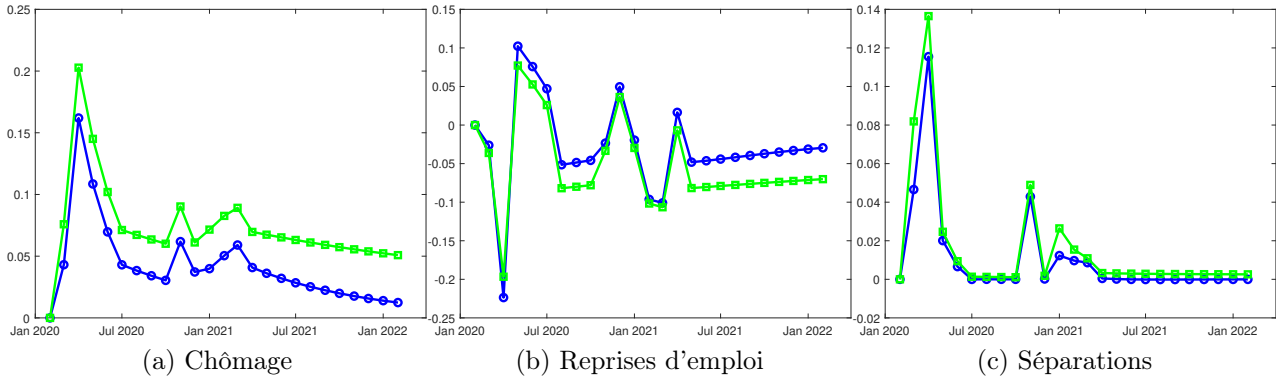


FIGURE 11 – **Modèle d'équilibre partiel où les prix sont constants.** Bleue : modèle de référence ; vert : modèle sans ajustement des prix.

## 4 Prévisions

### 4.1 Quel aurait été l'impact d'un confinement plus souple mais plus long ?

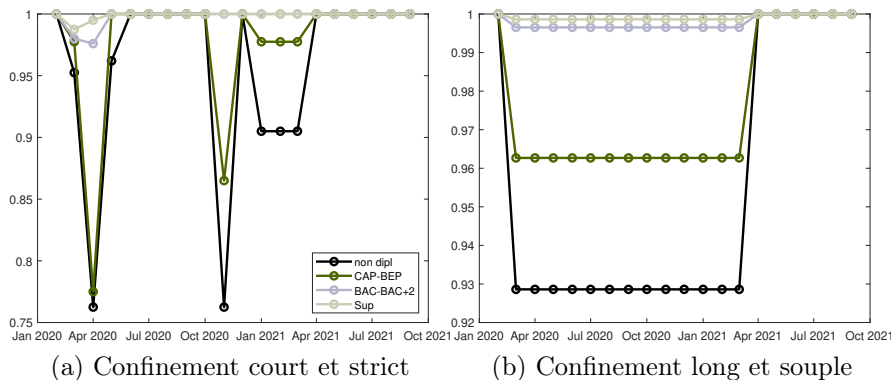


FIGURE 12 – **Comparaison des variations de PGF : confinement strict mais cours versus souple mais long.** Toutes les séries sont en base 1 pour le mois d'avant crise, i.e. février 2020.

Dans le scénario de référence, le premier confinement a été très strict, mais assez court. Ensuite, lui ont succédé, le confinement de novembre, moins strict et plus court, puis le couvre-feu de janvier, beaucoup moins strict. Face à cette politique de stop-and-go, une alternative aurait pu être une stratégie de confinement moins stricte, mais pérenne sur l'année (mars 2020 à mars 2021)<sup>35</sup>. Quelle serait l'impact d'une telle alternative ? Afin d'isoler l'impact de la durée du confinement, on calibre le scénario contrefactuel de telle

35. Nous ne pouvons évidemment pas prévoir l'impact sanitaire d'une telle stratégie, mais différents scénarios de restrictions de la vie économique ont été implémentés au travers le monde avec des résultats sanitaires pas nécessairement corrélés. Ce débat dépasse le cadre de cet article.



sorte que la somme actualisée des diminutions de PGF soit identique à celle du scénario de référence. Le graphique (b) de la Figure 12 permet de comparer les variations estimées de PGF induites par la succession de restrictions depuis 2020 en France à des restrictions moindres mais plus longues : ce scénario contrefactuel implique une baisse de la PGF de 7 % (0,015 %) pour les non-qualifiés (les diplômés de l’enseignement supérieur), alors qu’elle était de 25 % (0,5 %) dans le scénario de référence (voir graphique (a) de la Figure 12)<sup>36</sup>

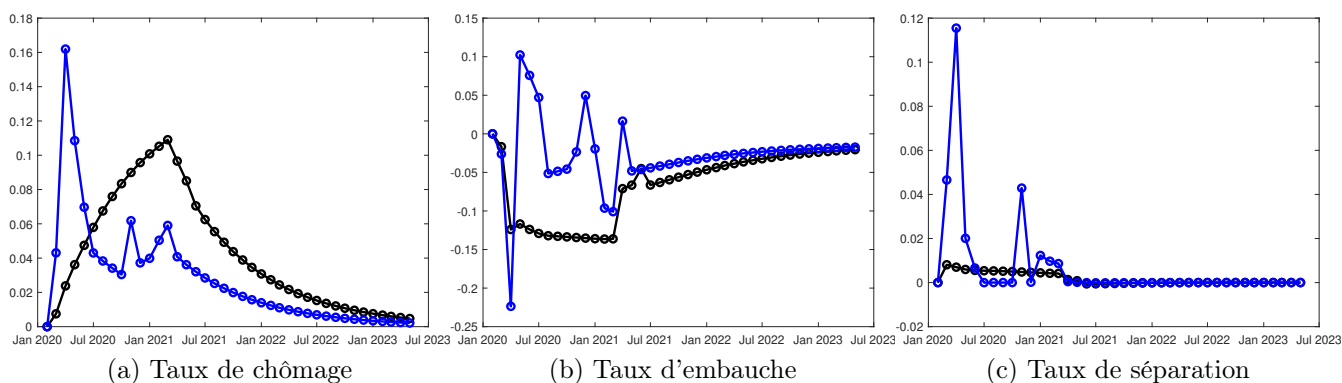


FIGURE 13 – **Comparaison entre un confinement brusque mais court avec un confinement souple mais long.** Bleue : modèle de référence ; noir : modèle avec un confinement plus souple mais plus long. Toutes les séries sont en écart à leurs valeurs d’avant crise, i.e. celles de février 2020.

Le graphique (c) de la Figure 13 montre que des restrictions moins fortes mais plus persistantes permettent d’éviter presque totalement l’énorme pic des séparations d’avril 2020 du scénario de référence (et donc des données). Le graphique (b) montre que les dynamiques des reprises d’emploi sont très différentes dans les deux expériences : alors que le stop-and-go du scénario de référence permet des reprises de mai à juillet 2020, le scénario de restrictions longues et modérées conduit les embauches à être, pendant toute la durée des restrictions, en dessous de leur niveau de long terme. Les ajustements de flux montrent donc qu’une longue durée de restriction se répercute plus fortement sur les embauches. Le graphique (a) de la Figure 13 montre qu’une stratégie de confinement moins stricte et plus longue réduit l’amplitude du pic de chômage, mais induit un retour moins rapide au niveau de chômage d’avant crise.

Ce résultat est bien illustré par le graphique (a) de la Figure 14 où entre mars 2020 et janvier 2021, les restrictions du scénario de référence ont conduit à plus de chômage que celles du scénario contrefactuel, alors qu’après janvier 2021, c’est le scénario contrefactuel qui implique le plus de chômage. L’examen du graphique (b) de la Figure 14 montre que le scénario de référence dominera le scénario contrefactuel plus rapidement pour les non-diplômés (à partir d’août 2020) que pour les diplômés (août 2021). Ce résultat s’explique

36. Ces évaluations sont effectuées sous l’hypothèse que les baisses de coût unitaire d’une reprise d’activité induites par le chômage partiel sont identiques à celles du scénario de référence (voir graphique (a) de la Figure 5).

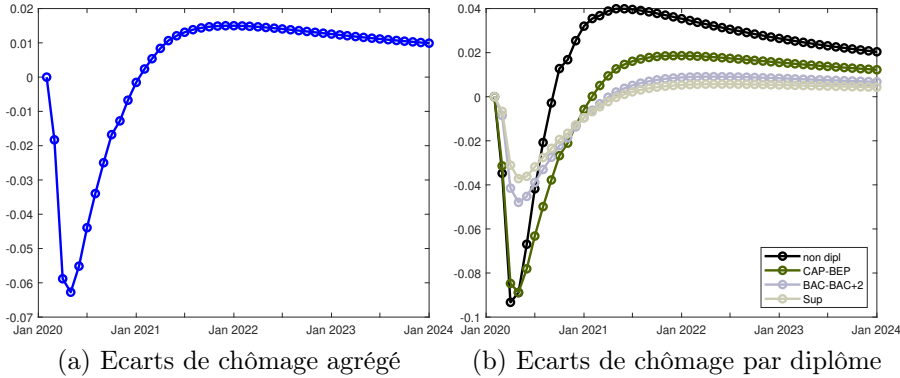


FIGURE 14 – **Comparaison entre un confinement brusque mais court et un confinement souple mais long.** Chaque série représente à chaque date  $t$  l'écart suivant :  $Gap_{t+h} = \frac{1}{h} \sum_{\tau=1}^h (UR_{t+\tau}^c - UR_{t+\tau}^{ref})$ , pour  $t + \tau =$  mars 2020, ..., janvier 2024, où  $UR_{t+\tau}^c$  est le taux de chômage induit par le scénario contrefactuel et  $UR_{t+\tau}^{ref}$  celui du scénario de référence : il s'agit donc des écarts moyens de chômage entre les deux scénarios, pour différents horizons.

par la plus grande importance du chômage partiel dans les ajustements des marchés de travail des deux groupes les moins diplômés : le recours au chômage partiel plus important sur ces segments favorise de larges ajustements aux moments des forts chocs, mais facilite également les retours vers l'emploi, réduisant ainsi fortement la persistance du chômage.

## 4.2 Quel serait l'impact d'un troisième confinement ?

Pour répondre à cette question, nous simulons un scénario où un nouveau confinement strict, de la même amplitude et de la même longueur que le premier confinement de fin mars 2020 est mis en place. Il commence à la mi-mars 2021 avec des restrictions de faible amplitudes, correspondant aux confinements implémentés sur presque la moitié du territoire à partir de la mi-mars 2021, puis se généralise lors du mois d'avril, suite à l'intervention du 31 mars 2021 du Président.

La Figure 15 montre que ce scénario aurait un effet dépressif plus important que le premier confinement. En effet, la situation du marché du travail en février-mars 2021 est beaucoup moins bonne qu'en mars 2020 (situation n'ayant jamais été aussi favorable depuis 1980). Ainsi, après deux mois de taux d'embauche en dessous de sa moyenne (de janvier à février 2021), le graphique (b) de la Figure 15 indique qu'il baisserait encore fortement en mars 2021. Ainsi, contrairement au premier confinement où le mois d'avril 2020 sans embauche faisait suite à des mois avec de nombreuses embauches, le confinement de mars-avril 2021 vient ajouter deux mois supplémentaires de réductions des embauches. Il en résulte, comme le montre le graphique (a) de la Figure 15 un accroissement de 20 pp du taux de chômage par rapport à sa valeur pré-crise, soit une hausse de 3 pp supplémentaires par rapport au pic enregistré lors du premier confinement. Cette envolée du chômage se produirait alors même que le taux de séparation ne serait pas à son plus haut niveau observé (celui d'avril 2020) car il succéderait à deux mois (de janvier à février

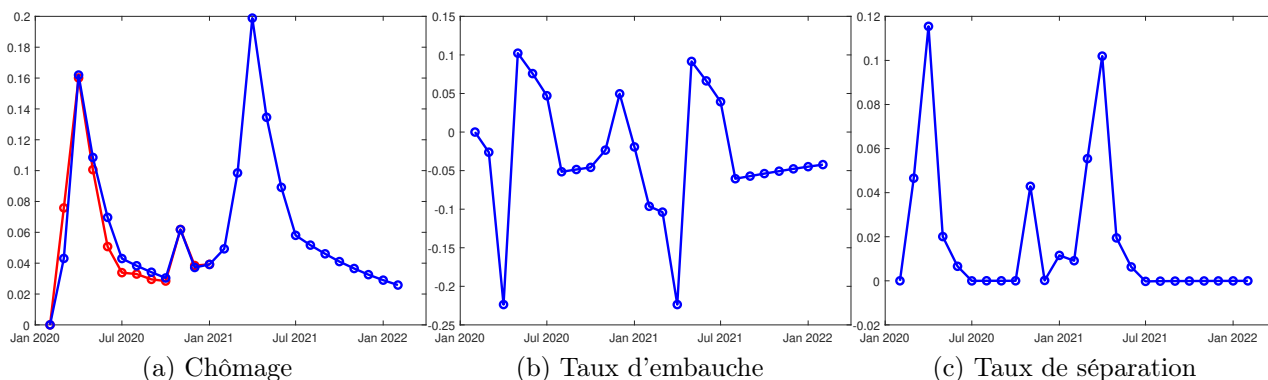


FIGURE 15 – **Un confinement plus sévère en Avril.** Graphique (a) Rouge : données ; bleue : modèle simulé.

2021) de séparations déjà au-dessus de leurs valeurs moyennes, i.e. des périodes où déjà beaucoup d’emplois fragiles ont été supprimés.

## 5 Conclusion

Les restrictions induites par le confinement sont assez difficiles à modéliser dans les modèles macro-économiques. Dans cet article nous proposons une piste en enrichissant le modèle DMP pour analyser l’impact de la crise COVID-19 sur le marché du travail français. Notre approche permet de révéler *(i)* l’amplitude des restrictions sur la production induite par le confinement, et *(ii)* la baisse des coûts des reprises d’activité induite par les mesures de chômage partiel. Ces chocs de confinement permettent alors à notre modèle de prédire l’ampleur observée du pic du chômage d’avril ainsi que sa très rapide résorption, son mini-pic de novembre et sa légère remontée amorcée en janvier 2021. Notre modèle permet aussi d’identifier les différents impacts du confinement en fonction du niveau de diplôme : les moins diplômés sont plus fortement touchés lors des périodes de restriction, mais connaissent un retour plus rapide aux conditions d’avant crise. Ceci s’explique en partie par le recours plus important au chômage partiel chez les moins diplômés qui facilite l’arrêt d’activité mais également le retour à l’emploi lors des déconfinements. Au-delà de ses effets sur la persistance du chômage, le chômage partiel permet également de combler une partie des pertes subies par les moins diplômés. Nous montrons également qu’un confinement souple et plus long (sur une période d’un an) n’est pas préférable au scénario de stop-and-go qu’a connu le France depuis mars 2020. Enfin, nous montrons qu’un nouveau confinement, identique à celui de mars 2020 et implémenté à partir de la mi-mars 2021 et se terminant fin avril 2021, pourrait conduire à un accroissement de 20 pp du chômage total, i.e. un taux de chômage intégrant aussi le chômage partiel, soit 3 pp de plus que le pic observé lors du premier confinement.

## Références

- Adams-Prassl, A., Boneva, T., Golin, M. and Rauh, C. (2020), ‘Inequality in the Impact of the Coronavirus Shock : Evidence from Real Time Surveys’, *Journal of Public Economics* **189**.
- Adjemian, S., Karame, F. and Langot, F. (2019), On nonlinearities in the unemployment dynamic, mimeo, CEPREMAP.
- Arnault, S. (2018), Salaire horaire : l’importance de la catégorie socioprofessionnelle et du diplôme, Insee Focus 116.
- Barrero, J., Bloom, N. and Davis, J. (2020), COVID-19 Is Also A Reallocation Shock, NBER Working Paper Series 27137.
- Bartik, W., Bertrand, M., Lin, F., Rothstein, J. and Unrath, M. (2020), Measuring the labor market at the onset of the covid-19 crisis, NBER Working Paper Series 27613.
- Beck, S. and Vidalenc, J. (2017), Une photographie du marché du travail en 2016, Insee-Première 1648.
- Bernstein, J., Richter, A. and Throckmorton, A. (2020), COVID-19 : A View from the Labor Market, Federal Reserve Bank of Dallas Working Paper 2010.
- Birinci, S., Karahan, F., Mercan, Y. and See, K. (2020), Labor market policies during an epidemic, Federal Reserve Bank of New York Staff Reports 943.
- Blanchard, J. O. and Diamond, P. (1994), ‘Ranking, unemployment duration, and wages’, *The Review of Economic Studies* **61**, 417–434.
- Blanchard, O. and Gali, J. (2010), ‘Labor markets and monetary policy : A new keynesian model with unemployment’, *American Economic Journal : Macroeconomics* **2**, 1–30.
- Bloom, N. (2009), ‘The Impact of Uncertainty Shocks’, *Econometrica* **77**, 623–685.
- Bloom, N., Floetotto, M., Jaimovich, N., Saporta, E. and Terry, J. (2018), ‘Really Uncertain Business Cycles’, *Econometrica* **86**, 1031–1065.
- Burda, M., Hunt, J., Elsby, M. and Haltiwanger, J. (2011), ‘What explains the german labor market miracle in the great recession?’, *Brookings Papers on Economic Activity* pp. 273–335.
- Christiano, L., Eichenbaum, M. and Trabandt, M. (2016), ‘Unemployment and business cycles’, *Econometrica* **84**(4), 1523–1569.
- Cooper, R., Meyer, M. and Schott, I. (2017), The Employment and Output Effects of Short-Time Work in Germany, NBER Working Paper 23688.

- Cortes, G. and Forsythe, E. (2020), Impacts of the COVID-19 Pandemic and the CARES Act on Earnings and Inequality, IZA 13643.
- Daly, M., Hobijn, B. and Lucking, B. (2012), Why has wage growth stayed strong?, Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Letter. Issue Apr2.
- DARES (2020), Situation sur le marché du travail durant la crise sanitaire, Dares tableau de bord.
- Den Haan, W., Ramey, G. and Watson, J. (2000), ‘Job destruction and propagation of shocks’, *American Economic Review* **90**, 482–498.
- Diamond, P. (1982), ‘Wage determination and efficiency in search equilibrium’, *Review of Economic Studies* **49**, 217–227.
- Dingel, J. and Neiman, B. (2020), ‘How many jobs can be done at home?’, *Journal of Public Economics* **189**, 104–235.
- Elsby, M. and Solon, G. (2019), ‘How prevalent is downward rigidity in nominal wages? international evidence from payroll records and pay slips’, *The Journal of Economic Perspectives* **33**(3), 185–201.
- Engbom, N. (2019), Application cycles, Society for Economic Dynamics 1170.
- Fana, M., Tolan, S., Torrejón, S., Brancati, U. and Fernández-Macías, E. (2020), The covid confinement measures and eu labour markets, JRC 120578.
- Ferraro, D. (2018), ‘The Asymmetric Cyclical Behavior of the U.S. Labor Market’, *Review of Economic Dynamics* **30**, 145–162.
- Ferraro, D. (2020), ‘Fast Rises, Slow Declines : Asymmetric Unemployment Dynamics with Matching Frictions’, *Journal of Money, Credit and Banking* **Forthcoming**.
- Fontaine, I., Gálvez-Iniesta, I., Gomes, P. and Vila-Martind, D. (2020), ‘Labour market flows : Accounting for the public sector’, *Labour Economics* **62**(101770).
- Gallant, J., Kroft, K., Lange, F. and Notowidigdo, M. (2020), Temporary Unemployment And Labor Market Dynamics During the COVID-19 Recession, NBER Working Paper series 27924.
- Givord, P. and Silhol, J. (2020), Confinement : des conséquences économiques inégales selon les ménages, Insee-Première 1822.
- Gregory, V., Menzio, G. and Wicze, G. D. (2020), Pandemic recession : L or V-shaped ?, NBER Working Paper Series 27105.
- Hall, R. E. (2005), ‘Employment fluctuations with equilibrium wage stickiness’, *American Economic Review* **95**(1), 50–65.

- Hall, R. E. and Milgrom, P. R. (2008), ‘The limited influence of unemployment on the wage bargain’, *American Economic Review* **98**(4), 1653–1674.
- Hall, R. and Kudlyak, M. (2020), Why Has the US Economy Recovered So Consistently from Every Recession in the Past 70 Years?, NBER Working Paper series 27234.
- Insee-Deep-Cereq-Dares-SIES (2018), L’insertion des jeunes : Professions et secteurs d’activité, in C. Aliaga and B. Junel, eds, ‘Formations et emploi’, Insee, Etudes Economiques, pp. 94–95.
- Jardim, E., Solon, G. and Vigdor, J. (2019), How Prevalent Is Downward Rigidity in Nominal Wages? Evidence from Payroll Records in Washington State, NBER Working Paper series 25393.
- Jauneau, Y. and Vidalenc, J. (2020), Durée travaillée et travail à domicile pendant le confinement : des différences marquées selon les professions, Insee Focus 207.
- Kandoussi, M. and Langot, F. (2020), On the heterogeneous impacts of the COVID-19 lockdown on US unemployment, Working paper.
- Kapicka, M. and Rupert, P. (2020), Labor markets during pandemics, Mimeo. UC Santa Barbara.
- Krause, M. and Lubik, T. A. (2007), ‘The (ir)relevance of real wage rigidity in the new keynesian model with search frictions’, *Journal of Monetary Economics* **54**(3), 706–727.
- Krueger, D., Uhlig, H. and Xie, T. (2020), Macroeconomic Dynamics and Reallocation in an Epidemic : Evaluating the "Swedish Solution", Technical report, NBER.
- Kurmann, A. and McEntarfer, E. (2019), Downward Nominal Wage Rigidity in the United States : New Evidence from Worker-Firm Linked Data, Center for Economic Studies (Census) 19-07.
- Leduc, S. and Liu, Z. (2019), ‘The Weak Job Recovery in a Macro Model of Search and Recruiting Intensity’, **12**(1), 310–343.
- Lise, J. and Robin, J.-M. (2017), ‘The macro-dynamics of sorting between workers and firms’, *American Economic Review* **107**(4), 1104–1135.
- Menard, B. (2019), État de l’Enseignement supérieur, de la Recherche et de l’Innovation en France : enquête 2018 sur l’insertion professionnelle des diplômés de l’université, Mesri-dgesip/dgri-sies.
- Molavi, P. (2018), A theory of dynamic selection in the labor market, Technical report, Department of Economics, MIT.

- Mortensen, D. (1982), The matching process as a noncooperative bargaining game, *in* J. J. McCall, ed., ‘The Economics of Information and Uncertainty’, University of Chicago Press.
- Petrosky-Nadeau, N. and Zhang, L. (2021), ‘Unemployment crises’, *Journal of Monetary Economics* **117**, 335–353.
- Pissarides, C. (1985), ‘Short-run dynamics of unemployment, vacancies, and real wages’, *American Economic Review* **75**, 676–690.
- Pissarides, C. (2020), *Equilibrium unemployment theory*, MIT Press.
- Robin, J.-M. (2011), ‘On the dynamics of unemployment and wage distributions’, *Econometrica* **79**(5), 1327–1355.

## A Le consommateur ayant accès aux marchés financiers : le capitaliste

Le capitaliste maximise la somme actualisée de son utilité, donnée par

$$\sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \left( \frac{(C_t^K)^{1-\nu}}{1-\nu} + A_b B_t \right) \quad \text{with } C_t^K = S_{n,t}^{\frac{1}{1-\sigma}} \left( \sum_{s \in \mathcal{S}_t} (C_{s,t}^K)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}},$$

où  $C_t^K$  désigne le panier de biens de consommation et  $B_t$  les biens durables (logement, par exemple). Les biens durables s'accumulent comme suit :

$$B_{t+1} = (1-\delta)B_t + S_{n,t}^{\frac{1}{1-\sigma}} \left( \sum_{s \in \mathcal{S}_t} (I_{s,t}^K)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} - \frac{\varphi}{1-\varphi} \sum_{s \notin \mathcal{S}_t} \omega_s \psi_s \kappa_{s,t} V_{s,t},$$

où nous supposons qu'un capitaliste finance les coûts de réouverture des entreprises (dernier terme de l'équation). Lorsque les marchés  $s \notin \mathcal{S}_t$  ne sont pas ouverts à la période  $t$ , le coût unitaire de chaque transaction entre le capitaliste et une entreprise en réouverture (prêt du capitaliste à l'entreprise) est  $\psi_s$  car le prix  $p_s$  n'est alors pas observable. La contrainte budgétaire de cet agent est

$$\begin{aligned} C_t^K + I_t^K &= \frac{\varphi}{1-\varphi} \left( \sum_{s \in \mathcal{S}_t} \omega_s D_{s,t} - \sum_{s \notin \mathcal{S}_t} \omega_s \psi_s \kappa_{s,t} V_{s,t} \right) - T_t \equiv \mathcal{R}_t \\ \Rightarrow B_{t+1} &= (1-\delta)B_t + \mathcal{R}_t - C_t^K, \end{aligned}$$

où  $D_{s,t}$  sont les dividendes versés par les entreprises des secteurs  $s = 1, \dots, S$ . Pour  $s \in \mathcal{S}_t$ , ce dividende est positif, alors que pour  $s \notin \mathcal{S}_t$ , ce dividende est négatif et égal à  $\psi_s \kappa_{s,t} V_{s,t}$  pour chaque entreprise prévoyant de ré-ouvrir à la période suivante. L'équation d'Euler est

$$(C_t^K)^{-\nu} = \beta_t [A_b + (1-\delta)(C_{t+1}^K)^{-\nu}],$$

et les choix intertemporels sont donnés par

$$C_{s,t}^K = \left( \frac{p_{s,t}}{p_t} \right)^{-\sigma} \frac{C_t^K}{S_{n,t}} \quad \text{and} \quad I_{s,t}^K = \left( \frac{p_{s,t}}{p_t} \right)^{-\sigma} \frac{I_t^K}{S_{n,t}} \quad \text{for } s \in \mathcal{S}_t.$$

Nous supposons que  $B_t > 0, \forall t$ . En effet, la contrainte est  $B_t \geq 0, \forall t$ . Toutefois, lorsque cette contrainte est saturée, le capitaliste ne peut pas financer les coûts de réouverture des entreprises, ce qui les conduit à fermer définitivement, quels que soient les bénéfices anticipés. Cette hypothèse  $B_t > 0$  est soutenable, car la tarification des coûts de vacance avant la réouverture ( $\psi_s$ ) peut être arbitrairement basse.

Les préférences du capitaliste conduisent la consommation à être constante, impliquant que toutes les fluctuations de revenu du capitaliste sont absorbées par les changements de leurs consommation durable  $B_{t+1}$ . Le choix de consommation a alors une solution analytique  $C_t^K = C^K = \left( \frac{\beta A_b}{1-\beta(1-\delta)} \right)^{\frac{1}{\nu}}$ . On déduit alors  $C_t^K = \mathcal{R}_t - C^K$ , avec  $B_{t+1} - (1-\delta)B_t = \mathcal{R}_t - C^K = I_t^K$ .



## B Choix sur le marché du travail en présence de chômage partiel

### B.1 Plan de chômage partiel implémenté par l'Etat

**Hypothèses.** Les restrictions sanitaires introduisent des contraintes : au sein de chaque entreprise, seule une fraction  $\mathcal{P}_{s,t}$  de chaque type d'emploi  $s$  peut produire. Cette part des emplois qui peut rester en activité est décidé par l'Etat (voir ci-dessous) lorsque celui-ci choisit l'amplitude des restrictions. Pour accompagner ces nouvelles contraintes, l'Etat met en place un plan d'assurance bénéficiant aux postes de travail qui ne peuvent pas produire : le chômage partiel qui est un transfert aux entreprises pour les postes ne pouvant pas produire mais qui conservent la charge (partielle) des coûts du travail.

**Pour les entreprises.** En échange d'une préservation de l'emploi, l'Etat s'engage à compenser les entreprises : les  $(1 - \mathcal{P}_{s,t})$  postes improductifs se voient recevoir une compensation  $B_{s,t}$ , si les employés conservent leurs emplois<sup>37</sup>. L'espérance d'excédent brut d'exploitation<sup>38</sup> ( $EBE_{s,t}$ ) est alors :

$$EBE_{s,t} = \mathcal{P}_{s,t} (p_{s,t} \bar{A}_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} N_{s,t} - \tilde{w}_{s,t} N_{s,t}) + (1 - \mathcal{P}_{s,t}) (-\tilde{w}_{s,t}^c N_{s,t} + B_{s,t}),$$

où la production est  $Y_{s,t} = \bar{A}_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} N_{s,t}$  (voir équation (5)), et  $\tilde{w}_{s,t}^c = \tilde{w}_{s,t} - \chi_{s,t}$  est la compensation reçue par les employés en cas de chômage partiel, i.e. le salaire réduit du montant  $\chi_{s,t} \geq 0$  en cas de compensation incomplète.

L'Etat opte pour une assurance complète, ce qui conduit à une indemnisation de

$$B_{s,t} = (p_{s,t} \bar{A}_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} - \chi_{s,t}) N_{s,t}.$$

Ex-post, i.e. une fois intégrées les règles de décision de l'Etat, l'EBE est

$$EBE_{s,t} = (p_{s,t} (1 - c_{s,t} (1 - \mathcal{P}_{s,t})) \bar{A}_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} - \tilde{w}_{s,t}) N_{s,t},$$

en supposant que  $\chi_{s,t} = c_{s,t} p_{s,t} \bar{A}_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t}$ , avec  $0 \leq c_{s,t} < 1$ . Par la suite, on notera

$$A_{s,t} = (1 - c_{s,t} (1 - \mathcal{P}_{s,t})) \bar{A}_{s,t}.$$

Cette expression indique que la PGF est réduite par l'introduction du programme de chômage partiel :  $\partial A_{s,t} / \partial \mathcal{P}_{s,t} > 0$  et  $\partial A_{s,t} / \partial c_{s,t} < 0$ . Cette baisse de PGF vient compenser la couverture incomplète des salaires ( $c_{s,t}$  % de la productivité) des  $1 - \mathcal{P}_{s,t}$  employés en chômage partiel.

37. Les employés en chômage partiel à la période  $t$  pourront être parmi les actifs de la période  $t + 1$  avec la même probabilité que s'ils avaient travaillé en  $t$ .

38. L'excédent brut d'exploitation n'intègre pas les coûts d'embauche qui restent peu observable en cette période pour l'Etat.

**Pour les employés.** Ce programme de chômage partiel implique qu'à chaque période, l'espérance de gain d'un employé devient

$$\mathcal{P}_{s,t}\tilde{w}_{s,t} + (1 - \mathcal{P}_{s,t})\tilde{w}_{s,t}^c = \tilde{w}_{s,t} - (1 - \mathcal{P}_{s,t})\chi_{s,t},$$

et le surplus obtenu à la signature d'un contrat de travail est (avec  $j = s$ )

$$\begin{aligned} W_{i,s,t}(\alpha) - U_{i,s,t} &= w_{i,s,t}(\alpha) - b_{i,s} - (1 - \mathcal{P}_{s,t})\chi_{s,t} \\ &+ \beta \left[ (1 - s_{s,t+1}) \int_{\alpha_{s,t+1}^r}^{\infty} W_{i,s,t} \frac{dG(\alpha)}{1 - G(\alpha_{s,t+1}^r)} + s_{s,t+1} U_{i,s,t+1} \right] \\ &- \beta \left[ f_{s,t+1}(1 - s_{s,t+1}) \int_{\alpha_{s,t+1}^r}^{\infty} W_{i,s,t} \frac{dG(\alpha)}{1 - G(\alpha_{s,t+1}^r)} + (1 - f_{s,t+1}(1 - s_{s,t+1})) U_{i,s,t+1} \right], \end{aligned}$$

où le coût d'opportunité de l'emploi en présence de chômage partiel est accru et donné par  $\tilde{b}_{i,s,t} = b_{i,s} + (1 - \mathcal{P}_{s,t})\chi_{s,t}$ .

**Arbitrage du gouvernement.** L'Etat choisit l'amplitude de la contrainte imposée par les mesures du confinement en minimisant la fonction de coût suivante :

$$\min_{\mathcal{P}_{s,t}} \left\{ (1 - \mathcal{P}_{s,t})B_{s,t} + \frac{\Phi_t}{2} \mathcal{P}_{s,t}^2 \right\} \Rightarrow \mathcal{P}_{s,t} = \frac{1}{\Phi_t} B_{s,t}$$

où les enveloppes budgétaires de chaque segment  $s$  sont supposées être indépendantes les une des autres. La première partie de la fonction de coût  $((1 - \mathcal{P}_{s,t})B_{s,t})$  représente les coûts de l'indemnisation du chômage partiel<sup>39</sup>, alors que la seconde partie  $(\frac{\Phi_t}{2} \mathcal{P}_{s,t}^2)$  représente les coûts organisationnels et autres liés à la mise en place et gestion d'un tel programme.

Dans la suite, on suppose pour simplifier que  $\Phi_t = \phi_t B_{s,t}$  : le paramètre d'échelle définissant les coûts de gestion ( $\Phi_t$ ) est proportionnel à la valeur de l'indemnisation ( $B_{s,t}$ ). La solution du programme de minimisation des coûts est :  $\mathcal{P}_{s,t} = \frac{1}{\phi_t}$ , avec  $\phi_t \geq 1$ , car  $0 \leq \mathcal{P}_{s,t} \leq 1$ .  $\mathcal{P}_{s,t}$  décroît quand  $\phi_t$  augmente, i.e. le nombre d'actifs est plus faible lorsque le programme d'assurance s'étend.

**Impact sur les fonctions d'appariement.** Il y a sur chaque marché du travail  $U_{s,t} + (1 - \mathcal{P}_{s,t})N_{s,t}$  personnes qui ne travaillent pas, i.e. les personnes sans contrat de travail ( $U_{s,t} = 1 - N_{s,t}$ ) et celles au chômage partiel  $((1 - \mathcal{P}_{s,t})N_{s,t})$ . Dans la fonction d'appariement, on suppose que les efforts de recherche de ces deux types d'agent sont différents :  $a_{u,t}$  pour les individus sans contrat et  $a_{p,t}$  pour ceux au chômage partiel. De même, on suppose que l'efficacité d'un emploi vacant dans la recherche d'un employé, noté  $a_{v,t}$ , est affecté par le confinement. Le fonction d'appariement devient alors

$$M_s(a_{u,t}U_{s,t} + a_{p,t}(1 - \mathcal{P}_{s,t})N_{s,t}, a_{v,t}V_{s,t}) = \frac{(a_{u,t}U_{s,t} + a_{p,t}(1 - \mathcal{P}_{s,t})N_{s,t})a_{v,t}V_{s,t}}{((a_{u,t}U_{s,t} + a_{p,t}(1 - \mathcal{P}_{s,t})N_{s,t})^{\tau_s} + (a_{v,t}V_{s,t})^{\tau_s})^{1/\tau_s}}$$

39. Une fois cette somme  $B_{s,t}$  transférée aux entreprises, ces dernières ont la charge de rémunérer leurs employés en chômage partiel.

On suppose que (i)  $a_{p,t} = 0$ , i.e. que les agents au chômage partiel ne peuvent changer d'emploi pendant les périodes d'indemnisation au chômage partiel et (ii)  $a_{u,t} = a_{v,t} \equiv a_{uv,t}$ , i.e. que le programme de chômage partiel affecte identiquement les efficacités de recherche des chômeurs et des entreprises. Alors, on obtient

$$M_s(a_{uv,t}U_{s,t}, a_{uv,t}V_{s,t}) = a_{uv,t} \frac{U_{s,t}V_{s,t}}{(U_{s,t}^{\tau_s} + V_{s,t}^{\tau_s})^{1/\tau_s}}$$

où, implicitement,  $a_{uv,t}$  dépend de  $\phi_{s,t}$ , i.e.  $a_{uv,t} = a_{uv}(\phi_{s,t})$ . La probabilité qu'un chômeur trouve un emploi est  $f_s(\theta_{s,t}) = a_{uv}(\phi_{s,t})(1 + \theta_{s,t}^{-\tau_s})^{-1/\tau_s}$  et qu'un emploi vacant soit pourvu est  $q_s(\theta_{s,t}) = a_{uv}(\phi_{s,t})(1 + \theta_{s,t}^{\tau_s})^{-1/\tau_s}$ .

## B.2 Le problème de l'entreprise

La fonction de production est alors donnée par

$$Y_{s,t} = A_{s,t}N_{s,t} \frac{1}{1 - G_{s,t}(\alpha_t^r)} \int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} \alpha dG_{s,t}(\alpha) = A_{s,t}\tilde{\alpha}_{s,t}N_{s,t}, \quad (5)$$

où on note  $\tilde{\alpha}_{s,t} = \frac{\int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} \alpha dG_{s,t}(\alpha)}{1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)}$  et  $A_{s,t}$  la productivité spécifique à chaque niveau de diplôme.

On notant  $\tilde{w}_{s,t} = \frac{\int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} w_{s,t}(\alpha) dG_{s,t}(\alpha)}{1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)}$ , le programme de l'entreprise est :

$$\begin{aligned} \mathcal{V}_{s,t}(N_{s,t}, A_{s,t}) &= \max_{V_{s,t}, N_{s,t}, \alpha_{s,t}^r} D_{s,t} + \beta_t \mathcal{V}_{s,t+1}(N_{s,t+1}, A_{s,t+1}) \\ \text{s.t.} \quad \begin{cases} D_{s,t} &= p_{s,t}A_{s,t}\tilde{\alpha}_{s,t}N_{s,t} - \tilde{w}_{s,t}N_{s,t} - p_{s,t}\bar{\kappa}_{s,t}\mathcal{P}_{s,t}V_{s,t} \\ N_{s,t+1} &= (1 - s_{s,t+1})(N_{s,t} + q(\theta_{s,t})V_{s,t}) \\ V_{s,t} &\geq 0 \end{cases} \quad (\lambda_{s,t}) \end{aligned}$$

où  $A_{s,t}$  intègre les changements liés aux restrictions des confinements et la politique de chômage partiel. Remarquons que les coûts associés aux recrutements baissent proportionnellement à l'amplitude du programme de chômage partiel ( $\mathcal{P}_{s,t} = \frac{1}{\phi_t}$ ) car les embauches ne peuvent s'opérer que sur des postes actifs. Ceci conduit donc à une réduction administrée des coûts d'embauche, l'Etat n'assurant pas les coûts associés aux recrutements.

**Conditions d'optimalité.** Les conditions de première ordre (CPO) par rapport aux emplois vacants est :

$$\begin{aligned} 0 &= -p_{s,t}\bar{\kappa}_{s,t} \frac{1}{\phi_{s,t}} + q(\theta_{s,t})\beta_t(1 - s_{s,t+1}) \frac{\partial \mathcal{V}_{s,t+1}}{\partial N_{s,t+1}} + \lambda_{s,t}q(\theta_{s,t}) \\ \Leftrightarrow 0 &= -p_{s,t}\bar{\kappa}_{s,t} \frac{1}{a_{uv}(\phi_{s,t})\phi_{s,t}} + (1 + \theta_{s,t}^{\tau_s})^{-1/\tau_s} \beta_t(1 - s_{s,t+1}) \frac{\partial \mathcal{V}_{s,t+1}}{\partial N_{s,t+1}} + \lambda_{s,t}(1 + \theta_{s,t}^{\tau_s})^{-1/\tau_s} \quad (6) \end{aligned}$$

où, par la suite, on note

$$\kappa_{s,t} \equiv \bar{\kappa}_{s,t} \frac{1}{a_{uv}(\phi_{s,t})\phi_{s,t}}.$$

Ainsi, la politique de chômage partiel affecte les embauches si  $a_{uv}(\cdot)$  n'est pas proportionnelle à  $1/\phi_{s,t}$  : les variations de la fonction  $\kappa_{s,t}$  seront identifiées de telle sorte à ce que modèle reproduise les données.

Les autres CPO sont :

$$0 = \frac{\partial N_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} (p_{s,t} A_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} - \tilde{w}_{s,t}) + N_{s,t} \left( p_{s,t} A_{s,t} \frac{\partial \tilde{\alpha}_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} - \frac{\partial \tilde{w}_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} \right) + \beta_t \frac{\partial \mathcal{V}_{s,t+1}}{\partial N_{s,t+1}} \frac{\partial N_{s,t+1}}{\partial N_{s,t}} \frac{\partial N_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} \quad (7)$$

$$\frac{\partial \mathcal{V}_{s,t}}{\partial N_{s,t}} = p_{s,t} A_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} - \tilde{w}_{s,t} + \beta_t (1 - s_{s,t+1}) \frac{\partial \mathcal{V}_{s,t+1}}{\partial N_{s,t+1}} \quad (8)$$

Les conditions de Kuhn–Tucker sont données par

$$q_s(\theta_{s,t}) V_{s,t} \geq 0, \quad \lambda_{s,t} \geq 0, \quad \text{and} \quad \lambda_{s,t} q_s(\theta_{s,t}) V_{s,t} = 0.$$

Sachant que  $1 - s_{s,t} = (1 - s_s)(1 - G_s(\alpha_{s,t}^r))$  et en utilisant

$$\begin{aligned} \frac{\partial N_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} &= -(1 - s_s)(N_{s,t-1} + q(\theta_{s,t-1}) V_{s,t-1}) dG_s(\alpha_{s,t}^r) = -(1 - s_s) \frac{N_{s,t}}{1 - s_{s,t}} dG_s(\alpha_{s,t}^r) \\ \frac{\partial \tilde{\alpha}_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} &= \frac{dG_s(\alpha_{s,t}^r)}{1 - G_s(\alpha_{s,t}^r)} (\tilde{\alpha}_{s,t} - \alpha_{s,t}^r) \\ \frac{\partial \tilde{w}_{s,t}}{\partial \alpha_{s,t}^r} &= \frac{dG_s(\alpha_{s,t}^r)}{1 - G_s(\alpha_{s,t}^r)} (\tilde{w}_{s,t} - w_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)), \end{aligned}$$

l'équation (7) peut être réécrite comme suit :

$$0 = p_{s,t} A_{s,t} \alpha_{s,t}^r - w_{s,t}(\alpha_{s,t}^r) + \left( \frac{p_{s,t} \kappa_{s,t}}{q(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} \right)$$

Les CPO conduisent aux conditions inter-temporelles de destruction et de création suivantes :

$$\begin{aligned} J_{s,t}(\alpha_{s,t}) &= p_{s,t} A_{s,t} \alpha_{s,t} - w(\alpha_{s,t}) + \beta_t (1 - s_{s,t+1}) J_{s,t+1} \quad \forall \alpha_{s,t} \geq \alpha_{s,t}^r \\ J_{s,t}(\alpha_{s,t}^r) &= 0 \\ J_{s,t} &= p_{s,t} A_{s,t} \tilde{\alpha}_{s,t} - \tilde{w}_{s,t} + \beta_t (1 - s_{s,t+1}) J_{s,t+1} \\ \frac{p_{s,t} \kappa_{s,t}}{q(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} &= \beta_t (1 - s_{s,t+1}) J_{s,t+1}, \end{aligned}$$

où  $J_{s,t} = \frac{\partial \mathcal{V}_{s,t}}{\partial N_{s,t}}$  représente la valeur marginale de l'emploi, définie par  $J_{s,t} \equiv \frac{\int_{\alpha_{s,t}^r}^{+\infty} J_{s,t}(\alpha) dG_{s,t}(\alpha)}{1 - G_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)}$ , avec  $J_{s,t}(\alpha)$  la valeur marginal d'un emploi après la réalisation du choc idiosyncratique de productivité  $\alpha$ . Comme  $J_{s,t}(\alpha) \geq 0, \forall \alpha \geq \alpha_{s,t}^r$ , la valeur moyenne de l'emploi, définie par  $J_{s,t}$ , est nécessairement positive. La condition intertemporelle de destruction d'emplois indique que les pertes actuelles ( $p_{s,t} A_{s,t} \alpha_{s,t}^r - w_{s,t}(\alpha_{s,t}^r)$ ) doivent être compensées par les gains futurs attendus générés par l'emploi. Les embauches sont basées sur l'espérance de la valeur moyenne d'un poste de travail  $J_{s,t+1}$ , car  $\alpha$  est observé après l'appariement.

En utilisant l'équation du salaire et  $\alpha \in [0, +\infty)$  quand la distribution suit une loi de distribution log-normal, le seuil de productivité d'équilibre est :

$$\alpha_{s,t}^r = \max \left\{ 0; \frac{1}{(1 - \eta_s)p_{s,t}A_{s,t}} \left[ (1 - \eta_s)b_s + \eta p_{s,t}\kappa_{s,t}\theta_{s,t} - \left( \frac{p_{s,t}\kappa_{s,t}}{q(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} \right) \right] \right\}.$$

Les CPO du programme de l'entreprise conduisent à la condition de création d'emplois intertemporelle suivante :

$$\frac{p_{s,t}\kappa_{s,t}}{q_s(\theta_{s,t})} - \lambda_{s,t} = \beta_t \left[ (1 - s_{s,t+1}) \left( p_{s,t+1}A_{s,t+1}\tilde{\alpha}_{s,t+1} - \tilde{w}_{s,t+1} + \frac{p_{s,t+1}\kappa_{s,t+1}}{q_s(\theta_{s,t+1})} - \lambda_{s,t+1} \right) \right] \quad (9)$$

Quand  $\lambda_{s,t} = 0$ , l'équilibre est le même que dans le modèle DMP. Cependant, quand  $\lambda_t > 0$ , on a  $V_{s,t} = 0$ , et la solution est contrainte à  $\theta_{s,t} = 0$  and  $N_t = (1 - s_s)(1 - G_s(\alpha_{s,t}^r))N_{s,t-1}$ .

### B.3 Identification

La résolution du modèle permet d'identifier les séquences de  $A_{s,t}$  et de  $\kappa_{s,t}$  qui sont affectées par

- les mesures de confinement, car  $A_{s,t}$  peut directement être réduite du fait de l'impossibilité de produire ou d'échanger des biens (variations de  $\bar{A}_{s,t}$ ), et
- le programme de chômage partiel, car  $\phi_t$  fait varier  $A_{s,t}$  et  $\kappa_{s,t}$ , qui les accompagnent.